

# Analise das preferências musicais e personalidade

Luiz D S M Júnior\*  
Cin UFPE

Nivan Júnior†  
Cin UFPE

Vivemos em um mundo cada vez mais conectado, nós checamos nossos dispositivos móveis regularmente com ou sem a presença de notificações, abrimos nossas redes sociais em procura de conteúdo para consumir e formas de interagir com os nossos amigos nas redes. Junto com isso a forma na qual escutamos música evoluiu onde antes só se era possível escutar música ao vivo, começamos a gravar músicas, em fitas K7, discos vinil, CD's e até os pendrives tiveram seu papel no armazenamento das músicas. Mas nos últimos anos estamos entrando em uma nova fase onde temos uma grande quantidade de músicas que estão sendo digitalizadas e estão disponíveis a qualquer momento para qualquer pessoa que tenha acesso a internet nos chamados: serviços de Streaming, como por exemplo, Deezer, Last.fm, Pandora e Spotify, onde apenas esse último possui mais de 30 milhões de músicas disponíveis para 140 milhões de usuários ativos [3]. Porém com essa grande quantidade de serviços de streaming todos eles procuram formas de se destacar dos seus concorrentes na busca por mercado e um dos grandes desafios dessas empresas é como capturar o seu usuário no seu primeiro acesso?

Investigando esse problema, o objetivo desse trabalho é recuperar informações de personalidade através dos likes do Facebook do usuário e preferências musicais a partir das playlists do Spotify. E buscar padrões entre as Personalidade e Preferências musicais através de uma interface de visualização desses dados com intuito de investigar se a personalidade de usuário pode exercer algum tipo de influência nas suas preferências musicais.

## 1 TRABALHOS RELACIONADOS

### 1.1 Personalidade - BigFive

Personalidade é uma palavra muito usada no nosso cotidiano para descrever as ações e habilidades sociais de um indivíduo, ou de forma a ressaltar a característica mais forte da pessoa, por exemplo ao dizermos que determinada pessoa possui uma "personalidade agressiva" estamos enfatizando essa característica que seria o traço principal de sua personalidade, mas essa é só uma das possibilidades de definir personalidade.

De acordo com [19] nos últimos anos a teoria dos Cinco Grandes Fatores vem crescendo na psicologia como um conjunto de ferramentas que permite partir dos mais diversos métodos definir fatores da personalidade do indivíduo, por esse motivo foi escolhido o modelo dos Cinco Grandes Fatores da Personalidade [Big Five] que teve sua origem em uma série de pesquisas sobre personalidade, proveniente de outras teorias e de traços de personalidade. [15], para uma revisão geral, ver [14].

Segundo [18] no Big Five existem 5 grandes fatores que caracterizam a personalidade humana, o primeiro deles é Abertura a Experiência ou no original em inglês *openness*, de acordo com [11] as pessoas que tiram uma alta pontuação tendem a ser pessoas criativas e receptivas às novas ideias e como o próprio nome indica são pessoas abertas a experimentar o novo. Como [14] explica, esses indivíduos costumam ser adjetivados como artísticos, curiosos e imaginativos, já os que possuem baixa pontuação tendem a ser

oposto, ou seja, pessoas com pensamento convencional, e com uma menor escalada de interesse.

O segundo grande fator é a Conscienciosidade do original em inglês *conscientiousness*, segundo [11] esse fator junta características que trazem ideia de organização, responsabilidade e honestidade. Indivíduos que possuem uma alta pontuação neste fator tendem a ser confiáveis e trabalhadores dedicados, os que Capítulo 2. Estado da Arte 15 pontuam baixo tendem a ser mais impulsivos e desconfiados. Essas pessoas podem ser adjetivadas como eficiente, organizado e responsável [14].

O terceiro grande fator é a Extroversão do original em inglês *extraversion*, que representa os traços ligados a sociabilidade, como [15] bem definiu extroversão é a quantidade e a intensidade das interações entre pessoas e nível de atividade. Indivíduos que pontuam alto nesse fator tendem a ser pessoas que preferem estar na presença de outras pessoas, já as que tem uma baixa pontuação tendem a ser mais reservados. Segundo [14] adjetivos que qualificam essas pessoas são energético, comunicativo, ativo.

O quarto grande fator é a Amabilidade do original em inglês *agreeableness*, segundo [11], também pode significar o nível de socialização e caracteriza a tendência do indivíduo em ser socialmente agradável e caloroso. Pessoas que pontuam alto tendem a buscar sempre o melhor em todos, alguns adjetivos que o representam são generoso, simpático e complacente [14].

O quinto e último fator é Neuroticismo do original em inglês *neuroticism*, segundo [11], esse fator representa traços da personalidade que envolvem afeto positivo e negativo, ansiedade e estabilidade emocional. Aqueles que pontuam alto tendem a experimentar mais intensamente as experiências negativas. Enquanto os que possuem baixa pontuação são emocionalmente mais estáveis. Adjetivos para esse fator são ansioso, instável, preocupado [14].

A teoria dos Cinco Grandes Fatores fornece uma série de ferramentas que podem ser utilizadas por pesquisadores nas mais diversas áreas [14]. Por exemplo, [16] em seu estudo procura relações entre o bem-estar Subjetivo (BES) e os fatores Extroversão, Socialização e Neuroticismo nesse estudo foram encontradas maiores correlações entre o BES e o fator Neuroticismo.

### 1.2 Preferências musicais

Segundo [12] Music Information Retrieval (MIR) faz parte de uma grande área de estudo chamada Multimedia Information Retrieval, onde os pesquisadores estudam como recuperar informações de diferentes formatos de mídia como, imagem, vídeo e sons. As primeiras pesquisas na área de som iniciaram-se com a análise do sinal do áudio com reconhecimento automático da fala, onde a maioria desses sistemas estavam baseados em *HMMs - Hidden Markov Models*, que é uma representação estatística do evento de fala, essa abordagem tem se mostrado eficiente não só no reconhecimento de grandes vocabulários mas também na identificação de palavras-chaves [10].

Nos anos seguintes, pesquisadores já começaram a criar técnicas de análise da música, com o objetivo de entender a representação do áudio nos computadores, pois para as máquinas, as músicas não são nada mais do que sinais de áudios que precisam ser processados. Após processamentos das músicas existem três níveis de informação que conseguimos obter do áudio que são: O primeiro nível é de escala onde é possível transcrever notas individuais e acordes; O segundo nível é o de frase, onde analisamos sequências de notas com periodicidade; E o terceiro nível de peça onde analisamos a

\*e-mail: ldsjmj@cin.ufpe.br

†e-mail: ldsjmj@cin.ufpe.br

música com espaços maiores de análise. Cada um desses três níveis nos permite extrair informações específicas do áudio por exemplo, o primeiro nível nos permite a detecção de instrumentos em um som, mas não é o mais indicado para descrever a música, para isso já temos as informações do segundo nível que são usadas para identificar o tempo da música, e encontrar pedaços representativos, já o terceiro nível está relacionado com informações mais abstratas, permitindo identificar gêneros da música ou criar modelos baseado em conteúdo para recomendações de música. A seguir vamos ver algumas aplicações tradicionais do Music Information Retrieval.

### 1.3 Query by example (QBE)

QBE ou em português Busca por Exemplo foi uma das primeiras aplicações das técnicas de MIR. O QBE possui uma abordagem que recebe os sinais de áudio retirados do som e retorna os metadados dessas músicas, exemplos dos metadados que podem ser obtidos são: Nome do artista, título, gênero e etc. Um caso de uso, que podemos utilizar esse tipo de técnica é quando um usuário grava um trecho da música onde ele gostaria de saber informações dela.

### 1.4 Query by Humming (QBH)

Assim como relatado no ponto anterior o QBE não funciona bem para classificar outras versões do áudio como versões acústicas ou identificar música através da melodia. Com o objetivo de identificar variações da música como versões ao vivo que contam com diversos ruídos [9], surgiu uma nova aplicação do MIR que é o *QBH - Query by humming* ou do português Busca por Zumbindo, um caso de uso dessa técnica é quando um usuário tem uma memória da melodia da música porém não sabe trechos específicos da música então é possível a partir da melodia identificar os metadados das músicas, mas esse ponto, faz com que essa técnica torne o QBH aplicável somente para canções melódicas, dificultando o reconhecimento de músicas rítmicas. [12]

### 1.5 Classificação de Gênero

Como o próprio nome sugere, essa aplicação deixa de ser um problema de busca e passa a ser um problema de classificação. Com a digitalização das músicas surgiu a necessidade de definir os gêneros de forma automática, o que realça a importância de possuirmos uma taxonomia para conseguirmos classificar as músicas seguindo um determinado padrão, para uma revisão de uma das taxonomias criadas ver [17].

Além de todas essas bibliotecas existem empresas dedicadas a oferecer esse tipo de serviços para estudantes, pesquisadores e interessados na área e dispostos a estudar música, um exemplo é a *The Echo Nest* que possui sua inteligência musical baseada em mais de 35 milhões de músicas onde ela consegue extrair automaticamente diversas informações das músicas que são divididas em duas subcategorias: as características da *The Echo Nest* como *Energy*, *Liveness*, *Speechiness*, *Acousticness*, *Danceability* e *Valence* e a segunda subcategoria a das características definidas por musicólogos que são: andamento, nota, tom, assinatura do tempo volume, entre outros [8].

A necessidade das grandes empresas de estarem a frente no mercado fez com que a Spotify, um dos maiores players do mercado adquirisse a *The Echo Nest* em 2014 [6] e hoje o espaço de desenvolvedor do Spotify possui as mesmas APIs que estavam disponíveis na *The Echo Nest* aliado a novas ferramentas que permanecem em constante evolução, para uma revisão dos serviços disponibilizados no spotify ver [5].

### 1.6 BigFive e preferências musicais

O Facebook é a principal rede social do mundo com 2.07 bilhões de usuários ativos mensalmente, esse dado é do dia 30 de setembro de 2017 e os últimos dados do Brasil são de novembro de 2016 onde nessa data o Brasil possuía cerca de 111 milhões de usuários ativos mensalmente [1]. Esses números representativos de usuários

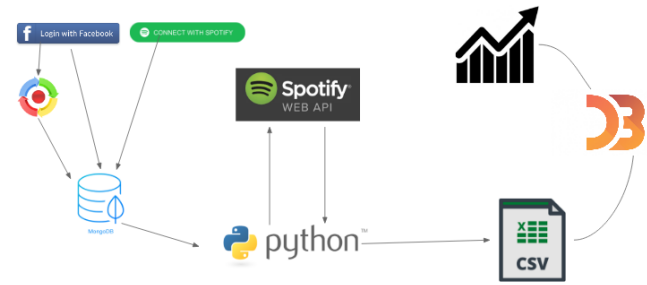


Figure 1: Arquitetura simplificada do sistema

aliados com o fato do perfil do Facebook funcionar como uma página em branco onde o indivíduo constrói uma imagem pública ou semipública de si mesmo. Isto faz com que ele se torne uma grande ferramenta para estudos sociais, pois a página em branco do seu perfil é preenchida com diversas informações de curtidas, posts, comentários onde todas essas informações servem de ferramentas para análises. O que destaca o Facebook como uma alternativa muitas vezes menos cansativa de se obter informações relevantes dos usuários sem a necessidade de executar diversos questionários permitindo trazer estudos mais realistas e que consigam alcançar um maior número de pessoas [20].

Segundo mostrado por [13], os registros do comportamento dos usuários são facilmente acessíveis, por exemplo com uma lista dos Likes do Facebook é possível extrair automaticamente alguns atributos pessoais. O modelo criado é capaz de prever em 95% dos casos corretamente a origem do indivíduo, se é Afro-americano ou Caucasiano e em 93% dos casos ele classifica corretamente entre os gêneros masculino e feminino, esses são casos de variáveis dicotômicas que possuem uma alta taxa de acerto, mas também existem as variáveis numéricas que apresentaram uma precisão menor, porém esse fato não descarta a existência das correlações que podem ser verificadas na obtenção da idade com um coeficiente de  $r = 0.75$ , além dos traços de personalidade como abertura a extroversão  $r = 0.43$ , extroversão  $r = 0.40$  os outros traços de personalidade obtiveram uma precisão um pouco menor  $r=0.17$  a  $0.30$

## 2 MÉTODOS

O sistema foi construído levando em consideração dois momentos distintos o primeiro: a coleta dos dados e o segundo o processo de construção do sistema de visualização, nesse artigo vamos nos ater mais no processo de construção desse sistema de visualização de dados, na figura 1 podemos ver uma arquitetura simplificada de todo o sistema.

A primeira foi o levantamento dos dados, realizado usando dois serviços o AMS - Apply Magic Sauce e o Spotify além de uma aplicação web que tinha como objetivo orquestrar. A aplicação Web permitia o usuário realizar o login suas contas do spotify e do facebook, com isso permitindo que pudessemos coletar as informações do facebook do tipo quais os likes e posts do usuário logado e o segundo conjunto de informações coletados foram as top 100 músicas de cada usuário até o momento do login. Com essas informações foi realizado um pré-processamento desses dados utilizando scripts em python responsáveis por coletar as features musicais figura 3 de cada uma das músicas dos usuários e armazená-los em um arquivo no formato .csv.

A segunda parte foi a construção de uma aplicação web para visualização desses dados utilizando principalmente um framework javascript chamado D3, essa ferramenta foi a chave principal para a construção dos gráficos. O sistema possui basicamente duas visualizações a primeira é um conjunto de scatterplots que tem como objetivo mostrar a relação e proximidade entre o agrupamento

Característica	Tipo do Valor	Descrição do Valor
Acousticness	Float	Uma medida de confiança de 0,0 a 1,0 se a faixa é acústica. 1.0 representa alta confiança que a faixa é acústica.
Danceability	Float	Danceability descreve o quão adequado é uma música para dançar com base em uma combinação de elementos musicais, incluindo tempo, estabilidade do ritmo, força de batida e regularidade geral. Um valor de 0,0 é menos dançável e 1,0 é mais dançável.
Energy	Float	A energia é uma medida de 0,0 a 1,0 e representa uma medida perceptual de intensidade e atividade. Normalmente, as faixas energéticas se sentem rápidas, barulhentas. Por exemplo, death metal tem alta energia, enquanto um prelúdio de Baixo é baixo na escala. As características perceptivas que contribuem para este atributo incluem o alcance dinâmico, a intensidade percebida, o timbre, a taxa de início e a entropia geral.
Instrumentalness	Float	Prevê se uma faixa não contém vocais. Os sons "Ooh" e "aah" são tratados como instrumentais neste contexto. As faixas de fala rápida ou falada são claramente "vocais". Quanto mais próximo do valor do instrumental é 1,0, maior a probabilidade de a faixa não conter conteúdo vocal. Os valores acima de 0,5 destinam-se a representar pistas instrumentais, mas a confiança é maior à medida que o valor se aproxima de 1,0.
Liveness	Float	Detecta a presença de uma audiência na gravação. Valores de liveness mais elevados representam uma maior probabilidade de que a trilha tenha sido realizada ao vivo. Um valor acima de 0,8 proporciona uma forte probabilidade de que a trilha esteja ao vivo.
Tempo	Float	O tempo total estimado de uma faixa em batimentos por minuto (BPM). Na terminologia musical, o tempo é a velocidade ou o ritmo de uma determinada peça e deriva diretamente da duração média da batida.
Valence	Float	Uma medida de 0,0 a 1,0 descrevendo a positividade musical transmitida por uma faixa. As faixas com som de alta valência são mais positivas (por exemplo, feliz, alegre, eufórica), enquanto as faixas com baixo som de valência são mais negativas (por exemplo, triste, deprimida, irritada).

Figure 2: Audio features do Spotify [7]

dos usuários realizado pelas características musicais e pelas 5 características da personalidade extraídas da API AMS. O processo para construir essa visualização se deu em alguns passos: Rodar um algoritmo de clusterização dos dados para identificar os agrupamentos encontrados. foi utilizado o algoritmos k-means [4] da implementação do scikit learn com um 5 clusters após realizar esse passo foi necessário reduzir a dimensionalidade dos dados para duas dimensões para que fosse possível plotar os dados em um scatterplot. Para isso foi utilizado a implementação do algoritmo tsn em javascript [2] que permite reduzir as dimensões preservando a distância entre os pontos Plotar os pontos representando cada usuário e a respectiva cor associada a sua classe. Com essas informações foram produzidos três variações do scatterplot a primeira eram dois gráficos onde cada um estava pintado respeitando a sua posição e cor relacionado ao gráfico e nas outras duas variações ocorreu que o gráfico foi plotado usando a posição da música e as cores encontradas no agrupamento de personalidade assim como na terceira visualização foi realizado o sentido inverso, o gráfico foi plotado usando as posições personalidade com as classes das características musicais. Uma das features implementadas para o scatterplot é a função brush, que permite a visualização dos pontos selecionados no outro gráfico complementar.

A segunda visualização foi uma união de dois gráficos, o StarPlot e o gráfico de coordenadas paralelas, o objetivo desta visualização é propor uma interatividade entre o usuário e a ferramenta onde nela, ele é capaz de identificar qual seria a sua personalidade com base nas suas músicas. No gráfico de coordenadas paralelas é possível filtrar por características musicais e ver o impacto de cada atributo na definição da personalidade.

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção iremos mostrar os resultados encontrados em duas partes, uma no processo de construção da ferramenta e conhecimento dos dados e uma segunda parte que foi o uso da ferramenta para análise e conhecimento dos dados.

#### 3.1 Processo de construção

Durante o processo de construção realizamos uma série de análises estatísticas principalmente usando a linguagem R com o intuito de identificar o comportamento dos dados e criar modelos que pudessem ser utilizados no desenvolvimento da aplicação. No início do processo foi realizado uma correlação para ver o quanto as variáveis musicais e de personalidade haviam relação e foram encontradas algumas correlações fracas como pode ser visto na imagem 2. Mas essas relações nos guiaram a fazer algumas regressões para

ver qual era o impacto da personalidade em cima das características musicais e foram encontrado alguns resultados interessantes onde podemos citar: a relação entre Extroversão e Popularidade onde obtivemos uma relação marginalmente positiva com um  $r=0.35$ ;  $R^2 = 0.09$  e um  $p\text{-value} = 0.05292$  o que se compararmos com as relações encontradas no trabalho de [18] podemos verificar que música de massa também se relacionou positivamente com extroversão e ao olharmos o trabalho vimos que os gêneros associados à música de massa são geralmente gêneros ligados a alta popularidade. Uma outra correlação encontrada entre a abertura a experiência e valência da musica onde elas se relacionam negativamente com  $r=-0.42$  e um  $p\text{-value}=0.019$  e ao realizarmos uma regressão linear obtivemos um  $R^2 = 0.147$ . Podemos interpretar essa correlação como pessoas que possuem um menor valor de abertura à experiência ou seja, indivíduos mais fechados no seu próprio mundo tendem a escutar músicas que os agradem, procurando músicas mais positivas que reforcem esse seu sentimento. Já as pessoas com maior valor de Abertura a Experiência tendem ser mais receptivas a novas ideias o que acaba levando esse usuário a experimentar e ouvir músicas que tenham um Valence baixo ou seja sons mais negativos, exemplificando músicas (mais triste, depressivas, raivosas). Uma outra abordagem também que foi utilizada nessas análises estatísticas mas olhando o outro sentido da relação que é como as características musicais influenciam na personalidade do usuário podemos criar 5 modelos que foram utilizados na aplicação para descrever como a personalidade do usuário pode ser explicada pelas 8 características musicais selecionadas.Com isso não obtivemos valores estatisticamente interessantes e nem que conseguimos analiticamente identificar algum padrão interessante mas os modelos foram utilizados a nível de validação da ideia e entender a receptividade do usuário ao objetivo da aplicação.

#### 3.2 Uso da aplicação

A aplicação foi dividida em basicamente em três telas onde cada uma tem o objetivo distinto a primeira tela é voltada para o usuário entender os dados que foram utilizados no processo de visualização então nessa tela o usuário consegue escutar uma música e ver o valor que essa característica possui. Foi observado que os usuários gostaram dessa tela para entender um pouco mais sobre o que se tratava a aplicação e entender um pouco o universo dos dados. A segunda tela foi a tela de relação como citado na seção anterior foram construídos seis scatterplots para demonstrar o comportamento dos usuários agrupados por gostos musicais e por traços de personalidades na figura 3 podemos ver como ficou o posicionamento dos usuários quando usamos os clusters dos gostos musicais para colorir os mesmos usuários na sua disposição por personalidade, com isso podemos verificar que não existem padrões nos agrupamentos e gostos musicais. Por exemplo não é por que duas pessoas estão juntas no aspecto musical que elas estarão juntas no mapa de personalidade e essa visualização mostrou isso de forma bem clara para nós.

O terceira tela da nossa aplicação é quando oferecemos uma interação maior para o usuário onde ele pode escolher um usuário aleatório que esteja cadastrado na nossa base e observar a disposição das músicas do usuário num gráfico de coordenadas paralelas e de forma interativa ver o impacto que filtrar uma certa característica da música exerce sobre a personalidade que é calculada de forma automática num gráfico do tipo estrela. O interessante pela visão dos usuário é que existisse uma interação maior entre ele e o sistema onde por exemplo nesse ponto ele pudesse escolher uma de suas playlists e ver como seria a sua personalidade com base nisso.

### 4 TRABALHOS FUTUROS

Nas análises estatísticas vimos que alguns valores ficaram marginalmente positivos o que pode está ocorrendo pela pouca quantidade de dados que foi utilizado na pesquisa, tínhamos 32 amostras, então como trabalho futuro é encontrar meios de conseguir coletar mais da-

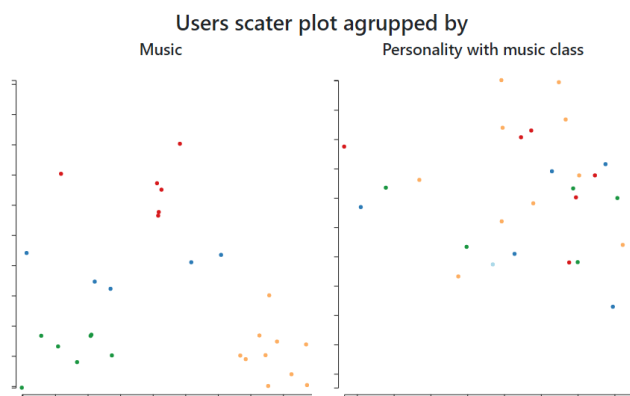


Figure 3: Arquitetura simplificada do sistema

dos e para isso uma das formas ideais é construir uma aplicação que traga engajamento para os usuários e que seja possível ser aprovada pelo Facebook para que a aplicação esteja acessível a todos usuários. Após alguns dos resultados encontrados surgiram novas abordagens para atacar o problema e questionamentos de como será o comportamento do usuário será que ele tem um gosto musical linear? ou varia muito no tempo e para tentar responder esses questionamentos esbarra em criar uma nova aplicação que seja capaz de analisar o usuário no tempo e verificar o seu comportamento.

## REFERENCES

- [1] Company info — facebook newsroom, 2018.
- [2] D3 framework javascript, 2018.
- [3] Press spotify - about, 2018.
- [4] sklearn.cluster.kmeans - method, 2018.
- [5] Spotify - web api, 2018.
- [6] Spotify acquires the echo nest, 2018.
- [7] Spotify audio features, 2018.
- [8] J. S. Andersen. Using the echo nest's automatically extracted music features for a musicological purpose. In *Cognitive Information Processing (CIP), 2014 4th International Workshop on*, pp. 1–6. IEEE, 2014.
- [9] W. Birmingham, R. Dannenberg, and B. Pardo. Query by humming with the vocalsearch system. *Communications of the ACM*, 49(8):49–52, 2006.
- [10] J. Foote. An overview of audio information retrieval. *Multimedia systems*, 7(1):2–10, 1999.
- [11] C. S. Hutz, C. H. Nunes, A. D. Silveira, J. Serra, M. Anton, and L. S. Wiczorek. O desenvolvimento de marcadores para a avaliação da personalidade no modelo dos cinco grandes fatores. *Psicologia: reflexão e crítica*, 11(2), 1998.
- [12] M. Kaminskas and F. Ricci. Contextual music information retrieval and recommendation: State of the art and challenges. *Computer Science Review*, 6(2):89–119, 2012.
- [13] M. Kosinski, D. Stillwell, and T. Graepel. Private traits and attributes are predictable from digital records of human behavior. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(15):5802–5805, 2013.
- [14] R. R. McCrae and O. P. John. An introduction to the five-factor model and its applications. *Journal of personality*, 60(2):175–215, 1992.
- [15] C. Nunes and C. Hutz. O modelo dos cinco grandes fatores de personalidade. *Temas de avaliação psicológica*. Campinas: IBAP, 2002.
- [16] C. H. S. Nunes, C. S. Hutz, and C. H. Giacomoni. Associação entre bem estar subjetivo e personalidade no modelo dos cinco grandes fatores. *Avaliação psicológica*, 8(1), 2009.
- [17] F. Pachet and D. Cazaly. A taxonomy of musical genres. In *Content-Based Multimedia Information Access-Volume 2*, pp. 1238–1245. LE CENTRE DE HAUTES ETUDES INTERNATIONALES D'INFORMATIQUE DOCUMENTAIRE, 2000.
- [18] C. E. Pimentel and E. D. O. P. Donnelly. A relação da preferência musical com os cinco grandes fatores da personalidade. *Psicologia: ciência e profissão*, 28(4):696–713, 2008.
- [19] F. Pratto, J. Sidanius, L. M. Stallworth, and B. F. Malle. Social dominance orientation: A personality variable predicting social and political attitudes. *Journal of personality and social psychology*, 67(4):741, 1994.
- [20] R. E. Wilson, S. D. Gosling, and L. T. Graham. A review of facebook research in the social sciences. *Perspectives on psychological science*, 7(3):203–220, 2012.