

Naara Macedo Camilo

Orientadora: Deborah Maria Vieira Magalhães

Co-orientadora: Lana Beatriz Medeiros de Mesquita

Mapeamento Sistemático de Características Musicais para Reconhecimento Automático de Emoções

Picos - PI

26 de novembro de 2018

Naara Macedo Camilo

Orientadora: Deborah Maria Vieira Magalhães

Co-orientadora: Lana Beatriz Medeiros de Mesquita

Mapeamento Sistemático de Características Musicais para Reconhecimento Automático de Emoções

Monografia sobre um Mapeamento Sistemático para reconhecimento das emoções musicais do curso Sistemas de Informação na Universidade Federal do Piauí.

Universidade Federal do Piauí
Campus Senador Helvídio Nunes de Barros
Bacharelado em Sistemas de Informação

Picos - PI
26 de novembro de 2018

FICHA CATALOGRÁFICA
Serviço de Processamento Técnico da Universidade Federal do Piauí
Biblioteca José Albano de Macêdo

C183m Camilo, Naara Macedo.
Mapeamento sistemático de características musicais
para reconhecimento automático de emoções / Naara Macedo
Camilo.– 2018.
CD-ROM : il.; 4 ¾ pol. (55 f.)
Trabalho de Conclusão de Curso (Curso Bacharelado em Sistemas
de Informação) – Universidade Federal do Piauí, Picos, 2018.
Orientador(A): Prof^ª. Deborah Maria Vieira Magalhães
Co-orientadora: Prof^ª. Lana Beatriz Medeiros de Mesquita

1. Reconhecimento de Emoções. 2. Música e Emoção-
Extração de Características. I. Título.

CDD 005

MAPEAMENTO SISTEMÁTICO DE CARACTERÍSTICAS MUSICAIS PARA
RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE EMOÇÕES

NAARA MACEDO CAMILO

Monografia aprovada _____ como exigência parcial para obtenção do grau de
Bacharel em Sistemas de Informação.

Data de Aprovação

Picos – PI, 26 de novembro de 2018

Deborah Maria Vieira Magalhães

Prof. Dra. Deborah Maria Vieira Magalhães
Orientador

Flávio Henrique Monte de Araujo

Prof. Dr. Flávio Henrique de Araújo
Membro

Lana Beatriz Medeiros de Mesquita

Prof.ª Lana Beatriz Medeiros de Mesquita
Membro

Agradecimentos

Agradeço a Deus, por que dEle, por Ele e para Ele são todas as coisas.

Agradeço a minha orientadora Deborah, que além da orientação padrão, soube lidar com as adversidades envolvidas em vários âmbitos.

Agradeça a minha co-orientadora Lana, por ajudar a conduzir esta pesquisa.

Agradeço aos meu pais, Miqueias e Roseli, pelo apoio e compreensão.

Agradeço ao Douglas Siqueira, que me apoiou e auxiliou em todas as etapas da pesquisa.

A agradeço ao incentivo de todos os meus amigos: Paloma Leite, Matheus Lima, Davi Luis, Tomaz Bisneto, Estevão Viana, Samuel, Brena Maia, Emanuel Ibiapino, Railane Roque, Ana Caroline, Mateus Garcia, Milton Júnior, Orrana Lhaynher, Camila Catiely, João Paulo, Wellington João.

A vida é mais que isso. Milton Júnior

Resumo

A música proporciona efeitos benéficos à mente humana. É usada no cotidiano para diminuir a tensão, como forma distração e, até mesmo, como forma de expressão de sentimentos. Por essas razões muitas pesquisas surgem com o objetivo de explorar. Nas ciências da computação, pode ser observada pesquisas em relação ao reconhecimento de emoções musicais e desenvolvimento de sistemas de recomendação de músicas. Para o reconhecimento de emoções na música é necessário extração de conteúdo musical, e métodos que facilita sua extração. Pensando nisso, este trabalho tem por objetivo apresentar, através dos resultados do Mapeamento Sistemático, um aparato geral sobre ao tema referido, de modo a auxiliar futuros estudos. Foram encontrados 35 artigos associados ao tema referido, que no total apresentou 85 características musicais, assim como, possibilitou o levantamento de dados referente aos métodos e ferramentas de extração e associação de características a emoção.

Palavras-chaves: Reconhecimento de Emoções. Música e Emoção. Extração de Características.

Abstract

Music provides beneficial effects to the human mind. It is used in daily life to reduce tension, as a form of distraction and even as a form of expression of feelings. For these reasons, many researches are aimed at exploring the emotions. In the computer sciences, one can observe the growing research regarding the recognition of musical emotions and the development of music recommendation systems. For the recognition of emotions in music is necessary extraction of musical content, and methods that facilitate its extraction. With this in mind, this paper aims to present, through the results of the Systematic Mapping, a general apparatus on the subject mentioned, in order to help future studies. A total of 35 articles were found associated to the mentioned theme, which in total presented 85 musical characteristics, as well as, it enabled the collection of data referring to methods and tools of extraction and association of characteristics to the emotion model.

Palavras-chaves: Recognition of Emotions. Music and Emotion. Extraction Features.

Lista de ilustrações

| | |
|--|----|
| Figura 1 – Metodologia | 13 |
| Figura 2 – Lista de adjetivos de acordo com 8 grupos relacionados | 16 |
| Figura 3 – Modelo Dimensional | 17 |
| Figura 4 – Representação da Escalas musicais | 18 |
| Figura 5 – Relação entre características musicais e emoção | 19 |
| Figura 6 – Aplicação dos filtros na condução do mapeamento | 25 |
| Figura 7 – Quantidade de músicas usadas em cada artigo | 32 |
| Figura 8 – Mapa dos países aonde foi realizado o estudo | 33 |
| Figura 9 – Frequência de uso das ferramentas de extração nos artigos | 36 |
| Figura 10 –Etapas para o Reconhecimento de Emoções | 36 |
| Figura 11 –Frequência de uso dos métodos de seleção | 37 |
| Figura 12 –Frequência de uso dos classificadores e preditores | 37 |
| Figura 13 –Quantidade de características extraídas por artigo | 39 |

Lista de tabelas

| | |
|---|----|
| Tabela 1 – Histórico de <i>strings</i> | 23 |
| Tabela 2 – Critérios adotados na seleção de artigos | 24 |
| Tabela 3 – Artigos que utilizaram o modelo tridimensional e a junção de modelos | 26 |
| Tabela 4 – Artigos que utilizaram o modelo categórico | 26 |
| Tabela 5 – Artigos que utilizaram modelo bidimensional | 27 |
| Tabela 6 – Informações Extraídas dos artigos | 30 |
| | |
| Tabela 7 – Ferramentas para extração de características | 35 |
| Tabela 8 – Associação de características de áudio a emoção | 40 |
| Tabela 9 – Tipos de acordes e as emoções associadas | 40 |
| Tabela 10 – Descrição das características extraídas do timbre | 41 |
| Tabela 11 – Descrição de características extraídas do ritmo | 43 |
| Tabela 12 – Descrição da característica extraída da energia | 43 |
| Tabela 13 – Descrição de características extraídas da tonalidade | 44 |
| Tabela 14 – Descrição de características extraídas do tom | 44 |
| Tabela 15 – Descrição de características extraídas do acorde | 44 |
| Tabela 16 – Descrição de características extraídas da harmonia | 45 |
| Tabela 17 – Descrição de características extraídas da intensidade | 45 |
| Tabela 18 – Descrição de características extraídas da dinâmica | 45 |
| Tabela 19 – Descrição de características extraídas da articulação | 46 |

Sumário

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Introdução | 11 |
| 1.1 | Contextualização | 11 |
| 1.2 | Objetivos | 12 |
| 1.3 | Metodologia | 12 |
| 1.4 | Contribuições | 13 |
| 1.5 | Organização do Trabalho | 13 |
| 2 | Referencial Teórico | 15 |
| 2.1 | Música e emoção | 15 |
| 2.2 | Modelos de classificação da emoção | 15 |
| 2.3 | Características Musicais | 18 |
| 2.4 | Ferramentas para Extração de Características | 19 |
| 3 | Método de Pesquisa: Mapeamento Sistemático | 21 |
| 3.1 | Planejamento: Definição de Protocolo | 21 |
| 3.2 | Condução do Mapeamento Sistemático | 24 |
| 3.2.1 | Consulta nas Bases de Dados | 24 |
| 3.2.2 | Triagem de Trabalhos | 25 |
| 3.2.3 | Extração de Dados do Mapeamento Sistemático | 28 |
| 4 | Resultados | 31 |
| 4.1 | Informações Gerais | 31 |
| 4.1.1 | Base de Dados | 31 |
| 4.1.2 | Localização dos Artigos | 32 |
| 4.2 | Métodos para Extração de Características | 34 |
| 4.3 | Reconhecimento da Emoção | 36 |
| 4.4 | Relação das Características e a Emoção | 38 |
| 5 | Conclusão | 47 |
| | Referências | 49 |

1 Introdução

Esta monografia apresenta um estudo sobre a relação das características musicais com a emoção. Nesse capítulo são apresentados, os problemas, objetivos deste trabalho, a metodologia usada e a descrição das contribuições obtidas.

1.1 Contextualização

A música tem sido associada à emoção durante séculos. Isso é percebido, na eras medievais em que os guerreiros entoavam canções não apenas como forma de comunicação no campo de batalha, mas, também, como elemento psicológico para animar as tropas e deixarem o inimigos temerosos (CARVALHO, 2007). Além desse contexto histórico, existe o caso da música “*Gloomy Sunday*”, que é denominada: “a música do suicídio”, por conta dos quadros de suicídios ocorridos ao ouvi-la (STACK; KRYSINSKA; LESTER, 2008).

Atualmente, diversas áreas tem estudado a relação da música com a emoção. O campo da psicoacústica realiza estudos das sensações humanas em relação à música, a partir da percepção sonora do indivíduo, através da análise de características acústicas, como: timbre, volume e rugosidade (COUTINHO; CANGELOSI, 2011). A musicologia, estuda a fundamentação teórica e histórica dos aspectos musicais (JUSLIN; SLOBODA, 2001). Na área das ciências da computação, que associada as áreas anteriormente citadas, auxilia no reconhecimento automático das emoções na música (TROHIDIS et al., 2008).

A extração de características musicais é o que permite a análise do seu conteúdo. Dessa maneira, é utilizada a Recuperação da Informação Musical (RIM), que possibilita a extração de informação da música para uso multidisciplinar (LAMERE, 2008). A RIM está aliada ao estudo sobre Reconhecimento de Emoções Musicais (REM), que tem trazido resultados relevante para pesquisa, como apresentação de combinações de características musicais que fornecem melhores resultados para o reconhecimento da emoção musical no campo computacional (BARTHET; FAZEKAS; SANDLER, 2012).

Através do estudo do REM e RIM, é possível a resolução de alguns problemas existentes na pesquisa, como: classificação de gêneros musicais, recomendação musical e o auxílio na musicoterapia para recomendação da música. A classificação de gêneros pode ser utilizada para estabelecer correlação à emoção. A recomendação musical é usada por aplicações para indicar músicas de acordo com a emoção do ouvinte. A musicoterapia auxilia em tratamentos neurológicos.

Entretanto, a área da percepção musical é relativamente nova à luz das outras áreas da psicoacústica, percepção visual e percepção da fala. Por conseguinte, tem enfrentado dificuldades na pesquisa, como, por exemplo, a subjetividade das respostas emocionais, o

que afeta no REM. Outro problema pertinente é a ausência de bases de dados. Além de a ambiguidade dos adjetivos usados para rotular as músicas.

Baseado na observação das lacunas existentes na área de música e emoção associadas a computação, demonstra necessidade de pesquisas para o seu desenvolvimento.

1.2 Objetivos

O objetivo principal deste mapeamento sistemático se dedica a responder a seguinte questão de pesquisa: Como um sistema computacional consegue identificar a emoção transmitida por uma música?

Os objetivos específicos deste trabalho são:

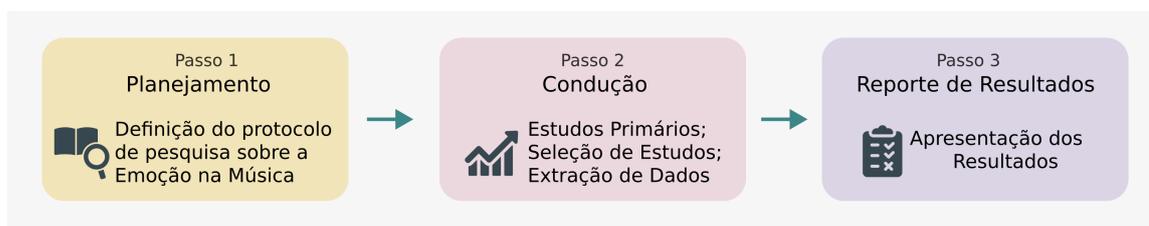
1. Estabelecer correlação entre as características musicais e uma emoção, ou um conjunto de emoções
2. Apresentar um conjunto de características musicais utilizados na literatura para reconhecimento automático de emoções e, dentre elas, quais apresentam melhor resultado na associação a emoção;
3. Reunir métodos, ferramentas e informações sobre os processos utilizados na literatura para reconhecimento de emoções musicais.

1.3 Metodologia

Este estudo partiu da investigação da relação de intervalos musicais, especificamente o intervalo da terça menor, com a tristeza. A dificuldade de encontrar trabalhos especializados que tratassem essa relação, nos levou a ampliar nossa busca para compreender como sistemas computacionais poderiam detectar automaticamente a emoção transmitida em uma música. Para tanto, fizemos uso de uma metodologia bem definida que guiou nosso levantamento do estado da arte.

O presente estudo foi iniciado a partir da formulação de questões de pesquisas, a fim de serem respondidas através do mapeamento sistemático. Foi realizada a busca nas bases com aplicação previa do filtro do idioma e a disponibilidade do artigo. A partir das perguntas, foi desenvolvido critérios de pesquisa, que foram aplicados através de filtros para afunilar os resultados. Com a obtenção dos artigos resultantes, iniciou a extração de dados relevantes ao tema proposto. A Figura 1, apresenta um fluxograma com as etapas de planejamento, condução e reporte dos resultados.

Figura 1: Metodologia



1.4 Contribuições

Os resultados obtidos através da aplicação de uma busca sistemática possibilitou as seguintes contribuições:

1. Uma visão geral sobre a evolução dos estudos;
2. Uma lista de características devidamente descritas;
3. A associação das características musicais e o modelo de emoção;
4. Levantamento de informações sobre as ferramentas e métodos usados para extração dos dados;
5. Destaque sobre os problemas a serem resolvidos;

1.5 Organização do Trabalho

Esta monografia está dividida da seguinte forma:

Capítulo 2: Contém conceitos que fazem parte da construção deste trabalho, que são: a relação da música e emoção, os tipos de modelos de emoção existentes, definições sobre características musicais e acústicas e os tipos de ferramentas utilizadas na extração de características.

Capítulo 3: São apresentadas as fases do método de pesquisa utilizado, que é o Mapeamento Sistemático. As fases são divididas em planejamento, condução e reporte do mapeamento.

Capítulo 4: Detalha os resultados obtidos com a extração das informações dos artigos. Apresentamos informações gerais, em relação a bases de dados e a localização do laboratório de pesquisa dos artigos. No decorrer do capítulo, respondemos as questões de pesquisas através das seções de reconhecimento de emoção, os métodos para extração de características e a relação das características e a emoção. E, por fim, apresentamos uma tabela com as características mapeadas.

Capítulo 5: apresentamos as principais conclusões, frisando as questões encontradas na área de reconhecimento de emoção musical.

2 Referencial Teórico

No presente capítulo é disponibilizada uma visão geral de conceitos pertinentes a condução deste trabalho. Para organização, os temas foram dispostos nas seguintes subseções: Subseção 2.2, trata a relação entre emoção e emoção na música; enquanto que, na Subseção 2.3, são expostos os conceitos sobre as características musicais. E por fim, a Subseção 2.4 apresenta as ferramentas para extração de características.

2.1 Música e emoção

Durante doze séculos, os filósofos Platão, Boécio e Erígena (de 4 aC a 9 aC) viam a música como as leis da natureza criada por Deus e suas relações com "movimento das esferas celestes" (PERLOVSKY, 2010). Apenas no século 13, direcionaram os estudos da música a emoção dos ouvintes. A partir daí foi possível estudar teoricamente a ligação e entre música e emoção.

Diversos estudos tentaram desvendar a origem da música e sua relação com a emoção. Junto às teorias evolutivas da relação entre música e emoção, os estudos de Justus e Hutsler (2005) e McDermott e Hauser (2005) apresentam a teoria que o ser humano tem predisposição biológica para a música. O trabalho de Levitin (2008), levanta a ideia de que a música se originou com os gritos de animais. O autor afirma que esta teoria funciona nos dias de hoje no reconhecimento de emoção, pelo fato de poder ser reconhecido emoção através fala.

Além de a música ser intimamente ligada à emoção, existe a influência cultural. Não se sabe ao certo, até que ponto essa concepção se deve ao conhecimento cultural ou percepção que excede os conceitos formados pela cultura. Alguns teóricos defendem a ideia que o significado musical é dado somente pelo costume cultural Blacking (1974), Feld (1994). Porém, estudos comprovam que o ser humano pode se adaptar a estilos e idiomas diferentes (CASTELLANO; BHARUCHA; KRUMHANSL, 1984), (KESSLER; HANSEN; SHEPARD, 1984).

2.2 Modelos de classificação da emoção

A emoção era considerada como um fenômeno inconveniente, causando a sua desvalorização entre os filósofos (STRONGMAN, 1978). Somente, a partir dos anos 60 e 70, os pesquisadores evidenciaram a emoção como estudo relevante (LAZARUS, 1991). Além de ser obtidos conceitos na psicologia e filosofia, estudos foram ampliados à antropologia e às neurociências (SOLOMON, 1993).

Para análise do humor ou emoção, é importante entender as diferenças conceituais entre os termos. Entre pesquisadores existe indefinição, ou até mesmo uso errôneo. No estudo de [Rottenberg \(2005\)](#), a emoção é conceituada como reações rápidas que ocorrem quando os organismos encontram estímulos significativos que exigem respostas adaptativas. Enquanto que humor é descrito como estados de sentimentos difusos e de movimento lento que estão fracamente ligados a objetos ou situações específicas.

No que se diz respeito ao reconhecimento de emoção, existem duas principais perspectivas: o modelo bidimensional, que apresenta a emoção através de agrupamentos no plano dimensional e o categórico, que utiliza adjetivos discretos, mas que, também, podem ser agrupados. O modelo categórico é diversas vezes referenciado através do estudo de [Hevner \(1936\)](#). Nesse estudo, a autora tinha o objetivo de apresentar uma gama maior de opções para medir a relação entre música e emoção. Dessa forma, utilizou 66 adjetivos, organizados em 08 grupos. Apesar de serem adjetivos discretos, são tratados pela forma agrupada, como mostrado na Figura 2.

Figura 2: Lista de adjetivos de acordo com 8 grupos relacionados

| | | | | |
|--------------|-------------|-------------|-------------|------------|
| | | <u>6</u> | | |
| | | divertido | | |
| | | feliz | | |
| | | alegre | | |
| | | contente | | |
| | | animado | | |
| | | brilhante | | |
| | <u>7</u> | | <u>5</u> | |
| | hilarante | | cômico | |
| | elevado | | brincalhão | |
| | triumfante | | caprichoso | |
| | dramático | | fantasioso | |
| | apaixonado | | estranho | |
| | sensacional | | enérgico | |
| | agitado | | delicado | |
| | emocionante | | leve | |
| | impetuoso | | gracioso | |
| | inquieto | | | <u>4</u> |
| | | | | emocional |
| | | | | vagaroso |
| | | | | satisfeito |
| | | | | sereno |
| | | | | tranquilo |
| | | | | quieto |
| | | | | calmante |
| <u>8</u> | | | | |
| vigoroso | | | | |
| robusto | | | | |
| enfático | | | | |
| marcial | | | | |
| pesado | | | | |
| majestoso | | | | |
| engrandecido | | | | |
| | <u>1</u> | | <u>3</u> | |
| | espiritual | | sonhador | |
| | sublime | | dócil | |
| | imponente | | afetuoso | |
| | digno | | sentimental | |
| | sagrado | | saudade | |
| | solene | | anseio | |
| | sóbrio | | suplicante | |
| | sério | | queixoso | |
| | | <u>2</u> | | |
| | | patético | | |
| | | doloroso | | |
| | | triste | | |
| | | fúnebre | | |
| | | trágico | | |
| | | melancólico | | |
| | | frustrado | | |
| | | deprimente | | |
| | | sombrio | | |
| | | pesado | | |

Adaptado de [Hevner \(1936, p. 249\)](#)

O modelo dimensional é baseado na caracterização da emoção definida através da

sua localização em duas ou três dimensões. Porém, [Russell \(1980\)](#), apresentou evidências de que as dimensões são inter-relacionadas sistematicamente, e podem ser representadas através de um modelo espacial, de modo a formar um círculo que envolve excitação e valência. O estudo é baseado na lista de Hevner.

Logo após, o estudo realizado no trabalho de [Thayer \(1990\)](#), simplificou o modelo de Russel em duas dimensões, de forma que, utilizou estresse e energia para caracterizá-las. Energia é representada por excitação, enquanto que o estresse representa a valência, como retratado na [Figura 3](#).

Figura 3: Modelo Dimensional



Adaptado de [Yeh, Lin e Chang \(2009\)](#)

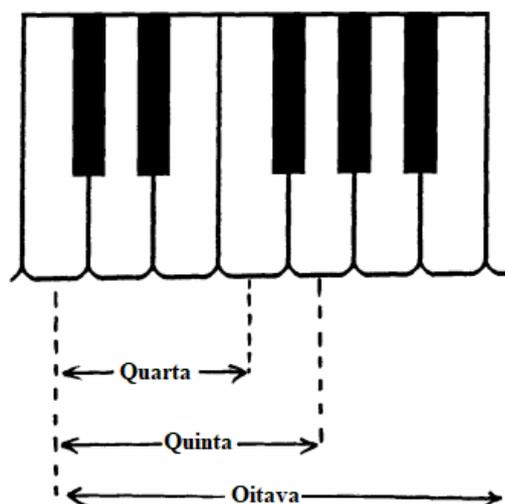
Segundo [Chanel, Ansari-Asl e Pun \(2007\)](#), a valência representa o modo como se julga uma situação, de desagradável (emoção negativa) a agradável (emoção positiva). A excitação expressa o grau de entusiasmo que vai de calmo a emocionante. No trabalho de [Lane, Chua e Dolan \(1999\)](#), a valência é referida como à direção da ativação comportamental associada à emoção, seja em direção a emoção prazerosa ou emoção desagradável de um estímulo. O autor afirma que a excitação é proposta para ser ortogonal à valência e se refere à intensidade da ativação emocional, variando de excitada a calma.

O sistemas computacionais podem ser baseados num modelo de emoção, embora tais representações continuam sendo um tópico ativo da pesquisa em psicologia. Ambos os modelos são usados no reconhecimento da emoção da música como “verdade fundamental”, porém existe maior tendência no uso de forma categórica ([KIM et al., 2010](#)).

2.3 Características Musicais

No ponto de vista europeu, Pitágoras é considerado o primeiro teórico da música (PAPADOPOULOS, 2002). Isso se deve pelo fato de ele ter identificado diferentes sons a partir da batida de um martelo em uma bigorna. Pitágoras percebeu que a nota musical que soava do martelo, dependia do seu peso e não do local aonde o martelo atingia a bigorna. Percebeu também, com o soar de martelos diferentes, representava períodos que na música grega eram intervalos de oitava, de quinta e de quarta, correspondem, em termos de pesos, à fração numérica de $2/1$, $3/2$ e $4/3$ (GAFFURIUS, 2005). Dessa forma, foi descoberta as escalas musicais, que contém as notas conhecidas atualmente.

Figura 4: Representação da Escalas musicais



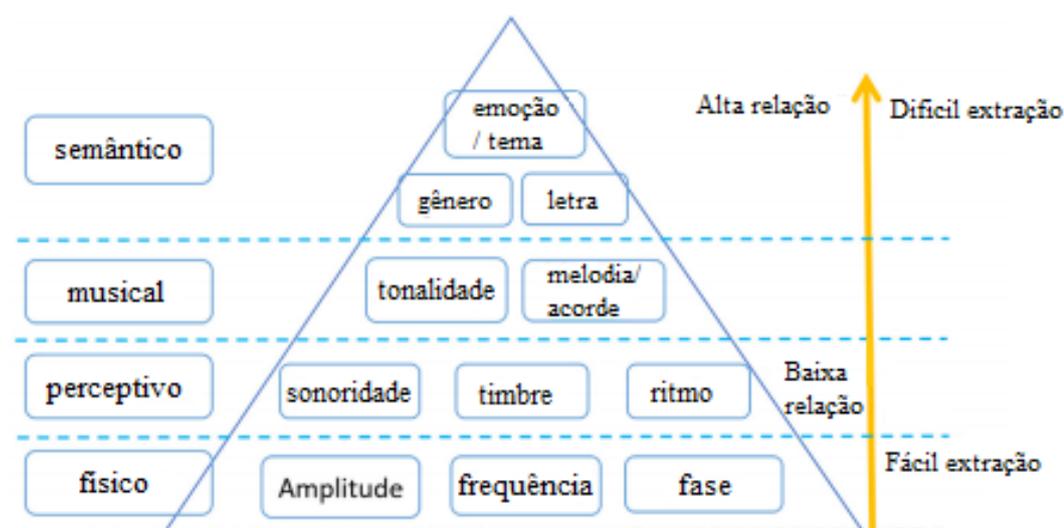
Adaptado de Papadopoulos (2002)

Durante séculos, a música foi representada por meio de transmissão auditiva e a partir de partitura. Atualmente, existem diferentes formas para representar e extrair as informações musicais. As formas mais conhecidas são MIDI e áudio. O formato MIDI, consiste em uma partitura digital, que serve para extrair informações do nível musical (apresentado a seguir). Em relação ao áudio, existem formatos, como por exemplo: MP3, WAV, FLAC, AAC, OGG. Esses e demais formatos são discutidos em Kumar e Goyal (2014).

Conforme Zhang et al. (2016), as características musicais variam entre os níveis: físico, perceptivo, musical e semântico, como apresentado na Figura 5. O nível físico, diz respeito ao nível mais baixo e é representado por características pertencentes ao sinal de áudio, como: energia do sinal, picos de frequência, amplitude. O nível de percepção é pertencente ao nível médio, é representado por características como timbre, ritmo, intensidade, volume. Em relação às características musicais, também pertencem ao nível médio e são representadas por: melodia, harmonia, acorde, tonalidade. Quanto ao nível semântico, é o nível mais alto, o qual a letra da música pode ser usada como exemplo.

Em relação ao nível de dificuldade de extração, as características de baixo nível são mais fáceis de ser extraídas e existe um conjunto de ferramentas que auxiliam em tal processo, como será abordado posteriormente. No entanto, é mais difícil estabelecer uma relação direta com a emoção que o indivíduo sente ao escutar a música. Já as características de alto nível são mais fáceis de serem conectadas a emoção. Porém, são mais difíceis de serem extraídas automaticamente (ZHANG et al., 2016).

Figura 5: Relação entre características musicais e emoção



Adaptado de Zhang et al. (2016)

2.4 Ferramentas para Extração de Características

Como foi citado anteriormente no texto, o RIM permite a extração de características. Além disso, corresponde a estratégias para conceder níveis de acesso a coleções de músicas. O RIM têm sido objeto intensivo de estudo por laboratórios de pesquisa acadêmicas, indústrias e bibliotecas (LEW et al., 2006). Uma forma para avaliação de algoritmos e técnicas relacionadas ao RIM é o *Music Information Retrieval Evaluation eXchange* (MIREX) (DOWNIE, 2008).

A extração de característica do áudio é um dos pilares do desenvolvimento de processamento de sinal (MOFFAT et al., 2015). Uma diversidade de ferramentas foi desenvolvida com o intuito de facilitar a extração de recursos de áudio. Os formatos de ferramentas mais utilizados são: aplicações independentes, *plug-ins* para um aplicativo *host*, biblioteca de funções de software.

Para o processamento de sinais de áudio é importante ter ciência das informações sobre as configurações pertencentes a essa etapa. Algumas das informações são o taxa de amostra, sobreposição, Janelamento e Tamanho da Janela. O taxa de amostra é um

conversor de taxa de amostragem para um sistema de áudio digital (ANDERSEN et al., 2007). sobreposição define a sobreposição dos canais/bandas de áudio. Janelamento é um padrão que pode ter diferentes cálculos, como *Hamming*, ou *Hanning*. O Tamanho da Janela define o espaçamento em cada banda de áudio.

3 Método de Pesquisa: Mapeamento Sistemático

O Mapeamento Sistemático consiste em um estudo baseado em trabalhos científicos, com a intenção de avaliar de forma crítica e imparcial tais trabalhos para obtenção de um aparato geral do tema pesquisado (KITCHENHAM, 2004). A metodologia utilizada reside na submissão de *strings* de buscas em base de dados. Assim como, na divisão de estágios de leitura de artigos científicos, com o objetivo de eliminar, ou aceitar, conforme o nível de aderência. Os resultados alcançados nas etapas de planejamento, condução e extração, descritas a seguir, foram validados por duas especialistas, uma no que diz respeito aos aspectos musicais e do mapeamento sistemático em si e outra no que diz respeito a extração de características do sinal de áudio.

3.1 Planejamento: Definição de Protocolo

A parte do planejamento corresponde à definição do protocolo de pesquisa. Sendo assim, o protocolo contém as seguintes informações:

- A. Questões de Pesquisa:** o objetivo desse estudo é identificar as características musicais utilizadas na literatura, para a classificação de emoções alegres e tristes na música. Pensando nisso, a primeira e principal questão de pesquisa é:

QP1 Como um sistema computacional consegue identificar a emoção transmitida por uma música?

Para a análise do conteúdo musical, se torna necessário a extração de informações musicais, pensando nisso, a seguinte questão foi definida:

QP2 Quais métodos de extração das características são utilizados para a análise de sentimentos na música?

Como forma de análise, em relação a seleção do conteúdo a ser extraído, a seguinte pergunta se tornou necessária:

QP3 Quais características musicais devem ser extraídas para determinar a emoção da música?

B. Palavras-chave A escolha foi baseada nas questões de pesquisas, com o propósito de identificar os métodos utilizados. Logo após, foram adicionados sinônimos a partir de uma pesquisa das palavras mais utilizadas em artigos de computação musical.

Foi possível observar em algumas bases utilizadas, que o termo “*music*” retornava títulos que abrangiam temas fora do assunto de interesse. Para restringir de modo que não interferisse de forma tendenciosa no resultado, foi preferível o uso dos termos pontuais: “*music feature*”, juntamente com “*elements of music*”.

Tendo em vista que, o objetivo deste trabalho é identificar as características musicais mais relevantes para análise da tristeza, utilizamos o termo principal “*sad*”, logo após chegar a conclusão que o termo “*sadness*” restringiria os resultados por causa das variações da palavra (*sadness, sad*). E para as diversas emoções acrescentamos os termos “*mood*” e “*emotion*”.

O presente estudo, tem uma parte relevante da pesquisa na forma de extração de característica utilizadas na literatura. Dessa forma, utilizamos as seguintes palavras-chave: “*recognition*”, “*analys*”, “*extraction*”, “*segmentation*”, “*feature extraction*”. Sendo que, o termo *analys*, foi escolhido para englobar as suas variações e a repetição de “*extraction*” em “*feature extraction*” é uma forma de delimitar o assunto referido.

C. String de Busca Com base nas palavras-chaves apresentadas anteriormente, foram definidas uma série de *strings* até chegar a utilizada no Mapeamento. A tabela 1 apresenta as *strings* que foram testadas.

Tabela 1: Histórico de *strings*

| Número de Versões | <i>Strings</i> de Busca |
|-------------------|---|
| I | music* AND "mood music"AND feature* AND (sad* OR emotion OR "negative mood")AND (Recognition OR Analys* OR extraction* OR segmentation) |
| II | music* AND feature* AND (mood OR sad* OR emotion) AND (Recognition OR Analys* OR extraction* OR segmentation) |
| III | music* AND ("feature extraction"OR "music feature"OR "musical feature") AND (mood OR sad* OR emotion) AND (Recognition OR Analys* OR extraction* OR segmentation) |
| IV | music* AND "feature extraction"AND (mood OR sad* OR emotion) AND (Recognition OR Analys* OR extraction* OR segmentation) |
| V | music* AND (mood OR sad* OR emotion) AND (Recognition OR Analys* OR feature extraction*) |
| VI | music* AND ("music feature"OR "musical feature") AND (mood OR sad* OR emotion) AND (Recognition OR Analys* OR extraction* OR segmentation OR "feature extraction") |
| VII | music* AND ("music* feature"OR "elements of music") AND (mood OR sad* OR emotion) AND (Recognition OR Analys* OR extraction* OR segmentation) |
| VIII | ("music* feature"OR "elements of music") AND (mood OR sad* OR emotion) AND (Recognition OR Analys* OR extraction* OR segmentation) |
| IX | ("music features"OR "elements of music") AND (mood OR sad* OR emotion) AND (recognition OR analys* OR extraction* OR segmentation) |

D. Fontes de Pesquisa: Para obter os primeiros resultados, foi utilizado repositórios que contém pesquisas nas áreas de computação musical e relacionadas a saúde. As bases relacionadas somente a saúde são: PubMed ¹, PubMed Central ². O uso das bases citadas é devido o estudo proposto ser intimamente ligado as áreas da psicologia. As bases relacionadas em ambas as áreas são: IEEE ³, Semantic Scholar ⁴, ACM ⁵, Springer Link ⁶ e Science Direct ⁷.

E Critérios de Seleção do Estudos: a fim de selecionar estudos que são relacionados ao tema, foram apresentados na Tabela 2, os critérios de Inclusão (I) e Exclusão (E) adotados neste trabalho.

¹ <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/>

² <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/>

³ <https://www.ieee.org>

⁴ <https://www.semanticscholar.org>

⁵ <https://dl.acm.org>

⁶ <https://link.springer.com>

⁷ <https://www.sciencedirect.com>

Tabela 2: Critérios adotados na seleção de artigos

| Código | Critério |
|--------|--|
| I.01 | Relaciona emoção com a música. |
| I.02 | Área da Ciências da Computação |
| I.03 | Realiza a extração de características musicais a partir do áudio, partitura ou MIDI. |
| I.04 | Realiza classificação/predição/reconhecimento do humor/emoção da música. |
| E.01 | Artigo redigido em Inglês. |
| E.02 | Título e resumo fora dos critérios de pesquisa. |
| E.03 | Todo o texto fora dos critérios de pesquisa |

Como foco do presente trabalho busca estudos que reconhecem automaticamente a música e emoção, os critérios I.01 e I.02 foram definidos. Tendo em vista o foco do trabalho, são considerados os trabalhos que realizam a extração e classificação da emoção na música. Pensando nisso, os critérios I.03 e I.04 foram estipulados.

Além dos critérios E.02 e E.03 para exclusão, O critério E.01 foi definido uma vez que a maioria dos estudos e revistas utilizarem o idioma inglês. Vale destacar que não foi definido, como critério de exclusão, um limite para a data de publicação do trabalho, pelo fato de que os conceitos e métodos iniciais dos estudos são considerados neste trabalho.

3.2 Condução do Mapeamento Sistemático

A atividade de condução foi realizada através das etapas seguintes: 1. identificação dos estudos primários; 2. seleção dos estudos primários; 3. extração dos dados. As fases da condução estão dispostas nas seguintes subseções: subseção 3.2.1, corresponde a consulta nas bases de dados; a subseção 3.2.2 em que apresenta os métodos de seleção de características; e a subseção 3.2.3, que apresenta a extração dos dados dos artigos.

3.2.1 Consulta nas Bases de Dados

Nesta fase do protocolo ocorreu à busca de artigos científicos nas bases de dados de acordo com o protocolo definido. A seleção foi feita em 15 de fevereiro de 2018. A partir daí, foi realizado o *download* dos arquivos para diretórios divididos pelos nomes das bases de dados.

Pelo fato de alguns arquivos estarem indisponíveis, foi aplicado um filtro constatando esta ocorrência. O conjunto de arquivos antes do filtro aplicado era de 760 artigos, logo após o filtro ficaram 721 arquivos.

Devido o volume considerável de artigos, a organização em pastas foi inviabilizada. Portanto, adotamos o aplicativo *Mendeley*⁸ para organizar e compartilhar documentos

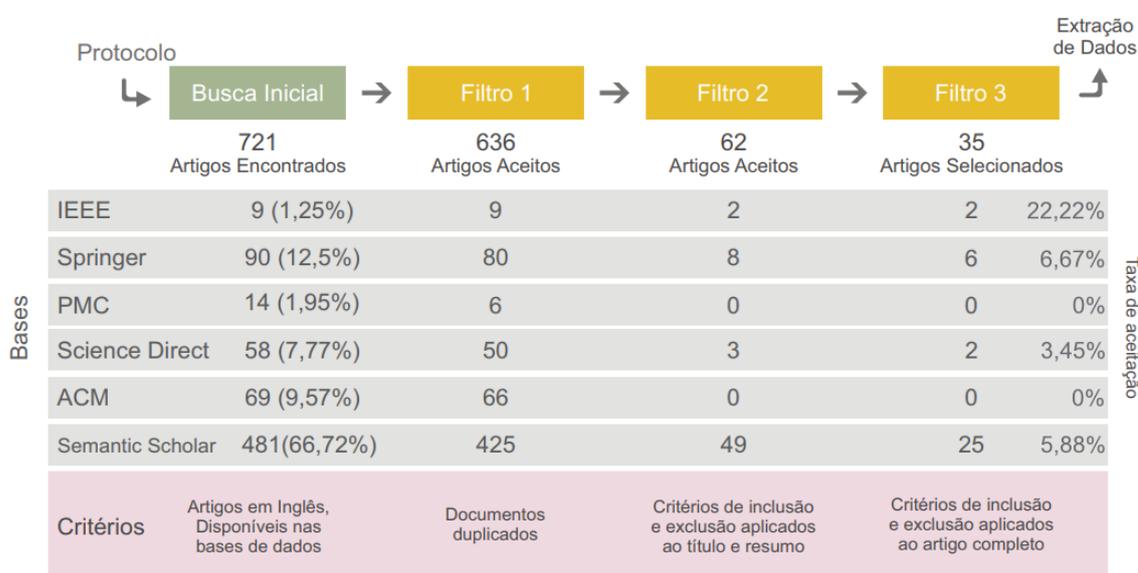
⁸ <https://www.mendeley.com>

científicos. O *Mendeley* conta com ferramentas para detecção automática de artigos duplicados, auxiliando no processo de triagem dos trabalhos.

3.2.2 Triagem de Trabalhos

Nessa etapa, ocorreu a escolha de trabalhos a partir da aplicação de três filtros. O primeiro filtro corresponde à exclusão dos arquivos duplicados. O segundo filtro corresponde à leitura dos títulos e resumos dos artigos de forma a aplicar os critérios de seleção definidos. O terceiro filtro foi efetuado a leitura completa dos estudos aceitos no segundo filtro e a aplicação dos critérios de seleção. Na figura 6, são apresentadas as etapas para a seleção dos artigos.

Figura 6: Aplicação dos filtros na condução do mapeamento



Os artigos que são o resultado final da aplicação dos filtros foram divididos em tabelas conforme o modelo de emoção utilizados. A Tabela 3 apresenta os artigos que adotaram o modelo tridimensional e os artigos que associaram o modelo categórico com bidimensional. A Tabela 4 Os artigos que adotaram o modelo categórico. A Tabela 5 apresenta os artigos que adotaram o modelo bidimensional.

Tabela 3: Artigos que utilizaram o modelo tridimensional e a junção de modelos

| Autor | Título |
|------------------------------|--|
| (WIECZORKOWSKA et al., 2005) | Creating Reliable Database for Experiments on Extracting Emotions from Music |
| (TROHIDIS et al., 2011) | Multi-label classification of music by emotion |

Tabela 4: Artigos que utilizaram o modelo categórico

| Autor | Título |
|-----------------------------|---|
| (ZHU et al., 2006) | An integrated music recommendation system |
| (CABREDO et al., 2012) | An Emotion Model for Music Using Brain Waves. |
| (SONG; DIXON; PEARCE, 2012) | Evaluation of Musical Features for Emotion Classification |
| (XING et al., 2013) | Human-centric music medical therapy exploration system |
| (ZHANG; SUN, 2013) | Web music emotion recognition based on higher effective gene expression programming |
| (VYAS; DUTTA, 2014) | Automatic mood detection of indian music using mfccs and k-means algorithm |
| (LIN et al., 2016) | Music Emotion Recognition Based on Two-Level Support Vector Classification |

Tabela 5: Artigos que utilizaram modelo bidimensional

| Autor | Título |
|-------------------------------------|---|
| (SHI et al., 2006) | A tempo feature via modulation spectrum analysis and its application to music emotion classification |
| (CHENG et al., 2008) | Automatic Chord Recognition for Music Classification and Retrieval |
| Rho, Han e Hwang (2009) | SVR-based Music Mood Classification and Context-based Music Recommendation |
| (CHEN et al., 2010) | Affective understanding of online songs and speeches |
| (SINGH et al., 2012) | Architecture for Automated Tagging and Clustering of Song Files According to Mood |
| (SCHULLER; DORFNER; RIGOLL, 2010) | Determination of nonprototypical valence and arousal in popular music: Features and performances |
| (HAN et al., 2010) | Music emotion classification and context-based music recommendation |
| (YANG; CHEN, 2011a) | Prediction of the Distribution of Perceived Music Emotions Using Discrete Samples |
| (YANG; CHEN, 2011b) | Ranking-based emotion recognition for music organization and retrieval |
| (SCHULLER; WENINGER; DORFNER, 2011) | Multi-Modal Non-Prototypical Music Mood Analysis in Continuous Space: Reliability and Performances |
| (UJLAMBKAR; ATTAR, 2012) | Automatic mood classification model for Indian popular music |
| (BRINKER; DINTHER; SKOWRONEK, 2012) | Expressed music mood classification compared with valence and arousal ratings |
| (EEROLA, 2012) | Modeling Listeners' Emotional Response to Music |
| (YEH et al., 2014) | Popular music representation: chorus detection & emotion recognition |
| (LIN; YANG; JUNG, 2014) | Fusion of electroencephalographic dynamics and musical contents for estimating emotional responses in music listening |

| | |
|--------------------------|---|
| (REN; WU; JANG, 2015) | Automatic Music Mood Classification Based on Timbre and Modulation Features |
| (XING et al., 2015) | Emotion-driven Chinese folk music-image retrieval based on DE-SVM |
| (ZHANG et al., 2016) | Bridge the semantic gap between pop music acoustic feature and emotion: Build an interpretable model |
| (BAI et al., 2016) | Dimensional music emotion recognition by valence-arousal regression |
| (CHO et al., 2016) | Music emotion recognition using chord progressions |
| (KOSTEK; PLEWA, 2016) | Rough sets applied to mood of music recognition |
| (GREKOW, 2017) | Audio features dedicated to the detection of arousal and valence in music recordings |
| (HU; YANG, 2017) | Cross-Dataset and Cross-Cultural Music Mood Prediction: A Case on Western and Chinese Pop Songs |
| (ZHANG et al., 2017) | Feature selection and feature learning in arousal dimension of music emotion by using shrinkage methods |
| (HSIAO; CHEN; LEE, 2017) | Methodology for stage lighting control based on music emotions |
| (BAI et al., 2017) | Music Emotions Recognition by Cognitive Classification Methodologies |

3.2.3 Extração de Dados do Mapeamento Sistemático

Além das características musicais de baixo e médio nível, foram extraídas informações consideradas importantes. Essas informações servem para atender as questões de pesquisa aqui levantadas. Dentre os dados extraídos, estão:

1. O algoritmo usado para classificar
2. Acurácia
3. O modelo de emoção
4. A fonte de extração
5. Ferramentas de extração

6. Seleção de características
7. Técnicas para extração
8. Disponibilidade da base de dados

As informações referentes ao país aonde foi desenvolvido o estudo, assim como, a disponibilidade das bases de músicas, a fim de, referenciar bases de dados disponíveis publicamente foram selecionadas, uma vez que, por vezes, nichos específicos de músicas estão associados a determinadas culturas e, muitas vezes, a comunidade interessada em classificar músicas necessitam de bases de dados rotuladas. Desse modo, tais informações serão compiladas e disponibilizadas para amplo uso da comunidade científica.

Para identificar a emoção transmitida por uma música, em alguns casos os trabalhos aplicam métodos de seleção de características a fim de reduzir a dimensionalidade dos dados extraídos. Em seguida, as informações são apresentados à um classificador que identifica o emoção da música. Desse modo, extraímos do estado da arte, métodos de seleção e algoritmos de classificação com sua respectiva acurácia a fim de oferecer uma base de referência para aqueles que desejem realizar classificação da emoção da música (QP1).

No que se diz respeito à fonte de extração de características, está relacionada à forma de apresentação do conteúdo (MIDI, partitura ou áudio). A partir daí, essa informação pode ser associada aos dados sobre as ferramentas de extração e suas configurações (*Sample rate, overlap, windows size.*) (QP2).

Existem diferentes tipos de modelos para relacionar a emoção da música, conforme discutido na Seção 2.2. Pensando nisso, foi mapeada informação sobre o modelo de emoção abordado nos estudos selecionados e associação das emoções a características musicais. Esta informação é referente à forma de correlacionar música a uma emoção, ou ao um conjunto de emoções semelhantes (QP3).

Cada uma das informações usadas para responder as questões de pesquisas estão na Tabela 6.

Tabela 6: Informações Extraídas dos artigos

| Identificação | Dados extraídos |
|--------------------|---|
| Informações Gerais | Disponibilidade da base de dados e Localização dos artigos. |
| QP1 | Ferramentas para seleção de características, Classificadores, acurácia. |
| QP2 | Fonte de extração, duração do áudio, ferramentas para extração de Características, características extraídas. |
| QP3 | Modelo de emoção, características com valores emocionais. |

4 Resultados

Foram encontrados 35 artigos que respondem às questões de pesquisas definidas e se distribuem nos anos de 2005 a 2017. De forma que, todos apresentam características musicais e classificam, ou reconhecem a emoção da música. Um total de 15 artigos apresentam ferramentas utilizadas para extração de característica. E apenas 08, apresentam um conjunto de características que representa emoção.

Os resultados foram distribuídos e detalhados nas subseções seguintes. A Seção 4.1 apresenta algumas informações gerais pertinentes a pesquisa. A Seção 4.2 apresenta os métodos utilizados na literatura para extração de características. A seção 4.3 discute as formas utilizadas para identificação da emoção musical; A Seção 4.4 apresenta um conjunto de características musicais, de forma a relacionar a emoções. E, por fim, é apresentada uma tabela com as características extraídas que foram levantadas nos artigos.

4.1 Informações Gerais

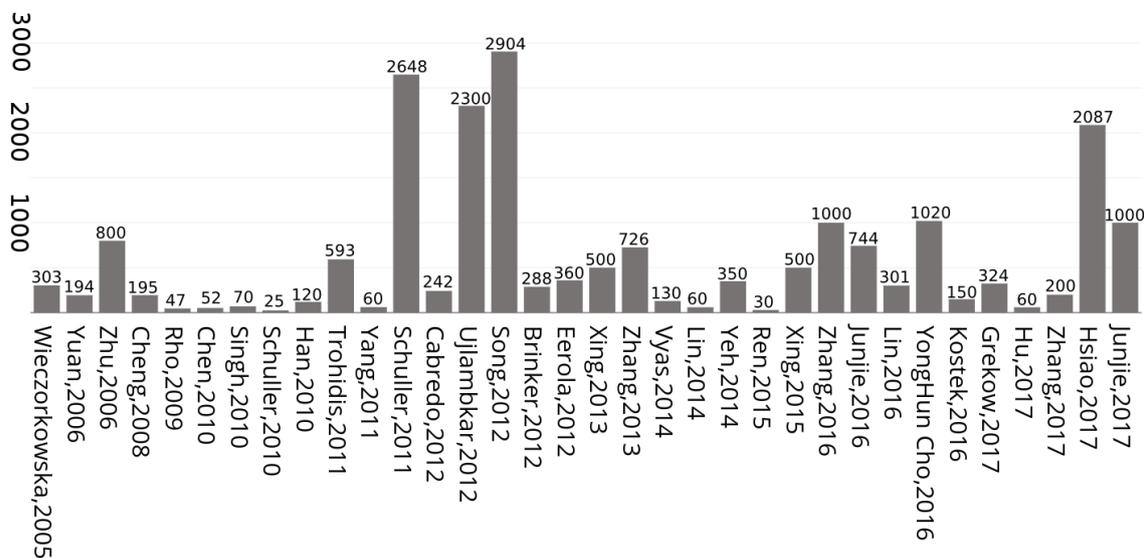
Nesta seção serão apresentados alguns dados levantados a partir do Mapeamento Sistemático, afim de, mostrar informações relevantes para estudos futuros. Dessa forma, a subseção 4.1.1, contém informações sobre a base de dados e a subseção 4.1.2, apresenta um mapa com a os locais aonde foi desenvolvido os estudos.

4.1.1 Base de Dados

Para analisar os métodos utilizados na classificação, é relevante associar a quantidade média de músicas usadas nas bases de dados. Nos artigos selecionados, apenas um trabalho disponibilizou publicamente a base. O trabalho de (SONG; DIXON; PEARCE, 2012), dispôs uma base de dados com um total de 2904 músicas, rotuladas através de *tags* sociais. Porém, ao acessar o *link* disponibilizado pelo autor, foi verificado que a página havia sido removida. Em relação quantidade de músicas utilizadas nas bases, vão de 25 a 2904 músicas, como retratado na Figura 7.

As bases de dados apresentadas foram criadas manualmente pelos autores dos artigos. Um outro modo, também, apresentado é através das bases *online* que são rotuladas por *tags* sociais, como é o caso do *Last.fm* (HU; DOWNIE, 2007) e do *SOUNDTRACK* (EEROLA; LARTILLOT; TOIVIAINEN, 2009).

Figura 7: Quantidade de músicas usadas em cada artigo

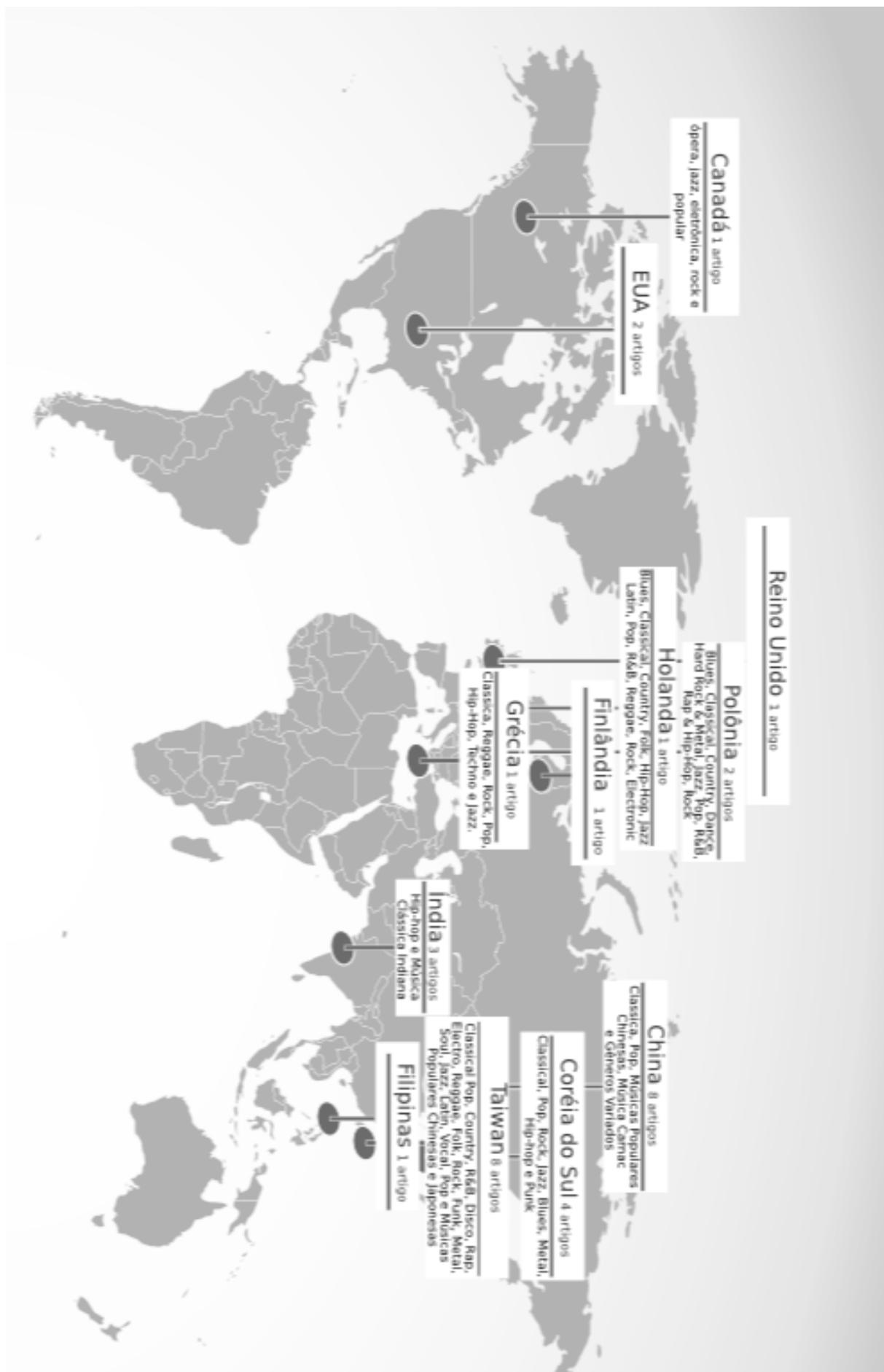


Uma das dificuldades relatadas na literatura e observada no presente trabalho é o conjunto de dados distintos criados por cada autor, por conta da falta de bases de dados públicas. O que afeta visivelmente na precisão dos resultados, de forma que, impede a comparação dos resultados entre os estudos.

4.1.2 Localização dos Artigos

Uma das teorias ainda discutidas entre os pesquisadores é a influência cultural sobre o estudos da música e emoção (para mais informações, Seção 2.1) Dessa forma, um dos dados extraídos nesta revisão é o país em que foi realizado a pesquisa. Juntamente com a informação do país, estão os gêneros musicais usados. Alguns dos artigos não evidenciaram os gêneros. Como pode ser observado na Figura 8, a maior parte dos estudos estão concentrados no oriente.

Figura 8: Mapa dos países aonde foi realizado o estudo



4.2 Métodos para Extração de Características

Entre os artigos, apenas dois artigos associaram o formato MIDI ao áudio, isso deve ao fato de que os autores, além de extraírem características de baixo nível, também extraíram o acorde, característica de médio nível. Apenas o artigo (CABREDO et al., 2012), utilizou somente o MIDI como fonte de extração.

Na etapa de pré-processamento, nos artigos foi considerado a duração do áudio. A maioria dos artigos consideraram entre 10 a 45 segundos iniciais para extração de características. Somente o trabalho de (YEH et al., 2014), extraiu os dados a partir da informação do refrão da música. O autor relatou que a música contém mais de uma emoção. A forma utilizada no trabalho para obter um maior número de informações emocionais, foi extraíndo as características diretamente do refrão.

A partir da seleção do tempo de duração do áudio, identificamos em 16 artigos, informações sobre a suas configurações. As informações são: janelamento, tamanho da janela, taxa de amostragem e a sobreposição. As técnicas de janelamento encontradas são *Hanning* e *Hanning*, nas quais, apresentaram a taxa de amostragem de 22,050 Hz e 44,1Hz em diferentes artigos. Os tamanhos das janelas utilizadas são 1024 e as sobreposições variam de 20 ms a 50 ms.

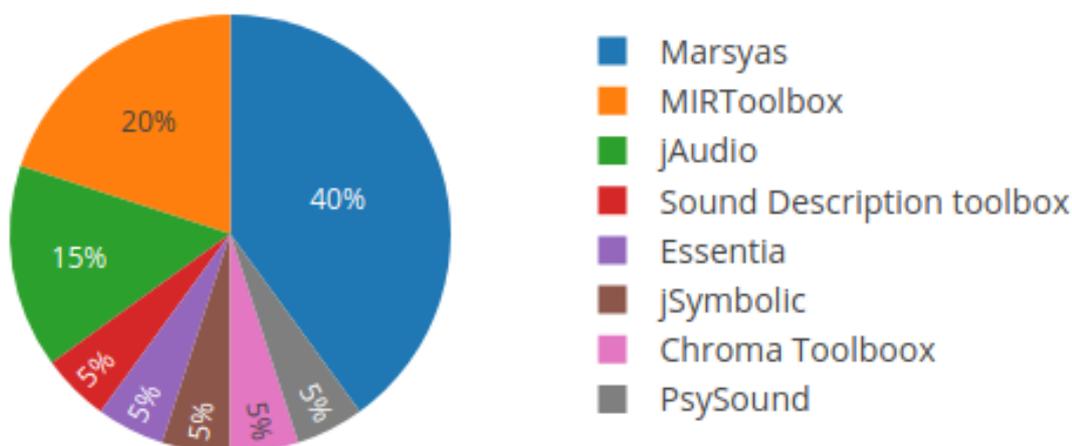
Apesar de ser uma informação essencial, poucos trabalhos citam os parâmetros que são fundamentais para extração de características. Um dos trabalhos encontradas na fase de condução deste mapeamento foi o (YANG; DONG; LI, 2018). Esse artigo consiste em uma revisão sistemática sobre os métodos de reconhecimento emocional a partir de dados, porém, também, não apresenta informações sobre os parâmetros de extração.

A partir dos trabalhos resultantes do mapeamento sistemático, nós verificamos que apenas 19 artigos informaram as ferramentas utilizadas na extração de características. Ainda, observamos que, em alguns casos, é necessário a utilização de mais de uma ferramenta para comparação. Como é o caso de (BAI et al., 2016), (CHO et al., 2016), (HU; YANG, 2017) e (GREKOW, 2017). As ferramentas utilizadas são apresentadas na Tabela 7. A ferramenta que se destacou com a frequência de uso nos artigos foi a *Marsya*, apresentado na Figura 9.

Tabela 7: Ferramentas para extração de características

| Ferramenta | Descrição |
|-------------------|--|
| Essentia | Uma biblioteca C ++ de código aberto para análise de áudio e recuperação de informações de música (BOGDANOV et al., 2013). |
| jAudio | É um <i>framework</i> independente desenvolvida em Java com interface gráfica para usuário. Projetado para processamento em lote para saída no formato XML ou ARFF (MCKAY, 2005). |
| jSymbolic | Biblioteca que extrai características de arquivos MIDI (MCKAY; FUJINAGA, 2006). |
| Marsyas | É uma <i>framework</i> independente de processamento de áudio. Inclui uma ferramenta de extração de recurso de baixo nível construída em C ++ (TZANETAKIS; COOK, 2000). |
| MIR Toolbox | API de processamento de áudio para extração <i>off-line</i> de recursos no Matlab. Inclui pré-processamento, classificação e funcionalidade de agrupamento (LARTILLOT; TOIVAINEN, 2007). |
| PsySound Toolbox | Uma ferramenta extrai não apenas a medição física de sinais de áudio de música (por exemplo, tensão e amplitude), mas também percepções humanas de som (CABRERA et al., 1999). |
| Chroma Toolbox | uma ferramenta desenvolvida com foco em recursos de áudio baseados no tom (MÜLLER; EWERT, 2011). |
| Sound Description | extrai vários descritores padrão MPEG-7 como e outros conjuntos de recursos de arquivos de áudio WAV (BENETOS, 2006). |

Figura 9: Frequência de uso das ferramentas de extração nos artigos



4.3 Reconhecimento da Emoção

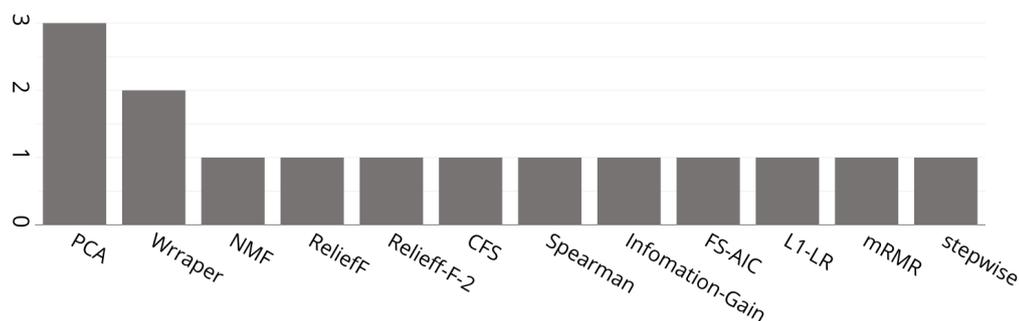
A principal questão de pesquisa, se refere à forma para identificar a emoção em uma música: **QP1** Como um sistema computacional consegue identificar a emoção transmitida por uma música? Nos artigos analisados, podem ser observadas algumas técnicas utilizadas para detecção automática de emoções. Os passos seguidos para a execução do reconhecimento de emoção são descritos no fluxograma da Figura 10 e apresentados em detalhes no decorrer desta seção.

Figura 10: Etapas para o Reconhecimento de Emoções



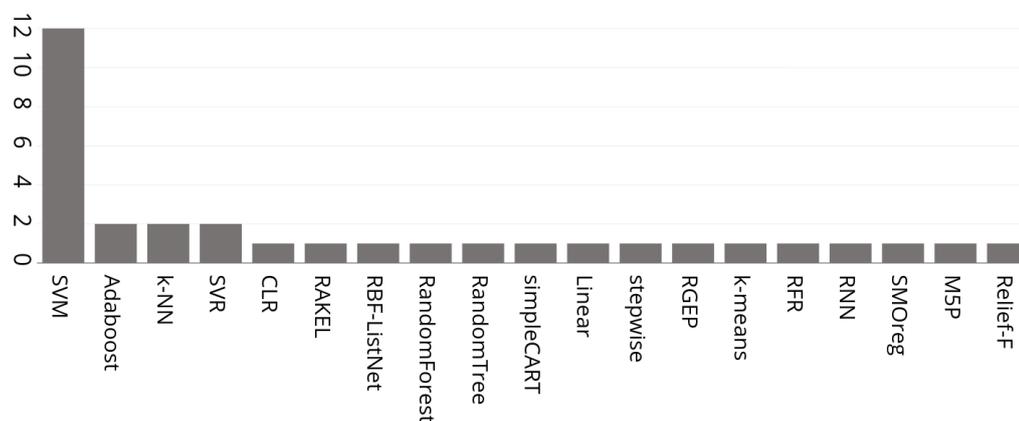
Com o objetivo de selecionar as características que melhor representam a emoção na música e, ainda, conseguir reduzir a dimensionalidade dos dados, foram apresentados nos artigos os métodos para a seleção de características. Apenas 11 artigos evidenciaram os métodos de seleção usados, de forma que, em alguns trabalhos foram utilizados mais de um método. Os métodos de seleção usados são: *Wrapper*, NMF, PCA, *ReliefF*, *Relieff-F-1*, *Relieff-F-2*, *F-score*, *Correlation-based (CFS)*, *Spearman*, *Information-gain*, FS-AIC, L1-LR, mRMR, *Stepwise*. Os métodos de seleção PCA e *Wrapper* são os mais usados, como pode ser observado na Figura 11.

Figura 11: Frequência de uso dos métodos de seleção



Após a seleção de características, a forma automática usada para reconhecimento e classificação de emoções é através de algoritmos de classificação e predição. Os algoritmos utilizados são: K-NN, *Adaboost*, SVR, SVM, CLR, RAKEL, RBF-ListNet, *RandomForest*, *RandomTree*, *simpleCART*, BP, Linear, RGEP, *K-means*, RFR, RNN, *SMOreg*, *REPTree*, M5P, FKNN, LDA. Podem ser observados na Figura 12. Entre os algoritmos, o mais utilizado nos estudos encontrados foi o SVM. Em relação a acurácia estabelecida pelos classificadores, foi identificada uma grande variação nas taxas apresentadas, que variam de 55,2% a 92,8%.

Figura 12: Frequência de uso dos classificadores e preditores



O trabalho (CHEN et al., 2010), que atingiu a precisão de 55.2 % apresentou uma base com 52 músicas e utilizou o classificador SVM. O autor alegou que a baixa precisão é devido à confusão em relação à música de fundo e a interação do cantor. No trabalho é exemplificado esse fato com o estilo de música rap, que contém um ritmo de música lenta, porém a taxa de reconhecimento é degradada por que o cantor executa a música de uma maneira intensa.

No trabalho (SHI et al., 2006), foi alcançado a precisão de 92,8%. O autor utiliza uma base de dados com 194 músicas com os gêneros ópera, jazz, eletrônica, popular e

rock. O classificador utilizado é o *Adaboost*. É proposto no estudo o uso do método de extração de características de tempo baseado na análise de espectro de modulação. E aplica o coeficiente de frequência de modulação em escala de *log* (CFML), que é um recurso eficiente e para caracterizar a dinâmica de longo prazo da música, na qual a frequência do tempo e seus harmônicos são apresentados. Dessa forma, eles alcançaram uma alta acurácia na classificação.

4.4 Relação das Características e a Emoção

No presente estudo, foram extraídas dos artigos 85 características musicais. Porém, foram encontradas limitações. Alguns estudos, não definem as características em seus estudos, forçando a busca na literatura conforme referência apresentada com a definição da característica neste trabalho, de forma que algumas descrições de características não foram encontradas. Além disso, alguns autores utilizam nomes diferentes para a mesma característica ou cunham novos termos, o que dificultou a associação do nome ao conceito.

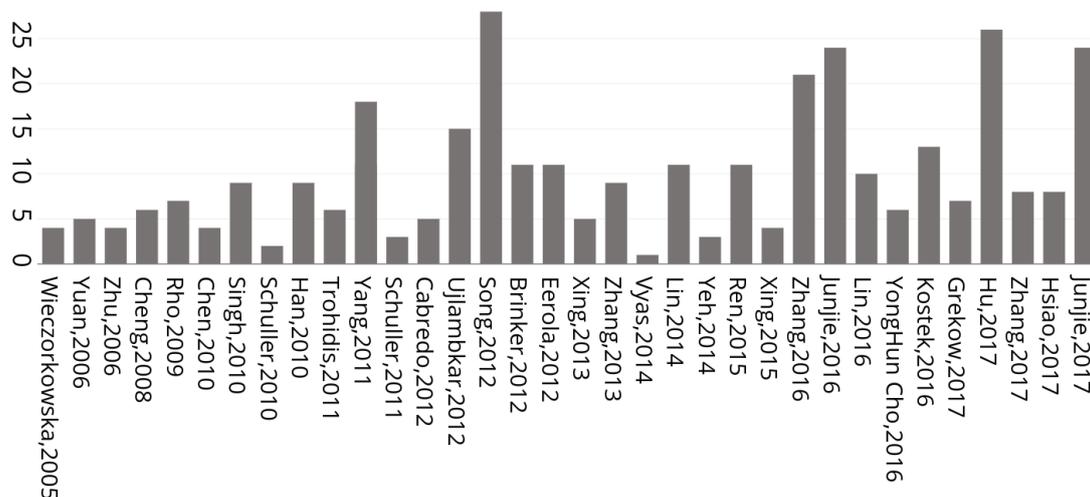
Como forma de organização e para maior compreensão do leitor, alguns autores categorizaram as características de duas maneiras. O primeiro modo corresponde a categorização a partir do elemento principal de extração. Como observado nos artigos (YANG; CHEN, 2011a), (SCHULLER; WENINGER; DORFNER, 2011), (EEROLA, 2012), (CABREDO et al., 2012), (SONG; DIXON; PEARCE, 2012), (BRINKER; DINTHER; SKOWRONEK, 2012), (LIN; YANG; JUNG, 2014), (LIN et al., 2016), (HSIAO; CHEN; LEE, 2017), (ZHANG et al., 2017), (GREKOW, 2017), (HAN et al., 2010), (HU; YANG, 2017). Enquanto que em (ZHANG et al., 2016), as características são representadas em categorias por níveis de extração, que são: físico, perceptivo, musical e semântico.

A forma de categorização das características utilizada neste trabalho corresponde a primeira forma apresentada, por ser a mais utilizada, além de proporcionar organização. A Tabela 10, apresenta as características extraídas do timbre. A Tabela 11, apresenta as características extraídas do ritmo. A Tabela 12, apresenta a característica extraídas da energia. A Tabela 13, apresenta as características extraídas da tonalidade. A Tabela 14, apresenta as características extraídas do tom. A Tabela 15 apresenta as características extraídas do acorde. A Tabela 16, apresenta as características extraídas da harmonia. A Tabela 17, apresenta as características extraídas da intensidade. A Tabela 18, apresenta as características extraídas da dinâmica. E por fim, a Tabela 19, apresenta as características extraídas da articulação.

As características obtidas pelo Mapeamento se dividem em médio e baixo nível. A maioria dos estudos extraíram características de timbre e ritmo. As características de Timbre que mais foram repetidas são: Coeficiente Cepstrais de Alta Frequência, Rollof, Fluxo Espectral e Centroide Espectral. Enquanto que, o tempo foi a característica que mais se repetiu na classe ritmo. A Figura 13, apresenta a quantidade de características

extraídas de cada artigo.

Figura 13: Quantidade de características extraídas por artigo



Para responder a questão de pesquisa **QP3 Quais características musicais devem ser extraídas para determinar a emoção da música?**, foram selecionados artigos que apresentam extração de características musicais a fim de caracterizar uma determinada emoção. Porém, apenas 08 trabalhos selecionados utilizam a acurácia de classificação de um conjunto de características de áudio para reconhecer a emoção da música. Todos utilizam o modelo bidimensional e apenas 07 fornecem como resultado características que representam valência e excitação, conforme apresentados na Tabela 8. No artigo de (SCHULLER; DORFNER; RIGOLL, 2010), apesar de usar o modelo dimensional, não especifica as características associadas, mas apresenta uma tabela de acordes de associando a emoções discretas, Tabela 9.

Tabela 8: Associação de características de áudio a emoção

| Artigo | Valência | Excitação |
|---|--|---|
| (LIN; YANG; JUNG, 2014) | Dissonância Espectral e o Modo | Nitidez, Fluxo Harmônico e Frequência Mel do Coeficiente Cepstral. |
| (ZHANG et al., 2016) | Não especificado | Baixo SONE, Raiz Média Quadrada e Fluxo de Sonoridade. |
| (CHENG et al., 2008) | Acorde, Espectro de Nivelamento, Frequência Mel do Coeficiente Cepstral, Espectro de Crista. | volume e Tempo. |
| (HU; YANG, 2017) | Volume, Regularidade, Irregularidade, Taxa de Cruzamento Zero, Centroide Espectral, Flux Espectral, Brilho Espectral, Nivelamento Espectral, Rollof. | Força do Ritmo, Clareza do Pulso, Média do Tempo, Regularidade do Ritmo, Função de Detecção de Alteração Harmônica, Modo, Clareza da Chave, Tom, Croma. |
| (LIN et al., 2016) | Modo e Harmonia | Tempo, Tom, Volume, e Timbre. |
| (BRINKER; DINTHER; SKOWRONEK, 2012) | Tempo lento, Volume, Excentricidade do Croma, Ritmo rápido e Inclinação Espectral. | Croma, Variabilidade de percussão entre bandas, Medida de relação entre tempos rápidos e lentos e Espectro de Modulação Harmônico. |
| (EEROLA, 2012) | Tempo de Ataque | Clareza de Pulso |

Tabela 9: Tipos de acordes e as emoções associadas

| Tipo de Acorde | Emoções associadas |
|--------------------|--|
| Maior | Felicidade, alegria, confiança, satisfação, radiância |
| Menor | Tristeza, escuridão, mau humor, apreensão, melancolia, depressão, mistério |
| Sétimo | Natural, moderado, inquieto |
| Sétimo Maior | Romance, suavidade, serenidade, satisfação, tranquilidade |
| Sétima Menor | Tranquilidade, melancolia |
| Nono | Abertura, otimismo |
| Diminuto | Medo, choque, susto, suspense |
| Quarto Suspenso | Tensão agradável |
| Sétima, Nona Menor | Sinistro, medo, escuridão |
| Nono Adicionado | Inflexível, severo |

Adaptado de [Schuller, Dorfner e Rigoll \(2010\)](#)

Tabela 10: Descrição das características extraídas do timbre

| Id | Característica | Descrição |
|----|---|---|
| 01 | Amplitude Espectral | É a medida de quão longe, e em que direção, essa variável difere de zero (LYONS, 2011). |
| 02 | Aspereza Espectral | É obtido computando os picos do espectro e tomando a média de toda a dissonância entre todos os possíveis pares de picos (SETHARES, 1998). |
| 03 | Atenuação de Espectro | Uma técnica que consiste nas etapas de estimativa do espectro de ruído e a estimativa da fala (KIM et al., 2003). |
| 04 | Baricentro Temporal | É a média temporal da energia envelop (YANG; CHEN, 2011a). |
| 05 | Brilho Espectral | É calculado como a centroide do espectro de magnitude de Fourier de curta duração, novamente armazenado como uma frequência de log. É uma medida do contendo de frequência mais alta do sinal. |
| 06 | Centroide Espectral | Indica o brilho ou a nitidez de um som e caracteriza o centro de gravidade do espectros (HAN et al., 2010). |
| 07 | Coefficientes de Transformação de Cosseno Discreto Modificado | É o componente básico de processamento para compressão de áudio de alta qualidade nos padrões internacionais de codificação (BRITANAK; RAO, 2001). |
| 08 | Contraste Espectral | Considera a intensidade dos picos espectrais e dos vales espectrais em cada sub-banda separadamente, de modo que possa representar as características espectrais relativas e refletir aproximadamente a distribuição de componentes harmônicos e não harmônicos (JIANG et al., 2002). |
| 09 | Crista Espectral | Fornece uma medida para quantificar a tonalidade do sinal. Esta medida é útil para discriminar entre sinais de banda larga e banda estreita indicando o pico relativo de uma sub-banda (HOSSEINZADEH; KRISHNAN, 2007). |
| 10 | Curtose Espectral | O fluxo espectral é definido como a diferença quadrática entre as magnitudes normalizadas de janelas sucessivas (ANTONI, 2006). |
| 11 | Dissonância Espectral | Mede a dureza ou aspereza do espectro acústico (CABRERA et al., 1999). |
| 12 | Distorção Espectral | Descreve a assimetria da distribuição de frequência ao redor do centroide espectral(GOUYON; HERRERA, 2003). |
| 13 | Energia Espectral | É a energia de cada sub-banda normalizada com a energia combinada do espectro (HOSSEINZADEH; KRISHNAN, 2007). |
| 14 | Entropia Espectral | Pode ser usada para quantificar o pico de uma distribuição (MISRA et al., 2004). |
| 15 | Espectro | indica se a distribuição é suave ou pontiaguda e resulta da relação simples entre a média geométrica e a média aritmética (LARTILLOT, 2011) |
| 16 | Espectro de Força | Fornece um gráfico da porção da potência de um sinal (energia por unidade de tempo) pendendo para o interior de determinadas posições de frequência. |
| 17 | Espectro de Magnitude | É a medida de como, independentemente da direção, sua quantidade difere de zero. Então, as magnitudes são sempre valores positivos (LYONS, 2011). |
| 18 | Estrutura Novidade | O grau de repetição temporal de qualquer característica particular, como espectro ou cromato ao longo do tempo com base na detecção de bordas dentro da diagonal da matriz de auto-similaridade (FOOTE; COOPER, 2003). |
| 19 | Fluxo Espectral | É definido como a diferença quadrática entre as magnitudes normalizadas de janelas sucessivas (PORIA et al., 2016). |
| 20 | Frequência de Início | Refere-se à detecção do início de eventos discretos em sinais acústicos. Uma percepção de um início é causado por uma evidente mudança na intensidade, timbre do som. |
| 21 | Frequência mais Forte via Cruzamento Zero | Uma estimativa do componente de frequência mais forte de um sinal, em Hz, encontrado através do número de cruzamentos zero (MCKAY, 2005). |

| | | |
|-----------|--|--|
| 22 | Frequência Mel do Coeficiente Cepstral | Caracteriza a forma espectral do som tomando os coeficientes da transformada de cosseno discreta dos espectros de <i>log-power</i> expressos em uma escala de frequência Mel relacionada com a percepção n linear. |
| 23 | Histograma Coeficiente Wavelets | Representam informações locais e globais através do cálculo de histogramas nos Coeficientes <i>Wavelet Daubechies</i> em diferentes sub-bandas de frequência com diferentes resoluções. |
| 24 | Inarmonicidade | Estima a quantidade de conotações que se desviam dos múltiplos da frequência fundamental (LIN et al., 2016). |
| 25 | Irregularidade | É o grau de variação dos picos sucessivos do espectro (LARTILLOT, 2011) |
| 26 | Largura de Banda | A largura de banda é calculada como a média ponderada da magnitude das diferenças entre os componentes espectrais e o centroide (LARSEN; AARTS, 2005). |
| 27 | Largura Timbral | É definida como a largura do pico, a intensidade da distribuição espectral, enquanto que o volume é derivado com base na força relativa entre a intensidade total e nitidez. |
| 28 | Média do Início | A média do início a cada pico do áudio (YANG; CHEN, 2011b). |
| 29 | Nivelamento Espectral | indica se a distribuição é suave ou pontiaguda e resulta da relação simples entre a média geométrica e a média aritmética (LARTILLOT, 2011). |
| 30 | Percussão | Caracterização e classificação de <i>onsets</i> por banda (BRINKER; DINTHER; SKOWRONEK, 2012). |
| 31 | Pico Espectral | Representa o componente harmônico (REN; WU; JANG, 2015). |
| 32 | Propagação Espectral | Indica o espelhamento médio do espectro e está relacionado ao seu próprio Centroide Espectral (HAN et al., 2010). |
| 33 | Suavidade Espectral | Se refere à expectativa de que os envelopes espectrais de sons reais tendem a variar lentamente em funções da frequência (KLAPURI, 2003). |
| 34 | Taxa de Cruzamento Zero | Mede o ruído do sinal, é calculado pela contagem o número de valores de sinal que cruzam o eixo zero em cada quadro (YANG; CHEN, 2011a). |
| 35 | Timbre | É conhecido como qualidade de som da psicoacústica, o que faz com que dois sons com o mesmo tom e volume soem diferentes (ZHANG et al., 2016). |
| 36 | Vale Espectral | Corresponde ao componente não harmônico ou ruído no espectro (REN; WU; JANG, 2015). |
| 37 | Variabilidade Espectral | Consiste no desvio padrão do espectro de magnitude. Uma medida de quão variada é o espectro de magnitude de um sinal (MCKAY, 2005). |

Tabela 11: Descrição de características extraídas do ritmo

| Id | Característica | Descrição |
|----|---|--|
| 01 | Batida | Representa uma duração periódica de 1/4 de nota, enquanto que o andamento é geralmente definido como as batidas por minuto para representar o recurso rítmico (LIN et al., 2016). |
| 02 | Batida mais Forte | É definido como a batida mais forte em um sinal, em Batidas Por Minuto (BPM) e é encontrado localizando a caixa mais forte no Histograma de Batida (PORIA et al., 2016). |
| 03 | Clareza do pulso | Quão claro e estável é o pulso ou batida na música, também chamado de força da batida (LARTILLOT et al., 2008). |
| 04 | Clareza do Ritmo | Autocorrelação da curva de detecção de início (HU; YANG, 2017). |
| 05 | Densidade | Estima a frequência média de eventos, ou seja, o número de eventos detectados por segundo (LARTILLOT, 2011). |
| 06 | Histograma de Batida | É uma curva que descreve a força da batida como uma função de um intervalo de valores de andamento e permite a extração das propriedades mencionadas (BURRED; LERCH, 2003). |
| 07 | Histograma de Ritmo | Agrega os valores de amplitude de modulação das bandas críticas individuais calculadas em um padrões de ritmo e é, portanto, um descritor de menor dimensão para características rítmicas gerais em uma peça de áudio (LIDY et al., 2007). |
| 08 | inter-onset | Forma múltiplos agentes de batimento (com tempo e fase variados) que competem com base em quão bem cada um pode prever localizações de batidas (DAVIES; PLUMBLEY, 2007). |
| 09 | Média do Espectro de Batida | É uma medida de auto-similaridade acústica versus tempo de latência, calculado a partir de uma representação de similaridade espectral (FOOTE; UCHIHASHI, 2001). |
| 10 | Relação da Sonoridade da Batida por Banda | A intensidade do sinal nas janelas centrada em torno dos locais de batida (BOGDANOV et al., 2013). |
| 11 | Ritmo | É um importante traço musical que representa o andamento ou o pulso de uma peça musical (HU; YANG, 2017). |
| 12 | Regularidade de Ritmo | Um histograma de batida no qual os picos são espaçados periodicamente (BURRED; LERCH, 2003). |
| 13 | Soma das Batidas | A soma de todos os valores no histograma de batida (MCKAY, 2005). |
| 14 | Tempo | Geralmente definido como as batidas por minuto (BPM) e é usado para representar característica rítmica da música (RHO; HAN; HWANG, 2009). |
| 15 | Tempo Médio | O divisor comum dos picos da curva de autocorrelação (LIU; LU; ZHANG, 2003). |
| 16 | Variação do Comprimento da Batida | Analisa a variação do no ritmo para identificar a diversidade de emoções (HAN et al., 2010). |

Tabela 12: Descrição da característica extraída da energia

| Id | Característica | Descrição |
|----|----------------|--|
| 01 | Poder do Áudio | Descreve a potência instantânea temporariamente suavizado sobre cada quadro (SMITH; CHENG; BURNETT, 2010). |

Tabela 13: Descrição de características extraídas da tonalidade

| Id | Característica | Descrição |
|----|----------------|---|
| 01 | Tonalidade | É usado, principalmente, para denotar um sistema de relações entre uma série de passos (formando melodias e harmonias) tendo um tônico ou tom central (GUTIÉRREZ et al., 2006). |

Tabela 14: Descrição de características extraídas do tom

| Id | Característica | Descrição |
|----|-------------------|---|
| 01 | Chave | Oferece uma estimativa ampla das posições dos centros tonais e sua respectiva clareza (LARTILLOT, 2011). |
| 02 | Cromagrama | É calculado no espectrograma log-scaled para representar as frequências em escalas musicais (LIN et al., 2016). |
| 03 | Histograma de Tom | São definidos e propostos como uma forma de representar o conteúdo do tom dos sinais musicais, tanto na forma simbólica quanto na forma de áudio (TZANETAKIS; ERMOLINSKIY; COOK, 2002). |
| 04 | Modo | É um tipo de escala na música que implica em maior e menor para estimar a modalidade baseada em componentes de Cromagrama (LIN et al., 2016). |
| 05 | Modo da chave | É definido como chave maior e chave menor (GUTIÉRREZ et al., 2006). |
| 06 | Tom | É o atributo auditivo do som que pode ser solicitado em uma escala de baixa a alta (HU; YANG, 2017). |
| 07 | Tom Saliente | O tom típico em Hz ou semitons estabelecido por base de métodos cromáticos (BARTSCH; WAKEFIELD, 2005). |

Tabela 15: Descrição de características extraídas do acorde

| Id | Característica | Descrição |
|----|---|--|
| 01 | Acorde | O acorde consiste em harmonia formada por múltiplas notas ou arremessos (CHENG et al., 2008). |
| 02 | Força da chave | Encontra a força-chave calculando os coeficientes de correlação entre o cromatograma retornado pelo cromagrama, empacotado e normalizado e perfis semelhantes representando todos os possíveis candidatos a tonalidade (LARTILLOT; TOIVAINEN, 2007). |
| 03 | Histograma de Acorde | Esboça uma imagem da estrutura harmônica de uma música (CHENG et al., 2008). |
| 04 | Perfil de Classe de Passo Harmônico | É um vetor medido que a intensidade de cada um dos doze semitons da escala diatônica, e é obtido mapeando cada intervalo de frequência do espectro para uma dada classe de notas (GUTIÉRREZ et al., 2006). |
| 05 | Subsequência de Acorde Comum mais Longa | Indica a similaridade de acordes em ordem através de um algoritmo de programação dinâmica que foi usado em bioinformática para comparação de sequência de DNA (CHENG et al., 2008). |

Tabela 16: Descrição de características extraídas da harmonia

| Id | Característica | Descrição |
|----|--------------------------|---|
| 01 | Centro de massa do Croma | Calcula o vetor centroide tonal de 6 dimensões a partir do cromatismo. Corresponde a uma projeção das cordas ao longo de círculos de quintas, de terços menores e de terços maiores (HARTE; SANDLER; GASSER, 2006). |
| 02 | Escala | É uma regra geral da formação tônica da música. No artigo referido, foi definido como um conjunto de chave, modo e tonalidade (RHO; HAN; HWANG, 2009). |
| 03 | Fluxo harmônico | Indica diferença no conteúdo harmônico entre quadros consecutivos, como alterações de acorde, melodia forte ou movimento da linha de baixo (LIN; YANG; JUNG, 2014). |
| 04 | Harmonia | Refere-se ao relacionamento entre dois ou mais arremessos simultâneos na música (HU; YANG, 2017). |
| 05 | Melodia | uma equação de arremessos, os mais detectados em regiões de média e alta frequência, em oposição à linha de baixo, que pode ser encontrada em bandas de baixa frequência (GÓMEZ; KLAPURI; MEUDIC, 2003). |

Tabela 17: Descrição de características extraídas da intensidade

| Id | Característica | Descrição |
|----|-------------------------------|--|
| 01 | baixo-SONE | A relação entre as dez primeiras faixas sonoras de banda crítica e a intensidade total (ZHANG et al., 2017). |
| 02 | Centro de Massa da Sonoridade | Centro de massa do volume/intensidade (ZHANG et al., 2017). |
| 03 | Energia Baixa | É a porcentagem de sinal com um nível abaixo da média (INTROINI; PRESTI; BOCCIGNONE, 2016). |
| 04 | Fluxo da sonoridade | Quantidade de mudança de volume (ZHANG et al., 2017). |
| 05 | Intensidade | É a energia média da sequência global das ondas (RHO; HAN; HWANG, 2009). |
| 06 | Intensidade Sonora | É a intensidade perceptiva do som (ZHANG et al., 2017). |
| 07 | Média do volume | Média do volume total (ZHANG et al., 2017). |
| 08 | Volume | É uma parte integrante da distribuição espectral da sensação de intensidade (LIN; YANG; JUNG, 2014). |

Tabela 18: Descrição de características extraídas da dinâmica

| Id | Característica | Descrição |
|----|----------------------|---|
| 01 | Dinâmica | Está relacionado ao intervalo dinâmico e à quantidade de flutuação no volume presente em uma gravação (STREICH et al., 2006). |
| 02 | Inclinação Espectral | Representa a quantidade da amplitude espectral. É calculado pela regressão linear (GUNASEKARAN; REVATHY, 2011). |
| 03 | Raiz Média Quadrada | Estima o recurso de energia de acordo com o volume de uma sílaba (EEROLA, 2012). |

Tabela 19: Descrição de características extraídas da articulação

| Id | Característica | Descrição |
|----|-----------------|---|
| 01 | Articulação | É baseada na relação média de silêncio, indicando a porcentagem de quadros que têm uma energia RMS significativamente menor do que a energia RMS média de todos os quadros (LARTILLOT, 2014). |
| 02 | Tempo de Ataque | Logaritmo de duração entre a hora em que o sinal começa e a hora em que o sinal atinge o seu valor estável. (EEROLA, 2012) |

5 Conclusão

Identificamos na literatura que é possível reconhecer a emoção através da música. Porém, a tarefa de detectar automaticamente o emoção da música é bastante desafiadora por diversos motivos:

- I. A emoção percebida por um indivíduo enquanto escuta uma música é algo subjetivo e difícil de mensurar, por isso, os trabalhos selecionados se detêm às características de baixo e médio níveis;
- II. Muitas vezes uma mesma música apresenta mais de um sentimento (YEH et al., 2014), podendo ser eles antagônicos, o que leva os trabalhos à realizarem a tarefa de classificação em um trecho específico da música;
- III. Ausência de bases públicas rotuladas, os trabalhos confeccionaram sua própria base, com tamanho arbitrário e músicas de complexidade e gêneros distintos. Nenhum trabalho disponibilizou a base utilizada publicamente, o que previne o treinamento de classificadores, a reprodutibilidade dessas pesquisas e a comparação dos resultados alcançados por diferentes técnicas;
- IV. Grande volume de características, uma diversidade de características podem ser utilizadas para extrair informações da música e alcançar sua classificação. Neste, trabalho elencamos 85 características de baixo e médio nível a partir dos trabalhos selecionados. Muitas vezes, é necessário um grande conjunto de ferramentas com diferentes parâmetros de configuração para alcançar uma maior variedade na extração de características;
- V. área interdisciplinar, muitas vezes para conduzir uma pesquisa neste ramo é preciso de conhecimento de computação aliado a teoria musical e, dependendo, do nível das características que se deseja extrair, é necessário conhecimento na área de psicologia. Tais razões se refletem diretamente na taxa de acurácia dos classificadores que assume um valor médio de 78,97%. Mesmo quando essa classificação ocorre, existe uma dificuldade em estabelecer uma relação direta entre as características da música em uma emoção específica, por exemplo, a tristeza. A contribuição principal a relação indireta das emoções com as características, no uso do modelo bidimensional. De forma que, trazem resultados de forma geral para valência e excitação.

Esse cenário indica que este é um campo com espaço para melhorias e proposição de novos fluxos de classificação e para contribuições no campo da música e psicologia.

Identificamos que o caminho tomado por grande parte da literatura para detecção da emoção da música se baseia na extração de características, seguindo um fluxo clássico de

processamento de sinais, composto pelas etapas de (i) pré-processamento, (ii) extração de características, (iii) seleção de características e (iv) classificação da emoção da música. A principal fonte de extração de característica apresentada nos dados extraídos dos artigos é o áudio. Entre os artigos, 34 utilizaram áudio pelo fato de extraírem características de baixo nível que são mais fáceis de extrair, porém, difíceis de associar diretamente com a emoção. Apesar de a maioria dos estudos usarem o áudio, poucos se dedicaram a etapa de pré-processamento do sinal e, muitas, vezes informações importantes para a reprodução desta etapa não são disponibilizadas. Este contexto, abre espaço para investigação de técnicas de pré-processamento do sinal de áudio que podem impactar positivamente na acurácia do classificador.

Referências

- ANDERSEN, J. B. et al. *Systems and methods for implementing a sample rate converter using hardware and software to maximize speed and flexibility*. [S.l.]: Google Patents, 2007. US Patent 7,167,112. Citado na página 20.
- ANTONI, J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 282–307, 2006. Citado na página 41.
- BAI, J. et al. Music emotions recognition by cognitive classification methodologies. In: IEEE. *Cognitive Informatics & Cognitive Computing (ICCI* CC), 2017 IEEE 16th International Conference on*. [S.l.], 2017. p. 121–129. Citado na página 28.
- BAI, J. et al. Dimensional music emotion recognition by valence-arousal regression. In: IEEE. *Cognitive Informatics & Cognitive Computing (ICCI* CC), 2016 IEEE 15th International Conference on*. [S.l.], 2016. p. 42–49. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 34.
- BARTHET, M.; FAZEKAS, G.; SANDLER, M. Multidisciplinary perspectives on music emotion recognition: Implications for content and context-based models. *Proc. CMMR*, p. 492–507, 2012. Citado na página 11.
- BARTSCH, M. A.; WAKEFIELD, G. H. Audio thumbnailing of popular music using chroma-based representations. *IEEE Transactions on multimedia*, IEEE, v. 7, n. 1, p. 96–104, 2005. Citado na página 44.
- BENETOS, E. Sound description toolbox. *MUSCLE Network of Excellence, Information & Software Engineering Group, Institute of Software Technology and Interactive Systems*, 2006. Citado na página 35.
- BLACKING, J. *How musical is man?* [S.l.]: University of Washington Press, 1974. Citado na página 15.
- BOGDANOV, D. et al. Essentia: An audio analysis library for music information retrieval. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR MUSIC INFORMATION RETRIEVAL (ISMIR). *Britto A, Gouyon F, Dixon S, editors. 14th Conference of the International Society for Music Information Retrieval (ISMIR); 2013 Nov 4-8; Curitiba, Brazil.[place unknown]: ISMIR; 2013. p. 493-8*. [S.l.], 2013. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 43.
- BRINKER, B. D.; DINTHER, R. V.; SKOWRONEK, J. Expressed music mood classification compared with valence and arousal ratings. *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing*, Springer, v. 2012, n. 1, p. 24, 2012. Citado 4 vezes nas páginas 27, 38, 40 e 42.
- BRITANAK, V.; RAO, K. An efficient implementation of the forward and inverse mdct in mpeg audio coding. *IEEE Signal Processing Letters*, IEEE, v. 8, n. 2, p. 48–51, 2001. Citado na página 41.
- BURRED, J. J.; LERCH, A. A hierarchical approach to automatic musical genre classification. In: CITESEER. *Proceedings of the 6th international conference on digital audio effects*. [S.l.], 2003. p. 8–11. Citado na página 43.

- CABREDO, R. et al. An emotion model for music using brain waves. In: *ISMIR*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 265–270. Citado 3 vezes nas páginas 26, 34 e 38.
- CABRERA, D. et al. Psysound: A computer program for psychoacoustical analysis. In: *Proceedings of the Australian Acoustical Society Conference*. [S.l.: s.n.], 1999. v. 24, p. 47–54. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 41.
- CARVALHO, V. M. de. História e tradição da música militar. 2007. Citado na página 11.
- CASTELLANO, M. A.; BHARUCHA, J. J.; KRUMHANSL, C. L. Tonal hierarchies in the music of north india. *Journal of Experimental Psychology: General*, American Psychological Association, v. 113, n. 3, p. 394, 1984. Citado na página 15.
- CHANEL, G.; ANSARI-ASL, K.; PUN, T. Valence-arousal evaluation using physiological signals in an emotion recall paradigm. In: *IEEE. Systems, Man and Cybernetics, 2007. ISIC. IEEE International Conference on*. [S.l.], 2007. p. 2662–2667. Citado na página 17.
- CHEN, C.-C. et al. Affective understanding of online songs and speeches. In: *IEEE. Circuits and Systems (MWSCAS), 2010 53rd IEEE International Midwest Symposium on*. [S.l.], 2010. p. 363–366. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 37.
- CHENG, H.-T. et al. Automatic chord recognition for music classification and retrieval. In: *IEEE. 2008 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. [S.l.], 2008. p. 1505–1508. Citado 3 vezes nas páginas 27, 40 e 44.
- CHO, Y.-H. et al. Music emotion recognition using chord progressions. In: *IEEE. Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2016 IEEE International Conference on*. [S.l.], 2016. p. 002588–002593. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 34.
- COUTINHO, E.; CANGELOSI, A. Musical emotions: predicting second-by-second subjective feelings of emotion from low-level psychoacoustic features and physiological measurements. *Emotion*, American Psychological Association, v. 11, n. 4, p. 921, 2011. Citado na página 11.
- DAVIES, M. E.; PLUMBLEY, M. D. Context-dependent beat tracking of musical audio. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, IEEE, v. 15, n. 3, p. 1009–1020, 2007. Citado na página 43.
- DOWNIE, J. S. The music information retrieval evaluation exchange (2005–2007): A window into music information retrieval research. *Acoustical Science and Technology*, Acoustical Society of Japan, v. 29, n. 4, p. 247–255, 2008. Citado na página 19.
- EEROLA, T. Modeling listeners' emotional response to music. *Topics in cognitive science*, Wiley Online Library, v. 4, n. 4, p. 607–624, 2012. Citado 5 vezes nas páginas 27, 38, 40, 45 e 46.
- EEROLA, T.; LARTILLOT, O.; TOIVIAINEN, P. Prediction of multidimensional emotional ratings in music from audio using multivariate regression models. In: *ISMIR*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 621–626. Citado na página 31.
- FELD, S. *Music grooves: Essays and dialogues*. [S.l.]: University of Chicago Press, 1994. Citado na página 15.

- FOOTE, J.; UCHIHASHI, S. The beat spectrum: A new approach to rhythm analysis. In: IEEE. *null*. [S.l.], 2001. p. 224. Citado na página 43.
- FOOTE, J. T.; COOPER, M. L. Media segmentation using self-similarity decomposition. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. *Storage and Retrieval for Media Databases 2003*. [S.l.], 2003. v. 5021, p. 167–176. Citado na página 41.
- GAFFURIUS, F. *Theorica musicae*. [S.l.]: Edizioni del Galluzzo per la Fondazione Ezio Franceschini, 2005. Citado na página 18.
- GÓMEZ, E.; KLAPURI, A.; MEUDIC, B. Melody description and extraction in the context of music content processing. *Journal of New Music Research*, Taylor & Francis, v. 32, n. 1, p. 23–40, 2003. Citado na página 45.
- GOUYON, F.; HERRERA, P. Determination of the meter of musical audio signals: Seeking recurrences in beat segment descriptors. In: AUDIO ENGINEERING SOCIETY. *Audio Engineering Society Convention 114*. [S.l.], 2003. Citado na página 41.
- GREKOW, J. Audio features dedicated to the detection of arousal and valence in music recordings. In: IEEE. *INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA), 2017 IEEE International Conference on*. [S.l.], 2017. p. 40–44. Citado 3 vezes nas páginas 28, 34 e 38.
- GUNASEKARAN, S.; REVATHY, K. Automatic recognition and retrieval of wild animal vocalizations. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, IACSIT Press, v. 3, n. 1, p. 136, 2011. Citado na página 45.
- GUTIÉRREZ, E. G. et al. *Tonal description of music audio signals*. [S.l.]: Citeseer, 2006. Citado na página 44.
- HAN, B.-J. et al. Music emotion classification and context-based music recommendation. *Multimedia Tools and Applications*, Springer, v. 47, n. 3, p. 433–460, 2010. Citado 5 vezes nas páginas 27, 38, 41, 42 e 43.
- HARTE, C.; SANDLER, M.; GASSER, M. Detecting harmonic change in musical audio. In: ACM. *Proceedings of the 1st ACM workshop on Audio and music computing multimedia*. [S.l.], 2006. p. 21–26. Citado na página 45.
- 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. Citado na página 16.
- HOSSEINZADEH, D.; KRISHNAN, S. Combining vocal source and mfcc features for enhanced speaker recognition performance using gmms. In: IEEE. *Multimedia Signal Processing, 2007. MMSP 2007. IEEE 9th Workshop on*. [S.l.], 2007. p. 365–368. Citado na página 41.
- HSIAO, S.-W.; CHEN, S.-K.; LEE, C.-H. Methodology for stage lighting control based on music emotions. *Information Sciences*, Elsevier, v. 412, p. 14–35, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 38.
- HU, X.; DOWNIE, J. S. Exploring mood metadata: Relationships with genre, artist and usage metadata. In: *ISMIR*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 67–72. Citado na página 31.

- HU, X.; YANG, Y.-H. Cross-dataset and cross-cultural music mood prediction: A case on western and chinese pop songs. *IEEE Transactions on Affective Computing*, IEEE, v. 8, n. 2, p. 228–240, 2017. Citado 7 vezes nas páginas 28, 34, 38, 40, 43, 44 e 45.
- INTROINI, A.; PRESTI, G.; BOCCIGNONE, G. Audio features affected by music expressiveness: Experimental setup and preliminary results on tuba players. In: ACM. *Proceedings of the 39th International ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval*. [S.l.], 2016. p. 757–760. Citado na página 45.
- JIANG, D.-N. et al. Music type classification by spectral contrast feature. In: IEEE. *Multimedia and Expo, 2002. ICME'02. Proceedings. 2002 IEEE International Conference on*. [S.l.], 2002. v. 1, p. 113–116. Citado na página 41.
- JUSLIN, P. N.; SLOBODA, J. A. *Music and emotion: Theory and research*. [S.l.]: Oxford University Press, 2001. Citado na página 11.
- JUSTUS, T.; HUTSLER, J. J. Fundamental issues in the evolutionary psychology of music: Assessing innateness and domain specificity. *Music Perception: An Interdisciplinary Journal*, University of California Press Journals, v. 23, n. 1, p. 1–27, 2005. Citado na página 15.
- KESSLER, E. J.; HANSEN, C.; SHEPARD, R. N. Tonal schemata in the perception of music in bali and in the west. *Music Perception: An Interdisciplinary Journal*, University of California Press Journals, v. 2, n. 2, p. 131–165, 1984. Citado na página 15.
- KIM, H.-G. et al. Speech enhancement of noisy speech using log-spectral amplitude estimator and harmonic tunneling. In: CITESEER. *Proc. International Workshop on Acoustic Echo and Noise Control*. [S.l.], 2003. p. 119–122. Citado na página 41.
- KIM, Y. E. et al. Music emotion recognition: A state of the art review. In: CITESEER. *Proc. ISMIR*. [S.l.], 2010. p. 255–266. Citado na página 17.
- KITCHENHAM, B. Procedure for undertaking systematic reviews. *Computer Science Department, Keele University (TRISE-0401) and National ICT Australia Ltd (0400011T. 1), Joint Technical Report*, 2004. Citado na página 21.
- KLAPURI, A. P. Multiple fundamental frequency estimation based on harmonicity and spectral smoothness. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, IEEE, v. 11, n. 6, p. 804–816, 2003. Citado na página 42.
- KOSTEK, B.; PLEWA, M. Rough sets applied to mood of music recognition. In: IEEE. *Computer Science and Information Systems (FedCSIS), 2016 Federated Conference on*. [S.l.], 2016. p. 71–78. Citado na página 28.
- KUMAR, P.; GOYAL, D. Performance analysis for audio streaming in cloud. *IOSR-JCE*, v. 16, p. 98–104, 2014. Citado na página 18.
- LAMERE, P. Social tagging and music information retrieval. *Journal of new music research*, Taylor & Francis, v. 37, n. 2, p. 101–114, 2008. Citado na página 11.
- LANE, R. D.; CHUA, P. M.; DOLAN, R. J. Common effects of emotional valence, arousal and attention on neural activation during visual processing of pictures. *Neuropsychologia*, Elsevier, v. 37, n. 9, p. 989–997, 1999. Citado na página 17.

- LARSEN, E.; AARTS, R. M. *Audio bandwidth extension: application of psychoacoustics, signal processing and loudspeaker design*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2005. Citado na página 42.
- LARTILLOT, O. *Mirtoolbox user's manual*. *Finnish Centre of Excellence in Interdisciplinary Music Research*, 2011. Citado 4 vezes nas páginas 41, 42, 43 e 44.
- LARTILLOT, O. et al. Multi-feature modeling of pulse clarity: Design, validation and optimization. In: CITESEER. *ISMIR*. [S.l.], 2008. p. 521–526. Citado na página 43.
- LARTILLOT, O.; TOIVIAINEN, P. A matlab toolbox for musical feature extraction from audio. In: BORDEAUX. *International conference on digital audio effects*. [S.l.], 2007. p. 237–244. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 44.
- LARTILLOT, O. M. *1.5—Users Manual*. 2014. Citado na página 46.
- LAZARUS, R. S. Progress on a cognitive-motivational-relational theory of emotion. *American psychologist*, American Psychological Association, v. 46, n. 8, p. 819, 1991. Citado na página 15.
- LEVITIN, D. J. *The world in six songs: How the musical brain created human nature*. [S.l.]: Penguin, 2008. Citado na página 15.
- LEW, M. S. et al. Content-based multimedia information retrieval: State of the art and challenges. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)*, ACM, v. 2, n. 1, p. 1–19, 2006. Citado na página 19.
- LIDY, T. et al. Improving genre classification by combination of audio and symbolic descriptors using a transcription systems. In: *ISMIR*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 61–66. Citado na página 43.
- LIN, C. et al. Music emotion recognition based on two-level support vector classification. In: IEEE. *Machine Learning and Cybernetics (ICMLC), 2016 International Conference on*. [S.l.], 2016. v. 1, p. 375–389. Citado 6 vezes nas páginas 26, 38, 40, 42, 43 e 44.
- LIN, Y.-P.; YANG, Y.-H.; JUNG, T.-P. Fusion of electroencephalographic dynamics and musical contents for estimating emotional responses in music listening. *Frontiers in neuroscience*, Frontiers, v. 8, p. 94, 2014. Citado 4 vezes nas páginas 27, 38, 40 e 45.
- LIU, D.; LU, L.; ZHANG, H.-J. *Automatic mood detection from acoustic music data*. Johns Hopkins University, 2003. Citado na página 43.
- LYONS, R. G. *Understanding Digital Signal Processing, 3/E*. [S.l.]: Pearson Education India, 2011. Citado na página 41.
- MCDERMOTT, J.; HAUSER, M. The origins of music: Innateness, uniqueness, and evolution. *Music Perception: An Interdisciplinary Journal*, University of California Press Journals, v. 23, n. 1, p. 29–59, 2005. Citado na página 15.
- MCKAY, C. *jaudio: Towards a standardized extensible audio music feature extraction system*. *Course Paper*. McGill University, Canada, 2005. Citado 4 vezes nas páginas 35, 41, 42 e 43.

- MCKAY, C.; FUJINAGA, I. jsymbolic: A feature extractor for midi files. In: *ICMC*. [S.l.: s.n.], 2006. Citado na página 35.
- MISRA, H. et al. Spectral entropy based feature for robust asr. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*. [S.l.: s.n.], 2004. Citado na página 41.
- MOFFAT, D. et al. An evaluation of audio feature extraction toolboxes. 2015. Citado na página 19.
- MÜLLER, M.; EWERT, S. Chroma toolbox: Matlab implementations for extracting variants of chroma-based audio features. In: CITESEER. *Proceedings of the 12th International Conference on Music Information Retrieval (ISMIR), 2011. hal-00727791, version 2-22 Oct 2012*. [S.l.], 2011. Citado na página 35.
- PAPADOPOULOS, A. Mathematics and music theory: From pythagoras to rameau. *The Mathematical Intelligencer*, Springer, v. 24, n. 1, p. 65–73, 2002. Citado na página 18.
- PERLOVSKY, L. Musical emotions: Functions, origins, evolution. *Physics of life reviews*, Elsevier, v. 7, n. 1, p. 2–27, 2010. Citado na página 15.
- PORIA, S. et al. Fusing audio, visual and textual clues for sentiment analysis from multimodal content. *Neurocomputing*, Elsevier, v. 174, p. 50–59, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 41 e 43.
- REN, J.-M.; WU, M.-J.; JANG, J.-S. R. Automatic music mood classification based on timbre and modulation features. *IEEE Transactions on Affective Computing*, IEEE, n. 3, p. 236–246, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 42.
- RHO, S.; HAN, B.-j.; HWANG, E. Svr-based music mood classification and context-based music recommendation. In: ACM. *Proceedings of the 17th ACM international conference on Multimedia*. [S.l.], 2009. p. 713–716. Citado 3 vezes nas páginas 27, 43 e 45.
- ROTTENBERG, J. Mood and emotion in major depression. *Current Directions in Psychological Science*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 14, n. 3, p. 167–170, 2005. Citado na página 16.
- RUSSELL, J. A. A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*, American Psychological Association, v. 39, n. 6, p. 1161, 1980. Citado na página 17.
- SCHULLER, B.; DORFNER, J.; RIGOLL, G. Determination of nonprototypical valence and arousal in popular music: features and performances. *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing*, Hindawi Publishing Corp., v. 2010, p. 5, 2010. Citado 3 vezes nas páginas 27, 39 e 40.
- SCHULLER, B.; WENINGER, F.; DORFNER, J. Multi-modal non-prototypical music mood analysis in continuous space: Realiability and performances. In: *Proc. 12th Intern. Society for Music Information Retrieval Conference (ISMIR) 2011, ISMIR, Miami, FL, USA*. [S.l.: s.n.], 2011. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 38.
- SETHARES, W. A. Consonance-based spectral mappings. *Computer Music Journal*, JSTOR, v. 22, n. 1, p. 56–72, 1998. Citado na página 41.

- SHI, Y.-Y. et al. A tempo feature via modulation spectrum analysis and its application to music emotion classification. In: IEEE. *Multimedia and Expo, 2006 IEEE International Conference on*. [S.l.], 2006. p. 1085–1088. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 37.
- SINGH, P. et al. Architecture for automated tagging and clustering of song files according to mood. *arXiv preprint arXiv:1206.2484*, 2012. Citado na página 27.
- SMITH, D.; CHENG, E.; BURNETT, I. Musical onset detection using mpeg-7 audio descriptors. In: *Proceedings of the 20th International Congress on Acoustics (ICA), Sydney, Australia*. [S.l.: s.n.], 2010. v. 2327, p. 1014. Citado na página 43.
- SOLOMON, R. C. *The passions: Emotions and the meaning of life*. [S.l.]: Hackett Publishing, 1993. Citado na página 15.
- SONG, Y.; DIXON, S.; PEARCE, M. Evaluation of musical features for emotion classification. In: CITESEER. *ISMIR*. [S.l.], 2012. p. 523–528. Citado 3 vezes nas páginas 26, 31 e 38.
- STACK, S.; KRYSINSKA, K.; LESTER, D. Gloomy sunday: did the “hungarian suicide song” really create a suicide epidemic? *OMEGA-Journal of death and dying*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 56, n. 4, p. 349–358, 2008. Citado na página 11.
- STREICH, S. et al. *Music complexity: a multi-faceted description of audio content*. [S.l.]: Universitat Pompeu Fabra Barcelona, Spain, 2006. Citado na página 45.
- STRONGMAN, K. T. *The psychology of emotion*. [S.l.]: Wiley New York, 1978. Citado na página 15.
- THAYER, R. E. *The biopsychology of mood and arousal*. [S.l.]: Oxford University Press, 1990. Citado na página 17.
- TROHIDIS, K. et al. Multi-label classification of music into emotions. In: *ISMIR*. [S.l.: s.n.], 2008. v. 8, p. 325–330. Citado na página 11.
- TROHIDIS, K. et al. Multi-label classification of music by emotion. *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing*, Springer, v. 2011, n. 1, p. 4, 2011. Citado na página 26.
- TZANETAKIS, G.; COOK, P. Marsyas: A framework for audio analysis. *Organised sound*, Cambridge University Press, v. 4, n. 3, p. 169–175, 2000. Citado na página 35.
- TZANETAKIS, G.; ERMOLINSKIY, A.; COOK, P. R. Pitch histograms in audio and symbolic music information retrieval. In: *ISMIR*. [S.l.: s.n.], 2002. Citado na página 44.
- UJLAMBKAR, A. M.; ATTAR, V. Z. Automatic mood classification model for indian popular music. In: IEEE. *Modelling Symposium (AMS), 2012 Sixth Asia*. [S.l.], 2012. p. 7–12. Citado na página 27.
- VYAS, G.; DUTTA, M. K. Automatic mood detection of indian music using mfccs and k-means algorithm. In: IEEE. *Contemporary Computing (IC3), 2014 Seventh International Conference on*. [S.l.], 2014. p. 117–122. Citado na página 26.

- WIECZORKOWSKA, A. et al. Creating reliable database for experiments on extracting emotions from music. In: *Intelligent Information Processing and Web Mining*. [S.l.]: Springer, 2005. p. 395–402. Citado na página 26.
- XING, B. et al. Emotion-driven chinese folk music-image retrieval based on de-svm. *Neurocomputing*, Elsevier, v. 148, p. 619–627, 2015. Citado na página 28.
- XING, B. et al. Human-centric music medical therapy exploration system. In: ACM. *Proceedings of the 2013 ACM SIGCOMM workshop on Future human-centric multimedia networking*. [S.l.], 2013. p. 3–8. Citado na página 26.
- YANG, X.; DONG, Y.; LI, J. Review of data features-based music emotion recognition methods. *Multimedia Systems*, Springer, v. 24, n. 4, p. 365–389, 2018. Citado na página 34.
- YANG, Y.-H.; CHEN, H. H. Prediction of the distribution of perceived music emotions using discrete samples. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, IEEE, v. 19, n. 7, p. 2184–2196, 2011. Citado 4 vezes nas páginas 27, 38, 41 e 42.
- YANG, Y.-H.; CHEN, H. H. Ranking-based emotion recognition for music organization and retrieval. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, IEEE, v. 19, n. 4, p. 762–774, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 42.
- YEH, C.-H.; LIN, H.-H.; CHANG, H.-T. An efficient emotion detection scheme for popular music. In: IEEE. *Circuits and Systems, 2009. ISCAS 2009. IEEE International Symposium on*. [S.l.], 2009. p. 1799–1802. Citado na página 17.
- YEH, C.-H. et al. Popular music representation: chorus detection & emotion recognition. *Multimedia tools and applications*, Springer, v. 73, n. 3, p. 2103–2128, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 27, 34 e 47.
- ZHANG, J. et al. Bridge the semantic gap between pop music acoustic feature and emotion: Build an interpretable model. *Neurocomputing*, Elsevier, v. 208, p. 333–341, 2016. Citado 6 vezes nas páginas 18, 19, 28, 38, 40 e 42.
- ZHANG, J. L. et al. Feature selection and feature learning in arousal dimension of music emotion by using shrinkage methods. *Multimedia Systems*, Springer, v. 23, n. 2, p. 251–264, 2017. Citado 3 vezes nas páginas 28, 38 e 45.
- ZHANG, K.; SUN, S. Web music emotion recognition based on higher effective gene expression programming. *Neurocomputing*, Elsevier, v. 105, p. 100–106, 2013. Citado na página 26.
- ZHU, X. et al. An integrated music recommendation system. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, IEEE, v. 52, n. 3, p. 917–925, 2006. Citado na página 26.



**TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA PUBLICAÇÃO DIGITAL NA BIBLIOTECA
“JOSÉ ALBANO DE MACEDO”**

Identificação do Tipo de Documento

- Tese
 Dissertação
 Monografia
 Artigo

Eu, **Naara Macedo Camilo**, autorizo com base na Lei Federal nº 9.610 de 19 de Fevereiro de 1998 e na Lei nº 10.973 de 02 de dezembro de 2004, a biblioteca da Universidade Federal do Piauí a divulgar, gratuitamente, sem ressarcimento de direitos autorais, o texto integral da publicação

Mapeamento Sistemático de Características Musicais
para Reconhecimento Automático de Emoções

de minha autoria, em formato PDF, para fins de leitura e/ou impressão, pela internet a título de divulgação da produção científica gerada pela Universidade.

Picos-PI 11 de dezembro de 2018.

Naara Macedo Camilo
Assinatura