

# ANÁLISE DA TRAJETÓRIA SENTIMENTAL DE ARTISTAS UTILIZANDO ANÁLISE DE SENTIMENTOS COM ABORDAGEM LÉXICA

Rayanne Giló da Silva\*  
Henrique Viana Oliveira\*\*

## RESUMO

A música é um dos meios mais antigos de expressão artística, refletindo experiências e sentimentos dos artistas. A música possui a capacidade de causar os mais diversos sentimentos nas pessoas, incluindo felicidade, raiva ou tristeza, podendo influenciar até mesmo em seu comportamento. Este trabalho tem como estudo identificar os sentimentos predominantes nas músicas de artistas, ao longo da trajetória de seus álbuns. Para isso, é utilizada uma abordagem léxica de detecção de sentimentos, através do Modelo de afeto de Russell, um modelo circular bidimensional dividido em quatro quadrantes com dois eixos cruzados. O modelo de Russell consegue detectar sentimentos básicos como alegria, raiva, tristeza e descontração; e além disso, sentimentos mais complexos derivados a partir dos sentimentos básicos. O objetivo principal do trabalho é compreender a evolução criativa e emocional de artistas ao longo de sua carreira, proporcionando uma visão mais profunda de suas obras musicais.

**Palavras-chave:** 1. Análise de Sentimentos. 2. Música 3. Abordagem Léxica.

## ABSTRACT

Music is one of the oldest means of artistic expression, reflecting the experiences and feelings of the artists. Music has the ability to cause the most diverse feelings in people, including happiness, anger or sadness, and can even influence their behavior. This work aims to identify predominant feelings in the songs of artists throughout the trajectory of their albums. For this, a lexical approach to detecting feelings is used, through Russell's Affect Model, a two-dimensional circular model divided into four quadrants with two crossed axes. Russell's model can detect basic feelings such as joy, anger, sadness and relaxation; and beyond that, more complex feelings derived from the basic feelings. The main objective of the work is to understand the creative and emotional evolution of artists throughout their career, providing a deeper insight into their musical works.

---

\* Graduanda em Bacharelado em Ciência da Computação, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará (IFCE), Aracati, Ceará, Brasil. E-mail: rgilodasilva@gmail.com

\*\* Doutor em Ciência da Computação, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará (IFCE), Aracati, Ceará, Brasil. E-mail: henrique.viana.oliveira@gmail.com

**Keywords:** Sentiment Analysis. 2. Music. 3. Lexical Approach.

## 1 INTRODUÇÃO

A música é uma forma de expressão artística, que proporciona ao artista a capacidade de expressar seus sentimentos e experiências por meio das suas melodias e letras (SHARMA et al., 2016). No decorrer do tempo, alguns artistas apresentam mudanças na maneira em que expressam esses sentimentos em suas músicas, que podem ser influenciadas por experiências de vida, eventos pessoais ou, até mesmo, transformações no cenário musical.

Diferente de outras áreas de entretenimento, a música pode ser dividida em três categorias (CHOI; SONG; KIM, 2018). O primeiro são os elementos do perfil, como gênero, artistas e compositores; o segundo é a letra da música e o terceiro é o intervalo da música. As letras das canções dos álbuns de um artista podem proporcionar uma maior compreensão de como a sua trajetória artística foi mudando ao longo do tempo. Além disso, pode auxiliar a identificar padrões nos sentimentos tratados em seus álbuns, fornecendo um maior entendimento sobre o trabalho do artista como um todo.

Computacionalmente falando, uma maneira de extrair os sentimentos de letras de canções é através da área de Análise de Sentimentos (SHUKLA; KHANNA; AGRAWAL, 2017). A Análise de Sentimentos pode ser feita em vários assuntos, como resenhas de filmes, em redes sociais como o twitter, qualquer documento de texto, comentários, declarações públicas ou em músicas.

O objetivo da Análise de Sentimentos é desenvolver métodos para classificar automaticamente a música por textos ou áudios (KIM et al., 2010). Todos sentem o efeito da música. É possível ver que os jovens adultos estão mais expostos às músicas de Michael Jackson, Pink Floyd, Eminem, Rihanna, Taylor Swift, Shakira, bem como inúmeros grupos de K-pop. Ouvir música, muitas vezes, pode fazer com que algumas pessoas se levantem e comecem a dançar, por outro lado, algumas músicas podem até fazer algumas pessoas chorarem. Nem todo mundo leva a música da mesma maneira. Para algumas pessoas, uma música pode gerar sentimentos felizes, enquanto para alguns pode evocar sentimentos negativos. A letra da música tem a capacidade de influenciar o comportamento da pessoa. Ao espionar a história, podemos ver que às vezes a música foi composta para inspirar e motivar as pessoas a fazer alguma ação específica como dançar, cantar, refletir ou se exercitar.

Para realizar a Análise de Sentimento de letras de músicas, pode-se citar duas das mais relevantes abordagens na literatura: abordagem baseada em Léxico e Aprendizado de Máquina. Ambas as abordagens geralmente classificam o sentimento de qualquer texto em sentimento de polaridade (positivo, negativo ou neutro) (ALESSIA et al., 2015). Como cada método tem suas vantagens e limitações, pesquisadores precisam verificar prudentemente a precisão da classificação para evitar agir em resultados imprecisos da análise de dados (CANHOTO; PADMANABHAN, 2015).

A Abordagem Léxica apresenta dois métodos principais (MEDHAT; HASSAN; KORASHY, 2014). O primeiro, baseado em dicionário, envolve criar uma lista inicial de palavras de sentimentos e expandi-la com sinônimos e antônimos obtidos em documentos. O segundo método utiliza o corpus, que envolve extrair a lista inicial de palavras com a ajuda do texto do corpus. Ambas as abordagens buscam pontuar palavras para determinar o sentimento predominante em um texto, com base na pontuação máxima entre categorias como positivo, negativo ou neutro.

Logo, o objetivo deste trabalho é analisar letras de músicas para extrair os sentimentos abordados pelos artistas, através de abordagem baseada em Léxico utilizando o Model de Russell (RUSSELL, 2003). Por fim, este estudo busca contribuir para uma melhor compreensão da trajetória criativa e artística de um artista por meio da análise da evolução dos sentimentos abordados nas letras de seus álbuns musicais.

O presente trabalho está estruturado em sequência. A Seção 2 apresenta a fundamentação teórica, onde serão abordados os principais conceitos e teorias sobre Música e Análise de sentimentos. A Seção 3 especifica os trabalhos relacionados, envolvendo Análise de Sentimentos e Mineração de Sentimentos. Na Seção 4 está a metodologia do trabalho, explicando o processo de coleta de dados e a categorização dos sentimentos. A Seção 5 mostra os resultados obtidos. E, por fim, a Seção 6 finaliza o trabalho com suas considerações finais e trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 Música

Definir a música não é tarefa fácil porque apesar de ser intuitivamente conhecida por qualquer pessoa, é difícil encontrar um conceito que compreenda todos os significados dessa prática. Um dos poucos consensos é que ela consiste em uma combinação de sons e de silêncios, numa sequência simultânea ou em sequências sucessivas e simultâneas que se desenvolvem ao longo do tempo. A música contém e manipula o som e o organiza no tempo<sup>0</sup>.

Segundo (CHOI; SONG; KIM, 2018), a música pode ser dividida em três características. A primeira é de elementos de perfil que compreendem o gênero musical, compositores e intérpretes; a segunda é a letra da música e por último o intervalo, que corresponde ao intervalo entre duas notas, podendo haver simultaneidade entre as notas. As pessoas tendem a ouvir tipos específicos de música quando estão em um determinado estado emocional. Entre as principais motivações (ÇANO, 2018) que levam alguém a ouvir música, estão:

- autoconsciência: ouvir música está altamente associado ao pensamento relacionado ao eu, emoções e sentimentos, absorção e escapismo, etc.
- relação social: a música envolve as pessoas em socialização e afiliação, ajudando certos indivíduos a revelar que pertencem a grupos sociais específicos.

---

<sup>0</sup> <https://pt.wikipedia.org/wiki/Música>

- regulação do humor: a música pode ajudar a entrar em um estado de humor positivo, estimular a excitação fisiológica, divertir ou entreter, etc.

Na computação, o contexto de música tende a ser acompanhado com a aplicação de inteligência artificial em algumas áreas da musicais, são elas: composição musical, modelagem de performance, teoria musical e processamento de som digital (MARQUIS; PAPINI; PRADE, 2020).

- composição musical: abarca a representação do conhecimento musical e estratégias específicas para resolver problemas. Isso engloba a análise e modelagem dos processos de composição, reconhecimento automático de estilos e autores, além do desenvolvimento de ferramentas para auxiliar compositores na produção musical
- modelagem de performance: busca representar como partituras abstratas são executadas por músicos, considerando as dimensões de interpretação e estilo do intérprete. Além disso, essa modelagem possibilita a reprodução mais realista de novas músicas de forma automática.
- teoria musical: visa criar formalismos que elucidem a estrutura e limitações dos estilos musicais, abrangendo tanto o compositor quanto a evolução geral dos estilos. Devido às múltiplas dimensões musicais, como polifonia, timbre, tom e dinâmica, os modelos teóricos precisam abarcar esses aspectos de forma coerente para uma análise consistente.
- processamento de som digital: tem como destaque o reconhecimento de recursos musicais de uma gravação. Essa área também inclui a criação de novos instrumentos com novos recursos acústicos e capacidades de desempenho e a reedição de gravações com ferramentas de computador.

Além disso, existem recomendadores de música (ÇANO, 2018) que utilizam várias estratégias de filtragem, bem como vários tipos de dados para prever os itens que devem ser mais úteis para os usuários. Os sistemas híbridos de recomendação tentam fazer previsões da preferência do usuário combinando duas ou mais técnicas básicas de filtragem, enquanto os recomendadores sensíveis ao contexto utilizam dados contextuais para atingir o mesmo objetivo.

## 2.2 Análise de Sentimentos

A Análise de Sentimentos é um campo de pesquisa nascido do Processamento de Linguagem Natural (do inglês, *Natural Language Processing* ou *NLP*), buscando detectar a subjetividade em textos, além de auxiliar na extração e classificação de opiniões e sentimentos que podem estar contidos neles. A Análise de Sentimentos estuda os sentimentos, opiniões, avaliações, apreciações e sentimentos das pessoas, contribuindo em serviços, produtos, organizações, eventos, entre outros (ALESSIA et al., 2015).

Segundo (WANKHADE; RAO; KULKARNI, 2022), existem três níveis principais de classificação: Nível de Documento, Nível de Sentença e Nível de Aspecto.

- **Nível de Documento:** A Análise de Sentimentos é feita em um documento inteiro e dela é retornada uma polaridade única. Essa análise não é muito usada pois, como desvantagem, não são capturados os vários sentimentos que podem estar contidos no documento. Pode ser utilizada para classificar páginas ou capítulos de um livro como positivo, neutro ou negativo.
- **Nível de Sentença:** Determina a polaridade de cada sentença processada e analisada, fornecendo uma opinião positiva, negativa ou neutra sobre a sentença. Esse nível de classificação está associado a classificação subjetiva. Sentenças subjetivas são compostas por opiniões dos usuários, perspectivas e opiniões sobre a sentença.
- **Nível de Aspecto:** A análise é feita nos aspectos específicos de um documento. Cada frase do documento pode conter múltiplos aspectos. Essa análise leva em consideração todos os aspectos presentes em um documento e atribui polaridade a eles, é o tipo mais detalhado de análise de sentimento. Um exemplo disso (MEDHAT; HASSAN; KORASHY, 2014) é a seguinte frase: "A qualidade da voz deste telefone não é boa, mas a duração da bateria é longa", onde na primeira frase é dada uma opinião negativa sobre o telefone (qualidade da voz não é boa), seguindo de uma opinião positiva (bateria é longa).

Fundamentalmente, existem três de tarefas dentro da área de Análise de Sentimentos, são elas: Classificação de Sentimentos, Seleção de Características e Detecção de Emoções.

- **Classificação de Sentimentos:** Segundo (WANKHADE; RAO; KULKARNI, 2022), consiste na extração de características importantes que incorporam os principais recursos do documento, para então auxiliar na identificação do sentimento. As características são:
  - Termos de frequência: É uma técnica de análise textual que conta a frequência das palavras no documento. Ela é representada por uma palavra ou  $n$ -gramas de palavras.
  - Partes do Discurso: Técnica usada para identificar adjetivos que expressam opinião no documento. Categoriza palavras como substantivos, verbos, adjetivos, etc.
  - Palavras ou frases de opinião: Identificação (BHONDE; PRASAD, 2015) de palavras ou frases que são comumente utilizadas para expressar uma opinião, por exemplo: bom, ruim, nenhum, muito, etc.
  - Negações: São palavras que podem inverter uma opinião. Algumas palavras de negação frequentemente utilizadas são: não, nunca, nem, não pode, nenhum, etc.
- **Seleção de Características:** A Seleção de Características pode ser feita com técnicas usando léxico e Aprendizado de Máquina. O primeiro utiliza de anotações humanas, como um dicionário, onde cada palavra pode ser distinguida como positiva ou negativa, e cada palavra tem um valor de peso (CHOI; SONG; KIM, 2018). O segundo compreende processos automáticos.

- **Detecção de Emoções:** A Detecção de Emoções busca identificar as emoções em documentos. Segundo (PLUTCHIK, 1980) existem oito emoções básicas e prototípicas que são alegria, tristeza, raiva, medo, confiança, desgosto, surpresa e antecipação.

A metodologia de Análise de Sentimentos, conforme se observa na Figura 1 consiste, principalmente, em obter dados de opiniões, identificar os sentimentos contidos no texto, extrair características e, por fim, realizar a classificação do sentimento (MEDHAT; HASSAN; KORASHY, 2014).

Figura 1 – Processo de Análise de Sentimentos.



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

Inúmeras metodologias podem ser aplicadas na análise de sentimentos, porém, dois grupos principais são usados. O primeiro grupo utiliza a implementação do aprendizado de máquina como abordagem. O segundo grupo faz uso do método baseado em léxico, método esse que possui uma inclinação mais linguística (MEHTA; PANDYA, 2020).

A abordagem utilizando Aprendizado de Máquina (MEDHAT; HASSAN; KORASHY, 2014) pode ser dividida em métodos de aprendizado supervisionado e não supervisionado. Os métodos supervisionados utilizam um grande número de documentos de treinamento e aprendizagem. Essa abordagem frequentemente treina os sentimentos utilizando recursos como unigramas, bigramas ou trigramas, aplicando diferentes técnicas de aprendizados supervisionado, como Máquina de Vetores de Suporte, Naïve Bayes, etc. Os métodos não supervisionados são utilizados quando é difícil encontrar esses documentos de treinamento rotulados, nesse caso se possui documentos não rotulados e o algoritmo aplicado tenta entendê-los por conta própria.

A abordagem baseada em léxico depende da busca pelo léxico de opinião, que é usado para analisar o texto. Existem dois métodos nesta abordagem. A abordagem baseada em dicionário, que depende da busca por palavras-chave de opinião e, em seguida, procura o dicionário

de sinônimos e antônimos (MEDHAT; HASSAN; KORASHY, 2014). A abordagem baseada em corpus é uma maneira de entender os sentimentos por meio de uma grande coleção de textos (corpus). Em vez de depender de um dicionário predefinido de palavras com sentimentos conhecidos, essa abordagem começa com uma lista inicial de palavras sementes com sentimentos já conhecidos. Ela analisa padrões na forma como essas palavras semente aparecem junto com outras palavras no corpus, encontrando novas palavras com sentimentos conhecidos, expandindo assim a lista inicial (BIRJALI; KASRI; BENI-HSSANE, 2021).

Também vai existir a abordagem Híbrida que se refere à combinação de técnicas de aprendizado de máquina e baseadas em léxico para análise de sentimento. Ela inclui métodos estatísticos e baseados em conhecimento para o reconhecimento de polaridade. Embora o modelo híbrido tenha um desempenho melhor do que os modelos individuais, ainda há muitas oportunidades de pesquisa disponíveis para melhorar o desempenho do modelo híbrido, ajustando e treinando o modelo (WANKHADE; RAO; KULKARNI, 2022).

### 2.3 Análise de Sentimentos em Música

A Análise de Sentimentos em músicas (ÇANO, 2018) faz a utilização de técnicas de mineração de dados ou IA em combinação com diferentes recursos, para classificar corretamente as músicas em categorias de humor com base nos tipos de emoção mais típicas que elas expressam. Identificar sentimentos em músicas, no entanto, é complexo e difícil devido à natureza subjetiva da percepção musical. As músicas são percebidas de várias maneiras por diferentes sujeitos. Outra dificuldade vem da forma heterogênea de recursos encontrados em músicas. Além do áudio, que é o componente mais importante, há também o texto (letras) e outros tipos de atributos, como instrumentação, gênero, época, etc.

As diferentes abordagens geralmente são identificadas pelas características que elas processam principalmente. Na literatura, (ÇANO, 2018) os tipos de recursos mais populares são:

- **tags:** tags sociais como “calmo”, “agridoce”, “legal”, “anos 90” e muitas outras podem ser úteis para tarefas de reconhecimento de humor, gênero ou instrumentos utilizados.
- **letras:** a análise de sentimento das letras das músicas também pode ser altamente conveniente para identificação de emoções em faixas musicais.
- **áudio:** as técnicas que trabalham com som foram as primeiras exploradas e são baseadas em recursos acústicos como coeficientes cepstrais, distribuição de energia, etc.
- **híbrido:** para obter maior precisão, alguns pesquisadores misturam vários recursos de certas maneiras e constroem soluções multimodais.

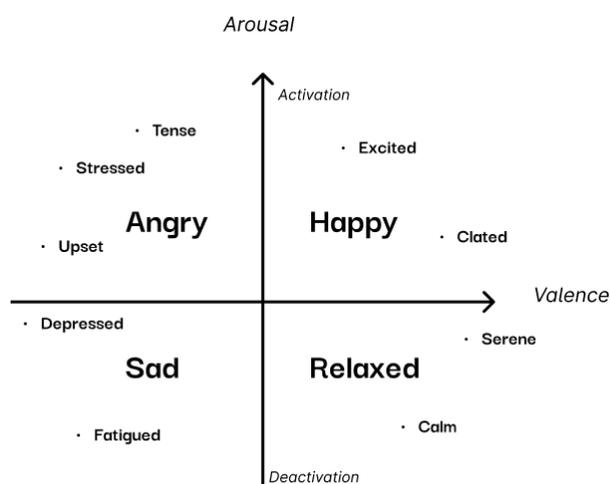
No contexto de escuta de música, uma *tag* é apenas um descritor de texto livre fornecido por qualquer usuário para descrever um objeto musical, como uma música, álbum ou artista (ÇANO, 2018). Alguns exemplos são “rock”, “pop”, “baixo”, etc. Assim como as *tags*, as letras das músicas representam outra fonte de características de alto nível. Elas são facilmente

processadas e geralmente encontradas gratuitamente. Estudos que utilizam letras de música geralmente se enquadram em duas categorias: baseadas em léxico e baseadas em corpus. As primeiras tentam prever a emotividade mapeando as palavras das letras com seus sinônimos em léxicos afetivos. As abordagens baseadas em corpus utilizam coleções de letras de música anotadas com sentimentos para treinar modelos.

Alguns psicólogos também desenvolveram modelos ou taxonomias de emoções musicais que auxiliam a compreender o problema. Kate Henver (HEVNER, 1936), uma das primeiras a realizar estudos nesse campo, propôs um modelo categórico com 66 emoções agrupadas em oito categorias. Mesmo não sendo amplamente utilizado, o modelo de Henver é considerado um ponto de partida para outros modelos. Um dos mais populares é o modelo proposto por Russell (RUSSELL, 1980), em 1980, que pode ser visto na Figura 2.

Em seu modelo circunflexo de afeto, Russell propõe que as emoções estão compreendidas em graus de *valence* (grau do prazer) e *arousal* (grau de ativação) que fazem parte de um plano bidimensional. Segundo Russell (RUSSELL, 2003), a combinação dessas duas dimensões resulta no chamado afeto central, que descreve estados de espírito, mas também é o cerne de todos os eventos ocorrentes carregados de emoção, sendo assim descritível como um único ponto no mapa de emoções. A dimensão horizontal, prazer-desprazer, varia de um extremo (por exemplo, agonia) através de um ponto neutro (nível de adaptação) até o seu extremo oposto (por exemplo, êxtase). A dimensão vertical, excitação, varia desde o sono, passando pela sonolência, por várias etapas de alerta até a excitação frenética.

Figura 2 – Modelo de afeto de Russell.



Fonte: (RUSSELL, 1980).

O modelo de Russell consegue detectar sentimentos básicos como alegria, raiva, tristeza e descontracção (*happy, angry, sad e relaxed*); e além disso, sentimentos mais complexos derivados a partir dos sentimentos básicos, como por exemplo excitação, tensão, fadiga e calma (*excited, tense, fatigued e calm*).

### 3 TRABALHOS RELACIONADOS

Nesta seção são apresentados trabalhos com o objetivo de realizar a análise de sentimentos no contexto musical. São apresentadas trabalhos com abordagens que abrangem a Léxica, o Aprendizado de Máquina e Híbrida.

No artigo de (ÇANO; MORISIO, 2017) é adotada uma abordagem utilizando palavras de conteúdo de letras e suas normas de *valence* e *arousal*, através de uma análise léxica. Este método anota cada música com uma das quatro categorias de emoções do modelo de Russell, e também constrói *MoodyLyrics*, um grande conjunto de dados de letras disponível para uso público. No trabalho foi usado um léxico que mistura palavras de bases de dados como *WordNet*, *WordNet-Affect* e *ANEW* para encontrar o quadrante a que cada música pertence, com base no modelo bidimensional de Russell, através das normas de *valence* e *arousal*. O objetivo principal foi explorar até que ponto as anotações de sentimentos das letras podem ser baseadas em palavras de conteúdo e métodos léxicos de anotação de sentimento concordam com anotações subjetivas, manuais ou baseadas em *tags*.

Já no artigo de (NASKAR et al., 2016) foram analisados os sentimentos derivados das conversas que ocorrem nas redes sociais. O objetivo foi identificar sentimentos dos usuários das redes sociais por meio de suas conversas. Foi realizado um estudo para determinar se os usuários de redes sociais (em particular o *Twitter*) tendem a se reunir de acordo com a semelhança de seus sentimentos. Na estrutura proposta pelo trabalho é utilizado um dicionário lexical, o *ANEW*, para identificar sentimentos associados a uma mensagem de acordo com o modelo de Russell. Foi então projetado um mecanismo de modelagem de tópicos chamado *Sent\_LDA*, que permite encontrar a distribuição dos temas numa conversa geral e associar os temas às emoções. Por fim, foram detectadas comunidades na rede de acordo com a densidade e frequência das mensagens entre os usuários, e comparados os sentimentos das comunidades usando o modelo de Russell.

Diferente das duas abordagens anteriores, o trabalho de (GÓMEZ; CÁCERES, 2018) aplica uma abordagem utilizando Aprendizado de Máquina, para deduzir relações entre sentimentos e música, utilizando um método de análise de sentimento baseado em mineração de dados. Em particular, diferentes características musicais são extraídas (como ritmo e timbre) e classificadas para analisar a influência de alguns parâmetros sobre as emoções humanas. Neste processo, algoritmos de mineração de dados como *Random k-Labelsets* e *Multi-Label k-Nearest Neighbours* foram essenciais para a execução da proposta.

Ainda seguindo uma abordagem de Aprendizado de Máquina, em (XIA; WANG; WONG, 2008) foi aplicada uma abordagem de classificação *VSM* (*Vector Space Model*) que levam em consideração quatro problemas referentes à classificação de texto : 1) Muitas palavras nas letras das músicas na verdade, contribuem pouco para o sentimento; 2) Substantivos e verbos usados para expressar sentimentos são ambíguo; 3) Negações e modificadores em torno das palavras-chave de sentimento tornam-se particularmente grandes contribuições para o sentimento; 4) A letra da música é geralmente muito curta. Para resolver esses problemas, um modelo de espaço vetorial de sentimento (*s-VSM*) é proposto para representar o documento da letra da música.

Os experimentos preliminares mostraram que o modelo *s-VSM* supera o modelo *VSM* na tarefa de classificação de sentimento de música baseada em letras.

Por fim, o trabalho proposto por (KIM; YI, 2019) apresenta um modelo híbrido de classificação de letras para detectar conteúdos inapropriados para adolescentes. Existem dois tipos de letras inadequadas para adolescentes: (1) letras com palavras inadequadas e (2) letras com conteúdo impróprio com base no contexto semântico. Para resolver o primeiro problema, foi proposto  $\log CD_{\alpha}$  como um método para gerar um léxico de palavras inadequadas. Além disso, para lidar com a segunda questão, foi proposto um modelo de classificação híbrido que combina  $\log CD_{\alpha}$  com um modelo baseado em *RNN* (*Recurrent Neural Network*). O modelo híbrido composto por um modelo de verificação de léxico e um modelo de verificação de contexto alcançou o desempenho mais alto entre todos os modelos examinados, destacando a eficácia da combinação dos modelos para atingir especificamente cada um dos dois tipos de letras inadequadas.

#### 4 METODOLOGIA

Este trabalho tem como metodologia fazer uso de uma abordagem léxica para realizar a Análise de Sentimentos em álbuns musicais de um artista, utilizando como referência as letras encontradas no site Letras<sup>1</sup>. Fundamentalmente, este trabalho tem como objetivo a Detecção de Sentimentos das letras contidas em álbuns musicais. Possui como proposta analisar primeiramente as letras das músicas individualmente e depois o álbum completo, para então traçar a trajetória sentimental do artista ao longo de seus álbuns.

O projeto possui as seguintes etapas, como pode ser observado na Figura 3. Elas vão consistir na (i) coleta de dados do site Letras, (ii) pré-processamento dos dados, (iii) modelo de sentimentos, (iv) a análise dos dados utilizando um modelo de classificação e, por fim, (vi) a visualização dos dados.

Figura 3 – Fluxograma da Metodologia Proposta.



Fonte: Elaborada pelos autores.

A principal ideia dessa análise é identificar os principais sentimentos contidos no trabalho de um artista musical, usando como base as letras presentes em seus álbuns. Esse trabalho utilizará *Python* como linguagem principal. *Python* é uma linguagem de programação de código aberto e multiplataforma muito utilizada em Ciência de Dados, Aprendizado de Máquina, em Desenvolvidores de Softwares, e em aplicações *web*.

<sup>1</sup> <https://www.letras.mus.br/>

## 4.1 Coleta de Dados

Para a coleta de dados foi aplicada a técnica de *web scraping* que é o processo de extração de informações na *web* de forma automatizada. O *web scraping* consiste na escrita de um programa ou no uso de ferramentas que navegam pela estrutura de um site e recupera dados relevantes. Neste trabalho, foi utilizado o *framework* de código aberto do *Python* especializado em *web scraping*, o *Scrapy*<sup>2</sup>.

O *Scrapy* disponibiliza diversas ferramentas que possibilitam a navegação dos sites, nesse caso deste trabalho, o site Letras. Para o *script* criado é dado um *link* do álbum desejado e dado também o nome do álbum, com isso ele segue o fluxo dos *links* das músicas do álbum, extrai as letras das páginas das músicas e, no final, escreve esses dados em um arquivo CSV (*Comma-separated values*) estruturado. A escolha do site Letras se deu por ele possuir um extenso acervo musical de vários artistas, incluindo lista alfabética de músicas e álbuns musicais. As letras das músicas são postadas por usuários e, posteriormente, revisadas por outros usuários.

O formato dos *dataframes* gerados pelo *web scraping* do site Letras consiste em cinco colunas, com *album\_name* (nome do álbum), *track\_title* (título da música), *track\_n* (número da música), *lyric* (letra) e *line* (número da linha), como pode ser visto na Figura 4.

Como objeto de estudo, foram coletados os dez álbuns musicais pertencentes à artista Taylor Swift, uma das cantoras pop mais famosas da atualidade. Seu notável percurso iniciado no cenário da música *country*, com o álbum *Taylor Swift* em 2006, migrando para o *pop* em 2012 com o álbum *Red* e passeando por estilos como *rock* alternativo e *folk* no álbum *Folklore* em 2020, torna-a uma figura interessante para análise. Além disso, seu trabalho frequentemente aborda temas mais pessoais que exploram estados emocionais como como amor, perda, superação, entre outros.

## 4.2 Pré-processamento

Com esses dados coletados, é realizada a etapa de pré-processamento. Vale ressaltar que este trabalho foi desenvolvido utilizando o *Google Colab*<sup>3</sup> e *Python*, as principais bibliotecas utilizadas foram *nlk*<sup>4</sup> e *pandas*<sup>5</sup>. Essas bibliotecas auxiliam na manipulação dos *dataframes*, além de auxiliar na remoção de palavras de parada (do inglês, *stopwords*), na tokenização e na redução de palavras flexionadas.

Primeiramente, é realizada a tokenização das tabelas, que consiste na divisão do texto, especificamente a coluna *lyric*, em *tokens* (ver Figura 5). No contexto de Processamento de Linguagem Natural, tokenização é a divisão do texto em partes menores, os *tokens*. Normalmente, o texto é separado em palavras (unigrama), porém também pode ser dividido em várias palavras

<sup>2</sup> <https://scrapy.org/>

<sup>3</sup> Plataforma do google de computação em nuvem, qual permite a execução de código python. Link de acesso: <https://colab.research.google.com/>

<sup>4</sup> Biblioteca Python de processamento de linguagem. Link de acesso: <https://www.nltk.org/>

<sup>5</sup> Biblioteca Python para a manipulação de dados. Link de acesso: <https://pandas.pydata.org/>

Figura 4 – *Dataframe* gerado pelo *Scrapy*.

	album_name	track_title	track_n	lyric	line
0	red (taylor version)	State Of Grace	1	walk	1
1	red (taylor version)	State Of Grace	1	fast	1
2	red (taylor version)	State Of Grace	1	traffic	1
3	red (taylor version)	State Of Grace	1	light	1
4	red (taylor version)	State Of Grace	1	busy	2
...	...	...	...	...	...
4597	red (taylor version)	The Very First Night	29	away	54
4598	red (taylor version)	The Very First Night	29	take	54
4599	red (taylor version)	The Very First Night	29	away	54
4600	red (taylor version)	The Very First Night	29	take	55
4601	red (taylor version)	The Very First Night	29	away	55

4602 rows × 5 columns

Fonte: Elaborada pelos autores.

ou  $n$ -gramas. A tokenização facilita o processamento e a análise de texto, pois as palavras passam a ser tratadas como unidades distintas e separadas.

Figura 5 – *Dataframe* antes da tokenização e limpeza da coluna *lyric*.

	album_name	track_title	track_n	lyric	line
0	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	(Meet me at midnight)	1
1	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	(Oh, oh, oh)	2
2	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	(Oh, oh, oh)	3
3	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	(Oh, oh, oh)	4
4	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	(Woah, woah, woah, woah, woah)	5
...	...	...	...	...	...
1182	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	Karma is my boyfriend	58
1183	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	Karma is a god	59
1184	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	Karma is my bestie (mm)	60
1185	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	Karma's a relaxing thought	61
1186	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	Karma's gonna hold you down	62

1187 rows × 5 columns

Fonte: Elaborada pelos autores.

Posteriormente, é feita a remoção de caracteres especiais e palavras que são comumente usadas e não trazem muita informação sobre o conteúdo de um texto, como por exemplo:

*stopwords* e palavras como “oh”, “yeah”, “mmm”, muito usadas em letras musicais. Por exemplo a frase “(Meet me at midnight)” foi reduzida a (“meet”, “midnight”), pois tanto “me” quanto “at” não transmitem significados específicos e não serão usados na análise. Além disso, foi feita a remoção do caractere especial “()”, que por sua vez, não terá peso na análise.

Figura 6 – *Dataframe* após a tokenização e a limpeza coluna *lyric*.

	album_name	track_title	track_n	lyric	line
0	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	meet	1
1	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	midnight	1
2	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	star	6
3	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	ceiling	6
4	midnights (the til dawn edition)	Lavender Haze	1	dont	7
...	...	...	...	...	...
3899	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	relax	61
3900	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	thought	61
3901	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	karma	62
3902	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	go	62
3903	midnights (the til dawn edition)	Karma (Remix) (feat. Ice Spice)	23	hold	62

3904 rows × 5 columns

Fonte: Elaborada pelos autores.

Também é feita a conversão das letras e a lematização. A conversão das letras consiste em padronizar as letras em minúsculas a fim de evitar a redundância e permitir a contagem correta da frequência das palavras. Já a lematização é um processo linguístico que envolve a redução das palavras derivadas a sua forma base, por exemplo, a palavra “*running*” é reduzida para “*run*”, a palavra “*better*” é transformada para “*good*” (ver Figura 6).

A Análise de Sentimentos é feita com o dicionário léxico NRC-VAD<sup>6</sup>. O dicionário conta com uma lista de palavras em inglês, totalizando 19.838 termos. Ele é dividido em três valores principais: *valence* (agradabilidade do estímulo), *arousal* (intensidade da emoção provocada) e *dominance* (grau de controle exercido pelo estímulo) associado a cada palavra (ver Figura 7). Neste trabalho, usaremos apenas os valores referentes de *valence* e *arousal* para o cálculo dos sentimentos baseados no modelo de afeto de Russell.

### 4.3 Elaboração do Modelo de Sentimentos

Para a representação do modelo de Russell, foram utilizadas coordenadas fixas mapeadas dentro de um espaço bidimensional com base nos valores de *valence* (valência) e *arousal* (excitação), medindo se emoção é positiva ou negativa e o quão forte ela é, respectivamente.

Os valores de *valence* variam de 0 (desagradável) para 1 (agradável) e *arousal* variam de 0 (sonolento) até 1 (acordado). Com isso, baseando-se no trabalho de (NASKAR et al., 2016),

<sup>6</sup> <https://saifmohammad.com/WebPages/nrc-vad.html>

Figura 7 – Dicionário NRC-VAD.

	Word	valence	arousal	dominance
0	aaaaaaah	0.479	0.606	0.291
1	aaaah	0.520	0.636	0.282
2	aardvark	0.427	0.490	0.437
3	aback	0.385	0.407	0.288
4	abacus	0.510	0.276	0.485
...	...	...	...	...
19834	zoo	0.760	0.520	0.580
19835	zoological	0.667	0.458	0.492
19836	zoology	0.568	0.347	0.509
19837	zoom	0.490	0.520	0.462
19838	zucchini	0.510	0.321	0.250
19839 rows × 4 columns				

Fonte: Elaborada pelos autores.

são usadas quatro regiões (*Happy, Sad, Angry, Relaxed*), juntamente com dezesseis palavras de sentimentos que estão na periferia do círculo, cada uma rotulada com um nome específico. Segue abaixo os valores para cada sentimento sendo o par (*valence, arousal*):

- **Happy:** *alert* (0.6, 0.9), *excited* (0.7, 0.8), *elated* (0.8, 0.7), *happy* (0.9, 0.6).
- **Sad:** *bored* (0.4, 0.1), *depressed* (0.3, 0.2), *unhappy* (0.2, 0.3), *sad* (0.1, 0.4).
- **Angry:** *upset* (0.1, 0.6), *stressed* (0.2, 0.7), *nervous* (0.3, 0.8), *tense* (0.4, 0.9).
- **Relaxed:** *contented* (0.9, 0.4), *serene* (0.8, 0.3), *relaxed* (0.7, 0.2), *calm* (0.6, 0.1).

A elaboração dos quadrantes foi baseada no trabalho de (ÇANO; MORISIO, 2017). Se considerarmos  $A_t$  como um valor de corte no plano bidimensional para o *arousal* (neste trabalho esse valor é 0.5) e  $V_t$  como um valor de corte no plano bidimensional para a *valence* (neste trabalho esse valor é 0.5), então podemos dividir plano bidimensional como mostrado na Tabela 1.

- **Quadrante Happy:** Área onde o *arousal* ( $A$ ) é maior que 0.5 ( $A_t$ ) e a *valence* ( $V$ ) é maior que 0.5 ( $V_t$ ).
- **Quadrante Angry:** A área onde  $A$  é maior que 0.5 ( $A_t$ ) e  $V$  é menor que 0.5 ( $V_t$ ).

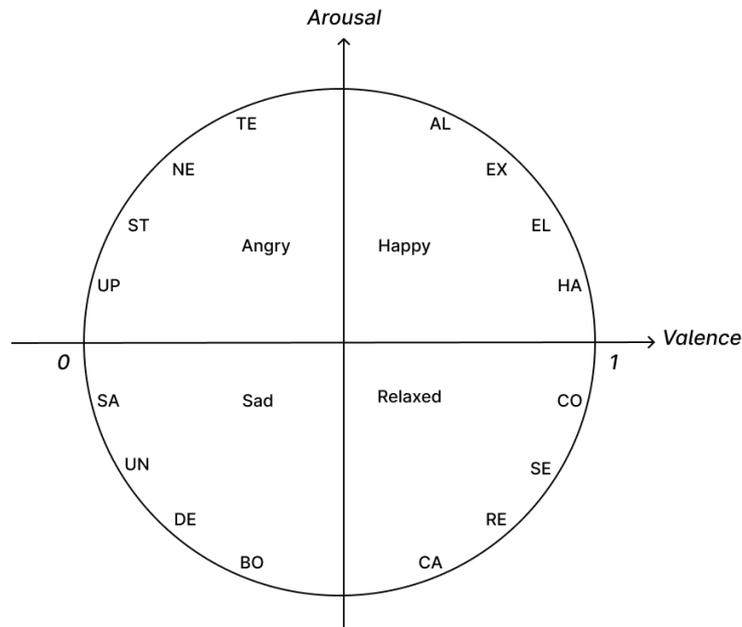
Tabela 1 – Categorização dos Quadrantes.

Valores de $A$ e $V$	Quadrante
$A > A_t$ e $V > V_t$	<i>Happy</i>
$A > A_t$ e $V \leq V_t$	<i>Angry</i>
$A \leq A_t$ e $V \leq V_t$	<i>Sad</i>
$A \leq A_t$ e $V > V_t$	<i>Relaxed</i>

- **Quadrante Sad:** Área onde  $A$  é menor que 0.5 ( $A_t$ ) e  $V$  é menor que 0.5 ( $V_t$ ).
- **Quadrante Relaxed:** Área onde  $A$  é menor que 0.5 ( $A_t$ ) e  $V$  é maior que 0.5 ( $V_t$ ).

Os sentimentos são divididos de maneira proporcional no modelo de afeto de Russell (ver Figura 8) e são usadas para identificar o rótulo de sentimento encontrado em cada *token* da música, conforme os valores encontrados no dicionário léxico NRC-VAD para *valence* (eixo  $x$ ) e *arousal* (eixo  $y$ ). É calculada a distância euclidiana com os valores de cada token para encontrar o sentimento mais próximo nos quadrantes. Por exemplo, o token (“do”) possui os valores 0.67 e 0.548, para o eixo  $x$  e  $y$  respectivamente; ele está dentro da região **Happy** e o seu sentimento associado é *elated* (EL).

Figura 8 – Representação do Model de afeto de Russell.



Fonte: (NASKAR et al., 2016). Onde, AL: *alert*, EX: *excited*, EL: *elated*, HA: *happy*, CO: *contented*, SE: *serene*, RE: *relaxed*, CA: *calm*, BO: *bored*, DE: *depressed*, UN: *unhappy*, SA: *sad*, UP: *upset*, ST: *stressed*, NE: *nervous*, TE: *tense*.

#### 4.4 Análise de Sentimentos

A etapa de Análise de Sentimentos tem como objetivo compreender a expressão emocional contida nas letras das músicas do artista. Utilizando uma abordagem léxica, esse processo se

baseia na identificação e atribuição de sentimentos às palavras encontradas nas letras. O método empregado envolve a associação de palavras-chave a valores emocionais de *valence* e *arousal*, que, por sua vez, são mapeados em um modelo bidimensional, seguindo a proposta de Russell.

Realizado o processo de tokenização, é feita a classificação dos *tokens* presentes na coluna *lyric*, utilizando o dicionário NRC-VAD. Para cada palavra, é feita uma comparação com o dicionário, onde, caso exista, é atribuído os valores de *valence* e *arousal* em outra tabela, realizado o cálculo do sentimento e aplicada a métrica da distância euclidiana para determinar a localização da palavra dentro do espaço emocional proposto pelo modelo de sentimentos. Descoberto o sentimento mais próximo dos valores, é atribuída à palavra um sentimento e um quadrante. Caso não exista a palavra no dicionário léxico, é retornado “n/a” no lugar do sentimento, indicando que ele não existe.

Com esses valores é construído uma nova tabela para cada álbum, possuindo as seguintes colunas: *Sentence ID* (ID da Sentença), *Album Name* (Nome do álbum), *Track Title* (Título da música), *Sentence* (Sentença), *Quadrant* (Quadrante), *Sentiment* (Sentimento). Ela é preenchida não apenas com os valores de *valence* e *arousal*, mas também com a palavra analisada e categorização emocional de cada palavra (Ver Figura 9).

Figura 9 – Tabela de Análise de Sentimentos.

Sentence ID	Album Name	Track Title	Sentence	Valence	Arousal	Dominance	Quadrant	Sentiment	# Words Found	Found Words	All Words
0	1	folklore (deluxe edition)	the 1	good	0.938	0.388	0.534	Relaxed	contented	1	[good] [good]
1	2	folklore (deluxe edition)	the 1	new	0.917	0.480	0.582	Relaxed	contented	1	[new] [new]
2	3	folklore (deluxe edition)	the 1	shit	0.000	0.678	0.294	Angry	upset	1	[shit] [shit]
3	4	folklore (deluxe edition)	the 1	say	0.571	0.310	0.482	Relaxed	relaxed	1	[say] [say]
4	5	folklore (deluxe edition)	the 1	yes	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0	NaN [yes]
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2431	2432	folklore (deluxe edition)	the lakes	cry	0.133	0.627	0.255	Angry	upset	1	[cry] [cry]
2432	2433	folklore (deluxe edition)	the lakes	set	0.521	0.482	0.830	Relaxed	serene	1	[set] [set]
2433	2434	folklore (deluxe edition)	the lakes	without	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0	NaN [without]
2434	2435	folklore (deluxe edition)	the lakes	muse	0.780	0.380	0.509	Relaxed	serene	1	[muse] [muse]
2435	2436	folklore (deluxe edition)	the lakes	without	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0	NaN [without]

Fonte: Elaborada pelos autores.

Após a classificação dos sentimentos com base no modelo de Russell para cada *token*, avança-se para a criação de uma nova tabela que resume a distribuição dos sentimentos por álbum. Esta tabela é composta por contagens individuais de cada sentimento encontrado nas músicas de cada álbum, proporcionando uma visão consolidada dos sentimentos expressos ao longo do álbum (ver Figura 10). Ela consiste nas colunas *ID* (identificador), *track\_title* (título da faixa), *number\_lines* (número de linhas), e uma coluna para cada sentimento, são eles: *alert* (alerta), *excited* (animado), *elated* (eufórico), *happy* (feliz), *bored* (entediado), *depressed* (deprimido), *unhappy* (infeliz), *sad* (triste), *upset* (chateado), *stressed* (estressado), *nervous* (nervoso), *tense* (tenso), *contented* (contente), *serene* (sereno), *relaxed* (relaxado), *calm* (calmo), e incluindo n/a que seria não encontrado.

Além disso, para obter uma visão holística dos sentimentos ao longo da discografia do

Figura 10 – Tabela de contagem geral de sentimentos de um álbum.

id	album_name	track_title	number_lines	alert	excited	elated	happy	contented	serene	...	calm	bored	depressed	unhappy	sad	upset	stressed	nervous	tense	n/a	
0	1	folklore (deluxe edition)	the 1	147	1	4	9	7	8	23	...	2	1	8	1	1	3	3	6	2	48
1	2	folklore (deluxe edition)	cardigan	170	1	6	10	7	5	32	...	10	1	11	2	2	4	3	1	1	55
2	3	folklore (deluxe edition)	the last great american dynasty	171	0	8	7	21	5	18	...	6	2	2	2	0	9	4	3	0	40
3	4	folklore (deluxe edition)	exile (feat. Bon Iver)	232	0	2	8	4	9	60	...	8	7	9	4	0	3	7	7	0	72
4	5	folklore (deluxe edition)	my tears riochet	135	1	1	12	6	6	19	...	2	0	9	4	2	10	11	9	1	20
5	6	folklore (deluxe edition)	mirrorball	123	0	5	22	8	2	14	...	0	6	4	3	3	0	6	4	0	30
6	7	folklore (deluxe edition)	seven	105	1	0	7	10	4	19	...	6	3	6	3	0	1	4	3	0	19
7	8	folklore (deluxe edition)	august	187	0	6	13	8	15	27	...	1	4	21	7	0	5	3	6	0	47
8	9	folklore (deluxe edition)	this is me trying	102	0	1	22	2	1	15	...	3	1	6	4	1	1	5	7	0	20
9	10	folklore (deluxe edition)	illicit affairs	132	1	6	10	5	10	17	...	3	5	5	4	0	5	9	8	0	23
10	11	folklore (deluxe edition)	invisible string	147	0	2	10	13	7	33	...	5	3	11	6	0	3	6	1	0	24
11	12	folklore (deluxe edition)	mad woman	162	1	6	8	9	3	30	...	4	0	8	1	1	3	13	21	0	33
12	13	folklore (deluxe edition)	epiphany	80	0	0	2	2	7	19	...	0	3	3	3	0	0	6	1	1	13
13	14	folklore (deluxe edition)	betty	180	0	8	14	6	5	38	...	3	5	13	1	3	6	6	4	0	30
14	15	folklore (deluxe edition)	peace	140	0	3	7	8	6	39	...	12	1	12	0	4	4	1	8	1	26
15	16	folklore (deluxe edition)	hoax	109	1	1	7	4	5	11	...	5	1	13	3	8	4	6	9	0	24
16	17	folklore (deluxe edition)	the lakes	114	0	1	5	12	3	24	...	1	1	6	3	0	7	4	2	0	22

Fonte: Elaborada pelos autores.

artista, é criada uma última tabela (ver Figura 11). Esta tabela abrange todos os álbuns do artista e representa o somatório das contagens de sentimentos em cada categoria emocional, considerando todas as músicas e álbuns analisados. Ela oferece uma visão geral dos sentimentos predominantes na totalidade da discografia do artista, destacando os sentimentos mais frequentes em toda a sua obra. Essa abordagem comparativa entre álbuns individuais e a síntese de todas as músicas permite identificar tendências emocionais consistentes ao longo da carreira do artista.

Ao ser finalizada a tabela consolidada, foi observada inicialmente uma tendência marcante, na qual os sentimentos *relaxed* e *serene* se destacaram de maneira proeminente nos álbuns da artista Taylor Swift.

Figura 11 – Tabela de contagem geral de sentimentos da artista.

id	album_name	number_lines	alert	excited	elated	happy	contented	serene	relaxed	calm	bored	depressed	unhappy	sad	upset	stressed	nervous	tense	n/a	
0	1	taylor swift	1902	2	33	141	155	108	285	277	70	40	143	21	21	43	57	41	0	467
1	2	fearless (taylor version)	3810	35	51	278	280	148	594	573	144	102	303	95	49	59	98	70	9	1044
2	3	speak now (taylor's version)	4267	23	96	323	313	126	683	661	131	92	304	135	59	68	133	128	10	982
3	4	red (taylor version)	4602	26	73	384	308	188	784	761	145	75	306	97	59	61	158	113	13	1041
4	5	1989 (taylor's version)	4511	16	67	341	316	215	611	643	129	135	313	84	46	118	174	212	22	1069
5	6	reputation	3207	29	135	325	229	146	528	401	68	69	227	62	43	82	100	95	3	865
6	7	lover	3333	23	65	298	182	206	535	474	83	39	204	49	49	78	118	77	6	851
7	8	folklore (deluxe edition)	2436	7	60	173	132	101	438	370	71	44	147	51	25	68	97	100	6	546
8	9	evermore (deluxe edition)	2859	11	67	208	190	115	517	396	96	64	206	79	41	88	126	53	15	587
9	10	midnights (the til dawn edition)	3904	15	130	337	274	134	704	506	123	56	232	77	30	92	219	140	14	821

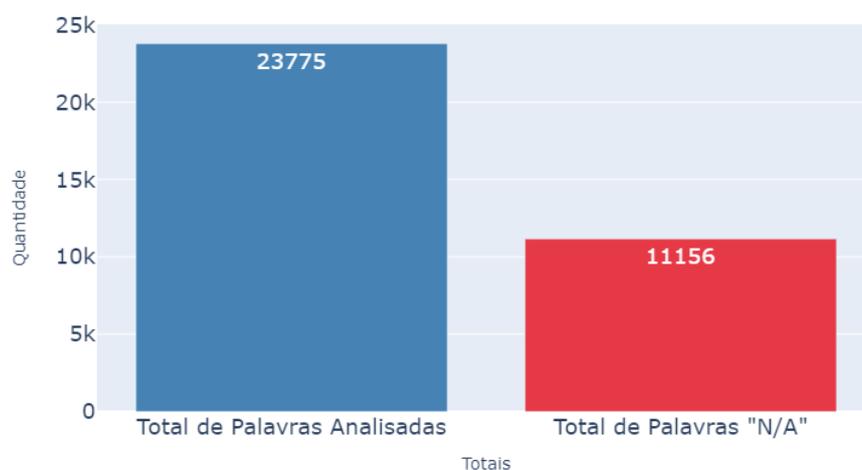
Fonte: Elaborada pelos autores.

Posteriormente, ao realizar a contagem minuciosa das palavras e seus sentimentos correspondentes, tornou-se evidente que essa predominância estava intrinsecamente ligada à repetição frequente de certos termos nas letras das músicas. Essa recorrência de palavras específicas exerceu uma influência notável nos resultados, promovendo uma ênfase ampliada dos sentimentos relaxados e serenos. Essa constatação ressalta a importância crucial de considerar o impacto dessa repetição vocabular para uma análise mais precisa e balanceada dos sentimentos transmitidos ao longo da obra do artista.

## 5 RESULTADOS

Nesta seção, serão apresentados os resultados derivados da metodologia aplicada para a identificação e categorização dos sentimentos expressos nos álbuns musicais. Na Figura 12 é apresentado a quantidade total de unigramas analisados (23.775), presentes ao longo de 10 álbuns, totalizando 201 músicas. Observa-se um total de 11.156 palavras classificadas como “n/a” pela análise. Essas palavras são aquelas que não foram categorizadas pois não haviam correspondentes no dicionário léxico NRC-VAD, portanto, desconsideradas durante a classificação.

Figura 12 – Total de unigramas analisados.



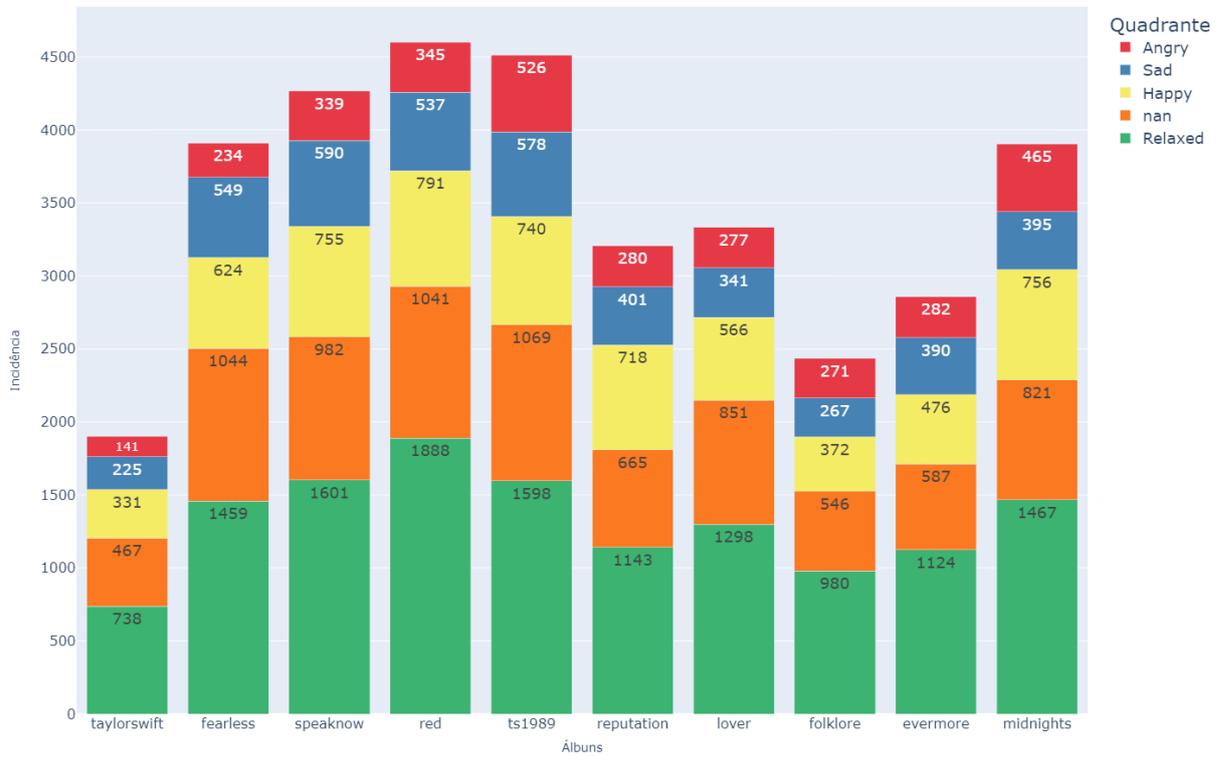
Fonte: Elaborada pelos autores.

Na Figura 13 é possível observar a proporção dos dados classificados. Nota-se que a artista escolhida manteve uma proporção parecida em todos seus álbuns, mantendo o quadrante **Angry** com a menor incidência, seguido de **Sad**, **Happy**, e sendo o **Relaxed** com a maior quantidade de ocorrências. Mostrando uma diferença nos álbuns *Folklore* e *Midnights*, onde o quadrante **Sad** teve menos incidência. O pico foi encontrado no álbum *Red*, com um total de 1.888 unigramas classificados.

Uma discrepância notável é evidenciada no quadrante **Relaxed**, o qual destoa em quantidade em comparação aos demais. Enquanto os demais valores se mantêm abaixo de 1.000, o índice para **Relaxed** ultrapassa a casa dos 1.000 em todos os álbuns, mantendo-se com a maior incidência entre os quadrantes. Para investigar essa disparidade, realizou-se uma contagem detalhada das ocorrências de palavras e seus sentimentos correspondentes. A representação gráfica da Figura 14 ilustra a frequência no álbum *Red*. É possível observar que termos como “go”, “get”, “know” e “come”, que não necessariamente representa um sentimento, contribuíram significativamente para a discrepância do quadrante **Relaxed** em relação aos demais.

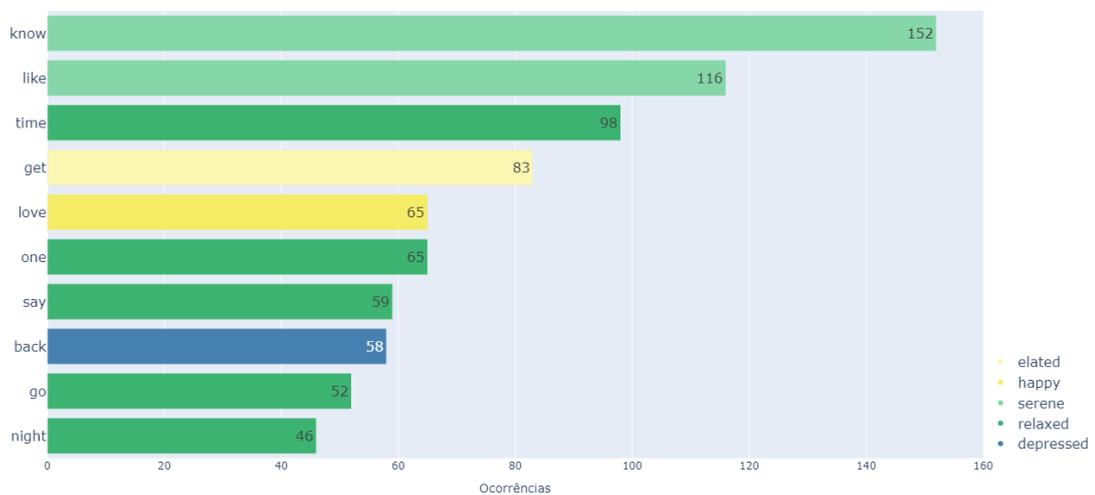
Para fim de comparação, foi analisado o álbum de outro artista. O álbum escolhido foi o *Music To Be Murdered By* do artista Eminem, lançado em 2020. Eminem é um *rapper* americano e esse álbum é do gênero *hip-hop*, possuindo um total de 20 músicas. O *Music To Be Murdered By* traz diversas temáticas, como temáticas sociais, políticas, assim como questões sobre a fama e a indústria musical. Em relação ao álbum *Red* da artista Taylor Swift, o *Music To Be Murdered By*

Figura 13 – Proporção de unigramas relacionados aos sentimentos analisados.



Fonte: Elaborada pelos autores.

Figura 14 – Ocorrência de palavras no álbum Red.

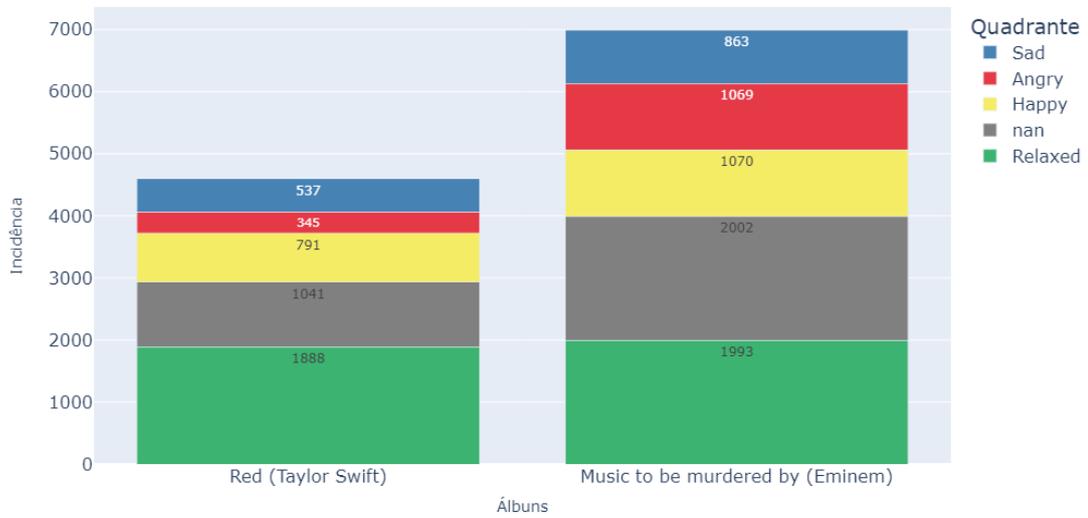


Fonte: Elaborada pelos autores.

do artista Eminem trouxe um maior número de unigramas classificados como **Angry**, chegando a quase ultrapassar o quadrante **Happy**, diferente do álbum *Red*. A quantidade de classificados como **Relaxed** continuou desproporcional em relação aos outros álbuns, como pode ser visto na Figura 15.

Por fim, foi elaborado um gráfico de pizza, conforme a Figura 16, para um resumo abrangente dos sentimentos predominantes em toda a discografia da artista. Esta representação visual condensa os sentimentos identificados em todos os álbuns analisados, oferecendo uma

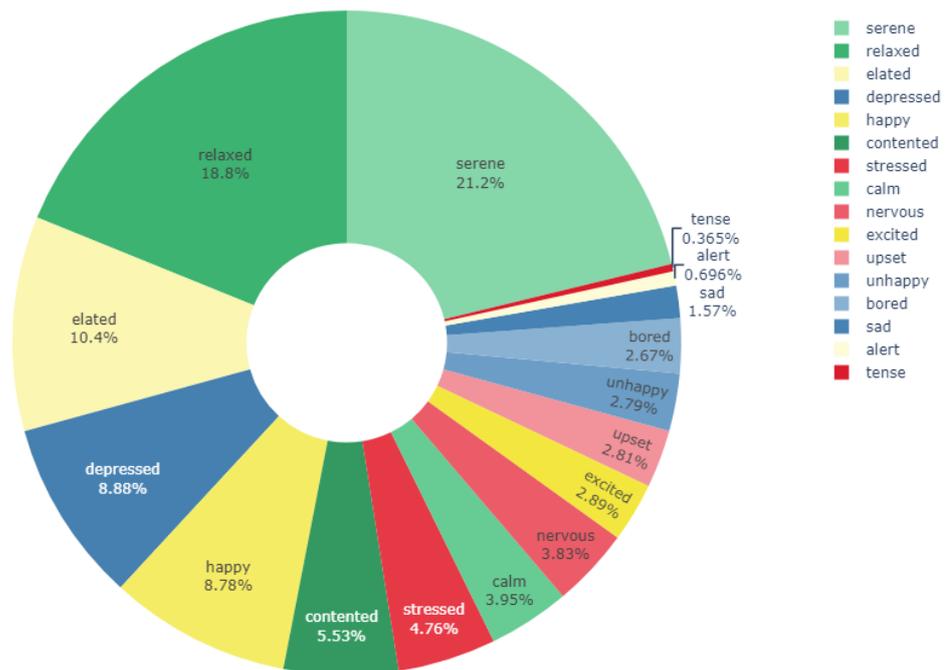
Figura 15 – Comparação do álbum *Red* com o álbum *Music To Be Murdered By*.



Fonte: Elaborada pelos autores.

visão geral dos sentimentos mais frequentes ao longo de sua obra musical. Pode-se observar ao todo, o trabalho da artista possui como principais sentimentos a *serene* (21,2%), seguida de *relaxed* (18,8%), *elated* (10,4%) e *depressed* (8,88%), levando em consideração que seu trabalho consiste nos gêneros *pop* e *country*. Os sentimentos que menos apareceram foram *tense* (0,36%), *alert* (0,69%), *sad* (1,57%), *bored* (2,67%) e *unhappy* (2,79%).

Figura 16 – Resumo dos sentimentos da artista Taylor Swift.



Fonte: Elaborada pelos autores.

## 6 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou um modelo de Análise de Sentimentos baseado em Léxico para detectar sentimentos em álbuns musicais. O modelo propõe auxiliar na identificação dos sentimentos gerais que compõem o trabalho de um artista, utilizando como dado as letras de suas músicas.

Ao longo deste estudo, foram coletados dados de letras musicais do site Letras por meio de um *script*<sup>7</sup> em *Python* utilizando a técnica de *web scraping* e posteriormente, desenvolvido um *script* em *Python* no *Google Colab*<sup>8</sup>, capaz de realizar a categorização dessas letras no formato de unigrama, utilizando o modelo de Russell. Os resultados obtidos neste trabalho indicam um desempenho positivo. O modelo consegue identificar os sentimentos presentes em letras musicais.

No decorrer deste trabalho foram encontradas algumas dificuldades, uma delas é a limitação da abordagem léxica, que possui uma quantidade finita de palavras e a categorização ser específica da palavra, o que influencia o sentimento geral da música. A outra dificuldade se encontra na alta repetição de palavras que contribuem muito pouco para o sentimento da música e que acabou influenciando na alta ocorrência do quadrante **Relaxed** durante a categorização, já que são palavras extremamente comuns.

Como trabalhos futuros, propõe-se a melhoria da categorização com o tratamento das palavras que possuem uma alta taxa de repetição, além da criação de uma página *web*, onde se disponibiliza o *link* do álbum e nele retorna os sentimentos que compõem o álbum. Também é possível a adição de outras abordagens, como por exemplo, Aprendizado de Máquina e abordagem Híbrida para melhorar a categorização dos sentimentos presentes em álbuns musicais.

## REFERÊNCIAS

- ALESSIA, D. et al. Approaches, tools and applications for sentiment analysis implementation. **International Journal of Computer Applications**, Citeseer, v. 125, n. 3, 2015.
- BHONDE, S. B.; PRASAD, J. R. Sentiment analysis-methods, applications & challenges. **International Journal of Electronics Communication and Computer Engineering**, International Journal of Electronics Communication and Computer Engineering . . . , v. 6, n. 6, p. 634, 2015.
- BIRJALI, M.; KASRI, M.; BENI-HSSANE, A. A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends. **Knowledge-Based Systems**, Elsevier, v. 226, p. 107134, 2021.
- CANHOTO, A. I.; PADMANABHAN, Y. ‘we (don’t) know how you feel’–a comparative study of automated vs. manual analysis of social media conversations. **Journal of Marketing Management**, Taylor & Francis, v. 31, n. 9-10, p. 1141–1157, 2015.
- ÇANO, E. Text-based sentiment analysis and music emotion recognition. **arXiv preprint arXiv:1810.03031**, 2018.

<sup>7</sup> <https://github.com/rayannegsilva/scrapy-letras>

<sup>8</sup> <https://github.com/rayannegsilva/codigo-tcc>

ÇANO, E.; MORISIO, M. Moodylyrics: A sentiment annotated lyrics dataset. In: **Proceedings of the 2017 international conference on intelligent systems, metaheuristics & swarm intelligence**. [S.l.: s.n.], 2017. p. 118–124.

CHOI, J.; SONG, J.-H.; KIM, Y. An analysis of music lyrics by measuring the distance of emotion and sentiment. In: IEEE. **2018 19th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD)**. [S.l.], 2018. p. 176–181.

GÓMEZ, L. M.; CÁCERES, M. N. Applying data mining for sentiment analysis in music. In: SPRINGER. **Trends in Cyber-Physical Multi-Agent Systems. The PAAMS Collection-15th International Conference, PAAMS 2017 15**. [S.l.], 2018. p. 198–205.

HEVNER, K. Experimental studies of the elements of expression in music. **The American Journal of Psychology**, JSTOR, v. 48, n. 2, p. 246–268, 1936.

KIM, J.; YI, M. Y. A hybrid modeling approach for an automated lyrics-rating system for adolescents. In: SPRINGER. **European Conference on Information Retrieval**. [S.l.], 2019. p. 779–786.

KIM, Y. E. et al. Music emotion recognition: A state of the art review. In: **Proc. ismir**. [S.l.: s.n.], 2010. v. 86, p. 937–952.

MARQUIS, P.; PAPINI, O.; PRADE, H. **A Guided Tour of Artificial Intelligence Research: Volume III: Interfaces and Applications of Artificial Intelligence**. [S.l.]: Springer Nature, 2020.

MEDHAT, W.; HASSAN, A.; KORASHY, H. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. **Ain Shams engineering journal**, Elsevier, v. 5, n. 4, p. 1093–1113, 2014.

MEHTA, P.; PANDYA, S. A review on sentiment analysis methodologies, practices and applications. **International Journal of Scientific and Technology Research**, v. 9, n. 2, p. 601–609, 2020.

NASKAR, D. et al. Sentiment analysis in social networks through topic modeling. In: **Proceedings of the Tenth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'16)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 46–53.

PLUTCHIK, R. A general psychoevolutionary theory of emotion. In: **Theories of emotion**. [S.l.]: Elsevier, 1980. p. 3–33.

RUSSELL, J. A. A circumplex model of affect. **Journal of personality and social psychology**, American Psychological Association, v. 39, n. 6, p. 1161, 1980.

RUSSELL, J. A. Core affect and the psychological construction of emotion. **Psychological review**, American Psychological Association, v. 110, n. 1, p. 145, 2003.

SHARMA, V. et al. Sentiments mining and classification of music lyrics using sentiwordnet. In: IEEE. **2016 Symposium on Colossal Data Analysis and Networking (CDAN)**. [S.l.], 2016. p. 1–6.

SHUKLA, S.; KHANNA, P.; AGRAWAL, K. K. Review on sentiment analysis on music. In: IEEE. **2017 International Conference on Infocom Technologies and Unmanned Systems (Trends and Future Directions)(ICTUS)**. [S.l.], 2017. p. 777–780.

WANKHADE, M.; RAO, A. C. S.; KULKARNI, C. A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. **Artificial Intelligence Review**, Springer, v. 55, n. 7, p. 5731–5780, 2022.

XIA, Y.; WANG, L.; WONG, K.-F. Sentiment vector space model for lyric-based song sentiment classification. **International Journal of Computer Processing Of Languages**, World Scientific, v. 21, n. 04, p. 309–330, 2008.