

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO  
CENTRO TECNOLÓGICO  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA  
PROJETO DE GRADUAÇÃO**



**WAGNER DA SILVA PIRES JÚNIOR**

**CONFORMIDADE RÍTMICA ENTRE  
RECOMENDAÇÕES MUSICAIS E SINAIS  
COMPORTAMENTAIS DO USUÁRIO**

VITÓRIA-ES

DEZEMBRO/2023

Wagner da Silva Pires Júnior

# **CONFORMIDADE RÍTMICA ENTRE RECOMENDAÇÕES MUSICAIS E SINAIS COMPORTAMENTAIS DO USUÁRIO**

Parte manuscrita do Projeto de Graduação do aluno Wagner da Silva Pires Júnior, apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheiro Eletricista.

Vitória-ES

Dezembro/2023

Wagner da Silva Pires Júnior

## CONFORMIDADE RÍTMICA ENTRE RECOMENDAÇÕES MUSICAIS E SINAIS COMPORTAMENTAIS DO USUÁRIO

Parte manuscrita do Projeto de Graduação do aluno Wagner da Silva Pires Júnior, apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheiro Eletricista.

Aprovado em 19 de Dezembro de 2023.

### COMISSÃO EXAMINADORA:

Documento assinado digitalmente  
 HELDER ROBERTO DE OLIVEIRA ROCHA  
Data: 21/12/2023 11:07:11-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

**Prof. Dr. Helder Roberto de Oliveira  
Rocha**

Universidade Federal do Espírito Santo  
Orientador

Documento assinado digitalmente  
 HIGOR ARAUJO FIM CAMPOREZ  
Data: 21/12/2023 11:13:31-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

**Doutorando Higor Araújo Fim  
Camporez**

Universidade Federal do Espírito Santo  
Coorientador

---

**Prof. Dr. Wesley da Silva Costa**  
Universidade Federal do Espírito Santo  
Examinador

---

*Gustavo Rossi Martins*

**Eng. Gustavo Rossi Martins**  
Universidade Federal do Espírito Santo  
Examinador

Vitória-ES

Dezembro/2023



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

**PROTOCOLO DE ASSINATURA**



O documento acima foi assinado digitalmente com senha eletrônica através do Protocolo Web, conforme Portaria UFES nº 1.269 de 30/08/2018, por  
WESLEY DA SILVA COSTA - SIAPE 3358499  
Departamento de Engenharia Elétrica - DEE/CT  
Em 21/12/2023 às 11:29

Para verificar as assinaturas e visualizar o documento original acesse o link:  
<https://api.lepisma.ufes.br/arquivos-assinados/861504?tipoArquivo=O>

## **AGRADECIMENTOS**

Gostaria de agradecer primeiramente a Deus que me deu força e sabedoria para encarar todos os desafios. Agradeço também a todas essas pessoas especiais que apareceram (e estão) na minha vida e que permitem que eu continue com os meus estudos. A todos vocês, minha eterna gratidão.

Aos meus pais, Wagner e Rosiney, pelo apoio e dedicação para que eu pudesse ter as melhores condições para concluir minha graduação.

Aos meus amigos do 2018/1 que encararam e me ajudaram em todos os desafios do caminho.

A meu orientador Helder Rocha e coorientador Higor Camporez por despertar meu interesse por esse tema fascinante e por toda ajuda, orientação e dedicação durante o desenvolvimento deste trabalho.

À banca examinadora pela aceitação do convite e pelo tempo investido para leitura e avaliação desse trabalho.

Finalmente, agradeço à Universidade Federal do Espírito Santo pela minha formação.

## RESUMO

A palavra música vêm do grego *musiké téchne*, que significa a arte das musas. É uma forma de arte que se constitui basicamente em combinar sons e silêncio seguindo uma pré-organização ao longo do tempo. A música é uma prática cultural que possui registros desde a pré-história. No início da década de 2000, com a popularização da internet, maior capacidade e velocidade de transmissão de dados, a indústria musical sofreu o fenômeno da digitalização. Desde então, plataformas de *streaming* começaram a crescer de forma exponencial. Novos usuários acessam estas plataformas diariamente, onde encontra-se um cenário de escassez de dados para recomendar novas faixas a estes usuários, visto que a plataforma desconhece suas preferências. Sistemas de recomendações adotados atualmente se utilizam da interação do usuário com a plataforma, de forma que o usuário escolhe uma faixa de sua preferência, o sistema compara com sua base de metadados e recomenda novas faixas. A dependência da interação dos usuários para com a plataforma engessa os sistemas de recomendações. Desta forma, neste trabalho será estudado um sistema de recomendações que se utiliza de comportamentos físicos do usuário, como por exemplo um bater de mesa no mesmo ritmo da música. Para isso, serão utilizados sensores já presentes no cotidiano das pessoas em seus *smartwatches* e *smartphones*.

**Palavras-chave:** *Plataformas de streaming; Sistemas de recomendação; Interação com a plataforma; Comportamentos físicos.*

## ABSTRACT

Music comes from the Greek *musiké téchne*, which means the art of the muses. It is an art form that basically consists of combining sounds and silence following a pre-organization over time. Music is a cultural practice that has records since prehistoric times. In the early 2000s, the popularization of the internet happened, bringing the capacity and speed of data transmission, so the music industry was digitized. Since then, streaming platforms started growing exponentially. New users access these platforms daily, where there is a scenario of scarcity of data to recommend new tracks to these users, since the platform does not know their preferences. Recommendation systems currently adopted make use of the user's interaction with the platform so that the user chooses their preferred tracks, the system compares it with its metadata base, and recommends new tracks. Dependence on user interaction with the platform makes recommendation systems limited. In this way, a recommendation system will be studied in this work uses the user's physical behaviors, such as a table drumming in the same rhythm of the music. For this, the sensors already present in people's daily lives in smartwatches and smartphones will be used.

**Keywords:** *Streaming Plataforms; Recomendation Systems; User's Interaction; Physical Behaviors.*

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – A evolução nas maneiras de gravar e reproduzir a música. . . . .	13
Figura 2 – Distribuição percentual de usuários entre as plataformas de <i>streaming</i> em 2021. . . . .	18
Figura 3 – Quantidade de usuários de plataformas de <i>streaming</i> em 2020, categorizados por tipo de dispositivo para acesso: dispositivos móveis e computadores de mesa. . . . .	18
Figura 4 – Características dos usuários de plataformas de <i>streaming</i> , de acordo com os gêneros e suas faixas etárias. . . . .	19
Figura 5 – Propriedades do sinal de uma música. . . . .	21
Figura 6 – Amplitude da onda gerada por uma mesma nota em diferentes instrumentos nos domínios do tempo e da frequência, respectivamente . . . .	22
Figura 7 – Harmônicos que compõem um sinal sonoro (onda composta). . . . .	22
Figura 8 – Exemplo de sinal com ritmo constante para aplicação do cálculo de BPM. . . . .	23
Figura 9 – Exemplo de sinal de uma música. . . . .	24
Figura 10 – Algoritmo de Ellis (2007) para gerar sinal de <i>onset strength</i> a partir de um sinal áudio digitalizado. . . . .	25
Figura 11 – Comparação entre o espectrograma convencional (primeiro gráfico, janela de 32 ms), espectrograma Mel (gráfico do meio) e o <i>onset strength</i> (gráfico de baixo). . . . .	26
Figura 12 – Exemplo de aplicação da Filtragem Colaborativa no comércio alimentício. . . . .	28
Figura 13 – Exemplo de aplicação da Filtragem Baseada em Conteúdo no comércio alimentício. . . . .	29
Figura 14 – Representação esquemática da organização cerebral e do processo de ativação em áreas específicas em resposta à música. . . . .	31
Figura 15 – Exemplo de captura de sinal. . . . .	32
Figura 16 – Sistema massa-mola utilizado para medição da aceleração. . . . .	34
Figura 17 – Modelo de piezoelétrico utilizado e suas etapas de operação. . . . .	35
Figura 18 – Arquitetura proposta para um sistema de recomendação baseado na frequência cardíaca do usuário. . . . .	37
Figura 19 – Esquemático de conexão do MPU6050 com Arduino Nano. . . . .	37
Figura 20 – Sensor piezoelétrico Midé V22B. . . . .	38
Figura 21 – Integração interdisciplinar nas diversas áreas do projeto proposto. . . .	39
Figura 22 – Etapas seguidas para o desenvolvimento do projeto. . . . .	40
Figura 23 – Diagrama de conexão entre o microcontrolador ESP-32 e um acelerômetro para aquisição do sinal do usuário. . . . .	41
Figura 24 – Esquemático de captura do sinal utilizando piezoelétrico. . . . .	42

Figura 25 – Fluxograma de operação do sistema em loop para captura do sinal. . .	42
Figura 26 – Ilustração de sinal capturado. . . . .	44
Figura 27 – Exemplos de janelas flutuantes de 4 batidas. . . . .	46
Figura 28 – <i>Setup</i> utilizado no projeto. . . . .	47
Figura 29 – Base de dados contendo músicas. . . . .	47
Figura 30 – Fluxograma de operação do software de comparação desenvolvido em Python. . . . .	49
Figura 31 – Display que solicita qual a primeira música a ser reproduzida. . . . .	50
Figura 32 – Interface elaborada em Python. . . . .	51
Figura 33 – Interface elaborada em Python, com um exemplo em que há correspon- dência entre a faixa musical e os batimentos fornecidos pelo usuário. . .	52
Figura 34 – Interface elaborada em Python, com um exemplo de mensagens exibidas após ser identificada similaridade rítmica. . . . .	53
Figura 35 – Interface elaborada em Python, com um exemplo em que não há cor- respondência entre a faixa musical e os batimentos fornecidos pelo usuário. . . . .	54

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Atributos do som (BENSON, 2008). . . . .	20
Tabela 2 – Exemplo de aplicação da Equação (2.3) para cálculo do BPM do sinal da Figura 8 (Fonte: Próprio Autor). . . . .	23
Tabela 3 – Cálculo de BPM (Fonte: Próprio Autor). . . . .	45
Tabela 4 – Cálculo de BPM com janela flutuante (Fonte: Próprio Autor). . . . .	45

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADC	<i>Analog-to-Digital Converter</i>
BPM	Batidas Por Minuto
CD	<i>Compact Disc</i>
CSV	Valores Separados por Vírgula
FC	Frequência Cardíaca
HAR	<i>Human Activity Recognition</i>
IDE	Ambiente Integrado de Desenvolvimento
IMU	Unidade de Medição Inercial
MP3	<i>MPEG Audio Layer-3</i>
PA	Pressão Arterial
STFT	Tranformada de Fourier de curto prazo
UFES	Universidade Federal do Espírito Santo
USB	<i>Universal Serial Bus</i>
WAV	<i>Waveform Audio File Format</i>

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\Omega$	Ohm
Hz	Hertz
V	Volts
C	Capacitância

# SUMÁRIO

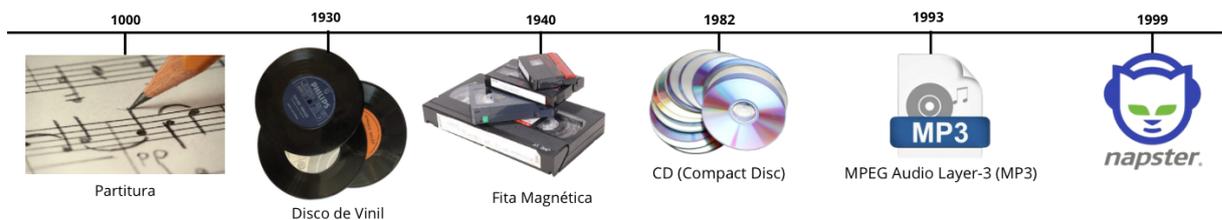
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>13</b>
<b>1.1</b>	<b>Apresentação</b>	<b>13</b>
<b>1.2</b>	<b>Justificativas</b>	<b>15</b>
<b>1.3</b>	<b>Objetivos</b>	<b>16</b>
1.3.1	Objetivo Geral	16
1.3.2	Objetivos Específicos	16
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b>	<b>17</b>
<b>2.1</b>	<b>A Música na Era Digital</b>	<b>17</b>
<b>2.2</b>	<b>Conceitos de Som e Música</b>	<b>19</b>
<b>2.3</b>	<b>Análise Detalhada do Sinal Digitalizado</b>	<b>24</b>
<b>2.4</b>	<b>Sistemas de Recomendação Utilizados no Mercado</b>	<b>26</b>
2.4.1	Objetivos de Sistemas de Recomendação	27
2.4.2	Técnicas de Sistemas de Recomendação	28
2.4.3	Falhas dos Sistemas de Recomendação	30
<b>2.5</b>	<b>Comportamento Humano e a Música</b>	<b>30</b>
<b>2.6</b>	<b>Sensoriamento</b>	<b>33</b>
<b>2.7</b>	<b>Trabalhos Relacionados</b>	<b>35</b>
2.7.1	Sistema de Recomendação	35
2.7.2	Sistema de Captura de Movimento Humano	37
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA E ETAPAS DE DESENVOLVIMENTO</b>	<b>39</b>
<b>3.1</b>	<b>Metodologia</b>	<b>39</b>
<b>3.2</b>	<b>Etapas de Desenvolvimento</b>	<b>39</b>
3.2.1	Investigação Sistemática na Escolha do Sensor	40
3.2.2	Algoritmo para Calcular o BPM do Sinal capturado	43
3.2.3	Software de Comparação	46
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>50</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS</b>	<b>55</b>
<b>5.1</b>	<b>Conclusão</b>	<b>55</b>
<b>5.2</b>	<b>Trabalhos Futuros</b>	<b>55</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>57</b>

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Apresentação

A palavra música vem do grego *musiké téchne*, que significa a arte das musas (LORD; SNELSON, 2008). É uma forma de arte que se constitui basicamente em combinar sons e silêncio seguindo uma pré-organização ao longo do tempo. A música é uma expressão cultural ancestral com evidências que remontam à era pré-histórica. Na mitologia da Grécia antiga, acreditava-se que a música tinha uma essência sagrada, e seus criadores e primeiros executantes eram divindades e seres mitológicos, tais como *Apolo*, *Anfião* e *Orfeu* (GROUT; PALISCA, 2013). Esta forma de expressão surgiu quando o homem descobriu que, batendo um objeto no outro, ele produzia sons (SBALQUEIRO, 2013).

Figura 1 – A evolução nas maneiras de gravar e reproduzir a música.



Fonte: Próprio autor.

A Figura 1 ilustra os principais acontecimentos que marcaram a história da forma de gravar e reproduzir a música. A história da música ocidental, em sentido estrito, começa com a música da igreja cristã (GROUT; PALISCA, 2013). A partitura foi o suporte principal para o registro da música ocidental até o início do século XX (BAIA, 2011). Se trata de uma representação gráfica da música por meio de símbolos escritos em um conjunto de linhas e espaços chamado pauta. Esta foi uma das primeiras maneiras de documentar as músicas.

As primeiras formas de gravar e reproduzir músicas foram feitas usando tecnologia analógica, que capturava as ondas sonoras de performances musicais em um meio físico, como fita magnética ou disco de vinil (MORAES, 2000). A era analógica da música, por sua vez possuía diversos problemas, como por exemplo a degradação temporal dos discos de vinil e das fitas magnéticas, que resultam na perda da qualidade do som gravado. Além disso, esses meios físicos eram suscetíveis a danos físicos, como arranhões ou dobras, que podiam causar saltos ou interrupções na reprodução da música (MORAES, 2000).

No final do século XX aconteceu a transição da era analógica para a era digital, marcada pela chegada do CD (*compact disc*), que revolucionou o mercado da música, atingindo seu

auge em 1998 (KUHAR; ARAÚJO, 2019). Duas décadas depois, com a popularização dos computadores pessoais e da própria informática, a música passou então a ser digitalizada em arquivos eletrônicos que pudessem ser interpretados e reproduzidos por computadores e em conjunto com a Internet, esses arquivos também podiam ser transmitidos de computador a computador em questão de segundos.

Em 2014, a comercialização da música digital foi responsável por aproximadamente 45% da arrecadação do mercado fonográfico dos Estados Unidos, contra apenas 9% em 2005 (FRIEDLANDER, 2014). Ainda em construção e em constante transformação, o mercado fonográfico, na era digital, não envolve apenas a música, mas também a relação do consumidor com as novas tecnologias, redes sociais, indústria fonográfica e marketing (RAGAZZI; PINHEIRO, 2016).

Tecnologias eficientes de compressão de áudio, como o *MPEG Audio Layer-3* (MP3), tornaram milhões de títulos de músicas acessíveis a milhões de usuários em todo o mundo (PACHET, 2003). Estas tecnologias possibilitaram o surgimento de softwares como o pioneiro Napster, criado em 1999, com o objetivo de simplificar a maneira de se encontrar músicas MP3 na Internet. O Napster permitia que o usuário conectado fizesse o download de um arquivo diretamente do computador de vários usuários simultaneamente de forma descentralizada, uma vez que ele era tanto o servidor quanto o usuário (CAMARGO, 2012).

O surgimento do Napster foi marcado por um grande atrito com a indústria fonográfica. A inovação proveniente desta nova tecnologia atraía cada dia mais usuários, o que incomodou a indústria fonográfica. Uma luta jurídica foi travada, pois a indústria da música alegava que os materiais de seus artistas estavam sendo distribuídos de forma ilegal, visto que não havia retorno monetário aos donos das obras e muito menos à própria indústria. Grandes artistas, como Madonna e a banda Metallica, entraram com processo alegando violação de direitos autorais (RAGAZZI; PINHEIRO, 2016). Em janeiro de 2001, quando o Napster atingiu o seu auge com mais de vinte e cinco milhões de usuários conectados simultaneamente em todo o mundo, a Justiça proibiu todos os downloads de arquivos do site, forçando o encerramento do sistema em março de 2001 (CAMARGO, 2012).

Co-fundador do Napster, Sean Parker, uma das figuras mais reconhecidas do mundo da música digital começou a investir em *start-ups* com propostas inovadoras e revolucionárias. Parker se tornou em 2004 o presidente do Facebook<sup>1</sup>, e posteriormente uma peça de extrema importância para o lançamento do Spotify<sup>2</sup>, sendo o responsável pela entrada

<sup>1</sup> <https://www.facebook.com/>

<sup>2</sup> <https://www.spotify.com/>

da plataforma no mercado norte-americano. A plataforma de *streaming* passou por um período experimental na Suécia, onde apresentou excelentes resultados, impulsionando um aumento das receitas da indústria fonográfica sueca em mais de um terço entre 2008 e 2011, além de uma significativa diminuição da pirataria (SAR, 2011). Desde então, nenhuma outra empresa simboliza o novo momento da indústria fonográfica como o Spotify.

O Spotify assim como todas as plataformas de *streaming* de música, possuem o desafio de entender melhor a relação profunda entre as pessoas e a música e, finalmente, auxiliar os usuários na localização de suas músicas preferidas.

O Fundo Nacional de Desenvolvimento da Educação diz que “a música pode ser dividida em gêneros e subgêneros, contudo as linhas divisórias e as relações entre gêneros musicais são muitas vezes sutis, algumas vezes abertas à interpretação individual e ocasionalmente controversas” (FNDE, 2021). Esta subjetividade é um grande desafio para os sistemas de recomendação, pois estes buscam sugerir ao usuário músicas que possam ser de seu interesse.

## 1.2 Justificativas

Com a digitalização da música no início dos anos 2000, e a popularização da internet, vieram também o ganho na capacidade e velocidade da transmissão de dados entre computadores, desenvolvendo então uma nova oportunidade para os consumidores de música: compartilhar os arquivos digitais entre as pessoas sem a necessidade de uma mídia física, não dependendo mais de uma rede varejista e do controle objetivo da gravadora, mudando a relação entre os participantes da cadeia de suprimentos musical (LEWIS G. J.; GRAHAM, 2005).

A evolução da maneira de comercializar e adquirir músicas trouxe consigo o problema da sobrecarga de informação (HIJIKATA Y.; NISHIDA, 2006). As plataformas de *streaming* possuem tantas músicas disponíveis para serem escolhidas que a busca por novidades atrativas pode demandar um certo esforço do usuário. Frequentemente, o usuário irá encontrar faixas que não correspondem às suas preferências. Assim, sistemas de recomendação surgiram visando a automação do trabalho de encontrar novidades que agradem o usuário.

A complexidade da definição de similaridade entre músicas e a particularidade dos gostos musicais do indivíduo faz com que os sistemas de recomendação atuais se utilizem do grande volume de dados presentes na plataforma, e da interação do usuário para com a plataforma, para poderem então criar listas com faixas que devem estar de acordo com o gosto do usuário. Ricci F. e Kantor (2011) dizem exatamente isto quando definem sistemas

de recomendação como sendo ferramentas de programas e técnicas que proveem sugestões de itens para os usuários através de comparações entre itens e/ou usuários.

O problema surge quando novos usuários acessam a plataforma, visto que não há como saber quais são as preferências deste usuário, a plataforma se encontra na dependência de uma interação inicial deste usuário. Utilizando-se de sensores presentes no cotidiano das pessoas é possível captar sinais físicos comportamentais do usuário que dizem se a faixa tocada é ou não do seu agrado, encontrando então uma alternativa para este cenário de escassez de informação.

### 1.3 Objetivos

#### 1.3.1 Objetivo Geral

- O objetivo geral deste trabalho é criar uma alternativa para otimizar os sistemas de recomendações musicais existentes, utilizando dados externos à plataforma.

#### 1.3.2 Objetivos Específicos

- Estudar a relação entre os comportamentos humanos e a música;
- Utilizar sensores similares aos presentes nos *smartwatches* e *smartphones* para captar sinais comportamentais do usuário;
- Filtrar os dados captados e interpretar se a faixa tocada é ou não do agrado do usuário;
- Recomendar músicas semelhantes disponíveis no banco de dados da plataforma caso o usuário aprecie a música atual;
- Recomendar aleatoriamente músicas disponíveis no banco de dados da plataforma caso o usuário não demonstre interesse pela música atual.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 A Música na Era Digital

O Spotify é uma das mais populares plataformas de *streaming* do mercado, com cerca de 60 milhões de usuários ativos no mundo, dos quais 15 milhões eram assinantes pagantes em 2015 (PASSOS, 2015). Os usuários da plataforma possuem a opção do download do aplicativo na versão desktop ou *mobile* e permitindo acesso a um catálogo com mais de 30 milhões de músicas. A plataforma possui uma versão gratuita na qual o usuário apenas pode escutar *playlists*<sup>1</sup> de forma aleatória, além de ter que escutar propagandas entre as faixas.

Diante de um cenário extremamente promissor, grandes empresas de tecnologia também começaram a manifestar interesse pelas plataformas de *streaming*. Em novembro de 2014, o Youtube<sup>2</sup> lançou o Music Key<sup>3</sup>, a Apple<sup>4</sup> criou o Apple Music<sup>5</sup> em 2015, e a Amazon também estreou no mercado com o Prime Music em 2014 (AGUILAR, 2014). A Figura 2 mostra a quantidade de usuários no mundo que se utilizam das plataformas de *streaming*, além da porcentagem de usuários em cada plataforma.

Como pode ser observado na Figura 2 o Spotify é líder absoluto em preferência dos usuários, com 31%. Existe uma disputa acirrada pelo segundo lugar no ranking das plataformas de *streaming*. As grandes empresas como a Apple, o Youtube e a Amazon lutam para se tornarem concorrentes à altura do Spotify. Nos segundo trimestre de 2021, o líder apresentou um crescimento de 20% de sua lista de usuários, enquanto a Amazon superou este número com um aumento de 25% e o Youtube apresentou o maior crescimento com 50% (LISBOA, 2021).

Scatamburgo e Campos (2020) apresentaram uma pesquisa que diz que, em 2020 o consumo de *streaming* de áudio alcançou 30% do total da população de internet no Brasil. A Figura 3 indica que, dos cerca 120 milhões de brasileiros com conexão à internet, aproximadamente 36 milhões utilizam plataformas de *streaming* (*mobile* ou desktop).

<sup>1</sup> lista de músicas ou vídeos, que pode ser organizada manual ou aleatoriamente, presente em aplicativos.

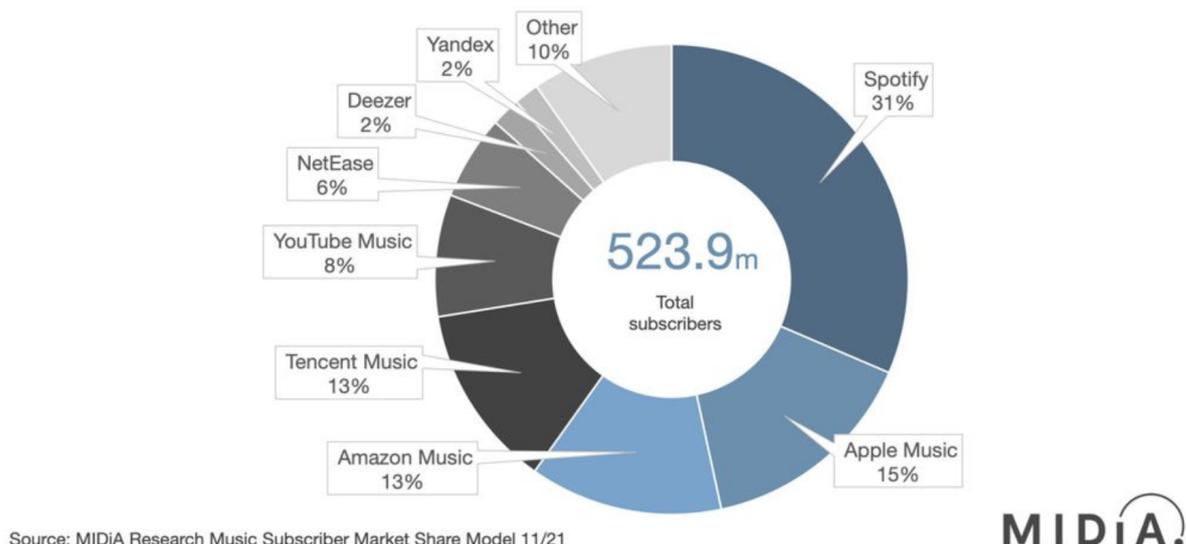
<sup>2</sup> <https://www.youtube.com/br/>

<sup>3</sup> <https://www.music.youtube.com/>

<sup>4</sup> <https://www.apple.com/br/>

<sup>5</sup> <https://www.apple.com/br/music/>

Figura 2 – Distribuição percentual de usuários entre as plataformas de *streaming* em 2021.



Fonte: Lisboa (2021)

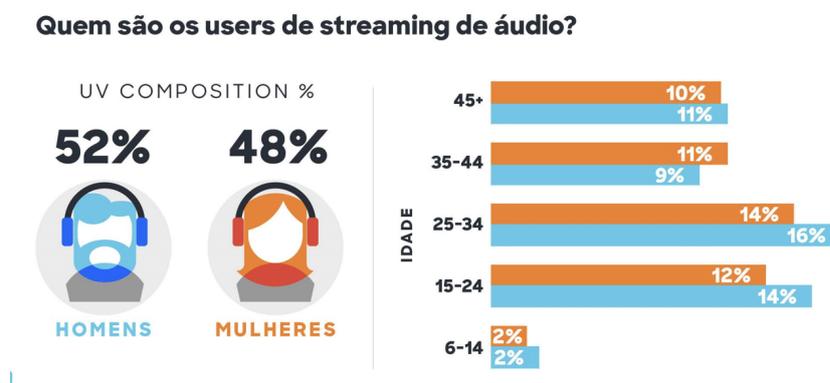
Figura 3 – Quantidade de usuários de plataformas de *streaming* em 2020, categorizados por tipo de dispositivo para acesso: dispositivos móveis e computadores de mesa.



Fonte: Scatamburgo e Campos (2020)

Ragazzi e Pinheiro (2016) dizem que “o consumidor final, seja ele quem irá adquirir o disco físico de seu artista favorito, seja o que irá criar uma *playlist* de lançamentos em uma plataforma digital para conhecer novas bandas, sempre será a peça mais importante desse sistema”. Por isso, conhecer o perfil destes usuários é de extrema importância para oferecer um serviço de qualidade e recomendar sempre novidades da plataforma de acordo com o gosto musical de cada usuário. A Figura 4 mostra as faixas etárias e os gêneros com mais usuários.

Figura 4 – Características dos usuários de plataformas de *streaming*, de acordo com os gêneros e suas faixas etárias.



Fonte: Scatamburgo e Campos (2020)

Em 2017, os principais serviços de transmissão de música geraram 14,2 milhões de dólares por dia (SANCHEZ, 2018). Quanto maiores estes serviços se tornam, mais valiosos ficam, pois realizam o armazenamento interno de diversos tipos de informação dos usuários, como por exemplo os seus gostos musicais, suas músicas mais ouvidas, seus artistas mais ouvidos, suas músicas preferidas em países e/ou continentes. Esses dados são essenciais para os sistemas de recomendações musicais que se encontram em ação no mercado, e serão apresentados detalhadamente na Seção 2.4.

## 2.2 Conceitos de Som e Música

Victor Hugo, poeta e grande dramaturgo francês, disse que “a música expressa o que não pode ser dito em palavras mas não pode permanecer em silêncio” (FRAZAO, 2021). A música é uma arte que combina e organiza sons e silêncios ao longo do tempo para criar uma composição (FEITOSA, 2000).

O som é formado a partir de um efeito de perturbação que se propaga de um ponto a outro em um meio de transmissão. Um exemplo importante de meio de transmissão é o ar. O ar é formado por moléculas que exercem pressão entre si. Logo, quando um objeto vibra, o ar apresenta aumentos e diminuições da pressão no local, fazendo com que ondas sonoras se propaguem.

A perturbação sonora corresponde à soma de diversas oscilações harmônicas simples. Oscilações harmônicas podem produzir ondas harmônicas, percebidas pelo ouvido como sons. O intervalo de frequências audíveis pelo ouvido humano é de 20Hz à 20kHz (NUSSENZVEIG, 2002).

As ondas sonoras podem ser representadas como uma soma de osciladores harmônicos simples, ou seja, a combinação de múltiplas funções senoidais como a apresentada na Equação (2.1) (HALLIDAY; WALKER, 2008),

$$y(x, t) = Y \cdot \cos(kx - \omega t), \quad (2.1)$$

onde,

- $Y \Rightarrow$  é a amplitude;
- $k \Rightarrow$  é uma grandeza física inversamente proporcional ao comprimento de onda;
- $\omega \Rightarrow$  é a frequência angular.

Analisar o som como o somatório de diversas oscilações simples possibilita relacionar parâmetros físicos com parâmetros perceptíveis ao ouvido humano assim como Benson (2008) propôs na Tabela 1.

<b>Físicos</b>	<b>Perceptíveis</b>
Amplitude	Intensidade
Frequência	Altura
Duração	Comprimento
Espectro	Timbre

Tabela 1 – Atributos do som (BENSON, 2008).

A definição das relações destes parâmetros é de suma importância para este trabalho, visto que sistemas de recomendação buscam agrupar músicas de acordo com as suas similaridades físicas:

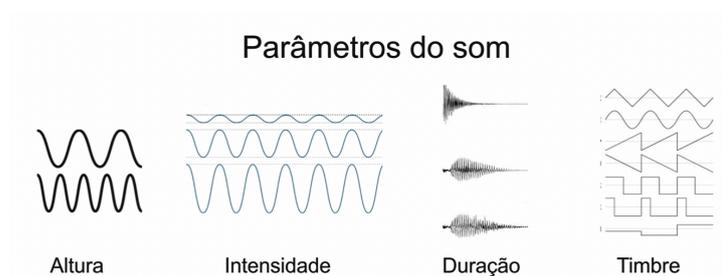
- Amplitude  $\Rightarrow$  está relacionada à percepção de intensidade, ou volume do som, onde quanto maior for a amplitude da onda, maior será a variação de pressão causada por tal perturbação (LAZZARINI, 1998).
- Frequência  $\Rightarrow$  está relacionada à nossa percepção de altura de um som, ou seja, se ele é grave ou agudo. Esta relação se dá através da Equação (2.2) (HALLIDAY; WALKER, 2008), onde  $\lambda$  é o comprimento de onda,  $v$  é a velocidade da onda no meio em que ela se propaga, e  $f$  é a frequência da onda,

$$\lambda = \frac{v}{f}. \quad (2.2)$$

- Duração  $\Rightarrow$  está relacionada à nossa percepção de tempo, ou seja, se o som foi breve ou longo.
- Espectro  $\Rightarrow$  está relacionado à uma representação da onda no domínio das frequências espectrais, o timbre. Este, por sua vez é o que nos faz diferenciar o som de um violão do som de um clarinete, por exemplo.

A visualização da influência de cada parâmetro no sinal de uma música está expresso na Figura 5.

Figura 5 – Propriedades do sinal de uma música.



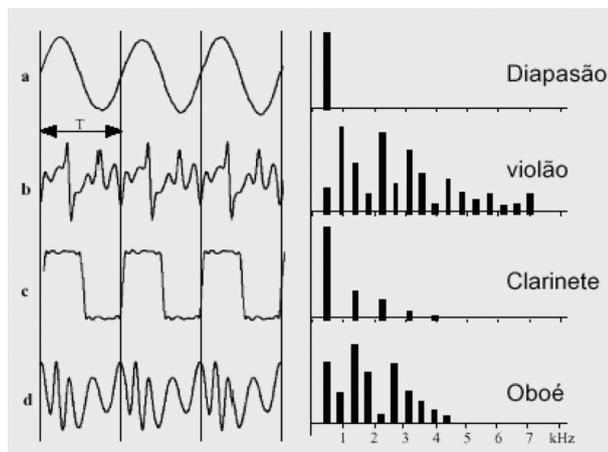
Fonte: Nepomuceno (2012)

Wuensche (2005) diz que os principais efeitos com os quais os engenheiros de som e músicos tem que lidar são: difração, reflexão, interferência, refração, transmissão, absorção e dispersão das ondas. Em seu estudo, foram apresentados as formas de onda de diferentes instrumentos musicais ao gerar a mesma nota musical (Figura 6).

Jean-Baptiste Joseph Fourier foi um matemático e físico que revolucionou o mundo com suas contribuições em séries matemáticas (MARKS, 2009). A série de Fourier possibilita a descrição da função periódica em termos de seus atributos no domínio da frequência (amplitude e fase), enquanto a transformada de Fourier estende a representação no domínio da frequência às funções que não são periódicas (NILSSON; RIEDEL, 2008). Na acústica, a análise de Fourier tornou possível a observação das relações entre amplitude e frequência spectral das notas musicais. Na Figura 6 estes conceitos são evidenciados.

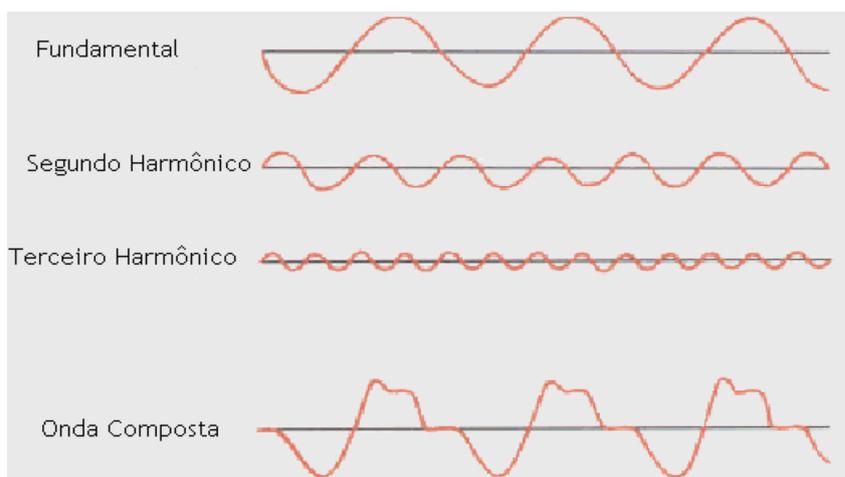
A Figura 6 demonstra que os instrumentos apresentam diferentes ondas sonoras para uma mesma nota. O diapasão, por exemplo, produz uma senoide simples, uma onda sonora básica. No entanto, outros instrumentos musicais geram sons complexos, compostos por um somatório de senoides. Essas senoides adicionais, com diferentes amplitudes e frequências, são conhecidas como harmônicos. Os harmônicos representam as sobretons que acompanham a nota principal e dão a cada instrumento sua assinatura sonora única (Figura 7).

Figura 6 – Amplitude da onda gerada por uma mesma nota em diferentes instrumentos nos domínios do tempo e da frequência, respectivamente



Fonte: Wuensche (2005)

Figura 7 – Harmônicos que compõem um sinal sonoro (onda composta).



Fonte: Wuensche (2005)

Os conceitos explicitados até aqui estão relacionados a teorias fundamentais da música. Estes conceitos auxiliam na análise musical, a fim de encontrar similaridade entre as músicas para então poder agrupá-las. Uma forma tradicional de agrupamento é o chamado gênero musical.

Gênero musical é um conceito muito abstrato que depende além da teoria básica de música, de variáveis sociais, ou seja, o gênero musical em uma região pode não ser aceito como gênero em outra região. Para estabelecer um gênero musical, é necessário que a sociedade se una para estabelecer em consenso as normas que determinarão quais músicas serão categorizadas nesse gênero. (FABBRI; PINHO, 2017).

Uma das variáveis utilizadas para agrupar músicas em gêneros musicais é o BPM (batimentos por minuto). Cada gênero musical tem uma faixa típica de BPM que ajuda a definir seu som e estilo. Por exemplo, o hip-hop tende a ter um BPM mais lento, geralmente entre 85-115 BPM, enquanto os gêneros musicais *house* e *techno* pode variar de 120 a 135 BPM (JANOTTI; SÁ, 2019).

O BPM de uma música é a relação entre o número de batidas e os seus tempos, tem-se que o BPM é calculado como na Equação (2.3),

$$\text{BPM} = \frac{N - 1}{\Delta T} \cdot 60, \quad (2.3)$$

onde  $N$  representa o número de batidas durante um intervalo de tempo  $\Delta T$ , o qual corresponde à diferença entre o tempo da última batida no intervalo e o tempo da primeira batida, ambos em segundos. Na Figura 8 é apresentado um exemplo de um sinal com ritmo constante, ou seja, intervalos iguais entre as batidas. O resultado do cálculo do BPM utilizando a Equação (2.3) aplicada em alguns intervalos de batidas estão expressos na Tabela 2. Este conceito será utilizado para simular um sistema de recomendação neste trabalho.

Figura 8 – Exemplo de sinal com ritmo constante para aplicação do cálculo de BPM.



Fonte: Próprio Autor.

Intervalo	BPM
2 → 3	60
2 → 4	60
2 → 5	60
2 → 6	60

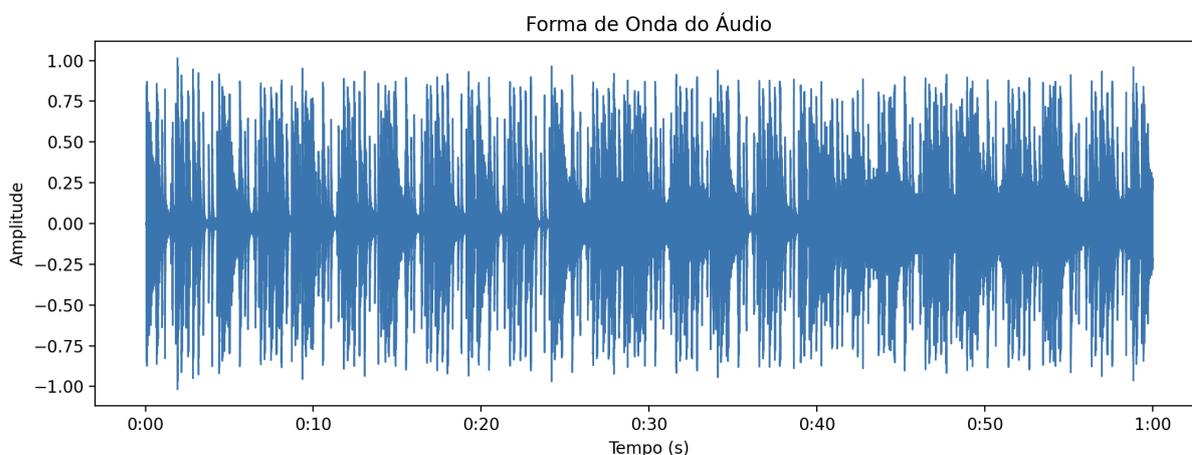
Tabela 2 – Exemplo de aplicação da Equação (2.3) para cálculo do BPM do sinal da Figura 8 (Fonte: Próprio Autor).

### 2.3 Análise Detalhada do Sinal Digitalizado

A tecnologia digital converte o sinal de áudio ou vídeo em um sinal que possui natureza analógica em bits. No contexto do áudio, o microfone capta as ondas sonoras do ambiente, que são variações de pressão no ar. As ondas sonoras são convertidas em sinais elétricos analógicos pelo microfone, que gera tensões variáveis correspondentes às flutuações de pressão sonora (SOUSA; MACEDO; JUCÁ, 2013). Por fim, um conversor analógico-digital (ADC) recebe os sinais analógicos e os digitaliza. Isso é feito através da amostragem, que captura o valor do sinal em intervalos regulares de tempo (ARPAIA; DAPONTE; RAPUANO, 2004).

Nepomuceno (2012) diz que uma música é uma construção cuja arquitetura é moldada por vários elementos, como melodia, compasso, andamento e ritmo. Um exemplo de um sinal digitalizado de uma música pode ser observado na Figura 9. O ritmo representa a sequência de batidas pulsantes alternadas ao longo do tempo e será uma métrica utilizada como referência neste trabalho.

Figura 9 – Exemplo de sinal de uma música.

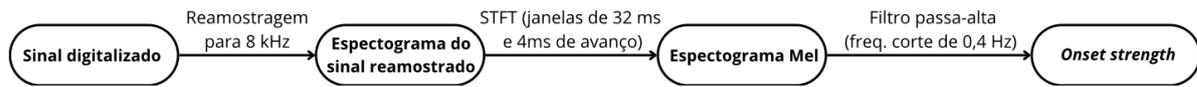


Fonte: Próprio Autor.

Ellis (2007), em seu estudo, desenvolveu um algoritmo capaz de identificar o ritmo de uma música, rastreando as suas batidas. Seu sistema opera estimando primeiramente um ritmo global através da autocorrelação de um sinal *onset strength*. O sinal *onset strength* é uma função unidimensional do tempo a uma taxa de amostragem mais baixa, a qual reflete a força dos *onsets* (batidas) em cada momento (ELLIS, 2007).

O *onset strength* é calculado com base em um modelo perceptivo bruto, como mostrado na Figura 10. Inicialmente, é realizada a reamostragem do áudio de entrada para 8 kHz. Em seguida, é gerado o espectrograma do sinal reamostrado, utilizando a transformada de

Figura 10 – Algoritmo de Ellis (2007) para gerar sinal de *onset strength* a partir de um sinal áudio digitalizado.



Fonte: Próprio Autor.

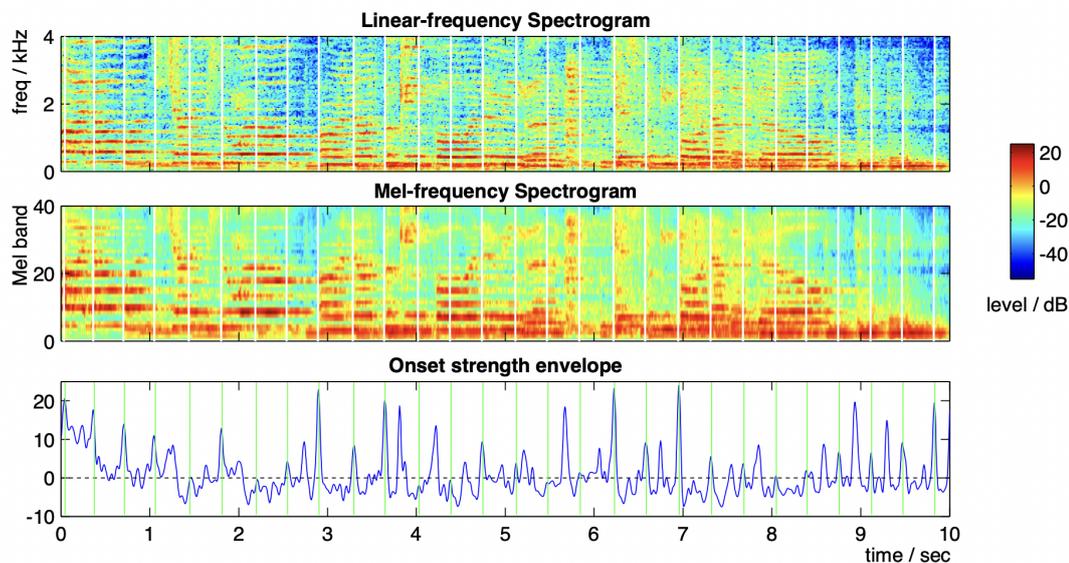
Fourier de curto prazo (STFT) com janelas de 32 ms e avanço de 4 ms entre os quadros. Essa magnitude é transformada em uma representação auditiva aproximada por meio da escala Mel. Essa é uma escala de percepção de frequência que foi projetada para imitar a resposta do ouvido humano. Seu objetivo é representar de maneira mais precisa a forma como os seres humanos percebem o som, levando em consideração que a audição humana não é linear em relação às frequências (KATHANIA et al., 2019).

Este sinal é submetido a um filtro passa-alta com uma frequência de corte em torno de 0,4 Hz, com o objetivo de torná-lo localmente com média zero. Em seguida, é suavizado por meio de convolução com um envelope gaussiano de aproximadamente 20 ms de largura. Esse processo resulta em um sinal *onset strength* unidimensional em relação ao tempo, que reage ao aumento proporcional na energia, somada nas faixas de frequência auditiva. Os picos do *onset strength* correspondem aos momentos em que há inícios de energia significativos em múltiplas bandas do sinal, podendo então identificar o andamento global da música.

Uma vez estimado o andamento global, o sistema utiliza programação dinâmica para encontrar a melhor sequência de tempos de batida. Esta sequência coloca as batidas em momentos de alta *onset strength*, bem como mantém um espaçamento entre as batidas que concorda com o andamento global (ELLIS, 2007). Um exemplo da aplicação do algoritmo de Ellis está expresso na Figura 11, em que as linhas verticais indicam os tempos de batida encontrados pelo sistema.

As batidas rastreadas utilizando o algoritmo de Ellis (2007) permitem calcular o BPM do sinal de uma música. O BPM calculado através desta técnica será utilizado como linha de base para comparações neste projeto.

Figura 11 – Comparação entre o espectrograma convencional (primeiro gráfico, janela de 32 ms), espectrograma Mel (gráfico do meio) e o *onset strength* (gráfico de baixo).



Fonte: Ellis (2007)

## 2.4 Sistemas de Recomendação Utilizados no Mercado

Em 2002 surgiu a primeira companhia de transmissão de música que se utilizava de um sistema de recomendação (CORREA, 2018). O Last.fm<sup>6</sup> foi lançado como uma plataforma que usa um recomendador de música para criar um perfil detalhado do gosto musical de cada usuário, de acordo com os registros dos detalhes das faixas que eles escutam com frequência. Sendo seguido em 2005 pelo Pandora<sup>7</sup>, e em 2008 pelo Spotify.

A busca por novidades que o impressionem é algo intrínseco ao ser humano (DECI; RYAN, 2004). Para sanar essas necessidades, as pessoas frequentemente recorrem a amigos e familiares para pedir recomendações de filmes, livros, restaurantes, músicas, etc. Para ajudar seus usuários, empresas de tecnologia criaram sistemas de recomendações que entregam listas com recomendações de acordo com o gosto do usuário. Os sistemas de recomendação presentes no mercado atualmente se utilizam basicamente de três conceitos fundamentais (RICCI F.; KANTOR, 2011):

- **Itens:** são os objetos a serem recomendados; neste trabalho um item é uma música que é classificada por valor; se o item é útil para o usuário, seu valor é positivo, enquanto que, se o item não for útil para o usuário, seu valor é negativo.

<sup>6</sup> <https://www.last.fm/pt/>

<sup>7</sup> <https://www.pandora.com/>

- **Usuários:** os sistemas de recomendação exploram um conjunto de informações sobre o usuário, a fim de modelar os seus gostos e fornecer recomendações de acordo com este modelo.
- **Relações dos Usuários com os Itens:** são registros de interação entre o usuário e a plataforma. Chamadas também de transações, são como dados de log que armazenam informações importantes geradas durante a interação humano-computador, os quais serão utilizados pelos algoritmos de recomendação do sistema para identificar sugestões relevantes para os usuários.

### 2.4.1 Objetivos de Sistemas de Recomendação

Dentre os objetivos de um sistema de recomendação listados por (RICCI F.; KANTOR, 2011), deve-se destacar os seguintes pontos:

1. Aumentar a satisfação do usuário;
2. Aumentar a fidelidade do usuário;
3. Aumentar o número de itens vendidos;
4. Entender o que o usuário procura na plataforma.

Para alcançar estes objetivos, uma interface deve ser bem elaborada, proporcionando um aumento da interação dos usuários com o sistema de recomendações, e conseqüentemente aumentando a assertividade das recomendações. Um sistema mais assertivo possui mais continuidade na utilização do serviço e conseqüentemente tende a aumentar a sua receita de vendas.

Herlocker et al. (2004) ao avaliar um sistema de recomendação, estabeleceu algumas tarefas de usuário que um sistema de recomendação pode auxiliar a implementar para apoiar o usuário em suas escolhas, como por exemplo recomendar ao usuário uma lista ranqueada de faixas, com uma previsão do quanto os usuários gostariam dos itens. Estimular o usuário a melhorar o seu perfil irá aperfeiçoar a qualidade das recomendações. O sistema deve estar sempre buscando informações do usuário sobre o que ele gosta e não gosta.

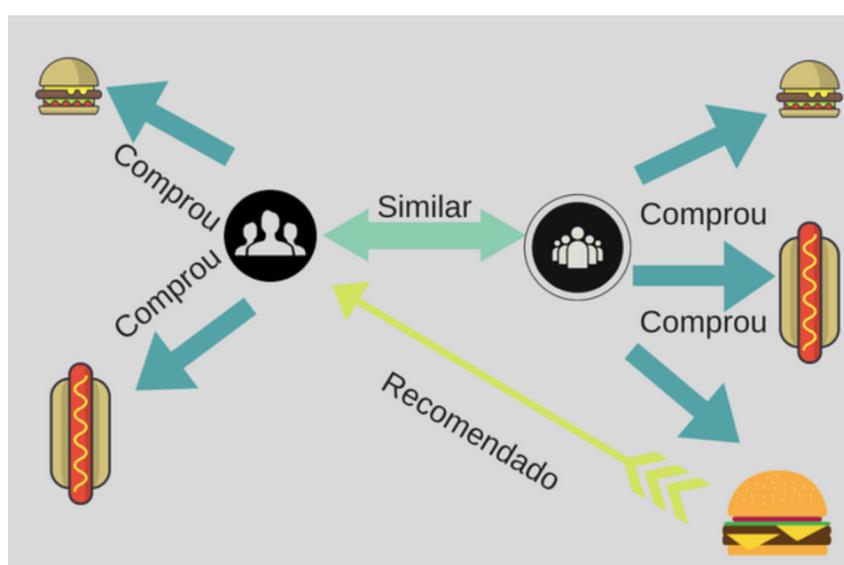
### 2.4.2 Técnicas de Sistemas de Recomendação

Para criar *playlists* com as recomendações que serão fornecidas ao usuário de forma ordenada são utilizadas atualmente algumas técnicas, baseadas nas informações dos itens, usuários e das transações identificadas pelo sistema. Sistemas de recomendação são adotados não apenas por plataformas de *streaming* de música, mas também pelo comércio eletrônico, pelo entretenimento, e pela indústria de serviço, onde entregam ao usuário uma enorme coleção de itens, recomendando-os ao usuário final utilizando combinações de abordagens como: filtragem baseada em conteúdo, e filtragem colaborativa (RICCI F.; KANTOR, 2011).

- **Filtragem Colaborativa:** sendo considerada a técnica em sistemas de recomendação mais popular e mais largamente implementada, consiste basicamente em recomendar ao usuário faixas que outros perfis com gostos semelhantes consumiram no passado. Esta semelhança de gostos de dois usuários é avaliada de acordo com a similaridade do histórico de ambos.

Este conceito pode ser observado no exemplo da Figura 12, onde o usuário da esquerda consumiu o mesmo hambúrguer e o mesmo cachorro quente do usuário da direita, logo seus gostos são classificados como semelhantes. Se o usuário da direita gostar de consumir um outro tipo de hambúrguer, este hambúrguer também pode ser de interesse do usuário da esquerda.

Figura 12 – Exemplo de aplicação da Filtragem Colaborativa no comércio alimentício.

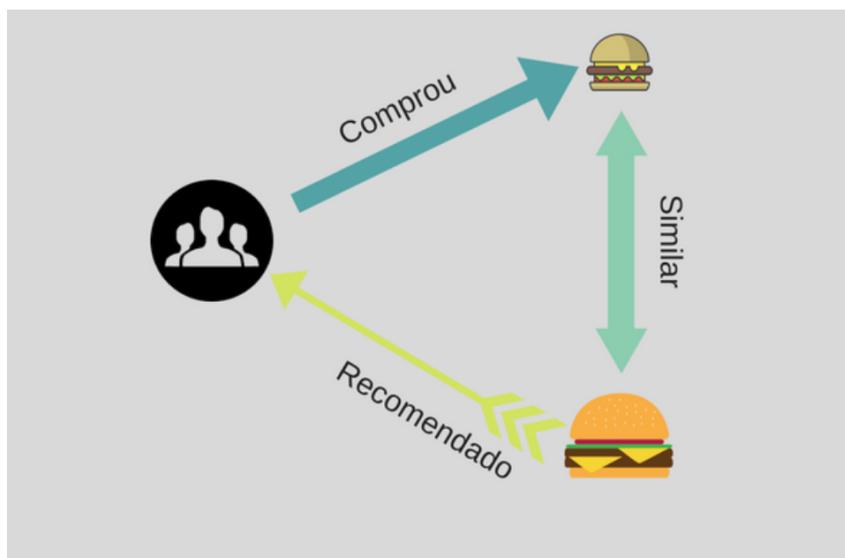


Fonte: Ricci F. e Kantor (2011)

- **Filtragem Baseada em Conteúdo:** são sistemas que analisam um conjunto de descrições dos itens previamente classificados pelo usuário, para assim construir um perfil/modelo de interesses do usuário baseado nas características dos itens classificados (MLADENIC, 1999). Lops, Gemmis e Semeraro (2011) explicam que sistemas de recomendação baseado em conteúdo indicam itens similares àqueles que um usuário preferiu no passado, ao passo que sistemas que implementaram a técnica de recomendação colaborativa identificam usuários que possuem preferências similares a outros, e sugere itens que eles têm preferido.

Esse conceito pode ser visualizado no exemplo da Figura 13. Quando um usuário consome um hambúrguer, o algoritmo do sistema de recomendação identifica outro hambúrguer como um item similar ao anterior, e o apresenta como uma recomendação para o usuário.

Figura 13 – Exemplo de aplicação da Filtragem Baseada em Conteúdo no comércio alimentício.



Fonte: Ricci F. e Kantor (2011)

Como ilustrado na Figura 13, o processo de recomendação baseada em conteúdo consiste em comparar os atributos do modelo do usuário com os atributos de um item, onde ao comprar um hambúrguer, o sistema recomendará a este usuário outro hambúrguer similar ao que foi consumido.

Para implementar sistemas baseados em conteúdo é necessário construir um algoritmo apropriado para anotar os itens, produzir o modelo do usuário, e por fim, filtrar novos itens de acordo com o perfil do usuário para fornecer recomendações assertivas (LOPS; GEMMIS; SEMERARO, 2011).

### 2.4.3 Falhas dos Sistemas de Recomendação

Adomavicius e Tuzhilin (2005) ao realizar uma revisão sobre os sistemas de recomendação tradicionais destacou alguns problemas. A técnica de filtragem colaborativa apresenta problema de dispersão de dados devido à falta de informações suficientes, ou seja, quando uma pequena parcela dos itens disponíveis no sistema são classificados pelos usuários. A filtragem colaborativa também enfrenta o problema do usuário novo na plataforma, pois para fazer recomendações precisas, o sistema necessita inicialmente construir um modelo do usuário com base nas classificações fornecidas. A técnica de filtragem baseada em conteúdo enfrenta desafios similares ao lidar com novos usuários na plataforma, pois depende fortemente dos metadados dos itens. Ou seja, a filtragem baseada em conteúdo necessita de uma rica descrição de itens e um modelo de usuário bem organizado antes que a recomendação possa ser realizada, tornando esta técnica limitada (CORREA, 2018).

Uma proposta de solução para estes problemas é a realimentação do sistema com dados externos à plataforma. A próxima seção esclarecerá como o ser humano se comporta em relação à música e, então será possível indicar comportamentos que dizem se a música agradou ou não o usuário.

## 2.5 Comportamento Humano e a Música

Charles Darwin, o pai da Teoria Evolutiva, se dizia perplexo diante da aptidão humana em relação à música. Para ele, tratava-se de uma “das mais misteriosas habilidades do ser humano” (ROBSON, 2015). A percepção dos efeitos positivos da música no desempenho de atividades do ser humano vem desde a Grécia antiga, quando músicos e flautistas eram contratados para tocar durante o intervalo dos Jogos Olímpicos (VALENTI et al., 2012).

O primeiro experimento descrevendo o efeito da música, quando aplicada durante procedimentos médicos foi publicado no ano de 1914 (CAMPOS; NAKASU, 2016). Nesse estudo foi demonstrado que, pacientes submetidos a escutar músicas dentro da sala de operação e recuperação, apresentavam uma redução na necessidade de analgésicos farmacológicos, além de uma redução de ansiedade (CERVELLIN; LIPPI, 2011). Um indivíduo quando ouve suas músicas favoritas, apresenta um aumento nos níveis de dopamina no cérebro. A dopamina é comumente referida como o hormônio do prazer (AGRELA, 2019).

Cervellin e Lippi (2011) afirmam que evidências experimentais têm atestado que a música pode influenciar na modulação de emoções e humor, bem como contribuir a mudanças nas

atividades neurológica. Isso ocorre porque, quando uma pessoa ouve uma música, as ondas sonoras emitidas fazem com que seus tímpanos vibrem, movendo-se para dentro e para fora em sua estrutura. Esse movimento é traduzido em uma cadeia de sinais eletroquímicos que atingem o córtex auditivo, onde o som é analisado em relação ao tom, ritmo, volume, timbre, harmonia, localização espacial e ressonância. Como disse Coelho (2019), é como se todas as áreas do cérebro conversassem entre si.

A Figura 14 apresenta a maneira como a música afeta o cérebro. Para este trabalho deve-se dar destaque ao córtex pré-frontal, responsável pela criação da expectativa e sua satisfação, como também ao córtex motor e ao cerebelo, que mandam comandos para o corpo reproduzir o ritmo da música ao bater o pé no chão ou tocar um instrumento, por exemplo. Estes comportamentos são indicativos de que o indivíduo gosta da música e, se devidamente capturados e filtrados podem realimentar um sistema de recomendações.

Figura 14 – Representação esquemática da organização cerebral e do processo de ativação em áreas específicas em resposta à música.



Fonte: Jequiba (2021)

Como visto anteriormente, a música provoca diversas reações positivas no ser humano. Segundo Lesiuk et al. (2011), o ato de escutar uma música gera uma mudança positiva no humor de uma pessoa e melhora a sua percepção enquanto trabalha. Além de reduzir o tédio e o barulho, que são as duas causas que geram estresse no trabalho e diminuem a produtividade, a música faz o indivíduo sincronizar as suas atividades no seu ritmo.

A sincronização dos movimentos e expressões com o ritmo da música é um instinto comum na maioria das pessoas. Essa habilidade é fundamentada nas conexões diretas entre o

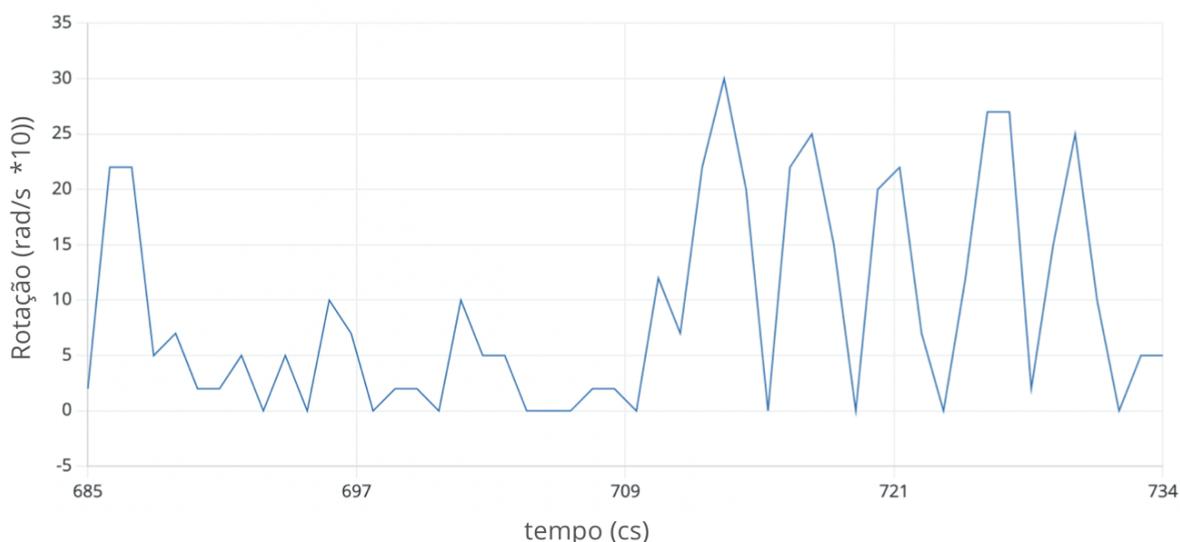
sistema auditivo e motor (TEIXEIRA, 2020). Fragoso (2022) em sua pesquisa demonstrou que o consumo de oxigênio é 7% menor quando se pedala sincronizado com a música.

Comprovados os benefícios de se escutar música durante as atividades físicas ou no trabalho, pode-se notar um fator em comum nesses cenários, o sincronismo rítmico. O sincronismo rítmico consiste na tentativa do ser humano de reproduzir o que ele está escutando (MERRELHO, 2016). Trata-se de uma atividade involuntária gerada através do processamento da música no cérebro.

Tal atividade afeta parâmetros internos do organismo, como comprovado no estudo de Rath (2021), que diz que os batimentos cardíacos possuem relação direta com a música que está sendo reproduzida no sistema auditivo do indivíduo. Assim como parâmetros externos, fazendo com o que o indivíduo bata os pés no chão e/ou as mãos sobre alguma superfície, a fim de tentar acompanhar o sinal que está ouvindo.

Na tentativa de reproduzir o sinal de uma música, o indivíduo está na verdade tentando reproduzir o BPM deste sinal. Para isto, o indivíduo gera um sinal de batida versus tempo, como no exemplo da Figura Figura 15, onde foi utilizado um acelerômetro para captar a rotação no eixo z (eixo vertical do plano 3D) a cada vez que o indivíduo realizava o movimento de bater a mão sobre a mesa.

Figura 15 – Exemplo de captura de sinal.



Fonte: Próprio autor.

Com este sinal pode-se identificar as batidas e então, calcular o seu BPM que consiste em uma relação entre o tempo e as batidas.

## 2.6 Sensoriamento

O reconhecimento das atividades humanas (*human activity recognition*, HAR) é uma crescente e desafiadora área de pesquisa. A atividade humana não se trata apenas de simples movimentações físicas, mas também de ações complexas, podendo estar relacionadas com fenômenos ligados às condições de saúde ou até mesmo ao estado psicológico de um indivíduo (ALMEIDA; MOTA, 2016).

Para captar e analisar dados de movimentação do indivíduo podem ser utilizados os seguintes recursos:

- Técnicas baseadas em vídeo;
- Instrumentação do ambiente;
- Utilização de sensores.

A utilização de sensores será o recurso utilizado neste trabalho, e pode ser definido como dispositivos sensíveis a algum tipo de energia do ambiente, de onde são retiradas informações sobre uma grandeza física a ser medida. Estas medidas estão relacionadas à detecção de mudanças, produzindo um sinal a ser medido, podendo ser intangível, para que sirva de elemento de comparação para um sistema de controle.

O avanço tecnológico tem permitido o desenvolvimento e a disseminação de sensores cada vez mais sofisticados e capazes de capturar nuances sutis dos movimentos humanos. Isso proporciona uma base sólida para a implementação de sistemas de reconhecimento de atividades mais precisos e abrangentes (SILVA, 2017). Os *smartphones* e *smartwatches* apresentam diversos sensores inerciais em comum, como por exemplo acelerômetros, giroscópios e magnetômetros.

O princípio básico de funcionamento é o sistema de massa e mola. As molas, enquanto dentro da sua região linear, são governadas pela lei de Hooke,

$$F = K \cdot x, \tag{2.4}$$

onde  $x$  é o deslocamento da mola, proporcional à força  $F$  aplicada.  $K$  representa a constante elástica inerente à mola. Outro princípio físico envolvido é a segunda Lei de Newton, que relaciona força com massa e aceleração através da Equação (2.5),

$$F = m \cdot a. \quad (2.5)$$

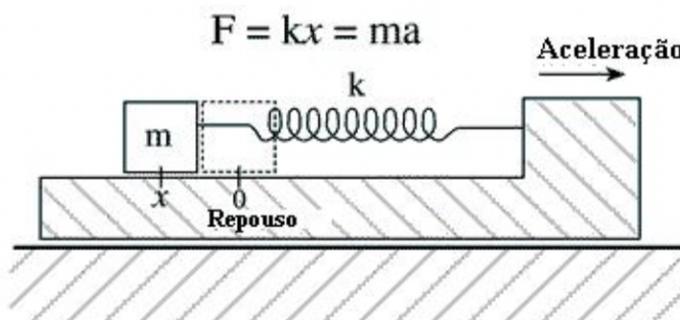
Igualando as Equações (2.4) e (2.5), obtemos a Equação (2.6). Isolando  $a$ , podemos determinar a aceleração, como expressa em (2.7),

$$x = \frac{m \cdot a}{k}, \quad (2.6)$$

$$a = \frac{k \cdot x}{m}. \quad (2.7)$$

Logo, o problema de medir a aceleração tornou-se um problema de medir o deslocamento de uma massa. Como ilustrado na Figura 16, este acelerômetro só mede a aceleração ao longo da mola. Um acelerômetro real possui um sistema como este para cada eixo do sistema tridimensional.

Figura 16 – Sistema massa-mola utilizado para medição da aceleração.



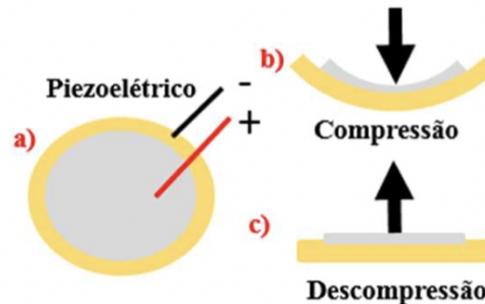
Fonte: Scheid (2015)

Os sensores piezoelétricos são outro exemplo de sensor de captura de atividade humana. Estes por sua vez são construídos com materiais piezoelétricos, como o quartzo ou certos cristais cerâmicos. Quando o material piezoelétrico é submetido a uma força mecânica, ele gera uma carga elétrica nas faces do material devido à mudança em sua estrutura cristalina. A carga gerada é coletada pelos eletrodos no material, resultando em um sinal elétrico proporcional à magnitude e frequência da variação mecânica (JORDAN; OUNAIES, 2001).

Esses sensores têm diversas aplicações, podendo ser utilizados para medir a pressão de pneus em carros e avaliar vibrações em máquinas industriais. Possui aplicação também em dispositivos sensíveis ao toque, como telas e interruptores táteis, ou mesmo em microfones e transdutores acústicos, convertendo variações na pressão sonora em sinais elétricos. Além disso, em fones de ouvido, realizam o processo inverso, transformando sinais elétricos em vibrações para reprodução sonora (SANTOS; VIEIRA, 2016).

Observa-se na Figura 17a que duas placas de metal são utilizadas como um conjunto de cristais, semelhante a um capacitor. A Figura 17b ilustra que quando nas placas uma força externa é provocada, o sensor apresenta uma deformação no cristal, resultando em uma carga que é proporcional à força aplicada. Logo após a aplicação da força, o material piezoelétrico passa por um processo de descompressão (Figura 17c), retornando ao seu estado inicial (VIEIRA et al., 2018).

Figura 17 – Modelo de piezoelétrico utilizado e suas etapas de operação.



Fonte: Vieira et al. (2018)

Esta carga aplicada sobre o piezoelétrico resulta em uma tensão, conforme descrito na Equação (2.8),

$$V = \frac{Q_f}{C}, \quad (2.8)$$

onde  $V$  é a tensão resultante da razão entre a carga obtida a partir de uma força  $f$  ( $Q_f$ ) e a capacitância ( $C$ ) do sensor. Em sua faixa de operação, aplicar uma força significativa em um piezoelétrico se traduzirá em uma maior tensão resultante.

## 2.7 Trabalhos Relacionados

### 2.7.1 Sistema de Recomendação

Silva (2019) propôs a implementação de um sistema destinado a lidar com cenários de escassez de informação. Seu sistema é implementado para analisar a similaridade dos metadados associados a mídias musicais, tais como título, artista e álbum, por meio da aplicação de técnicas de recomendação. O estudo explora diferentes métodos de filtragem, como a filtragem colaborativa baseada em itens. Sua intenção é gerar sugestões mais precisas e pertinentes após cada interação do sistema com os dados do usuário. Tais recomendações foram personalizadas, apresentadas para avaliação individual do usuário.

O principal propósito deste estudo foi aprimorar os sistemas de recomendação preexistentes, otimizando as análises dos metadados das músicas. Dessa forma, ao interagir com a plataforma, o usuário experimentaria uma maior eficácia na indicação de músicas de seu interesse. Logo, o problema da falta de informações no cenário de um usuário novo na plataforma não foi abordado neste trabalho, pois o mesmo utiliza metadados das músicas.

Cao, Liu e Zhang (2020) abordam os desafios que os sistemas de recomendação musical enfrentam, destacando especialmente a questão da partida a frio (*cold start problem*). Esse desafio ocorre devido à falta de dados suficientes para gerar recomendações confiáveis, o que é comum quando novos usuários ou itens são adicionados ao sistema. Os pesquisadores sugerem uma metodologia que emprega algoritmos de identificação de comunidades para melhorar a precisão e a consistência das recomendações para novas entradas. O método utiliza o algoritmo de Louvain (técnica de detecção de comunidades em redes) para identificar comunidades em uma rede de um modo específico, o que facilita a incorporação de novas entradas em comunidades já existentes, resultando em sugestões musicais mais acertadas.

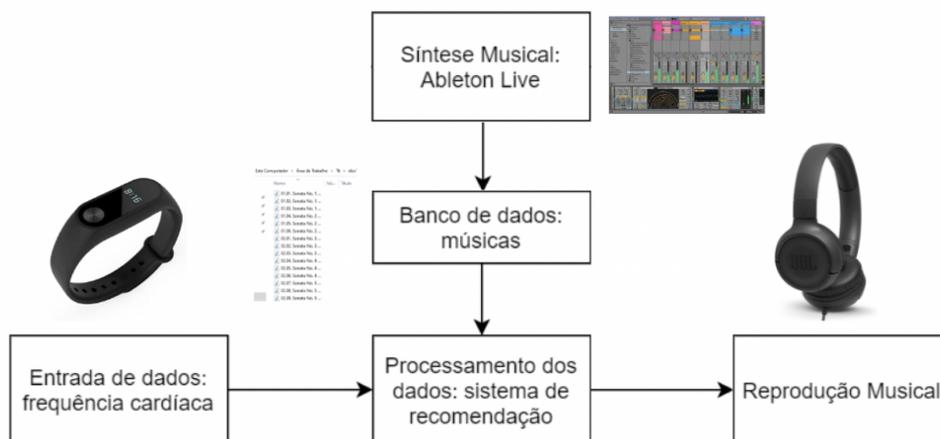
Esta proposta tem como objetivo superar as dificuldades relacionadas à escassez de dados e à partida a frio, que podem resultar em recomendações errôneas e reações negativas dos usuários. Ao otimizar o processo de recomendação para novos usuários ou itens é esperado que o sistema ofereça uma experiência aprimorada e, conseqüentemente, aumente o engajamento dos usuários com a plataforma de *streaming* de música.

Também com o objetivo de superar o problema da partida a frio, Rath (2021) realizou um estudo sobre como a música afeta a frequência cardíaca do usuário ao escutar uma música. Criando um sistema de recomendação que utiliza parâmetros fisiológicos que não necessitam do contato do usuário com a plataforma de *streaming*.

Diversas evidências experimentais têm atestado que a música além influenciar na modulação de emoções e humor, também pode contribuir para mudanças nas atividades neurológica, frequência cardíaca (FC) e respiratória, além de influenciar na pressão arterial (PA) (CERVELLIN; LIPPI, 2011).

Nessa lógica, Rath (2021) desenvolveu um sistema de recomendações seguindo a arquitetura apresentada na Figura 18. O dado de entrada do sistema é a FC atual do usuário. Neste sistema, o usuário fornecerá a sua FC atual, sendo, posteriormente, processado pelo sistema que selecionará faixas cujo andamento seja próximo da FC informada.

Figura 18 – Arquitetura proposta para um sistema de recomendação baseado na frequência cardíaca do usuário.

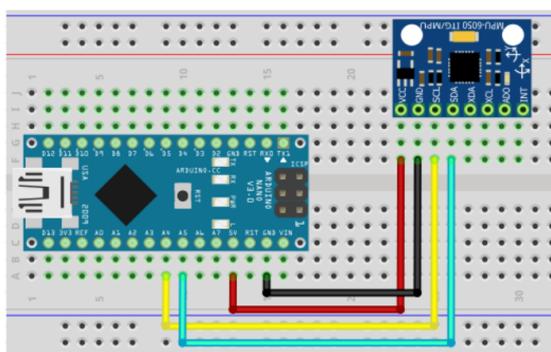


Fonte: Rath (2021)

### 2.7.2 Sistema de Captura de Movimento Humano

Com o objetivo de desenvolver uma unidade de medição inercial (IMU) para aquisição de parâmetros de movimento e posições corporais em humanos, a fim de auxiliar pesquisas futuras na área de prevenção de lesões musculoesqueléticas, Rodrigues (2018) utilizou o módulo MPU6050 que possui sensores como giroscópio e acelerômetro. O esquemático da conexão do MPU6050 com o Arduino NANO utilizado por Rodrigues (2018) pode ser visto na Figura 19.

Figura 19 – Esquemático de conexão do MPU6050 com Arduino Nano.

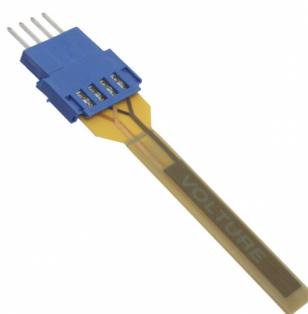


Fonte: Rodrigues (2018)

A programação do microcontrolador foi desenvolvida utilizando a Arduino IDE. Enquanto o sistema de filtragem dos dados coletados foi realizado em Python. Rodrigues (2018) realizou diversos testes para verificar o funcionamento dos sensores presentes no módulo MPU6050.

Morgado (2021) explora o potencial de sensores eletromagnéticos e piezoelétricos para capturar energia de vibrações em diferentes frequências e acelerações. Este trabalho faz uma utilização similar a que será realizada neste projeto, ao utilizar sensores piezoelétricos para captura de vibrações. O estudo envolveu a medição de vibrações no passo humano e em vários motores, utilizando a aplicação do software myFrequency<sup>8</sup>. Foi realizada uma análise prática dos sensores piezoelétrico Midé V22B (Figura 20) e eletromagnético VEG-50, incluindo a implementação de uma fonte de vibrações e circuitos de gestão de energia para converter, armazenar e disponibilizar a energia captada.

Figura 20 – Sensor piezoelétrico Midé V22B.



Fonte: Morgado (2021)

<sup>8</sup> <https://baixarparapc.com/app/apptodate.myFrequency.html>

## 3 METODOLOGIA E ETAPAS DE DESENVOLVIMENTO

### 3.1 Metodologia

Este projeto, em termos de sua natureza, caracteriza-se como pesquisa aplicada. Seguindo a definição de Prodanov e Freitas (2013), a pesquisa aplicada visa gerar produtos e conhecimentos com aplicabilidade prática, direcionados para a resolução de problemas específicos. Ao final deste projeto, deseja-se obter um produto que consiste em um algoritmo de otimização dos sistemas de recomendação existentes.

Bezzon, Leme e Davanzo (2012) em seu estudo dizem que a abordagem de integração multidisciplinar nos cursos de engenharia permite que os alunos identifiquem problemas, conduzindo uma análise aprofundada para alcançar suas soluções. Neste contexto, o presente trabalho busca integrar diferentes disciplinas para a criação do algoritmo de comparação do BPM de uma música com o BPM de um sinal gerado por um ouvinte que está escutando essa música, como mostrado no diagrama de blocos da Figura 21.

Figura 21 – Integração interdisciplinar nas diversas áreas do projeto proposto.

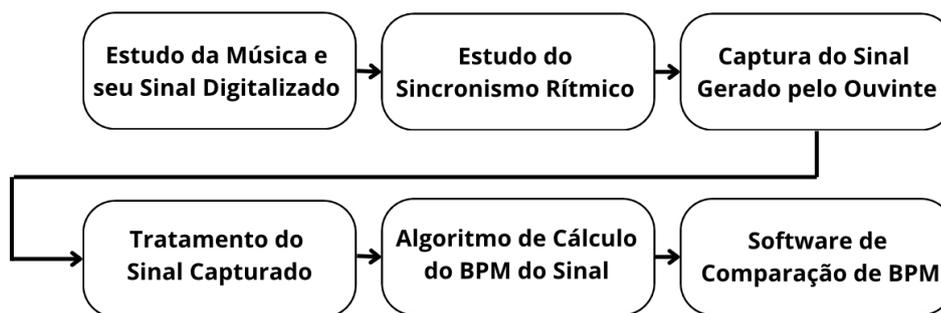


Fonte: Próprio autor.

### 3.2 Etapas de Desenvolvimento

O primeiro desafio foi definir o escopo do projeto. O projeto analisa uma simulação na qual um usuário, que está escutando uma música que é do seu agrado, faz o movimento de bater a mão ou algum objeto sobre a superfície de uma mesa na tentativa de acompanhar ritmicamente a música que está escutando. Para isto, será realizada a captura de vibrações sobre a superfície desta mesa. Ao final, pretendeu-se gerar um protótipo que consiste em um comparador do BPM do sinal do usuário com o sinal do áudio.

Figura 22 – Etapas seguidas para o desenvolvimento do projeto.



Fonte: Próprio autor.

A Figura 22 ilustra o passo a passo que foi realizado para a elaboração do projeto. O estudo da música e seu sinal digitalizado foi realizado nas Seções 2.1, 2.2 e 2.3. Já o estudo do sincronismo rítmico foi realizado na Seção 2.5. Para comparar um sinal que um indivíduo gera ao escutar uma música com o sinal da própria música, é realizada a comparação dos seus BPMs. Salienta-se que Ellis (2007) ao desenvolver seu algoritmo de rastreamento de batidas de um sinal de áudio, busca por instantes de batidas que podem corresponder a quando um ouvinte humano batia o seu pé. Neste trabalho, por sua vez, vamos analisar as batidas com as mãos. Para isto, faz-se necessário o uso de sensoriamento, algoritmo de cálculo do BPM do sinal tratado e implementação de software, os quais serão descritos nas próximas seções.

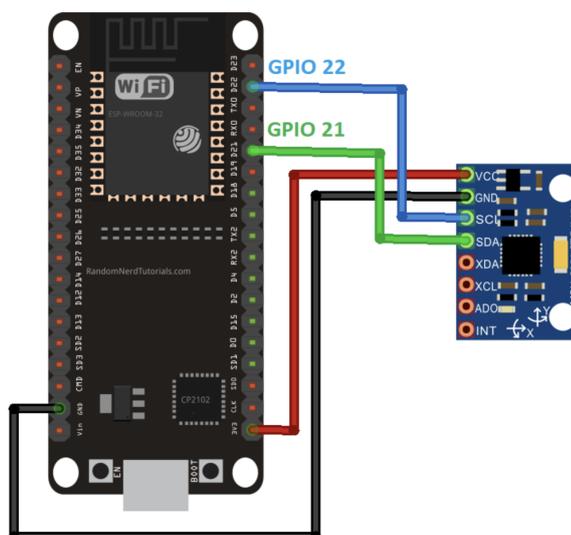
### 3.2.1 Investigação Sistemática na Escolha do Sensor

Levando em consideração o cenário no qual o projeto está inserido, onde o usuário está acompanhando o sinal do áudio ao bater sobre a superfície de uma mesa, inicialmente foi realizada a implementação de um sensor inercial. O sensor escolhido foi um acelerômetro, pois este está presente na grande maioria dos *smartwatches* presentes no mercado.

Com o intuito de captar a aceleração no eixo z gerada pelo indivíduo, foi escolhido o módulo MPU6050 que mede a aceleração nos eixos x, y e z, bem como a velocidade angular. Este módulo de sensores se comunica via protocolo de comunicação I2C. O I2C utiliza um protocolo de comunicação de dois fios, um para dados (SDA - *serial data*) e outro para o relógio (SCL - *serial clock*). A ligação do MPU6050 com o microcontrolador é muito simples, basta conectar o módulo aos pinos I2C padrão do ESP32 como ilustrado na Figura 23.

Santos (2021) descreve exemplos de códigos simples para coletar os dados do sensor utilizando a Arduino IDE<sup>1</sup> aplicados em uma configuração como mostrada na Figura 23. Após realizar diversos testes e obter dados como na Figura 15, conclui-se que a aplicação do módulo MPU6050 não seria viável, visto que este representa o *smartwatch* de um indivíduo: todas as movimentações da mão deste indivíduo desde um simples gesto de coçar a cabeça ou até mesmo ao caminhar seriam dadas como entrada no sinal captado, logo muitos ruídos estariam presentes.

Figura 23 – Diagrama de conexão entre o microcontrolador ESP-32 e um acelerômetro para aquisição do sinal do usuário.



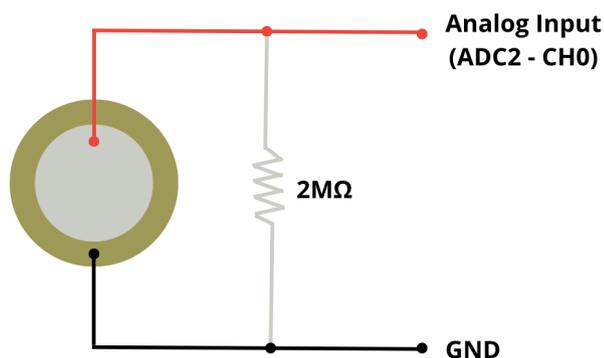
Fonte: Santos (2021)

Com o intuito de minimizar interferências causadas por ruídos, optou-se por substituir o sensor inercial por um sensor de vibração. Para isto foi escolhido um sensor piezoelétrico. Mesmo com este sensor, não é possível afirmar que o sinal é livre de ruídos. Neste cenário o sensor estaria localizado na mesa do indivíduo, podendo captar vibrações geradas por qualquer objeto que faça a mesa vibrar. Este ruído porém pode ser filtrado com software, tanto na captura dos dados quanto em sua análise para gerar o cálculo do BPM.

O esquemático utilizando o sensor piezoelétrico para captura do sinal é mostrado na Figura 24. A comunicação serial entre o sensor piezoelétrico e a ESP32 envolve a leitura dos sinais gerados pelo sensor. O sensor por sua vez, gera um sinal de tensão. Logo, deve-se escolher um dos pinos de entrada analógica da ESP32 para a conversão ADC. Neste trabalho foi escolhido o pino 4 da ESP32 modelo WROOM32 como a utilizada no esquemático da Figura 23.

<sup>1</sup> <https://www.arduino.cc/en/software>

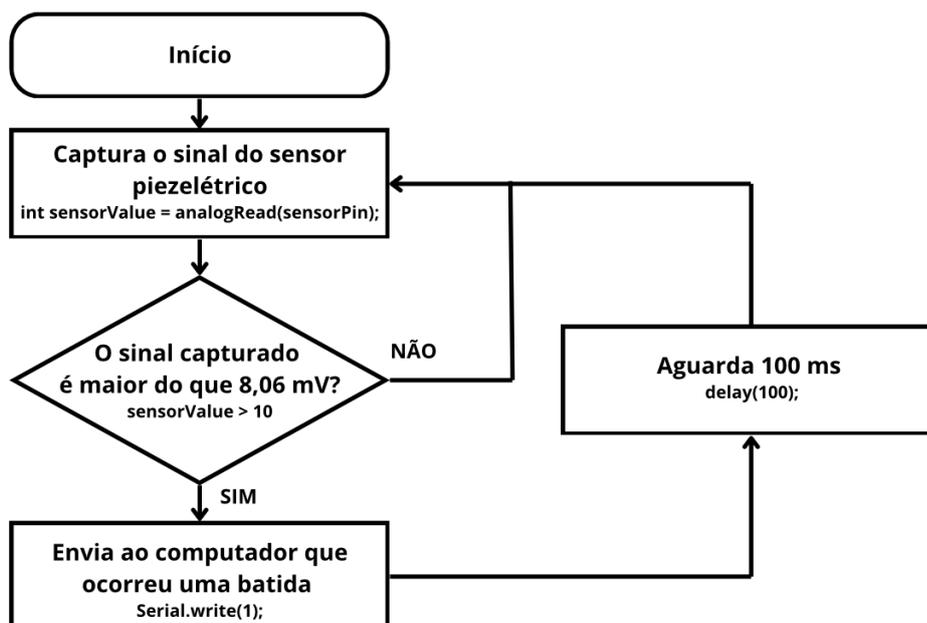
Figura 24 – Esquemático de captura do sinal utilizando piezoelétrico.



Fonte: Próprio autor.

Foi adicionado um resistor de  $2\text{ M}\Omega$  em paralelo com o sensor piezoelétrico com o objetivo principal de não deixar a porta do ESP32 aberta, captando ruídos de sinais eletromagnéticos. Além disso, o resistor atua no amortecimento de oscilações ou ressonâncias indesejadas, melhorando a resposta do sensor. Esta resistência também possui a função de descarregar a carga elétrica gerada quando o sensor se encontra sob estresse mecânico, possibilitando sua prontidão para medições subsequentes de forma mais rápida. Tudo isso com o objetivo de filtrar ruídos elétricos indesejados, melhorando a qualidade do sinal capturado pelo sensor. Na tentativa de reduzir ainda mais a interferência de ruídos no sinal, foi utilizado um filtro via software como exposto no fluxograma da Figura 25.

Figura 25 – Fluxograma de operação do sistema em loop para captura do sinal.



Fonte: Próprio autor.

Obedecendo à Equação (2.8), foram aplicadas diferentes forças e perturbações no sensor

posicionado na superfície de uma mesa. Utilizando a Arduino IDE, foi desenvolvido um programa que entra em um *loop*. Inicialmente se faz a leitura do pino analógico da ESP32 na qual o sensor está conectado. Essa leitura representa uma tensão entre 0 V e 3,3 V, convertida pelo microcontrolador para um intervalo entre 0 e 4095, em que 0 V corresponde a 0 e 3,3 V corresponde a 4095. Em seguida é verificado se o valor capturado pelo sensor é maior do que 10, ou seja, 8,06mV. Este valor foi obtido através de testes práticos com o sensor.

Caso essa condição não seja válida, o programa tenta constantemente realizar uma nova leitura do sensor. Entretanto, se a condição for verdadeira, o programa utiliza a função `Serial.write(1)` para transmitir esse valor pela porta serial, convertendo cada entrada em um sinal de nível lógico alto, visto que a intensidade do sinal não é levada em consideração para o cálculo do BPM. O programa então passa por um *delay* antes de realizar a próxima leitura. Esta implementação do *delay* estabelece que o sensor deve captar um novo sinal a cada 100 milissegundos. Esse valor foi determinado por meio de análises experimentais para evitar que uma perturbação forte na superfície da mesa, onde o sensor está localizado, cause ressonância no sinal. Isso foi feito considerando o escopo do projeto, no qual serão analisados sinais com até 400 BPM, ou seja, até 7 batidas por segundo no máximo. Com esse atraso, o programa ainda é capaz de realizar 10 leituras por segundo.

Com a implementação do sistema de captura do sinal finalizada, o desafio é implementar um algoritmo capaz de calcular o BPM deste sinal da maneira mais precisa. Para isso, fez-se necessário um estudo do sinal de áudio e como seu BPM é extraído.

### 3.2.2 Algoritmo para Calcular o BPM do Sinal capturado

A abordagem utilizada para calcular o BPM do sinal capturado pelo sensor piezoelétrico é similar a de um metrônomo, sendo este um aparelho amplamente utilizado no meio musical para aprimorar a precisão do ritmo de uma música e a habilidade de manter uma cadência constante. Metrônomos geram uma série regular de batidas ou pulsos sonoros de acordo com o BPM selecionado. No metrônomo, cada batida representa uma unidade de tempo. Da mesma forma, cada batida capturada pelo sensor representa uma unidade de tempo.

Considerando que um indivíduo pode não gerar um sinal semelhante ao da música durante todo o período de reprodução, mas em momentos curtos, como no refrão, por exemplo, torna-se crucial estabelecer um número mínimo de entradas para essa análise. O número de batidas necessárias  $N$  está relacionado com o gênero musical que o usuário está ouvindo.

As músicas de um mesmo gênero tendem a apresentar ritmos semelhantes. Por exemplo, na música eletrônica, o subgênero *house* geralmente possui um BPM médio entre 115 e 130 batidas por minuto, ou seja, uma média de 120 BPM, equivalente a duas batidas por segundo (RANSOM, 2021). Para analisar um intervalo de 5 segundos, o sistema requer, no mínimo, 10 batidas para uma análise adequada.

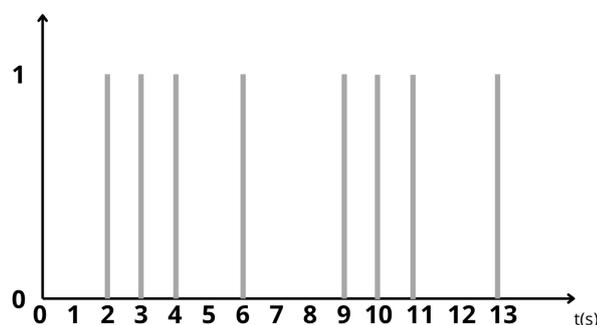
Estabelecido um intervalo mínimo de reprodução  $\Delta T$  para o programa identificar similaridade entre o BPM dos sinais, o número  $N$  de entradas pode ser calculado utilizando a Equação (3.1),

$$N = \frac{\text{BPM}_{\text{MÚSICA}}}{60} \cdot \Delta T. \quad (3.1)$$

Através de análises práticas foi adotado neste trabalho um valor de  $\Delta T$  igual a 5 segundos. Essa escolha permite a identificação de pequenos sinais que possuam semelhança com o sinal da música, enquanto descarta sinais muito curtos, como ruídos causados pelo impacto de objetos na superfície da mesa, mesmo que gerem um sinal similar à música. Com o valor  $N$  de entradas definido e analisando a Equação (2.3), percebe-se que o cálculo do BPM tradicional não leva em consideração os casos onde as  $N$  batidas não possuem intervalos de tempo iguais entre si. Para mitigar este problema, é necessária uma análise mais aprofundada.

Na Figura 26, é apresentado um exemplo de como um sinal é capturado pelo sensor. O indivíduo fornece um sinal de 8 entradas, cada uma representada por um instante de tempo em segundos.

Figura 26 – Ilustração de sinal capturado.



Fonte: Próprio autor.

Analisando a Figura 26, pode-se calcular o BPM a cada duas batidas e calcular a média dos resultados, ou pode-se calcular o BPM de acordo com uma quantidade de batidas maior do que dois. A Tabela 3 lista os BPMs calculados de acordo com diferentes intervalos mostrados na Figura 26.

A média dos BPMs entre 2 e 6 segundos calculados a cada duas entradas foi 50 BPM, mas através da Equação (2.3), resultou em 45 BPM. Similarmente, a média dos BPMs entre 2 e 13 segundos calculados a cada duas entradas foi 45,7 BPM, enquanto a Equação (2.3) resultou em 38,2 BPM.

<b>Intervalo</b>	<b>BPM</b>
2 → 3	60
3 → 4	60
4 → 6	30
6 → 9	20
9 → 10	60
10 → 11	60
11 → 13	30
2 → 6	45
2 → 13	38,2

Tabela 3 – Cálculo de BPM (Fonte: Próprio Autor).

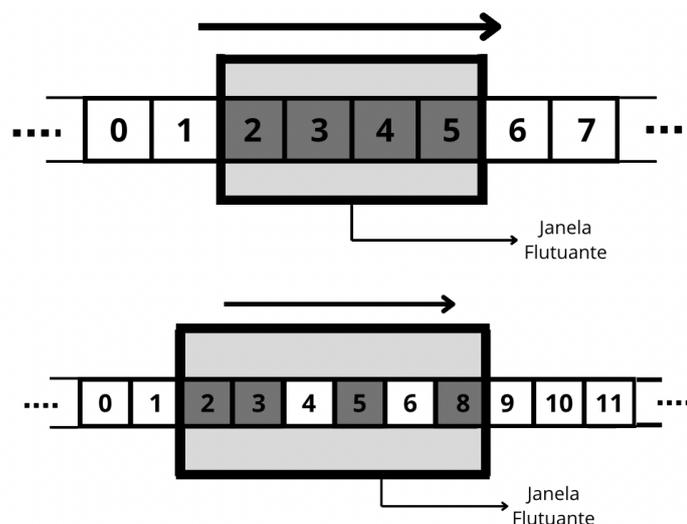
Conforme evidenciado na Tabela 3, à medida que o número de entradas aumenta, a inconsistência no cálculo do BPM também aumenta. Isso se deve ao fato de que o sinal analisado neste trabalho, assim como o da Figura 26, não apresenta um ritmo constante. Para aprimorar a precisão no cálculo do BPM, implementou-se um algoritmo de janela flutuante. Esse algoritmo calcula o BPM das últimas 4 entradas a cada nova entrada. O número 4 foi escolhido empiricamente por oferecer maior precisão e também por se relacionar com a teoria musical, já que a maioria das músicas segue um compasso de 4 tempos. No exemplo anterior, esse método resultaria em um resultado similar ao apresentado na Tabela 4.

<b>Intervalo</b>	<b>BPM</b>
2 → 6	48
3 → 9	34,3
4 → 10	34,3
6 → 11	40
9 → 13	48
<b>Média</b>	<b>41</b>

Tabela 4 – Cálculo de BPM com janela flutuante (Fonte: Próprio Autor).

Utilizando o algoritmo mencionado, o BPM do sinal ilustrado na Figura 26 é de 41 batimentos por minuto. Esse algoritmo considera os intervalos com maior espaçamento entre as batidas. Para aplicá-lo a um sinal real capturado pelo sensor piezoelétrico, utiliza-se o mesmo método de janela flutuante demonstrado na Figura 27.

Figura 27 – Exemplos de janelas flutuantes de 4 batidas.



Fonte: Próprio autor.

O programa inicia com a informação de que o número mínimo de batidas para identificar similaridade é  $N$ . A cada nova entrada, um novo cálculo de BPM é realizado, como no exemplo anterior. Além disso, é feita a média dos últimos  $(N - 3)$  cálculos de BPM. Dessa forma, para cada conjunto de  $N$  entradas, tem-se  $(N - 3)$  cálculos de BPM considerando 4 batidas cada um. Essa abordagem permite que a janela flutuante ou deslizante desconsidere ruídos anteriores à reprodução de um sinal contendo similaridade, reiniciando a análise do último intervalo de  $N$  entradas a cada nova batida.

### 3.2.3 Software de Comparação

Com o sensor e o algoritmo de cálculo do BPM do sinal capturado pelo sensor piezoelétrico definidos, foi utilizado o *setup* da Figura 28 para implementar o software de comparação dos BPMs. O sensor foi conectado ao microcontrolador por um *protoboard*, enquanto o microcontrolador se comunica com o notebook através da porta USB.

Tendo as variáveis definidas e tratadas, o software de comparação foi desenvolvido utilizando a linguagem de programação Python 3.11.4<sup>2</sup>. Inicialmente foi implementada uma base de dados utilizando o módulo Sqlite3<sup>3</sup> presente na biblioteca padrão do Python. O programa salva todas as músicas de um diretório em uma tabela e calcula o BPM de cada uma utilizando a função `librosa.beat.beat_track(onset_envelope)`, como na Figura 29.

<sup>2</sup> <https://www.python.org>

<sup>3</sup> <https://www.sqlite.org/index.html>

Figura 28 – Setup utilizado no projeto.



Fonte: Próprio autor.

Figura 29 – Base de dados contendo músicas.

path	bpm_audio
cal/BD - musicas/Henrique & Juliano - Alô Inveja.wav	117.453835227273
cal/BD - musicas/Alok - Deep Down.wav	123.046875
cal/BD - musicas/Alok - Killed By The City.wav	123.046875
cal/BD - musicas/Bruno e Marrone - Coração de isca.wav	117.453835227273
■ ■ ■ cal/BD - musicas/Ana Castela - O LA NA RÓÇA.wav	112.34714673913
cal/BD - musicas/Alok - Teach Me.wav	123.046875
cal/BD - musicas/Ana Castela - Nosso Qua.wav	107.666015625
cal/BD - musicas/Alok - Side Effect.wav	123.046875
cal/BD - musicas/Alok - In My Mind.wav	123.046875
cal/BD - musicas/Gustavo Lima - Canudinho.wav	112.34714673913

Fonte: Próprio autor.

Com o módulo Tkinter<sup>4</sup> foi desenvolvido um código que cria uma janela com a lista dos arquivos contidos na base de dados. O programa inicia quando o usuário seleciona qual a primeira música ele deseja ouvir. A biblioteca utilizada para tratamento do sinal do áudio em formato WAV (*waveform audio file format*) foi a Librosa<sup>5</sup>. Essa biblioteca é amplamente utilizada para análise de áudio em tarefas de processamento de sinal digital. Sendo projetada para facilitar a extração de informações significativas a partir de dados de áudio. Neste trabalho foram utilizadas diversas funções desta biblioteca para leitura e processamento do arquivo. Uma das mais importantes é a função `librosa.beat.beat_track`, que implementa o algoritmo de rastreamento de batidas de Ellis (2007) e calcula o BPM do áudio.

Para reproduzir o áudio e visualizar os sinais do áudio digitalizado e seu *onset strength* foi utilizada a biblioteca Pygame<sup>6</sup>. A Pygame foi criada com o foco no desenvolvimento de

<sup>4</sup> <https://docs.python.org/3/library/tkinter.html>

<sup>5</sup> <https://librosa.org/doc/latest/index.html>

<sup>6</sup> <https://www.pygame.org>

jogos e aplicações multimídia. Projetada para simplicidade e flexibilidade, ela fornece uma estrutura robusta para a criação de jogos 2D, simulações interativas e outras aplicações gráficas. Neste trabalho a plotagem dos sinais será realizada utilizando um display dinâmico da Pygame que é atualizado de acordo com o tempo de reprodução do áudio.

O módulo Pyserial<sup>7</sup> presente na biblioteca padrão do Python, foi utilizada para realizar a comunicação serial do ESP32 com o programa Python. Também foi utilizado o módulo Threading<sup>8</sup> para executar o programa de captura e aplicação do algoritmo de cálculo do BPM do sinal capturado em paralelo com o programa principal. Thread, por definição, representa a menor unidade de execução em um programa e é um caminho independente de execução dentro de um processo.

Por fim, o programa inicia todos os vetores de tempo no mesmo instante, garantindo sincronismo dos sinais. O programa principal acessa os dados da thread de captura do sinal e plota os sinais sincronizados com o tempo de reprodução do áudio. O programa também acessa o BPM calculado pela thread, permitindo a comparação dos BPMs a cada nova batida fornecida pelo ouvinte.

De acordo com as pesquisas referenciadas neste trabalho e com análises práticas do software desenvolvido, o indivíduo que escuta uma música e reproduz o seu sinal possui plena capacidade de gerar um sinal com o mesmo BPM da música, logo é aceito um desvio de apenas 1 BPM para mais ou para menos do BPM da música para ser identificada similaridade.

Outros cenários possíveis é quando o usuário bate duas vezes mais rápido do que o sinal do áudio, ou até mesmo pula uma batida, ou seja, gera um sinal igual a metade do BPM do áudio. O programa também identifica similaridade para estes cenários.

Os últimos cenários são aqueles nos quais o usuário gera sinais que não coincidem com o BPM da música, onde não se pode afirmar que o ouvinte não gostou da música, pois pode ser um ruído proveniente de outro indivíduo por exemplo, ou até mesmo que o ouvinte não conseguiu acertar o ritmo da música.

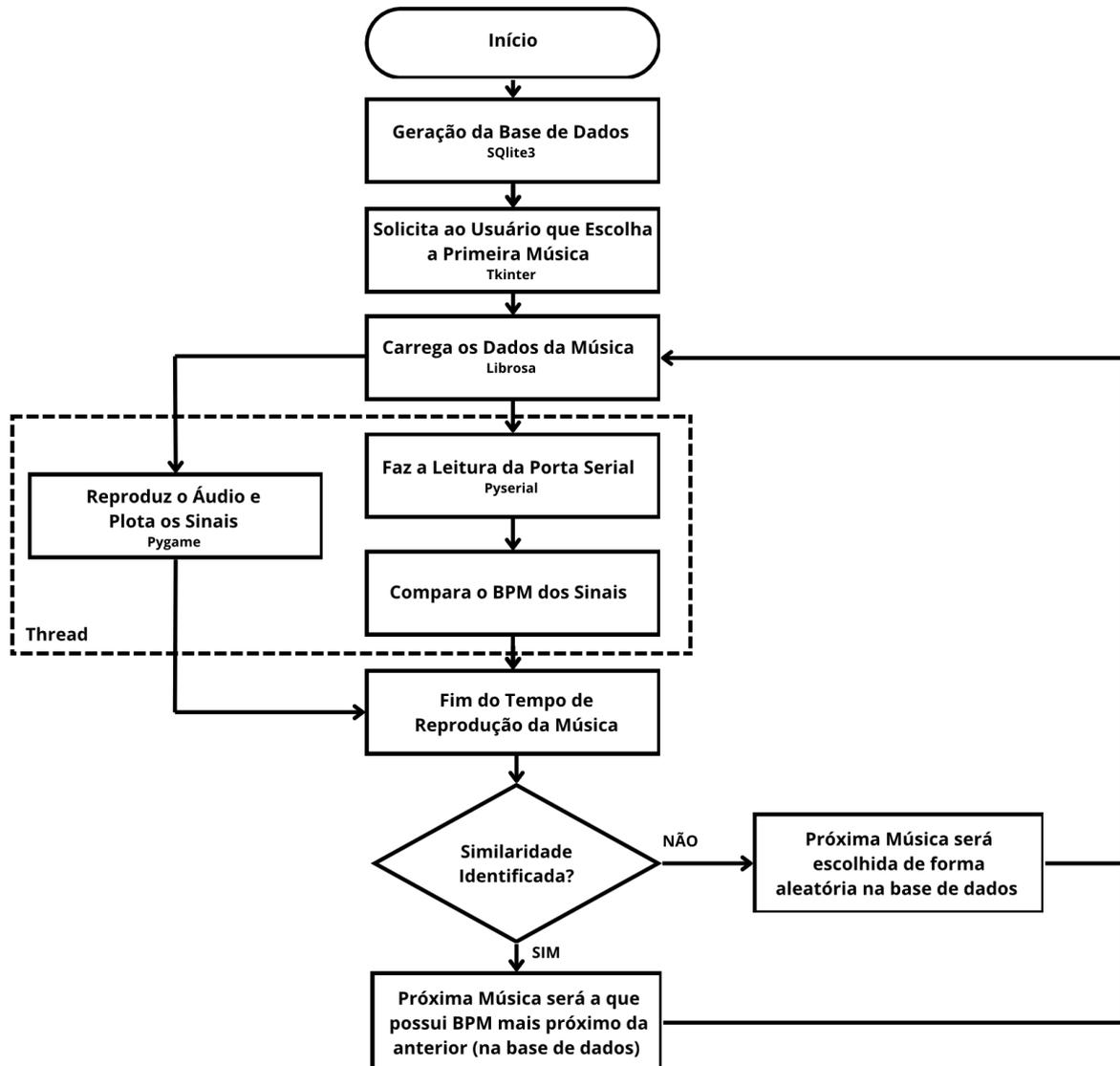
Por último, visando simular um sistema de recomendação colaborativo como visto na Seção 2.4.2, caso seja constatada similaridade, o programa irá buscar na base de dados a música que possui o BPM mais próximo da música na qual foi constatada similaridade. O programa então será reiniciado com a música recomendada. Caso não seja constatada

<sup>7</sup> <https://pyserial.readthedocs.io/en/latest/>

<sup>8</sup> <https://docs.python.org/3/library/threading.html>

a similaridade, o programa utilizará uma função para escolher a próxima música a ser reproduzida de forma aleatória.

Figura 30 – Fluxograma de operação do software de comparação desenvolvido em Python.



Fonte: Próprio autor.

O fluxograma apresentado na Figura 30 descreve a aplicação das bibliotecas no desenvolvimento do software de comparação. Ao iniciar o programa e criar o banco de dados, a primeira música é selecionada, dando início a um ciclo de reprodução contínua. Após cada reprodução, quando a música chega ao fim, o programa verifica se há similaridade com outras músicas. Utiliza-se um método simples de filtragem baseada em conteúdo, onde a função `abs()` é empregada para calcular a música com o BPM mais próximo daquela identificada como similar. Caso não haja similaridade, a próxima música é selecionada aleatoriamente, onde a função `random.randint()` é empregada.

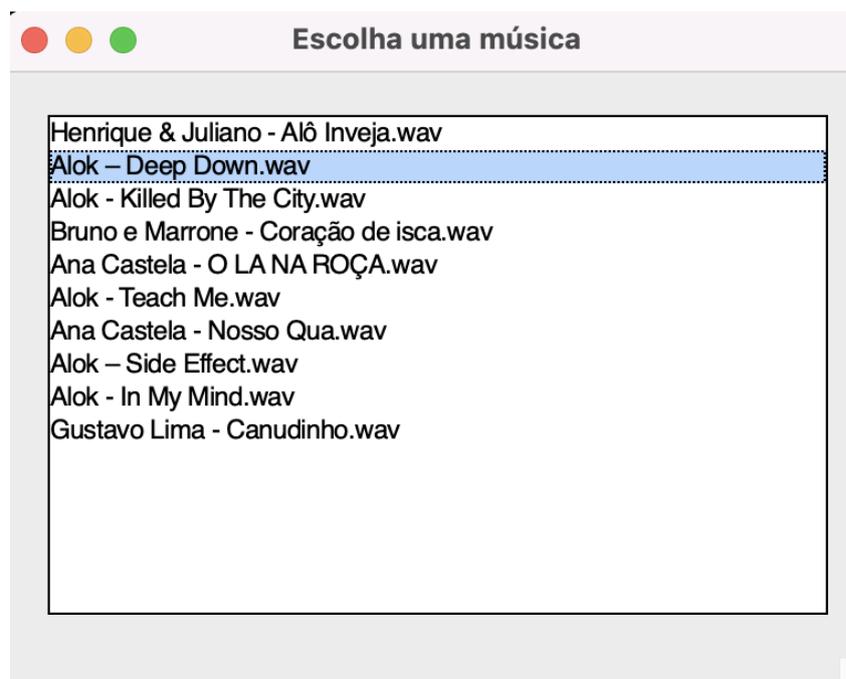
## 4 RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos a partir da implementação dos conceitos e algoritmos apresentados nos capítulos anteriores.

Reforçando o escopo do projeto, será analisada a situação na qual um indivíduo está sentado próximo a uma mesa enquanto escuta a música. O ser humano apresenta o hábito involuntário de bater os pés ou as mãos no ritmo da música que está escutando, neste cenário, consideramos que caso o indivíduo escute uma música que goste, realize o movimento de bater a mão ou algum objeto sobre a superfície da mesa. Nesta mesa haverá um sensor capaz de capturar a vibração desta batida.

O software final compara os BPMs do sinal da música com o do sinal capturado e compara a cada nova batida, caso os valores coincidam dentro do desvio aceitável (1 para mais ou para menos), o programa diz que o usuário gostou da música e faz uma consulta no banco de dados para reproduzir uma outra música com BPM similar na sequência. O programa inicia solicitando ao usuário que escolha a primeira música que deseja ouvir. A Figura 31 exemplifica a janela de solicitação da primeira música, onde o usuário precisa clicar em um arquivo da lista para iniciar a reprodução pelo programa.

Figura 31 – Display que solicita qual a primeira música a ser reproduzida.



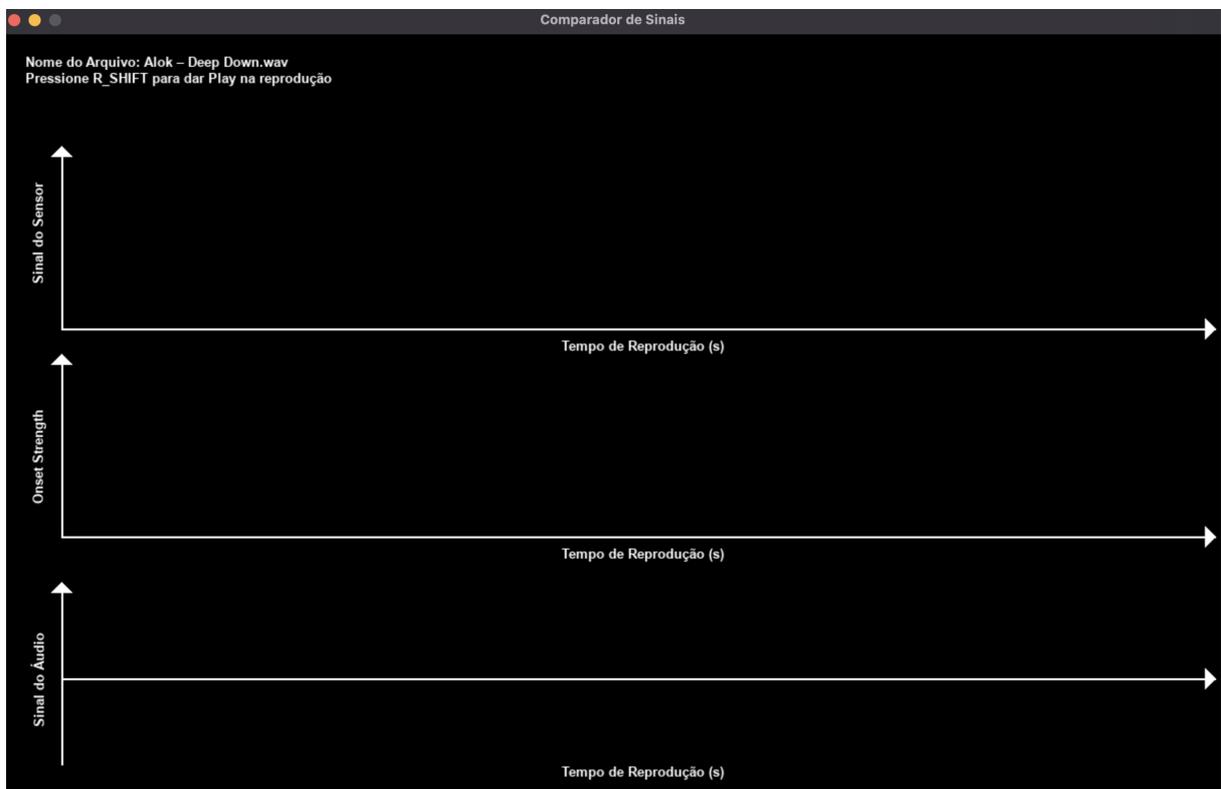
Fonte: Próprio autor.

O sensor utilizado foi um piezoelétrico como na Figura 17, o tratamento do sinal capturado foi tratado tanto via hardware quanto via software. Utilizando um IDE que suporte a linguagem Python para desenvolver um programa que implemente o algoritmo de cálculo do BPM do sinal capturado da Seção 3.2.2, foram realizados testes que validaram o algoritmo.

Para sincronizar os tempos de captura, plotagem dos sinais e reprodução em tempo real da música, foi desenvolvido um algoritmo de captura, além da implementação do algoritmo de cálculo do BPM do sinal capturado. Esse sistema foi integrado em uma classe que herda as características de uma thread, facilitando a acessibilidade dos seus dados e permitindo a execução paralela do programa junto à plotagem do sinal.

Nos exemplos subsequentes, serão apresentados os resultados do software implementado após um usuário escolher o arquivo ‘Alok - Deep Down.wav’. A Figura 32 mostra como é a interface de reprodução do áudio e plotagem dos sinais. Nela, o gráfico de cima representa o sinal capturado pelo sensor, o gráfico do meio representa a *onset strength* do sinal do áudio e o gráfico de baixo representa o sinal do áudio digitalizado.

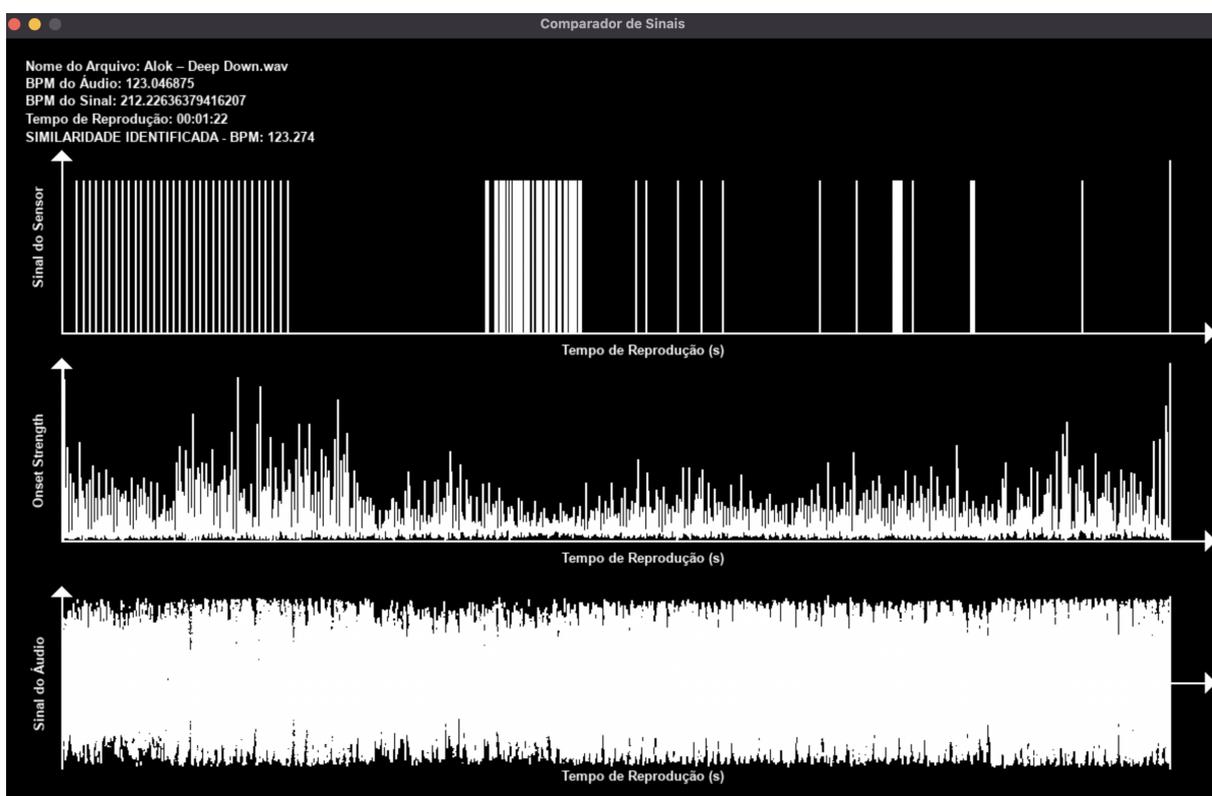
Figura 32 – Interface elaborada em Python.



Fonte: Próprio Autor

Na Figura 33, a interface exibe o tempo decorrido da reprodução e o BPM do áudio reproduzido, indicando 123,04. De acordo com a Equação (3.1), são necessárias 11 batidas para determinar a preferência do usuário por essa música. A análise do sinal capturado revela, na Figura 33, uma similaridade nos instantes iniciais do sinal gerado pelo usuário. Posteriormente, o programa passa por um intervalo sem receber entradas, seguido por algumas entradas ruidosas. É importante ressaltar que esses sinais ruidosos não interferem no resultado final, uma vez que foi estipulado um intervalo de 5 segundos para determinar a similaridade rítmica.

Figura 33 – Interface elaborada em Python, com um exemplo em que há correspondência entre a faixa musical e os batimentos fornecidos pelo usuário.



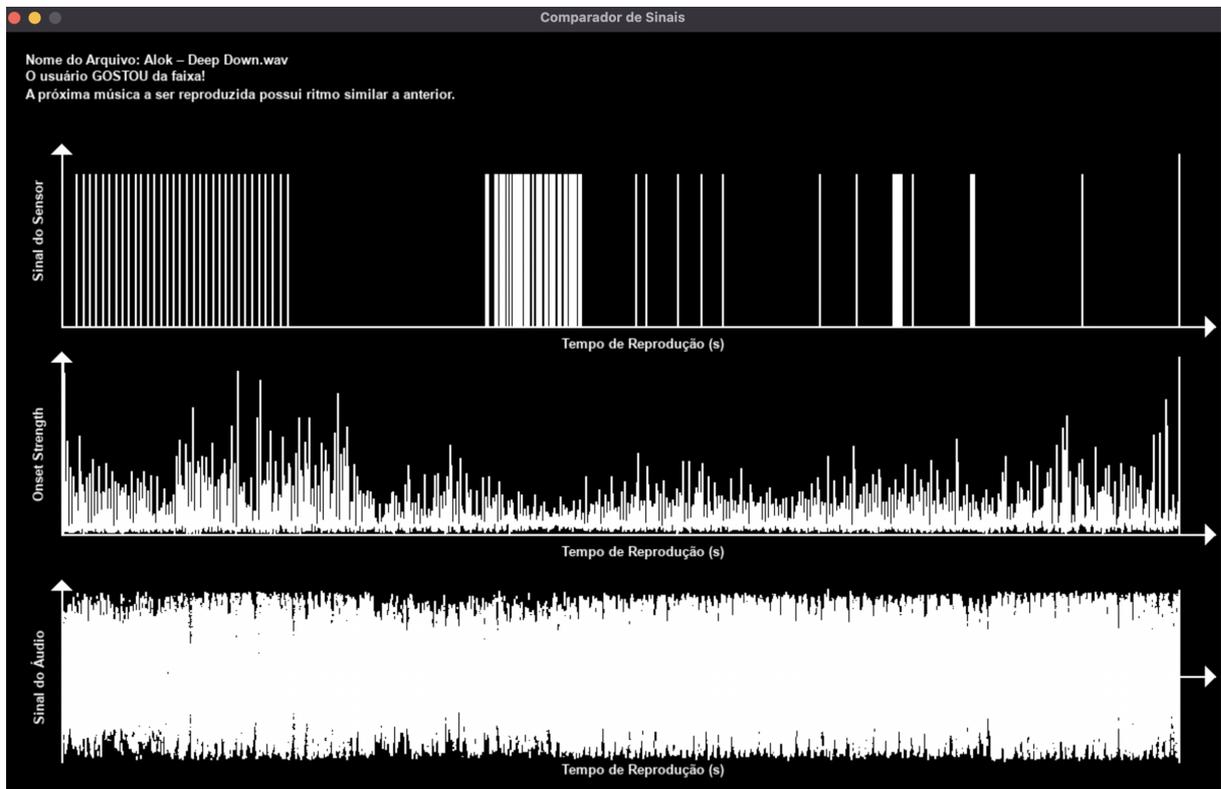
Fonte: Próprio Autor

Quando a similaridade rítmica é identificada, o programa exibe na Figura 33 a mensagem: “SIMILARIDADE IDENTIFICADA - BPM: 123,274”. Ao concluir a reprodução do áudio, o programa limpa suas variáveis e mostra a mensagem: “O usuário GOSTOU da faixa!”, seguida por: “A próxima música a ser reproduzida tem um ritmo similar à anterior”, conforme ilustrado na Figura 34.

O programa, em seguida, faz uma recomendação da música 'Alok - In My Mind.wav' e retorna à tela inicial de reprodução, conforme demonstrado na Figura 32. Ao iniciar a reprodução do áudio recomendado, o usuário inicialmente gera um sinal, aparentemente tentando acompanhar o ritmo da música ouvida. No entanto, a similaridade não foi

identificada. Com o passar do tempo, como evidenciado na Figura 35, o programa recebe entradas ruidosas, possivelmente resultantes de batidas acidentais em objetos sobre a superfície da mesa.

Figura 34 – Interface elaborada em Python, com um exemplo de mensagens exibidas após ser identificada similaridade rítmica.

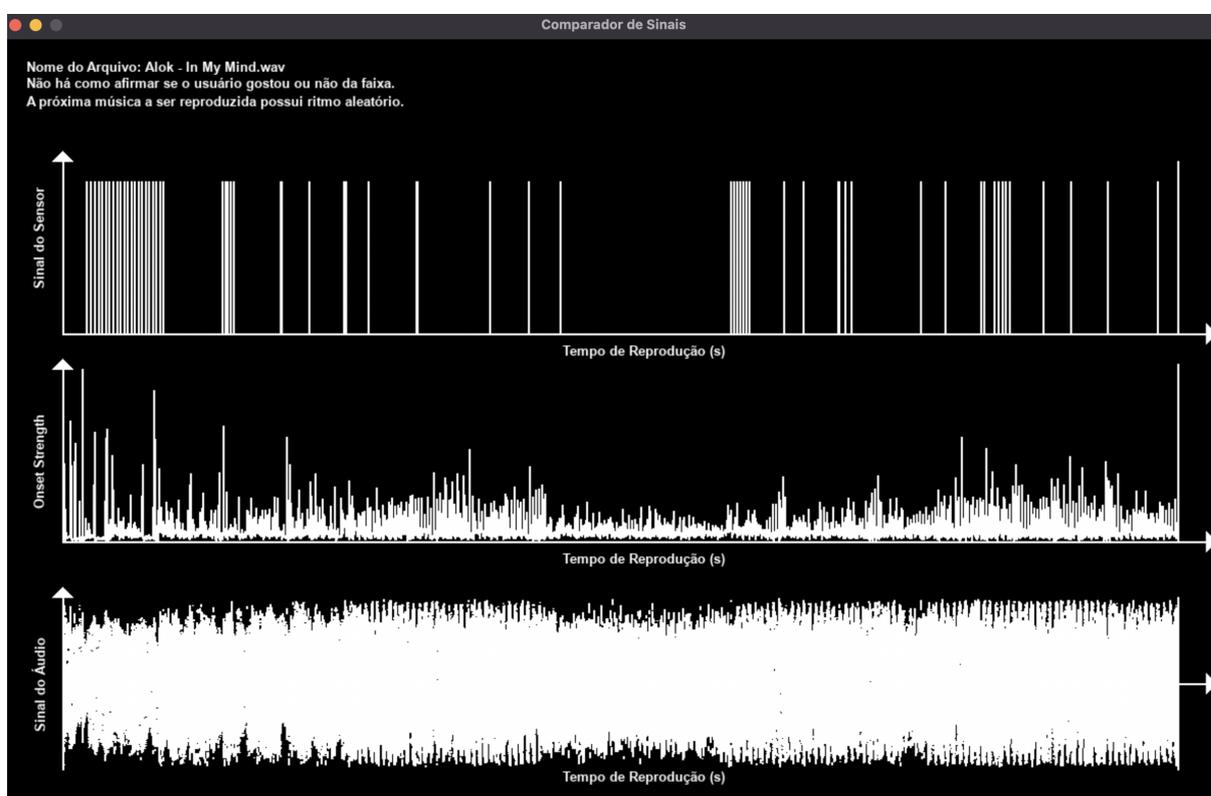


Fonte: Próprio Autor

Visto que a similaridade rítmica não foi detectada, ao terminar a reprodução do áudio, o programa limpa suas variáveis e exibe a mensagem “Não há como afirmar se o usuário gostou ou não da faixa.” Em seguida, indica: “A próxima música a ser reproduzida possui ritmo aleatório.”, como mostrado na Figura 35.

O programa repete o procedimento anterior, porém agora faz uma recomendação aleatória, retornando à tela inicial de reprodução, como exemplificado na Figura 32. Esse ciclo persiste até que o programa seja encerrado.

Figura 35 – Interface elaborada em Python, com um exemplo em que não há correspondência entre a faixa musical e os batimentos fornecidos pelo usuário.



Fonte: Próprio Autor

## 5 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

### 5.1 Conclusão

O objetivo principal deste trabalho foi propor uma otimização para os sistemas de recomendações presentes no mercado, visando uma mitigação do problema da partida a frio. A técnica proposta é baseada fundamentalmente na capacidade humana de sincronização rítmica: quando um indivíduo escuta uma música que é do seu agrado, o mesmo gera um sinal físico ao tentar reproduzir batidas no ritmo da música. Tal abordagem é motivada pela carência de dados das plataformas de *streaming* de áudio quando lidam com um cenário de um novo usuário, visto que os seus sistemas de recomendação necessitam de interação do usuário com a plataforma para que a mesma possa conhecer os seus gostos.

Como resultado, um software foi criado para analisar simultaneamente o sinal da música e o sinal gerado pelo ouvinte, comparando seus BPMs para determinar se existe similaridade rítmica entre eles. Essa comparação também foi usada para simular um sistema de recomendação baseado em conteúdo: em caso de similaridade, o programa faz uma recomendação correspondente, enquanto em caso de falta de similaridade, uma música aleatória é sugerida.

O projeto de pesquisa propõe uma abordagem inovadora ao explorar as características físicas do ouvinte como meio de otimizar os sistemas de recomendação musical. Essa abordagem promissora visa proporcionar recomendações mais personalizadas e contextualmente relevantes, sem depender exclusivamente da interação explícita do usuário. Ao considerar a resposta física do ouvinte à música, o projeto busca oferecer uma experiência de recomendação mais intuitiva e alinhada com as emoções e sensações do momento, contribuindo assim para o avanço e aprimoramento dos sistemas de recomendação musical.

### 5.2 Trabalhos Futuros

Como parte dos futuros estudos, devem ser investigadas técnicas de sensoriamento para aprimorar e expandir o sistema de captura de batidas desenvolvido neste trabalho. O objetivo é obter dados físicos mais abrangentes do ouvinte durante a reprodução de uma música. Um foco especial deve ser dado ao acelerômetro, apesar de sua propensão a registrar ruídos de movimentos não exclusivamente relacionados à simulação do ritmo musical. Sua

indicação é fundamentada no fato de que o acelerômetro comumente está integrado em dispositivos que também abrigam uma variedade de outros sensores. A combinação desses sensores pode ser explorada para capturar um sinal mais preciso e apropriado.

Adicionalmente, deve ser implementado o algoritmo proposto por Ellis (2007) para aprimorar o cálculo do BPM do sinal capturado. Esse algoritmo oferece uma abordagem mais refinada para a análise rítmica do sinal, buscando aperfeiçoar a precisão na determinação do ritmo dos dados capturados. Sua implementação irá aprimorar a capacidade do sistema em reconhecer e identificar com maior precisão o andamento musical, agregando mais qualidade ao programa de recomendação musical.

## REFERÊNCIAS

- ADOMAVICIUS, G.; TUZHILIN, A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. IEEE transactions on knowledge and data engineering, IEEE, v. 17, n. 6, p. 734–749, 2005. Citado na página 30.
- AGRELA, L. Ouvir sua música preferida aumenta os níveis de dopamina no cérebro. 2019. Disponível em: <https://exame.com/ciencia/ouvir-sua-musica-favorita-aumenta-niveis-de-dopamina-no-cerebro/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 30.
- AGUILAR, M. Amazon lança Prime Music, com um milhão de músicas para streaming. 2014. Disponível em: <https://gizmodo.uol.com.br/amazon-streaming-musica/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 17.
- ALMEIDA, J. R. de; MOTA, F. A. O. Sensores em smartphones opção para reconhecimento de atividades humanas. Anais dos Simpósios de Informática do IFNMG-Campus Januária, n. 2, 2016. Citado na página 33.
- ARPAIA, P.; DAPONTE, P.; RAPUANO, S. A state of the art on ADC modelling. Computer Standards & Interfaces, Elsevier, v. 26, n. 1, p. 31–42, 2004. Citado na página 24.
- BAIA, S. F. Partitura, fonograma e outros suportes: fontes para a historiografia da música popular. Anais do XXVI Simpósio Nacional de História–ANPUH. São Paulo, 2011. Citado na página 13.
- BENSON, D. Music: A Mathematical Offering. [S.l.]: University of Aberdeen, 2008. v. 1. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 20.
- BEZZON, G.; LEME, S. P. L.; DAVANZZO, C. Integração multidisciplinar em cursos de engenharia da Anhanguera educacional. Revista de Ciências Exatas e Tecnologia, v. 7, n. 7, p. 9–20, 2012. Citado na página 39.
- CAMARGO, A. Napster, o pioneiro das redes de compartilhamento. 2012. Disponível em: <https://canaltech.com.br/entretenimento/Sessao-Nostalgia-Napster/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 14.
- CAMPOS, L. F.; NAKASU, M. V. Efeitos da utilização da música no ambiente hospitalar: revisão sistemática. Revista Sonora, v. 6, n. 11, p. 9–19, 2016. Citado na página 30.
- CAO, K. Y.; LIU, Y.; ZHANG, H. X. Improving the cold start problem in music recommender systems. In: IOP PUBLISHING. Journal of Physics: Conference Series. [S.l.], 2020. v. 1651, n. 1, p. 012067. Citado na página 36.
- CERVELLIN, G.; LIPPI, G. From music-beat to heart-beat: a journey in the complex interactions between music, brain and heart. European journal of internal medicine, Elsevier, v. 22, n. 4, p. 371–374, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 36.

COELHO, T. Música provoca 'conversa' entre áreas do cérebro; entenda como é a relação entre ritmo, harmonia e sensações. 2019. Disponível em: <https://g1.globo.com/ciencia-e-saude/noticia/2019/04/05/musica-provoca-conversa-entre-areas-do-cerebro-entenda-como-e-a-relacao-entre-ritmo-harmonia-e-sensacoes.ghtml>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 31.

CORREA, D. d. S. Ouvido musical: Explorando metadados em um sistema de recomendação de músicas. Universidade do Estado da Bahia, Salvador, BA, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 30.

DECI, E. L.; RYAN, R. M. Handbook of self-determination research. [S.l.]: University Rochester Press, 2004. Citado na página 26.

ELLIS, D. P. Beat tracking by dynamic programming. Journal of New Music Research, Taylor & Francis, v. 36, n. 1, p. 51–60, 2007. Citado 7 vezes nas páginas 7, 24, 25, 26, 40, 47 e 56.

FABBRI, F.; PINHO, M. G. Uma teoria dos gêneros musicais: duas aplicações [tradução]. Revista Vórtex, v. 5, n. 3, 2017. Citado na página 22.

FEITOSA, S. G. Música e matemática: uma soma que subtrai problemas, multiplica interesse e divide melhor os resultados. Linhas Críticas, v. 6, n. 10, p. 71–80, 2000. Citado na página 19.

FNDE. Música. 2021. Disponível em: <http://www.fnde.gov.br/index.php/acessibilidade/item/4098-musica>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 15.

FRAGOSO, É. B. Efeitos da música nas respostas cardiorrespiratórias e percepção subjetiva de esforço em adultos submetidos ao exercício aeróbio: revisão sistemática com meta-análise. 2022. Citado na página 32.

FRAZAO, D. Victor Hugo, poeta e escritor francês. 2021. Disponível em: [https://www.ebiografia.com/victor\\_hugo/](https://www.ebiografia.com/victor_hugo/). Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 19.

FRIEDLANDER, J. P. Music industry shipment and revenue statistics. News and Notes RIAA, 2014. Citado na página 14.

GROUT, D. J.; PALISCA, C. História da música ocidental. 2013. Citado na página 13.

HALLIDAY, D.; WALKER, J. Fundamentos de Física Básica. [S.l.]: Editora LTC, 2008. v. 1. Citado na página 20.

HERLOCKER, J. L.; KONSTAN, J. A.; TERVEEN, L. G.; RIEDL, J. T. Evaluating collaborative filtering recommender systems. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), ACM New York, NY, USA, v. 22, n. 1, p. 5–53, 2004. Citado na página 27.

HIJIKATA Y., I. K.; NISHIDA, S. Content-based music filtering system with editable user profile. In Proceedings of the 2006 ACM Symposium on Applied Computing, 2006. Citado na página 15.

- JANOTTI, J.; SÁ, S. P. d. Revisitando a noção de gênero musical em tempos de cultura musical digital. Galáxia (São Paulo), SciELO Brasil, p. 128–139, 2019. Citado na página 23.
- JEQUIBA, C. A música e a saúde mental. 2021. Disponível em: <https://saudementalatibaia.com.br/blog/a-musica-e-a-saude-mental/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 31.
- JORDAN, T.; OUNAIES, Z. Piezoelectric ceramics characterization. 2001. Citado na página 34.
- KATHANIA, H. K.; SHAHNAWAZUDDIN, S.; AHMAD, W.; ADIGA, N. Role of linear, mel and inverse-mel filterbanks in automatic recognition of speech from high-pitched speakers. Circuits, Systems, and Signal Processing, Springer, v. 38, p. 4667–4682, 2019. Citado na página 25.
- KUHAR, A.; ARAÚJO, B. Como a digitalização da música mudou o seu consumo: Uma comparação entre 1998 e 2018. Research Gate, 2019. Citado na página 14.
- LAZZARINI, V. E. P. Elementos de acústica. National University of Ireland, Maynooth, 1998. Citado na página 20.
- LESIUK, T.; POLAK, P.; STUTZ, J.; HUMMER, M. The effect of music listening, personality, and prior knowledge on mood and work performance of systems analysts. International Journal of Human Capital and Information Technology Professionals (IJHCITP), IGI Global, v. 2, n. 3, p. 61–78, 2011. Citado na página 31.
- LEWIS G. J.; GRAHAM, G. H. G. Evaluating the impact of the internet on barriers to entry in the music industry. Supply Chain Management: An International Journal, 2005. Citado na página 15.
- LISBOA, A. Os apps de música por streaming mais usados no mundo. 2021. Disponível em: <https://canaltech.com.br/apps/os-apps-de-musica-por-streaming-mais-usados-no-mundo-207147/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- LOPS, P.; GEMMIS, M. d.; SEMERARO, G. Content-based recommender systems: State of the art and trends. Recommender systems handbook, Springer, p. 73–105, 2011. Citado na página 29.
- LORD, M.; SNELSON, J. História da música: da antiguidade aos nossos dias. H. f. Ullmann, 2008. Citado na página 13.
- MARKS, R. J. Handbook of Fourier analysis & its applications. [S.l.]: Oxford University Press, 2009. Citado na página 21.
- MERRELHO, R. T. Sentido rítmico: dificuldades na sua percepção e aplicação no instrumento. Tese (Doutorado) — Instituto Politécnico de Lisboa-Escola Superior de Música de Lisboa, 2016. Citado na página 32.
- MLADENIC, D. Text-learning and related intelligent agents: a survey. IEEE intelligent systems and their applications, IEEE, v. 14, n. 4, p. 44–54, 1999. Citado na página 29.

- MORAES, J. G. V. d. História e música: canção popular e conhecimento histórico. Revista Brasileira de História, SciELO Brasil, v. 20, p. 203–221, 2000. Citado na página 13.
- MORGADO, J. M. A. d. S. Captação de energia de vibrações. Dissertação (Mestrado), 2021. Citado na página 38.
- NEPOMUCENO, N. Elementos Formais da Música. 2012. Disponível em: <https://arteducacao.wordpress.com/musica/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 24.
- NILSSON, J. W.; RIEDEL, S. A. Circuitos Elétricos. [S.l.]: Editora Pearson, 2008. v. 8. Citado na página 21.
- NUSSENZVEIG, M. H. Curso de Física Básica. [S.l.]: Editora Edgard Blucher, 2002. v. 4. Citado na página 19.
- PACHET, F. Content management for electronic music distribution: What are the issues? Research Gate, 2003. Citado na página 14.
- PASSOS, L. S. Novo fluxo da música digital - como as plataformas de streaming redefiniram o consumo musical. Universidade do Estado da Bahia, Salvador, BA, 2015. Citado na página 17.
- PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C. D. Metodologia do trabalho científico: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico-2ª Edição. [S.l.]: Editora Feevale, 2013. Citado na página 39.
- RAGAZZI, V. T.; PINHEIRO, R. M. A era do streaming musical e a sobrevivência da cena independente. Universidade Anhembi Morumbi, São Paulo, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 18.
- RANSOM, J. Use of the Program Ableton Live to Learn, Practice, and Perform Electroacoustic Drumset Works. Tese (Doutorado) — The University of Arizona, 2021. Citado na página 44.
- RATH, D. d. P. Sistema de recomendação musical com base em parâmetro fisiológico: frequência cardíaca. 2021. Citado 3 vezes nas páginas 32, 36 e 37.
- RICCI F., R. L. S. B.; KANTOR. Recommender Systems Handbook. [S.l.]: P. B. Editors, 2011. v. 1. Citado 5 vezes nas páginas 15, 26, 27, 28 e 29.
- ROBSON, D. Por que músicas ‘tocam’ nossas emoções? 2015. Citado na página 30.
- RODRIGUES, E. S. S. Desenvolvimento de sistema de captura de movimento humano utilizando IMU. 2018. Citado na página 37.
- SANCHEZ, D. What streaming music services pay. 2018. Disponível em: <https://www.digitalmusicnews.com/2018/01/16/streaming-music-services-pay-2018/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 19.
- SANTOS, C. P.; VIEIRA, M. M. Caracterização do sensor piezoelétrico para sua utilização em dispositivos embarcados. 2016. Citado na página 34.

- SANTOS, R. ESP32 with MPU-6050 Accelerometer, Gyroscope and Temperature Sensor (Arduino). 2021. Disponível em: <https://randomnerdtutorials.com/esp32-mpu-6050-accelerometer-gyroscope-arduino/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 41.
- SAR, E. Van der. Music Piracy Continues to Decline Thanks to Spotify. 2011. Disponível em: <https://torrentfreak.com/music-piracy-continues-to-decline-thanks-to-spotify-110928/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 15.
- SBALQUEIRO, C. H. O ensino de línguas através da música. Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2013. Citado na página 13.
- SCATAMBURGO, B.; CAMPOS, N. A Era do Áudio: Tendências do consumo de Streaming de Áudio no Brasil. 2020. Disponível em: <https://www.comscore.com/por/Insights/Blog/Tendencias-do-consumo-de-Streaming-de-Audio-no-Brasil>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado 3 vezes nas páginas 17, 18 e 19.
- SCHEID, J. A. B. Acelerômetros. Universidade Federal do Paraná, 2015. Citado na página 34.
- SILVA, D. C. d. Ouvido musical: explorando metadados em um sistema de recomendação de músicas. Departamento de Ciência da Computação, 2019. Citado na página 35.
- SILVA, W. P. Detecção e reconhecimento de gestos para interação humano-computador. 2017. Citado na página 33.
- SOUSA, L. S. de; MACEDO, M. S. de; JUCÁ, S. C. Acionamento de carga ca através de ondas sonoras. Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics, v. 1, n. 1, 2013. Citado na página 24.
- TEIXEIRA, R. O cérebro tem instintos que o levam a entrar em sincronia com a música. 2020. Disponível em: <https://www.correiobraziliense.com.br/app/noticia/revista/2020/03/10/>. Acesso em: 20 dez. 2023. Citado na página 32.
- VALENTI, V. E.; ABREU, L. C. de; GUIDA, H. L.; VANDERLEI, L. C. M.; FERREIRA, L. L.; FERREIRA, C. Musical auditory stimulation and cardiac autonomic regulation. Complementary Therapies for the Contemporary Healthcare, IntechOpen, v. 111, 2012. Citado na página 30.
- VIEIRA, M. E. M. et al. Protótipo para auxílio de identificação do tipo de pisada baseada em sensores piezoelétricos e redes neurais artificiais. Dissertação (Mestrado) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2018. Citado na página 35.
- WUENSCHÉ, C. A. A física da música. Instituto da Projetos e Estudos em Educação, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 22.