



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

RENATA REGINA MENEZES DE OLIVEIRA BARBOSA

Spotify como Ferramenta de Construção do Gosto: Um Estudo sobre os Efeitos
do Consumo de Conteúdos Recomendados por Inteligência Artificial

Recife
2022

RENATA REGINA MENEZES DE OLIVEIRA BARBOSA

Spotify como Ferramenta de Construção do Gosto: Um Estudo sobre os Efeitos do Consumo de Conteúdos Recomendados por Inteligência Artificial

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Área de Concentração: Inteligência Computacional.

Orientador: Sérgio Ricardo de Melo Queiroz.

Recife
2022

Catálogo na fonte
Bibliotecária Nataly Soares Leite Moro, CRB4-1722

B238s Barbosa, Renata Regina Menezes de Oliveira
 Spotify como ferramenta de construção do gosto: um estudo sobre os
 efeitos do consumo de conteúdos recomendados por inteligência artificial /
 Renata Regina Menezes de Oliveira Barbosa. – 2022.
 97 f.: il., fig., tab.

 Orientador: Sérgio Ricardo de Melo Queiroz.
 Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CIn,
 Ciência da Computação, Recife, 2022.
 Inclui referências e apêndices.

 1. Engenharia de software e linguagens de programação. 2. Consumo
 cultural. 3. Sistema de recomendação. 4. Streaming. 5. Spotify. I. Queiroz,
 Sérgio Ricardo de Melo (orientador). II. Título

 005.1 CDD (23. ed.) UFPE - CCEN 2022 – 101

RENATA REGINA MENEZES DE OLIVEIRA BARBOSA

Spotify como Ferramenta de Construção do Gosto: Um Estudo sobre os Efeitos do Consumo de Conteúdos Recomendados por Inteligência Artificial

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Aprovado em: 15/02/2022

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Sérgio Ricardo de Melo Queiroz (Orientador)
Centro de Informática/UFPE

Prof. Dr. Geber Lisboa Ramalho (Examinador Interno)
Centro de Informática/UFPE

Prof. Dr. Frederico Araújo Durão (Examinador Externo)
Instituto de Computação/UFBA

Dedico este trabalho à minha família, em especial ao meu pai, Jurandir, que em todos os momentos me apoiou e acreditou em mim durante toda esta jornada.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus, pela força de seguir em frente durante os momentos difíceis desse período.

Aos meus pais e irmão que fizeram de tudo para tornar o caminho até aqui mais leve, sempre acreditando no meu potencial. Agradeço por todo amor, dedicação e apoio recebido durante todos esses anos.

Aos meus amigos pelo companheirismo de sempre e incentivo durante os momentos difíceis.

À Ascom CIn-UFPE e todos aqueles que dividiram alguns anos comigo enquanto bolsista de comunicação e que de alguma forma estiveram presentes no início de tudo me dando forças e orientações para seguir em frente no processo.

A cada um dos colegas e amigos feitos durante o mestrado que tornaram possível uma caminhada mais leve e feliz, dividindo juntos momentos de preocupações e conquistas.

Ao meu orientador, Sergio Queiroz, por todo o incentivo, paciência e ajuda durante toda a pesquisa. Agradeço pelo conhecimento compartilhado, disponibilidade e pela compreensão nos momentos de ausência. Ter a orientação de alguém que entendesse as dificuldades encontradas por estar em um ambiente fora da minha área de conhecimento foi fundamental para a realização desta dissertação.

A Bruno Vitorino e Matheus Epitacio que foram de extrema importância para a produção das etapas de análise dos dados, tornando a pesquisa ainda mais completa. Agradeço pela disponibilidade e paciência.

A todos os professores e membros da secretaria do CIn-UFPE que contribuíram com conhecimento e orientações durante todo o percurso.

Aos membros da banca de defesa que aceitaram o convite, agradeço pelos conhecimentos compartilhados.

À Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), ao Centro de Informática (CIn) e ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, pela oportunidade de conquistar essa especialização.

Por fim, agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela bolsa concedida.

RESUMO

Nos últimos anos, tem se tornado cada vez mais comum o surgimento de plataformas, em vários setores, que trabalham com sistemas de recomendação. Visto que, do ponto de vista das plataformas, um importante propósito das recomendações é manter os usuários consumindo os conteúdos disponibilizados, utilizando inúmeras informações do comportamento dos usuários, foi observada a necessidade de entender as consequências do seu uso na dinâmica de consumo musical. Surgem então alguns questionamentos: os usuários tem conhecimento de como funcionam essas ferramentas? Quais são as opiniões deles em relação a isso? As plataformas tentam influenciar as preferências dos usuários na direção de músicas mais comerciais? A partir deste contexto, esta dissertação tem como propósito analisar os efeitos do consumo de conteúdos recomendados por inteligência artificial na sociedade. Tendo como bases teóricas o conceito de gosto (1979) do sociólogo Pierre Bourdieu, levando em consideração as críticas feitas por Goldthorpe (2007), o conceito de onívoro cultural de Richard Peterson e Albert Simkus (1992), a cauda longa de Chris Anderson (2006) e diversos outros autores pertinentes ao estudo, procura-se observar quais as consequências causadas pelo uso de plataformas que utilizam dados do perfil do usuário para recomendar conteúdos à serem consumidos, dado que o gosto não é produto apenas do livre-arbítrio, sendo também algo construído pelas condições de existência que moldam as preferências do indivíduo ao longo do tempo. Como objeto de estudo a plataforma de streaming musical Spotify foi selecionada, considerando-se seu sistema e sua popularidade no Brasil. Por meio de uma pesquisa quali-quantitativa, com a utilização de dois questionários e da construção de um grupo focal onde o histórico de uso da plataforma foi acompanhado por 5 meses, foi possível observar o consumo de conteúdo recomendado e a diversidade de gêneros são fatores que influenciam o quanto o conteúdo consumido de forma orgânica é similar àquele recomendado. Além disso, a falta de similaridade entre os conteúdos de alguns usuários podem indicar a possibilidade do conteúdo sugerido ser resultado de uma ação publicitária, tendo em vista a falta de transparência percebida através de algumas questões ao longo do trabalho. Quanto aos onívoros culturais e capital cultural, não obtiveram influências significativas nos resultados. Desta forma, a pesquisa contribui para debates sobre classes, dinâmica de consumo musical e inteligência artificial no século 21.

Palavras-chaves: consumo cultural; gosto musical; sistema de recomendação; streaming; spotify.

ABSTRACT

In recent years, platforms that work with recommender systems have become increasingly common in various sectors. Since, from the platforms point of view, an important purpose of the recommendations is to keep users consuming the available content, using numerous information on user behavior, the need to understand the consequences of its use on the dynamics of musical consumption was observed. Some questions then arise: are users aware of how these tools work? What are their opinions on this? Do platforms try to influence user preferences towards more commercial music? From this context, this dissertation aims to analyze the effects of consumption of content recommended by artificial intelligence in society. Based on the theoretical basis of the concept of taste (1979) by the sociologist Pierre Bourdieu, taking into account the criticisms made by Goldthorpe (2007), the concept of cultural omnivore by Richard Peterson and Albert Simkus (1992), the long tail by Chris Anderson (2006) and several other authors relevant to the study, we seek to observe the consequences caused by the use of platforms that use user profile data to recommend content to be consumed, given that taste is not just a product of free will, being also something constructed by the conditions of existence that shape the individual's preferences over time. As an object of study, the music streaming platform Spotify was selected, their system and popularity in Brazil. Through qualitative-quantitative research, with the use of two questionnaires and the construction of a focus group where the history of use of the platform was followed for 5 months, it was possible to observe the consumption of recommended content and the diversity of genres are factors that influence how the content consumed organically is similar to that recommended. In addition, the lack of similarity between the contents of some users may indicate the possibility of the suggested content being the result of an advertising action, in view of the lack of transparency perceived through some questions throughout the work. As for cultural omnivores and cultural capital, they did not have significant influences on the results. In this way, the research contributes to debates about classes, dynamics of music consumption and artificial intelligence in the 21st century.

Keywords: cultural consumption; music taste; recommender system; streaming; spotify.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – A curva de Wundt	25
Figura 2 – Captura de tela: Playlists da seção Feito para você	35
Figura 3 – Captura de tela: Playlists em destaque no Spotify	38
Figura 4 – Captura de tela: Alone With Me	39
Figura 5 – Captura de tela: A Letter to Your Future Self	39
Figura 6 – Captura de tela: Brand New Music for You	54
Figura 7 – Captura de tela: Seção sobre gêneros do Spotify Wrapped 2020	55
Figura 8 – Captura de tela: Meme sobre a descoberta de novos gêneros	55
Figura 9 – Diagrama entidade relacionamento com dados da aplicação	58
Figura 10 – Mensagem sobre os dados coletados	59
Figura 11 – Histograma da porcentagem de músicas recomendadas em relação ao total	67
Figura 12 – Boxplot de similaridade do grupo de adeptos à recomendação e adeptos ao orgânico	67
Figura 13 – Método Elbow	68
Figura 14 – Grupos divididos através do K-means	68
Figura 15 – Boxplot de similaridade dos 4 grupos	69
Figura 16 – Diagrama de dispersão entre similaridade e capital cultural	75
Figura 17 – Diagrama de dispersão entre gêneros, similaridade e porcentagem de consumo de conteúdo recomendado	76
Figura 18 – Diagrama de dispersão entre CC e consumo de recomendado, quantidade de gêneros e tempo de consumo	76

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Perfil sociodemográfico dos entrevistados	45
Tabela 2 – Dados de conta	47
Tabela 3 – Hábitos gerais de consumo	49
Tabela 4 – Hábitos de consumo na plataforma	51
Tabela 5 – Mudanças a partir da plataforma	53
Tabela 6 – Perfil sociodemográfico dos usuários analisados	60
Tabela 7 – Pontuações para escolaridade	61
Tabela 8 – Pontuações para ocupação	61
Tabela 9 – Nível de capital cultural entre os usuários	63
Tabela 10 – Quantidade de onívoros culturais	64
Tabela 11 – Exemplo das primeiras análises	70
Tabela 12 – Cluster Losango	71
Tabela 13 – Cluster Estrela	72
Tabela 14 – Cluster Xis	73
Tabela 15 – Cluster Triângulo	73
Tabela 16 – Usuários com menor valor de similaridade	75
Tabela 17 – Popularidade dos clusters	78
Tabela 18 – Similaridade média das características de áudio	79

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	PROBLEMA	14
1.2	OBJETIVOS	14
1.2.1	Objetivo Geral	14
1.2.2	Objetivos Específicos	14
1.3	QUESTÕES DE PESQUISA	15
1.4	METODOLOGIA	15
1.5	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	16
2	CONSTRUÇÃO DO GOSTO MUSICAL	18
2.1	TRANSFORMAÇÕES NAS FORMAS DE CONSUMO	18
2.2	DESENVOLVIMENTO DAS PREFERÊNCIAS MUSICAIS	20
2.3	CONSUMO NA ERA DIGITAL	26
3	O PROCESSO DE CURADORIA MUSICAL	28
3.1	O SPOTIFY	28
3.2	SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO MUSICAL	29
3.3	PERSONALIZAÇÃO DE CONTEÚDO E PUBLICIDADE	34
3.4	DESAFIOS ÉTICOS DO SISTEMA	40
4	AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL	44
4.1	COLETA DOS DADOS – 1º QUESTIONÁRIO	44
4.1.1	Caracterização da Amostra	45
4.1.2	Hábitos e Preferências de Consumo	47
4.2	COLETA DOS DADOS – USUÁRIOS ACOMPANHADOS	57
4.2.1	Aplicação Web	57
4.2.2	Entrevista com os Usuários Acompanhados	59
4.3	ANÁLISE DOS DADOS EXTRAÍDOS DA APLICAÇÃO WEB	65
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	80

REFERÊNCIAS	84
APÊNDICE A - QUESTIONÁRIO ONLINE COM USUÁRIOS	93
APÊNDICE B - ENTREVISTA ONLINE USUÁRIOS	96
APÊNDICE C - PLANILHA INICIAL DE ANÁLISE	97

1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, pudemos perceber algumas mudanças significativas no comportamento da sociedade com relação ao modo como usufruímos de alguns serviços. O avanço no uso da tecnologia em várias áreas tem se tornado cada vez mais presente na vida dos cidadãos, trazendo impactos, que muitas vezes surgem e se instalam tão rapidamente que nem nos damos conta do que está acontecendo. Essas mudanças estão presentes em todos os setores, transformando a forma como consumimos certos serviços. A indústria musical é um dos setores que mais sentiu o impacto dessa nova configuração de consumo.

A indústria musical vem crescendo a cada ano. A *International Federation of the Phonographic Industry* (IFPI) (Global..., 2021), única instituição a fazer uma análise da indústria musical em todos os formatos, passando por vários países, divulgou seu relatório anual contendo as principais estatísticas do mercado fonográfico em 2020. De acordo com os resultados obtidos, o mercado global de música gravada cresceu 7.4% em comparação ao ano de 2019, atingindo um faturamento de 21,6 bilhões de dólares americanos. Com o relatório é possível identificar mudanças em relação a forma como a sociedade está consumindo música, visto que o crescimento global vem sendo percebido como consequência do aumento no uso de plataformas de *streaming*¹. Esse setor representou 62,1% do total de músicas gravadas, ademais, o fluxo de assinaturas pagas de streaming cresceu em 19,9%, contando com 443 milhões de usuários até o fim de 2020.

Dentre todas as regiões do mundo, a América Latina obteve o maior crescimento em consumo musical, com um aumento de 15,9%. A região também registrou a maior taxa de crescimento digital, 30,2%, participando assim do crescimento no consumo digital, então responsável por 84,1% do mercado musical global. “Enquanto o mundo luta com a pandemia COVID-19, somos lembrados do poder duradouro da música para consolar, curar e elevar nossos espíritos.” afirma Frances Moore, CEO da IFPI. Segundo outra pesquisa desenvolvida pela IFPI em outubro de 2021 (IFPI..., 2021), 87% dos entrevistados informaram que a música forneceu felicidade e prazer durante os períodos difíceis causados pela pandemia e

¹ Forma de transmissão instantânea de dados de áudio e vídeo através de redes.

63% deles passaram o período explorando novas produções e encontrando novos gostos.

Durante o ano de 2019 o Brasil foi o 10º país na lista de maiores mercados musicais, com um crescimento de 13,1% (levando-se em conta o mercado de vendas digitais e físicas), ultrapassando a média mundial (IFPI..., 2020). No último relatório o país ficou de fora do Top 10. Contudo, continua sendo o maior mercado de música gravadas da América Latina, contando com um crescimento de 24,5%, graças ao aumento de 37,1% nas receitas e 28,3% de novas assinaturas de streaming. Ángel Kaminsky, vice-presidente de Marketing de Artistas Latinos da Universal Music Latin America, afirma: "Nós acreditamos firmemente na rica cultura, talento e música do Brasil como uma grande fonte de onde podemos gerar sucessos e artistas globais."

De acordo com o presidente da Pró-Música Brasil, entidade oficial que representa as principais gravadoras do mercado fonográfico do Brasil, "O mercado brasileiro de música gravada vem seguindo a tendência iniciada em 2015 no mundo, de crescimento e recuperação das receitas fonográficas, influenciado de forma determinante pelo setor digital, cuja grande fonte de receita é o streaming de áudio e vídeos musicais" (MERCADO..., 2019) Ainda conforme os dados do relatório da IFPI, Engaging with Music 2021, as principais razões para as pessoas estarem cada vez mais ouvindo música a partir de plataformas de streaming é: o fato de não ter anúncios interrompendo a música; poder ouvir o que quiser, quando quiser; e o acesso a milhões de músicas num só lugar. Frances Moore, chefe executiva da IFPI, afirma no relatório que a facilidade de acesso e disponibilidade de grandes catálogos de música tornam o streaming a escolha mais popular entre todas as gerações de ouvintes de música.

Quem não iria querer poder ouvir sua música preferida a qualquer momento, em qualquer lugar? Ou até mesmo receber uma lista pronta de canções com a melhor trilha sonora para aquele dia na praia? Plataformas de *streaming* atuais trabalham com sistemas de recomendação que possuem como objetivo enviar constantemente conteúdos para serem consumidos, tendo como base os dados do usuário que são resgatados pelo sistema durante o uso da plataforma. Algoritmos de personalização, através do uso de mineração de dados e inteligência artificial, são capazes de encontrar e enviar "sugestões perfeitas" para cada usuário, por meio de uma curadoria das informações recebidas no sistema. O Spotify, uma das maiores plataformas de streaming musical do momento, não está fora desse novo processo. Com a

possibilidade de analisar ações na plataforma, informações geográficas de onde o usuário está, clima, gêneros mais ouvidos, entre tantos outros dados, o Spotify afirma oferecer o melhor conteúdo para cada usuário através de suas recomendações personalizadas.

1.1 PROBLEMA

Levando em consideração o contexto supramencionado, procura-se aqui entender o funcionamento da nova dinâmica de consumo musical na qual, fazendo uso de sistemas inteligentes, itens são recomendados através de serviços de streaming. Quais seriam as influências que um serviço com vasto conhecimento sobre o usuário e um enorme poder comercial pode ter no consumo dos usuários? Como essa nova dinâmica afeta a produção e a publicidade musical? Há transparência sobre o que é e como funcionam as recomendações?

Com o objetivo de responder a essas e outras questões, faz-se aqui uma análise sobre o consumo na plataforma de streaming musical de maior alcance no território brasileiro, o Spotify. Por meio de um estudo sobre a construção de preferências musicais, funcionamento do sistema de recomendação e através da análise comportamental de alguns usuários dentro e fora da plataforma, pretende-se contribuir para discussões acerca dos efeitos dessa nova dinâmica de consumo na sociedade.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo desta dissertação é entender quais os efeitos causados na sociedade a partir da nova dinâmica de consumo em plataformas que possuem sistemas de recomendação, como é o caso da plataforma de streaming musical Spotify.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Realizar uma revisão sistemática de literatura sobre a construção do gosto e o consumo cultural;

- Compreender o funcionamento do sistema de recomendação utilizado pelo Spotify;
- Identificar a relação entre as variáveis sociais e comportamentais com o consumo musical dos usuários dentro da plataforma;
- Analisar a recepção dos conteúdos recomendados e os possíveis efeitos causados por essa dinâmica nos usuários e na produção musical.

1.3 QUESTÕES DE PESQUISA

Tendo em vista os pontos abordados acima, alguns questionamentos foram essenciais para a construção e validação do trabalho. Ao longo do caminho vão sendo propostas soluções para as questões.

- QP1 - Do ponto de vista do usuário, como é a recepção quanto ao recebimento de conteúdos recomendados?
- QP2 - O usuário tem consciência da influência exercida pelo sistema de recomendação?
- QP3 - É possível identificar o nível de influência a partir da exposição ao conteúdo recomendado?
- QP4 - Quais são os fatores que influenciam a similaridade entre conteúdo recomendado e orgânico?
- QP5 - O mercado musical atua nessa interferência?

1.4 METODOLOGIA

Esta pesquisa avaliou quais seriam as melhores abordagens para desenvolver a discussão e aprimorar o estado da arte do tema central, contudo, o período de pandemia afetou a escolha de alguns dos métodos. Desta forma, o processo de pesquisa deu-se por meio de uma abordagem quali-quantitativa composta por:

- **Análise Bibliográfica:** Explicação e discussões acerca de conceitos considerados essenciais ao tema estudado como forma de introduzir e tornar possível a compreensão do leitor acerca do assunto abordado;

- **Coleta de Dados:** Aplicação de dois questionários. O primeiro voltado para o público em geral e respondido de forma online. Contou com 323 respostas e foi composto por perguntas divididas em 3 seções nas quais continham questões relacionadas aos usuários, uso da plataforma e opiniões sobre o conteúdo recomendado recebido. O segundo questionário, que inicialmente seria um grupo focal, foi feito para usuários que aceitaram fazer parte do experimento. Ele é composto por perguntas mais pessoais sobre fatores que tiveram influência na construção da identidade e gosto musical do indivíduo. Ambos divulgados através das redes sociais. Foi escolhido por ser um método que torna possível a "coleta sistemática de informações a partir dos respondentes com o propósito de compreender e/ou prever alguns aspectos do comportamento da população em estudo" (SILVA et al, 1997);
- **Implementação de Experimento:** Como forma de aprofundar o estudo sobre a plataforma, identificou-se a necessidade da criação de uma aplicação web. Desenvolvida através do uso da API do Spotify na qual, a partir da autorização dos usuários que escolheram se cadastrar para participar da pesquisa, informações foram coletadas. Os dados foram utilizados para analisar o comportamento prático do usuário e os possíveis efeitos causados por essa dinâmica no perfil de consumo do usuário e na produção musical;
- **Avaliação dos Resultados:** Explicações sobre o funcionamento da aplicação, análises comportamentais do usuário dentro e fora da plataforma, com o objetivo de responder as questões levantadas durante a construção desta pesquisa.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação está estruturada em 5 capítulos, sendo o primeiro introdutório com informações sobre os objetivos, questões e metodologias utilizadas para realização desta pesquisa.

No início do segundo capítulo encontra-se o referencial teórico, contendo a revisão das teorias bases da dissertação. Na primeira seção deste capítulo dá-se um apanhado geral sobre os efeitos dos avanços tecnológicos na forma como a sociedade brasileira consome música nos dias atuais, através de autores como Daniel J. Levitin (2010) e Lemos (2008). Em seguida, discute-se o desenvolvimento das preferências

musicais dos indivíduos, do gosto e a importância da música na sociedade, através de autores como Bourdieu (1979), Goldthorpe (2007), Barros (1992) e François Pachet (2012). Na última etapa deste capítulo, há uma análise sobre a dinâmica de consumo na era digital, tendo como objetivo compreender as transformações que afetam as escolhas dos usuários a partir de autores como Chris Anderson (2006), Peterson e Kern (1996), Herbert Simon (1947) e Barry Schwartz (2004).

No terceiro capítulo o objetivo é entender como funciona o processo de curadoria musical a partir de um sistema de recomendação. De início, a plataforma de streaming Spotify, objeto de estudo desta dissertação, é apresentada detalhando questões sobre seu funcionamento; em seguida o sistema de recomendação musical e as técnicas utilizadas são explanados; discute-se também sobre as formas de personalização de conteúdo no Spotify e as possibilidades de divulgação; e por fim, são analisadas as questões éticas envolvidas nesse processo, como a privacidade dos dados (Koene et al. 2015; Friedman et al. 2015), imparcialidade (Burke, 2017) e transparência no funcionamento das recomendações (Shin e Park, 2019; Shin, 2020).

O Capítulo 4 traz os resultados da pesquisa. É neste capítulo onde são feitas as primeiras conexões entre teoria e resultado prático. Utilizando questionários e dados coletados por uma aplicação web desenvolvida a partir da API do Spotify durante a construção da pesquisa, busca-se observar o comportamento de alguns usuários dentro e fora da plataforma de streaming, para assim tornar possível responder as questões iniciais desta dissertação.

Finalmente, o capítulo 5 nos traz as considerações finais com discussões e constatações obtidas a partir dos resultados encontrados, além de questões que podem ser mais aprofundadas em algum trabalho futuro.

2 CONSTRUÇÃO DO GOSTO MUSICAL

A princípio, neste capítulo iremos discutir o caminho percorrido pela indústria musical até chegarmos ao consumo de música da forma como conhecemos hoje em dia, passando rapidamente pelos dispositivos e tipos de produções utilizadas. Também são abordadas questões sobre a construção das preferências de um indivíduo, através do olhar de autores como Daniel J. Levitin (2010), Pierre Bourdieu (1979) e François Pachet (2012). E, encerrando a discussão deste capítulo, traz-se um pouco das transformações que o consumo digital implica na sociedade.

2.1 TRANSFORMAÇÕES NAS FORMAS DE CONSUMO

De início, vamos entender o que é música. Para Maura Penna (2010) a música seria uma linguagem artística construída por meio de influências histórico-culturais. Ela “contém e reflete a linguagem, valores, sentimentos, preocupações e objetivos de uma pessoa” (Kotarba; Vannini, 2009). É um produto cultural de extrema importância para as diversas formações culturais, podendo refletir gostos individuais e também desenvolver um senso de integração coletiva. Além disso, é adaptável aos diferentes meios de comunicação tendo alto potencial de difusão na internet.

Ao longo dos anos, pudemos observar as várias formas pelas quais a música passou até chegar ao que é hoje. Foi a primeira forma de entretenimento utilizada como distinção social consumida pela pequena burguesia no século XIX, que contava com a presença dos músicos em clubes, salas de concerto. Após inúmeras transformações em sua forma de consumo, o ano de 1940 marca o início da indústria fonográfica, graças a introdução do LP, surgindo assim uma nova lógica de mercado.

Após diversas mudanças, em 1980 começam a surgir novas tecnologias que possibilitaram outra forma de consumo. A cultura das mídias, como denominou Santaella (2003), dava a possibilidade de escolha graças ao surgimento de novos aparelhos de comunicação, como a indústria de CDs, microcomputadores domésticos, proporcionando a construção de conteúdos segmentados, com baixo custo de gravação, paralelamente aos produtos produzidos para a massa. Esse poder de decisão, oportunizado por essa nova cultura de consumo, acabou por levar a sociedade para uma nova era, que ficou conhecida como cibercultura.

Enquanto a televisão e o rádio nos trazem notícias e informação em massa de todo o mundo, as tecnologias sonhadoras, como o telefone ou as redes de computadores, permitem-nos ir instantaneamente a qualquer ponto e interagir com esse ponto. Essa é a qualidade da profundidade, a possibilidade de tocar aquele ponto e ter um efeito demonstrável sobre ele através das nossas relações eletrônicas. [...] Já nos contentamos com superfícies. Estamos tentando a penetrar o impenetrável: a tela do vídeo. [...] Expressão literal da cibercultura é a florescente indústria de máquinas de realidade virtual que nos permitem entrar na tela do vídeo e do computador e sondar a interminável profundidade da criatividade humana na ciência, arte e tecnologia (KERCKHOVE, Derrick de, 2009).

Com os avanços da tecnologia computacional, tornou-se possível o desenvolvimento de comunidades virtuais formadas por indivíduos separados fisicamente, mas conectados através do ambiente virtual ou como ficou conhecido: o ciberespaço. Lemos (2008) considera William Gibson, autor da ficção científica “Neuromancer”, como criador do termo:

O ciberespaço gibsoniano é uma "alucinação consensual". A Matrix, como chama Gibson, é a mãe, o útero da civilização pós-industrial onde os cibernautas vão penetrar. Ela será povoada pelas mais diversas tribos, onde os cowboys do ciberespaço circulam em busca de informações. A Matrix de Gibson, como toda a sua obra, faz uma caricatura do real, do cotidiano (LEMONS, 2008).

No fim do século XX surge o Napster, software que permitia transferências ilegais de arquivos mp3², causando uma queda nas vendas de CDs, acontecimento denominado como pirataria virtual por Darbilly e Vieira (2010), o sucesso foi tanto que ocasionou a criação de vários softwares desenvolvidos tendo o mesmo objetivo. Em média, vinte milhões de músicas eram compartilhadas entre oito milhões de usuários em apenas um dia (BORGES, 2011). Graças a esse crescimento do Napster, percebeu-se a necessidade de desenvolver uma plataforma que tornasse legal o comércio de música online, surgindo em 2004 o serviço de venda digital, iTunes. Desenvolvido pela Apple, o software, contudo, só chegou ao mercado brasileiro em 2011.

O iTunes provou a viabilidade de vendas online de música, transformando-se rapidamente em uma nova e importante fonte de receita para a Apple, o que permitiu à empresa, inclusive, reduzir os preços do iPod (HORMBY, apud ENGELBERT, 2008).

² Formato de arquivo compacto utilizado para transferência de arquivos de música.

Em meados dos anos 2000, o *streaming* de música foi desenvolvido. A partir dele torna-se possível a distribuição e o acesso online de dados sem a necessidade de que um download seja feito. O Rdio e o Deezer foram as primeiras plataformas desse tipo a chegar no Brasil, num período em que o país não possuía condições de receber um serviço de streaming, tendo em vista a má qualidade da banda larga. O interesse no país retorna apenas com a melhora da qualidade da internet móvel e com o surgimento do objetivo de conquistar o mercado de música local. Então, em 2014, chega ao Brasil o *software* Spotify, trazendo a união de ferramentas como o rádio, streaming e download.

2.2 DESENVOLVIMENTO DAS PREFERÊNCIAS MUSICAIS

Daniel J. Levitin (2010) discorre sobre o interesse da sociedade na música gravada, ainda mais com a enorme quantidade de dispositivos que permitem a reprodução individual. Para ele, efeitos especiais são desenvolvidos por engenheiros de som e por músicos para causar uma excitação no cérebro do ouvinte, explorando circuitos neurais que tem como função distinguir importantes atributos do ambiente auditivo. Como é uma nova maneira de ativação dos circuitos, o ouvinte acha a experiência interessante.

A música está presente na construção da cultura de um povo desde muito tempo. Podendo ser responsável a dar início a processos de construção de identidade individual e da sociedade como um todo. Para Cosmides e Tooby (1995) a música tem como função preparar a mente da criança no desenvolvimento de atividades cognitivas e sociais complexas, como a linguagem. Daniel J. Levitin (2010) afirma que a maioria das crianças adquire maior interesse na música em torno dos seus dez anos de idade. Quando adulto, sente nostalgia com músicas que costumava ouvir durante esta época, graças a carga emocional presente nos momentos de autodescoberta que a idade traz. Além disso, tem relação com o amadurecimento do cérebro musical que se aproxima da fase de finalização do seu desenvolvimento e por volta dos 18 anos o gosto estaria totalmente definido para a maioria das pessoas.

A primeira é a enculturação desenvolvimentista, isto é, aquele, aprendizado que resulta de nossa exposição durante a infância aos produtos musicais comuns de nossa cultura, juntamente com a aquisição de habilidades simples, tais como a habilidade de reproduzir canções curtas. De maneira geral, o conhecimento adquirido nesta fase não resulta

de uma aprendizagem ou de um esforço autoconsciente. Ao contrário, as crianças simplesmente adquirem conhecimentos através de suas experiências sociais no dia-a-dia. Em consequência disso, tal conhecimento tende a ser universal em uma determinada cultura, e constitui a base sobre a qual outras habilidades especializadas serão construídas. A segunda fase é a aquisição de habilidades específicas através do treinamento. Estas habilidades não são universais em uma determinada cultura; são aquelas que transformam os cidadãos comuns em “músicos” (Sloboda, 2008, p. 10).

O processamento musical abrange áreas cerebrais relacionadas à decodificação de métrica, percepção de altura, ritmo, timbre e *pitch*, sendo essas duas últimas algumas das propriedades que podem mensurar o som e que são consideradas como fatores psicológicos já que não possuem relação total com processos fisiológicos. Esses elementos fazem parte do que é conhecido como psicoacústica, ou seja, o estudo da conexão das propriedades físicas presentes no som e as sensações causadas no indivíduo a partir dos estímulos.

Para Lotto, A.J. e Holt, L.L. (2010), na perspectiva sonora, memória e atenção são elementos essenciais na criação de um espaço representativo das mais variadas fontes sonoras, dada a falta de informações espaciais na codificação inicial do som. A atenção é um componente presente desde o nosso nascimento, considerado por Neisser (1976) um aspecto da percepção visto que “escolhemos o que veremos (ou ouviremos) antecipando informações estruturadas que nos serão fornecidas pelo que escolhemos ver (ou ouvir)”. Valores, necessidades e interesses guiam essa seleção: se algo não é mais novidade, a tendência é acostumar-se com o que acontece e então a atenção dedicada é mínima. Essa seletividade é importante para que seja possível administrar a quantidade de informações recebidas durante o dia. Sendo assim, não é possível separar o processo de atenção da memória do indivíduo, visto que a repetição é resultado da recuperação de uma experiência anterior.

Izquierdo (1989) afirma que a “Memória é nosso senso histórico e nosso senso de identidade pessoal (sou quem sou porque me lembro quem sou)”. Ela também é tida como elemento essencial da percepção musical, dado que, nesse caso, a percepção é consequência direta do registro das informações auditivas e da duração das informações recebidas. Pensamento que Seashore (1938) discutia em seus estudos iniciais sobre psicologia da música:

O processo de aprendizagem em música envolve dois aspectos principais: aquisição e retenção de informações e experiências musicais, e o desenvolvimento de habilidades musicais. Estes dois aspectos podem ser incluídos no uso comum do termo “memória”; assim sendo, nós possuímos

uma memória consciente, que é a capacidade de tornar acessível a informação e habilidades armazenadas, e também uma memória subconsciente ou automática, que é um tipo de hábito, demonstrado nos vários tipos de habilidades musicais durante a performance. (Seashore, 1938)

David Huron (2012) apresenta três exemplos que ilustram as representações mentais na música: a memória musical, relacionada à capacidade de obter acesso a representações da música e relacionadas à mesma, inclusive em ambientes em total silêncio; os esquemas de percepção, experiência individual de percepção de graus de escala; e a audição retórica, capacidade de classificar segmentos musicais em termos de categorias retóricas.

Para Carter (2009) a música também pode ser responsável por mudanças no estado emocional do indivíduo, sendo capaz de influenciar o corpo como um todo, através de reações fisiológicas ou emocionais. Emoção essa, classificada por Michio Kaku (2015) como uma reação rápida com sinais instantâneos de alerta vindos de regiões inferiores do cérebro, sem nenhum controle consciente sobre ela.

O consumo musical, partindo de uma visão sociológica, muitas vezes é ligado a teoria do gosto e de estratificação musical trazida por Pierre Bourdieu (1979), a qual tem o interesse no consumo como sendo um produto da relação entre as estruturas sociais e disposição individual. Para ele os padrões de consumo são definidos a partir de dois aspectos: estrutura social e *habitus*, dependência direta do indivíduo com a sociedade local onde vive. Na estrutura social, o gosto, faculdade de julgar valores estéticos de maneira intuitiva e imediata (BOURDIEU, 1979a, p.109), é classificado em três níveis diretamente relacionado ao nível escolar e à classe social.

1. Gosto legítimo: Indivíduos com alto nível escolar, capital cultural e econômico suficientes para compreender obras legítimas.
2. Gosto médio: Indivíduos que compreendem e consomem algumas obras importantes, mas não possuem acesso ao nível mais alto. Geralmente são pessoas pertencentes a classe média da sociedade.
3. Gosto popular: É o gosto da massa, presente na classe mais baixa que não possui acesso, nem capital cultural suficiente para compreender certos produtos culturais, como por exemplo a música erudita.

Para ele, a apreciação de toda arte é um processo de decodificação: o receptor necessita de um capital cultural, do mesmo nível do que está sendo exposto, para

entender seu significado. Sendo o capital cultural a soma de conhecimentos e habilidades considerados essenciais para a cultura na sociedade, é necessário possuir o know how para julgar ou entender algum elemento cultural.

O conteúdo musical que chega a certos grupos sociais reflete seu capital cultural, assim como o capital econômico, tornando o tipo de cultura consumido pelas diferentes classes bem diversificado. A classe dominante é considerada por Bourdieu como a classe privilegiada, com o maior nível de capital cultural, aquela que possui conhecimento necessário para decodificar as artes que outras classes com menos capital cultural não conseguem. Ele afirma que essa classe é vista como exemplo a ser seguido pelas classes mais baixas, já que não possuem habilidades suficientes para julgar por si mesmo, logo, os julgamentos da classe dominantes são considerados como verdades universais, naturais, e a falta de questionamento é o grande problema do que ele chama de violência simbólica.

A teoria de Bourdieu recebe diversas críticas, inclusive no ramo da educação (GOLDTHORPE, 2007) por ter uma visão determinista, na qual não existe a possibilidade do aumento de capital cultural para indivíduos vindos de classes mais baixas e, para alguns autores, a educação seria um meio de permitir essa mobilidade social. Halsey et al. em '*Origins and Destinations*' (1980) identificaram a partir de uma pesquisa utilizando uma base de dados da Inglaterra que havia uma alta na mobilidade social entre as gerações e que o crescimento do nível educacional era o motivo.

(...) estavam fazendo muito mais do que “reproduzir” capital cultural, eles também o estavam criando (...) Eles não estavam apenas mantendo um “ciclo de privilégio” em que o capital cultural é adquirido por aqueles de lares educados. Eles estavam, no mínimo, oferecendo uma oportunidade de adquirir capital cultural para aqueles lares que não o haviam garantido no passado. (HALSEY et al., 1980)

Ademais, esta seria uma visão um pouco superficial desse processo de descoberta musical do indivíduo, tendo em vista que inúmeros outros fatores podem afetar a construção do gosto: a dimensão afetiva, a curiosidade de experimentar e tantas outras questões que levam os indivíduos a explorar esse ambiente.

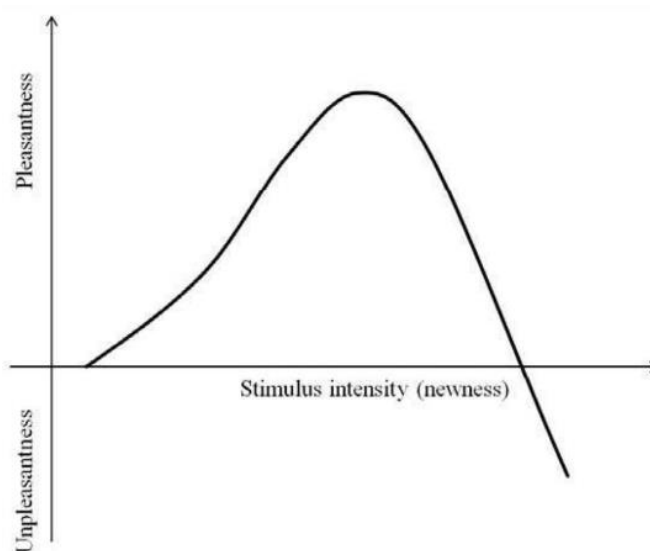
A música do nosso dia-a-dia acaba sendo um reflexo, um espelho, do nosso modo de ser. Espelha as nossas tensões, paixões, angustias e aspirações; nossas lembranças do passado, certezas e incertezas do presente, projecções e esperanças para o futuro. Por ser um fenômeno social, coletivo, ela reflete o meio social em que estamos inseridos e nele se faz refletir. (BARROS, 1992)

Barros (1992) também vai afirmar que algumas preferências musicais podem ser consequências daquilo que ouvimos com nossos familiares enquanto éramos crianças, pois ao conviver no meio, durante o nosso desenvolvimento, nos tornamos sujeitos a possuir gostos semelhantes. Por outro lado, durante a juventude esse processo deixa de ser comum, visto que é natural ocorrer uma inclinação de preferências separadas daquelas dos pais, uma demarcação de comportamento muitas vezes guiadas pela indústria cultural. Fouts e Schwartz (2003) acrescentam também uma questão sobre os estilos musicais que são utilizados como uma confirmação de personalidade durante o desenvolvimento dos jovens, nas quais os gêneros e os elementos ligados a ele – linguagem, aparência – ditam a identidade do grupo.

Tudo conta no gosto, não como variáveis independentes a serem acumuladas para garantir um resultado, mas como mediações incertas, apoiando-se uma sobre as outras para fazer surgir estados, fazer com que se responda pelos objetos, transformar seres, fazer com que os momentos que dão certo sejam “coerentes”. (HENNION, 2010)

Em ‘Hit Song Science’ François Pachet (2012) reflete sobre a influência da exposição de uma música no gosto do ouvinte. A discussão traz que existe uma relação entre gosto e a exposição repetida, mas que não é algo simples de ser compreendido. Em alguns casos os efeitos foram confirmados, enquanto em outras situações a influência foi bem sutil. Muitos estudos sobre preferências encontraram um fenômeno de curva U invertida (Szpunar et al, 2004; Schellenberg, 2004). Relacionado com a “curva de Wundt”, o modelo apresenta 2 fatores que influenciam competitivamente a construção do gosto: O potencial de excitação do estímulo, a música neste caso, diminuindo com a repetição e tendo como consequência o aumento do gosto graças ao hábito, e o tédio desenvolvido pela familiaridade do conteúdo. A curva tem como objetivo estabelecer relações entre vários fatores como novidade, satisfação/insatisfação, curiosidade, complexidade, em um único lugar. Além disso, ela pode se apresentar de maneiras diferentes para cada indivíduo a depender de diversos outros fatores, contudo, seguem um formato similar.

Figura 1 – A curva de Wundt.



Fonte: Music Data Mining (2012).

Desta forma, os fatores que levam às decisões de consumir determinados conteúdos musicais são influenciadas pelo humor, contexto social, geográfico e tantos outros fatores individuais. E, ao mesmo tempo em que a música serve como elemento de distinção social, ela também é responsável pela construção de grupos identitários.

Sabe-se também que grande parte do conteúdo que chega para o consumo da massa é determinado pela mídia ou outro poder social. O que parece ser uma escolha genuína tem grandes chances de ser consequência de um poder social como explicado por Foucault em seu livro “Microfísica do Poder” (1979). Os indivíduos possuem sua forma de agir, pensar e o que consumir, controladas por poderes sociais e a música não fica fora desse processo. Retornando a pesquisa de Pachet (2012), na qual ele traz uma discussão acerca da frequência de reprodução, alguns também acreditam que basta que a música seja reproduzida várias vezes que ela se tornará um sucesso, sendo assim apenas um fruto de um poder social: o marketing musical. Contudo, alguns estudos (C.V.O. Witvliet e S.R. Vrana, 2007; Loui et al. 2010) mostram que existe sim uma relação entre o gosto e o poder exercido pela mídia ou algum outro poder social, mas não há como provar que uma exposição excessiva cause mudanças nas preferências dos ouvintes.

2.3 CONSUMO NA ERA DIGITAL

Nos períodos de consumo pré-streaming existia uma maior dificuldade com relação ao acesso a música. As pessoas ficavam limitadas a lojas de discos, rádios, shows, e ainda assim, seriam para aqueles que obtivessem tempo e dinheiro para tanto. A nova lógica de consumo via streaming traz uma facilidade no acesso dos mais diversos tipos de conteúdo, o custo de distribuição é bem menor e não há a necessidade de armazenamento da obra física. Além disso, como é explicado por Chris Anderson em sua teoria da Cauda Longa, para os artistas não existe mais a necessidade de se manter em um mercado voltado para a massa, o foco pode partir para nichos mercadológicos, enquanto para os consumidores basta “dispor de maneiras para encontrar os nichos que atendem às suas necessidades e interesses particulares”. A cultura de massa não deixa de existir, mas agora coexiste com outra dinâmica que fornece diversas opções para os consumidores: “A era do tamanho único está chegando ao fim e em seu lugar está surgindo algo novo, o mercado de variedade” (ANDERSON, 2006).

Pela primeira vez na história, os hits e os nichos estão em igualdade de condições econômicas, ambos não passam de arquivos em bancos de dados, ambos com iguais custos de carregamento e a mesma rentabilidade. De repente, a popularidade não mais detém o monopólio da lucratividade” (ANDERSON, 2006).

Com uma conta em uma plataforma de *streaming* como o Spotify, o consumidor deixa de ter a posse para ter o acesso temporário a um vasto acervo musical (Sinclair; Tinson, 2017). Essa grande variedade de conteúdo e a facilidade de definição de uma opinião acerca da música - diferente dos livros, pode ser consumida rapidamente – os indivíduos acabam sendo estimulados a experimentar.

Uma questão que pode estar associada a essa questão, são os onívoros culturais discutidos por Peterson e Kern (1996). Os onívoros culturais são indivíduos que possuem a habilidade de transitar nos mais diferentes tipos de cultura, consumindo, por exemplo, gêneros eruditos e populares. Bryson (1996) afirma que geralmente os onívoros culturais são pessoas de classe alta ou média, com ótima educação, características que em muitos lugares não se encaixam na realidade social de classes sociais mais baixas, como é o caso do Brasil. Para Van Eijck (2000) essa prática reflete uma mudança nos critérios de valor moral, tendo em vista que

atualmente é mais bem visto ser tolerante a outros gêneros do que ser esnobe sobre isso. A busca pela diversidade e a capacidade de navegar entre diversas formas de cultura torna-se, assim, uma forma de se distinguir.

O que aparentemente parecem ser pequenos gestos aleatórios (alguém trocando estações de rádio, avançando faixas de CD ou expressando desgosto por uma música em particular, por exemplo) acaba tendo um impacto vitalmente importante em nosso próprio senso de identidade. bem como sobre como escolhemos nos apresentar ao mundo (WASHBURN, Christopher e DERN, Maiken, 2004).

O acesso à uma grande quantidade de conteúdo também traz discussões sobre o excesso de possibilidades. Herbert Simon (1947) analisa o comportamento humano dentro das organizações e através do livro 'Comportamento Administrativo' dá início a Teoria das Decisões entendendo que a escolha e tomada de decisões individuais acerca de opções racionais de comportamento são feitas de maneira consciente e racional. A intuição, a percepção e a racionalidade podem influenciar no diagnóstico da situação, buscando e avaliando alternativas que por fim levem à uma escolha final. Contudo, o indivíduo não possui capacidade suficiente de compreender todas as questões ligadas à sua escolha num curto espaço de tempo, há uma limitação racional, pois, "É impossível, evidentemente, que o indivíduo conheça todas as alternativas de que dispõe ou todas as suas consequências" (SIMON, 1979).

Ainda sobre decisões, Barry Schwartz traz em 'O Paradoxo da Escolha' (2004) que, algumas vezes, ter mais opções pode ser visto como algo ruim pois "infelizmente, a proliferação de escolhas em nossas vidas nos rouba a oportunidade de decidir por nós mesmos o quão importante é qualquer decisão". Por outro lado, decidir escolher tem um certo peso por envolver diversos processos psicológicos como questões de expectativas, auto culpa, comparações sociais, entre outros.

Desta forma, sistemas de recomendações, como o usado pelo Spotify, são ideais para a solução das questões que envolvem tomar uma decisão pois fariam uma curadoria com sugestões baseadas naquilo consumido previamente, tendo uma maior possibilidade de acerto e, no caso de um conteúdo que não seja compatível, o indivíduo não sentirá o peso de ter feito uma escolha equivocada.

3 O PROCESSO DE CURADORIA MUSICAL

Discute-se aqui a plataforma de streaming musical Spotify, objeto de estudo desta pesquisa e uma das principais empresas fornecedoras de conteúdo por meio de um sistema de recomendação em uso no país. Também serão analisadas as técnicas utilizadas para a construção desse tipo de sistema sob a ótica de uma plataforma musical. Além disso, são discutidos alguns pontos envolvendo a personalização do conteúdo, em alguns momentos sendo atrelados a questões publicitárias. Por fim, são observados os dilemas éticos enfrentados durante o desenvolvimento e posterior uso dos sistemas de recomendação.

3.1 O SPOTIFY

Plataforma, desenvolvida por Martin Lorentzon e Daniel Ek, surgiu em Estocolmo, na Suécia, com o objetivo de se tornar uma nova maneira de consumir música, em um período onde procurava-se diminuir os casos de pirataria no mundo. Após mais de dois anos de desenvolvimento, a plataforma foi lançada em países como Suécia, Noruega, Espanha, Reino Unido e Finlândia, no dia 7 de outubro de 2008.

De início, o Spotify contou com dois planos: *Spotify Free* e *Spotify Premium*. Em sua versão *Free* o acesso era gratuito, feito através de um convite, contando com um limite de horas e anúncios publicitários. Enquanto a versão *Premium* era paga, livre de anúncios e sem limite de consumo. Em 2009, foram realizados acordos com vários nomes importantes da indústria fonográfica: Sony BMG, EMI Music, Universal Music, entre outras, de forma que o serviço pudesse funcionar de maneira legal. No ano de 2014, mais dois planos foram lançados: O Premium para estudantes, contando com descontos para estudantes universitários americanos e o Spotify Family, indicado para grupos de até seis pessoas que morassem na mesma residência. Somente em maio, desse mesmo ano, a plataforma chega ao mercado brasileiro contando apenas com os dois planos iniciais.

Logo de início, o serviço foi bem aceito – mesmo com a cobrança do serviço e os hábitos de consumo ilegal de música no país – apresentando mais de 200 milhões de horas ouvidas através do serviço no ano de 2015 (DEMARTINI, 2015). Apesar do Spotify desde 2016 não apresentar dados específicos sobre o consumo da plataforma no Brasil, em 2018 a indústria musical brasileira cresceu 15,4%, graças ao streaming.

No entanto, a Comscore (SCATAMBURLO, 2020), empresa americana que fornece dados de marketing através de análises, revelou em uma pesquisa feita em julho de 2020, que o Spotify contava com 25,6 milhões de usuários únicos sendo o líder de usuários mensais no país. Além disso, possui o maior alcance entre mulheres e homens pertencentes a faixa etária entre 15 e 24 anos.

No dia 24 de outubro de 2021, a plataforma divulgou os resultados financeiros relacionados ao terceiro semestre (SPOTIFY..., 2021) registrando um total de 381 milhões de assinantes, sendo 172 milhões contas pagas. Embora tenha sido um ótimo crescimento, ainda que pouco, a plataforma de streaming sentiu o impacto em alguns países mais atingidos pelo vírus COVID-19, como na Espanha e Itália que obtiveram uma queda no consumo diário. Além disso, foram percebidas algumas mudanças de comportamento entre os usuários: o consumo em carros, dispositivos usáveis e web sofreu uma queda, enquanto o consumo por TV e consoles de jogo aumentou cerca de 50% em relação ao mesmo período do ano anterior. Os momentos nos quais os usuários usam o Spotify também sofreram alterações, principalmente com relação aos podcasts de bem-estar e meditação cada vez mais procurados como forma de ajuda para aliviar o stress e ansiedade durante esse período de incertezas. Agora, a partir dos últimos dados financeiros divulgados, podemos perceber que o consumo está começando a retornar para os níveis anteriores ao COVID-19.

Atualmente o serviço conta com cinco planos de assinatura: versão gratuita, mais limitada; premium individual (R\$ 19,90/mês), versão completa para um usuário; premium universitário, com cerca de 50% de desconto e podendo ser renovado até 3 vezes; premium duo (R\$ 24,90/mês), plano para duas pessoas que moram juntas com o valor reduzido e acesso a playlist Duo Mix baseada em ambos usuários; e o premium familiar (R\$ 34,90/mês) para até seis pessoas que moram juntas, contando com o Spotify Kids para conteúdos infantis, a playlist Family Mix baseada em todos os membros e uma filtragem de conteúdo explícito com o Spotify Kids: aplicativo separado, feito para crianças.

3.2 SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO MUSICAL

A IA é utilizada como base de muitas ferramentas, por permitir que computadores realizem tarefas que normalmente necessitariam de inteligência humana. Dentre essas ferramentas, encontram-se alguns *softwares* capazes de

fornecer recomendações de itens, como filmes, livros, produtos, etc. Um sistema de recomendação pode ser utilizado em inúmeras plataformas, geralmente focando em um serviço por vez, com o objetivo de reduzir e potencializar o número de alternativas apresentadas aos usuários. O sistema procura prever o tipo de conteúdo que seria mais adequado para cada indivíduo através da experiência e das escolhas feitas por eles anteriormente e, dependendo do serviço no qual esteja inserido, de usuários conectados à eles.

Em 2014, o Spotify buscou investir em questões que pudessem agradar antigos usuários e conquistar novos. Com a compra da startup de inteligência musical The EchoNest, fundada por Tristan Jehan, que oferecia serviço personalizado combinando técnicas como metadados, análise de áudio e filtragem colaborativa, o Spotify deu início ao desenvolvimento de algoritmos que possibilitam recomendações musicais e podcasts, baseados no perfil do usuário. Em 2015 foi a vez da empresa de consultoria de ciência de dados e análise, Seed Scientific, ser adquirida para proporcionar um maior conhecimento. E, por fim, em 2017 a Sonalytic, empresa que trabalha com detecção de áudio como a usada pelo Shazam, foi incorporada.

Sistemas de recomendação como esse utilizado pela plataforma, começaram a ser desenvolvidos durante o final da década de 70. Resumindo e simplificando sua definição apenas para contextualizar o leitor, um sistema de recomendação é formado por agentes inteligentes desenvolvidos com o objetivo de classificar, analisar e projetar recomendações de serviços ou produtos, facilitando a vida do usuário. Para Paul Resnick e Hal R. Varian (1997):

Sistemas que utilizam as opiniões de uma comunidade de usuários para auxiliar indivíduos desta mesma comunidade a identificarem conteúdos de interesse em um conjunto de opções que poderiam caracterizar uma sobrecarga.

Esses sistemas surgem como uma solução durante um período em que os efeitos da digitalização e popularização da internet têm como consequência uma nova economia de consumo dos produtos. Com o aumento da quantidade de conteúdos disponíveis para os usuários, um sistema de recomendação torna-se algo indispensável por possibilitar uma filtragem de conteúdo, facilitando, assim, a vida do usuário.

Um sistema de recomendação, de forma geral, faz uso de 3 tipos de dados: usuários, itens e a relação entre eles (Ricci et al., 2011).

1. Usuários: Um conjunto de informações sobre o usuário é explorado, para personalizar as recomendações;
2. Item: Aquilo que se é recomendado. Pode ser caracterizado por sua utilidade (útil ou não para o usuário) ou complexidade.
3. Transações: Relação entre o usuário e o sistema. Dados sobre a interação humano-computador, utilizados para encontrar recomendações de valor positivo para o usuário.

Como dito acima, há algumas técnicas que podem ser utilizadas para que a recomendação seja feita de maneira adequada para cada usuário:

1. Filtragem Baseada em Conteúdo: Indica conteúdos similares aos que já foram consumidos pelos usuários em algum momento passado. Nesta técnica um conjunto de características de itens já escolhidos pelo usuário será utilizado como base para a nova recomendação. É uma boa escolha pela possibilidade de adaptação às mudanças de preferência em um curto espaço de tempo. Contudo, faz-se necessário que exista uma boa variedade de características e classificações disponíveis para que a recomendação venha a ser mais confiável.
2. Filtragem Colaborativa: Indica conteúdos já consumidos por outros usuários com preferências semelhantes. O cálculo de semelhança é feito através da similaridade da classificação dos usuários. Burke (2007) divide essa técnica em 2: baseado na vizinhança onde a relação item-usuário, que já foram armazenadas, são utilizadas para novas recomendações; e a baseada em modelo que faz uso do histórico de consumo, ou seja, das classificações feitas, para fazer a indicação de conteúdo. Torna possível a recomendação de itens de conteúdo diferente daquele habitualmente consumido pelo usuário, mas que tenham a possibilidade de ser do seu interesse. Essa característica é conhecida como 'serendipidade', a faculdade ou o ato de descobrir coisas agradáveis por acaso (Serendipidade, 2022).

Na música, há ainda algumas outras técnicas que também podem ser utilizadas, são elas: análise de metadados, recomendação musical contextual, análise do conteúdo sonoro, playlists geradas automaticamente, recomendação musical híbrida. (M. SCHEDL et al. 2014).

1. Análise de Metadados: Fatores como críticas feitas por especialistas musicais, tags de caracterização, ano de lançamento, letras, são utilizados para análise. É tida como uma técnica mais simples, indicada para serviços que possuam problemas com o *Cold Start*³.
2. Recomendação Musical Contextual: O contexto aqui é tido como uma “informação descrevendo onde você está, com quem você está e quais recursos estão próximos” (SCHILIT, B et al., 1994). São dados obtidos durante as atividades dos usuários dentro do sistema em que está inserido. Vai desde características do ambiente como sua localização, até características de humor que possam influenciar seu gosto no momento;
3. Análise do Conteúdo Sonoro: São feitas utilizando as propriedades do som, como o timbre e tom já discutidas aqui no início da pesquisa, e outras características como o gênero, instrumentalização. Unindo a análise de metadados com uma filtragem colaborativa.
4. Playlists Geradas Automaticamente: Bastante utilizada em sistemas de streaming pela possibilidade do consumo de conteúdo em série. É feita através de uma análise do comportamento do usuário, observação do conteúdo consumido anteriormente e utilizando uma probabilidade generalizada. No lugar de recomendar apenas uma opção de conteúdo, uma sequência é apresentada ao usuário.
5. Recomendação Musical Híbrida: Várias técnicas são combinadas para encontrar um sistema que seja mais acurado no momento de recomendação de conteúdo ao usuário. A escolha das técnicas que trabalharão em conjunto será determinada tendo em vista o objetivo principal do serviço.

³ Problema que ocorre em sistemas que necessitam de um número significativo de usuários para a existência de uma base de dados inicial.

Para o líder de produto e engenheiro sênior de aprendizagem de máquina do Spotify, Clay Gibson, “Como todos temos nossos próprios gostos musicais, a música que escutamos se relaciona com quem somos, como nos sentimos, onde estivemos e o que vivenciamos. Considerando que as pessoas usam o Spotify várias vezes ao longo do dia, temos uma ótima janela de observação para entender melhor essas questões” (INSIDE..., 2020). Com as métricas obtidas pela plataforma, torna-se possível entender todo o comportamento do usuário: suas preferências através das escolhas musicais, seu humor atual, a rotina diária por meio da playlist sendo ouvida em determinados momentos. Todas essas informações, dependendo do usuário, podem ser obtidas durante o dia inteiro e assim, consideradas estáveis, basta o indivíduo manter-se ativo na plataforma.

A coleta de dados do usuário é descrita na política de privacidade presente no site da plataforma. Logo de início, pode-se encontrar uma garantia de proteção da privacidade e direitos dos usuários. A coleta é dividida em categorias:

1. Categorias de dados pessoais:
 - 1.1. Dados do usuário: Fornecidos pelo usuário ou coletados durante o registro na plataforma. Varia de acordo com o plano selecionado.
 - 1.2. Dados de utilização: Coletados no momento de acesso e uso do Spotify.
 - 1.3. Dados de voz: Caso tenha sido autorizado, a plataforma coleta os dados da voz do usuário para fornecer recursos adicionais.
2. Categorias das fontes (terceiros):
 - 2.1. Parceiros de autenticação: Caso o registro na plataforma seja feito via terceiros as informações serão importadas. (ex: Facebook).
 - 2.2. Parceiros de serviços técnicos: Parceiros que fornecem dados sobre a localização/mapeamento do IP dos usuários.
 - 2.3. Parceiros de pagamento: Caso seja autorizado o pagamento por fatura, a plataforma recebe os dados para processar o pagamento do serviço adquirido.

- 2.4. Anunciantes e outros parceiros de publicidade: Alguns dados sobre interesses e preferências podem ser obtidos para melhorar o alcance e o perfil do público selecionado para certos anúncios.

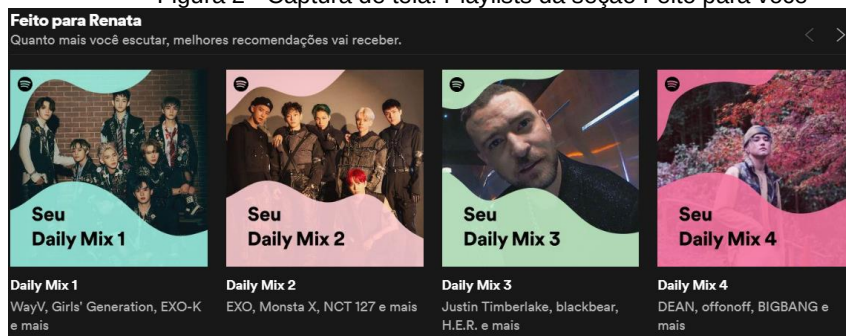
Em seguida, é possível encontrar de que forma os dados coletados são utilizados. Dentre as razões descritas estão: personalizar o serviço, fazer melhorias na plataforma, tornar a publicidade mais precisa, conduzir pesquisa, processar pagamentos, entre outros motivos. Há ainda tópicos informando de forma mais detalhada sobre o compartilhamento desses dados e sobre a possibilidade de tornar anônimo ou até mesmo remover os dados pessoais do usuário caso assim deseje. Sabemos, porém, que frequentemente os usuários não praticam a leitura dos termos de uso, desta forma, muitos não possuem conhecimento sobre quais dados foram armazenados e por quais razões são utilizados.

3.3 PERSONALIZAÇÃO DE CONTEÚDO E PUBLICIDADE

É por meio dos dados obtidos que a plataforma oferece serviços de personalização de conteúdo, desenvolvendo playlists que se adaptam às informações obtidas durante a atividade do usuário no Spotify (músicas curtidas, compartilhadas, salvas ou puladas). A seção “Feito para você” é dividida em quatro:

1. Daily Mix: Até 6 playlists desenvolvidas com base nos gêneros mais ouvidos. Composta por músicas já conhecidas pelos usuários, além de novas músicas que sejam similares ao conteúdo já consumido. É atualizada de acordo com a quantidade de vezes que o usuário utiliza o Spotify.
2. Descobertas da Semana: Formada apenas por músicas novas para o usuário. Toda segunda-feira é atualizada.
3. Radar de Novidades: Playlist composta por novos lançamentos musicais que possam se encaixar com seu histórico de reprodução. Toda sexta-feira é atualizada.
4. No Repeat e De volta pro Repeat: Músicas que o usuário sempre escuta e/ou escutou. Atualizada de cinco em cinco dias.

Figura 2 - Captura de tela: Playlists da seção Feito para você



Fonte: Conta pessoal do Spotify da autora.

Com todas essas informações, o Spotify passa a ser uma das melhores vitrines para as marcas no mercado atual, sobretudo em um cenário que está em meio a uma pandemia na qual poucas pessoas possuem contato contínuo com o mundo exterior. Contudo, não são apenas as marcas que fazem uso dessa plataforma como fonte de publicidade, os próprios artistas e empresas da indústria fonográfica veem o Spotify como um excelente meio de entrar em mercados que antes não poderiam ser explorados, contando com a facilidade que o serviço oferece.

Na área voltada exclusivamente para os artistas, *For Artists*, encontra-se um guia com as informações necessárias para inclusão de músicas na plataforma, configuração de perfil com biografia, além de maneiras para acompanhar o perfil do público consumidor facilitando assim identificar possíveis campos de crescimento. Assim como os usuários comuns, os artistas também podem criar suas próprias playlists na plataforma e compartilhar seus gostos pessoais com os fãs. Por fim, no perfil do artista há uma área reservada para vendas de produtos exclusivos.

Apesar de toda a polêmica envolvendo plataformas de streaming e o preço recebido no resgate dos *royalties*⁴ – questão que foge ao âmbito desta pesquisa –, a única maneira do artista obter uma renda maior é aumentando a quantidade de streams que suas canções recebem, sabendo-se que ainda assim, o valor recebido varia de acordo com o envolvimento do artista com questões de direitos autorais do conteúdo. Além disso, existe a possibilidade dos artistas utilizarem as mesmas estratégias oferecidas às marcas, são essas:

⁴ Pagamentos pelo direito de usar a propriedade intelectual, sendo conhecido no meio musical como performance royalties.

1. Áudio ou *Audio Everywhere*: Inseridos entre as faixas, permite que o anúncio alcance todo e qualquer público conectado ao Spotify. Tem de 15 a 30 segundos;
2. Vídeo: Criação do anúncio com apelo visual, até 30 segundos;
3. *Display*: Voltado para dar visibilidade à marca, esse modelo fornece um destaque na página inicial do Spotify desktop;
4. Soluções Customizadas: As marcas podem criar perfis e playlists que combinem com a sua visão, e as páginas de anúncios integradas com a *Application Programming Interface* (API) da plataforma.

Com um maior número de seguidores, torna-se possível ser inserido organicamente em playlists de destaque da plataforma, ou seja, playlists localizadas na tela inicial do Spotify como a *New Music Friday*. Esse acontecimento pode causar um enorme impacto na carreira do artista visto que a curadoria feita pelo Spotify é tida como o novo “Top 10” das rádios, sendo atualmente considerado um dos melhores lugares para revelar ou garantir espaço na indústria musical. Para Negus (1999) as práticas musicais são atos de consumo, visto que recebem influência direta de critérios comerciais. Ele acredita que o sucesso de um grupo ou artista é resultado direto do quanto ele preencheu as expectativas do público, conhecendo seus limites sociais e musicais. Uma das canções de Paul Johnson, artista independente sob o nome Canyon City, foi inserida em uma dessas playlists de destaque do Spotify no ano de 2016. Paul afirmou em entrevista ao Fortune (DANTON, 2020), que graças a isso conseguiu se dedicar apenas a sua carreira musical faturando cerca de US \$200.000 por ano: “Eu ainda estaria fazendo música, mas não no nível em que tenho uma carreira em período integral e sou capaz de fazer coisas como comprar uma casa e fazer turnês de longo alcance”.

Outra questão em destaque é o fato de que os artistas solos estão presentes em praticamente toda a lista de mais ouvidos em escala mundial divulgada pelo Spotify (WHAT..., 2021). Bad Bunny, Taylor Swift, Drake e Justin Bieber são alguns desses artistas, sendo BTS, grupo sul-coreano, a única exceção. Atualmente há uma discussão sobre o desaparecimento de bandas, principalmente de rock, nas paradas de sucesso. Considerados agora grupos alternativos tendo em vista a baixa

no consumo desse gênero, as bandas de rock sofrem com a falta de praticidade na administração e o alto custo na produção de álbuns e turnês.

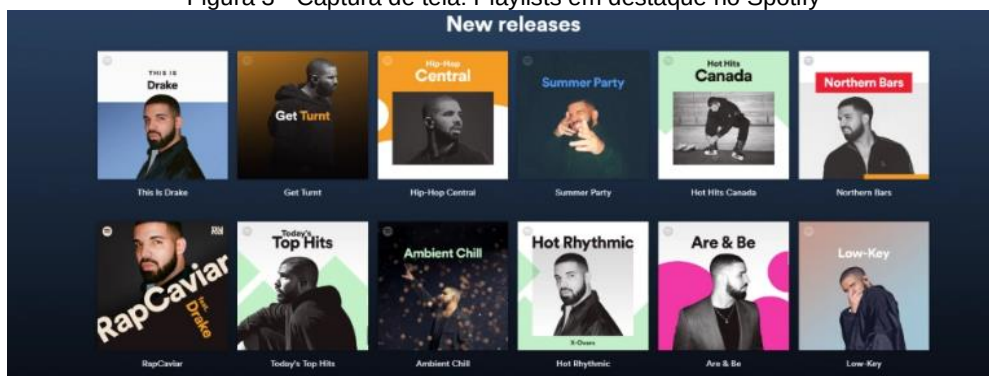
A possibilidade de produzir suas próprias músicas em casa a partir dos avanços tecnológicos também é um dos fatores que facilitam a vida do artista solo. Sabendo-se que agora apenas ele pode fazer todas as partes da produção musical em seu próprio quarto e divulgar em plataformas de streaming como é o caso da cantora Billie Eilish, uma das artistas solo mais ouvidas do mundo. Isso é produto da democratização das ferramentas de produção. Como afirma Chris Anderson (2006) a facilidade trazida pela internet e por plataformas como o Spotify, trouxeram a possibilidade de transformar agentes consumidores passivos em produtores ativos.

Miguel Ángel Bargeño, jornalista do El País (BARGUEÑO, 2021), traz à luz o crescimento de colaborações musicais entre artistas solo. O “*feat*”, como são conhecidas essas parcerias, criam um “grupo” temporário quando um ou mais artistas percebem a possibilidade de um encontro musical de sucesso a partir de uma necessidade mercadológica, geralmente como forma de lançar novos artistas, fortalecimento de gênero, entre outros motivos. Também discute a importância dos shows de talentos televisionados e o quanto eles são importantes no fortalecimento da construção de potencial de um artista solo. Natalia Lacunza, terceiro lugar do “*Operación Triunfo 2018*”, programa de televisão musical da TV Espanhola, afirma que: “Os shows de talentos são focados no artista individual. O que mais chama a atenção do público, que não se detém para analisar outras coisas, é o cantor”.

Apesar da tendência, é possível encontrar países como o Japão e a Coreia do Sul, que possuem um alto número de indivíduos que optam por consumir grupos de pop ou bandas de rock. No Brasil são as duplas sertanejas e os cantores de funk que formam a maior da lista de músicas mais consumidas por streaming no ano de 2021 (O QUE..., 2021). A visão de que certos modelos musicais estão em extinção por muitas vezes são advindas de visões ocidentais que levam em consideração o mercado de consumo estadunidense. Tendo em vista que o país é uma das maiores potências nessa área, na maioria das vezes aquilo que está em alta, sendo muito consumido nas plataformas de streaming lá, está em alta no mundo todo. Ainda assim, existem bandas que conseguem um espaço no mercado mundial como Imagine Dragons, Panic! At The Disco, Bring Me The Horizon, entre outras que continuam sendo consideradas bandas de rock apesar de alinharem seus sons ao Pop de alguma forma.

Além disso, a forma de consumo através de playlists tem influenciado até mesmo a maneira como o conteúdo é produzido pelos artistas. O rapper canadense, Drake, lançou no começo de 2017 seu projeto “More Life”, classificado por ele como uma “evolução” de uma *mixtape*, contando com 22 faixas e a participação de vários artistas. Assim como o algoritmo do Spotify, o conteúdo do álbum é composto por um conjunto de músicas, tendo o artista como curador, selecionadas com o objetivo de dar aos ouvintes uma “trilha sonora para suas vidas” (DIEP, 2020). Outra questão envolvendo o rapper foi durante o lançamento do seu álbum *Scorpion* em 2018. Durante o lançamento, foi desenvolvido um marketing especial no Spotify chamado de “Scorpion SZN” no qual fotos do rapper e o próprio álbum foram inseridos em todas as seções e capas das principais playlists da plataforma, causando desconforto em alguns usuários que alegaram utilizar o plano premium justamente para não receber nenhum tipo de publicidade. Contudo, o marketing utilizado funcionou dado que *Scorpion* quebrou o recorde de streaming de um álbum nos EUA em três dias e estava sendo transmitido mais de 10 milhões de vezes por hora no fim de semana de seu lançamento (PEREZ, 2020).

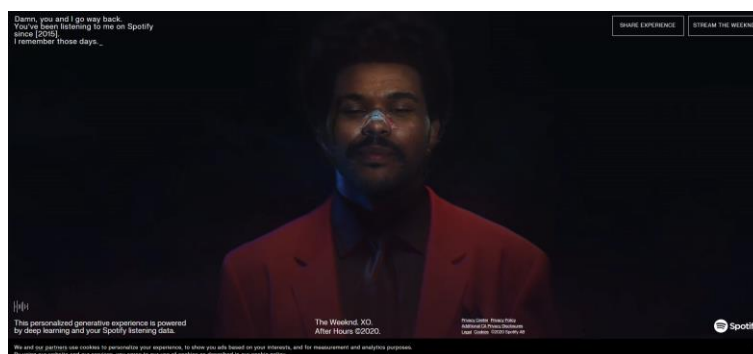
Figura 3 - Captura de tela: Playlists em destaque no Spotify



Fonte: Conta pessoal do Spotify

Outros artistas estão vendo no Spotify o lugar perfeito para testar novas formas de divulgação, como é o caso do cantor canadense, The Weeknd, e da cantora estadunidense, Billie Eilish. Para The Weeknd foi desenvolvida uma experiência chamada “Alone With Me”, que conta com uma versão em IA do cantor compartilhando dados sobre a relação do usuário com o artista no Spotify. Para isso, foram utilizados mapeamento 3D, vídeos e áudios já existentes. Ao fim da experiência, três músicas do seu novo álbum “After Hours” são reproduzidas.

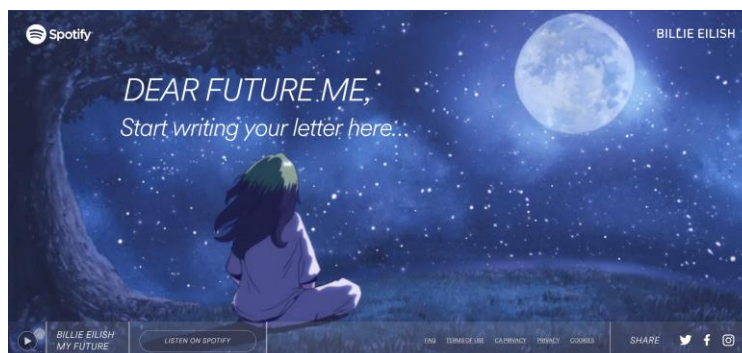
Figura 4 - Captura de tela: Alone With Me



Fonte: Experiência pessoal

Enquanto para a cantora Billie Eilish, um microsite chamado “A Letter to Your Future Self” foi desenvolvido como meio de divulgação do seu novo single “My Future”. Nele, os usuários são convidados a escrever uma carta para suas versões futuras, podendo escolher a data em que a receberão de volta.

Figura 5 - Captura de tela: A Letter to Your Future Self



Fonte: Experiência pessoal

Em contrapartida, há uma discussão sobre a criação de um jabá 2.0 (ou jabá digital) através do universo digital possibilitado pelo streaming. Jabá, termo utilizado no Brasil para identificar a ação de pagar por espaços para que músicas de certos artistas sejam tocadas em rádio ou programas de TV, sempre foi muito comum e apesar de acontecer por trás das cortinas, muitas pessoas conhecem e sabem como o esquema funciona. Diferente do que ocorria em anos anteriores, atualmente o jabá é feito em uma busca por espaços em plataformas de streaming, não tendo mais seu foco apenas na TV ou no rádio, sendo o Spotify a plataforma mais procurada devido a importância que o serviço vem conquistando na indústria musical.

De acordo com Guilherme Ravache (2021), colunista do site UOL, um especialista digital que não quis ser identificado informou que “Hoje, investindo R\$ 30

mil por mês, é possível entrar no Top 100". Por vezes os artistas não sabem a situação que se encontram, pois, as compras costumam ser feitas pelas gravadoras. Uma das formas como o *jabá* digital funciona é a seguinte: usuários considerados influenciadores na plataforma, jornalistas e até outros artistas, vendem espaços em suas listas para que as gravadoras possam inserir os artistas que desejam, resultando no aumento de consumo, podendo assim, facilitar a entrada em outras listas de reprodução em alta na plataforma. É vasta a lista de artistas que trabalham dessa forma, sejam eles iniciantes ou nomes já renomados na indústria musical.

Em 2020, a plataforma emitiu um comunicado (AMPLIFYING, 2020) no qual informa estar oferecendo, como um teste, espaços em suas playlists recomendadas. Os artistas poderão comunicar ao Spotify quais músicas são prioridades e em troca devem aceitar uma taxa promocional de royalties de gravação. Contudo, eles afirmam que “não garantimos a colocação de gravadoras ou artistas e só recomendamos músicas que achamos que os ouvintes vão querer ouvir”. Todavia, desta forma o conteúdo recomendado tem como tendência ficar menos orgânico, respondendo, portanto, a QP5. Beck Kloss, vice-presidente de produto e estratégia do Spotify, afirma:

“Parte de nossa missão de mercado é criar ferramentas que aproximem artistas e fãs. Com nossa compreensão única das preferências do ouvinte e capacidade de fornecer recomendações personalizadas, podemos ajudar os artistas a alcançar os fãs que mais se preocupam com sua música, gerando valor para artistas e fãs.” (INGHAM, 2019).

Além disso, todo esse “cuidado” na transmissão da informação envolve a questão de que o “pay-for-play” é ilegal caso não fique explícito para o usuário que a música foi patrocinada. E, por mais que o retorno financeiro disponibilizado pelo Spotify tenha todos os problemas com relação a quantia recebida pelos artistas (analistas afirmam ser US\$ 0,00318 por reprodução), é através do sucesso alcançado na plataforma que os artistas são vistos. Quanto mais no topo, mais propostas de shows e patrocínios são recebidas.

3.4 DESAFIOS ÉTICOS DO SISTEMA

Sabendo-se que os sistemas de recomendação podem utilizar técnicas de filtragem colaborativas ou híbridas e que funcionam a partir de modelos construídos

tendo como base seus usuários, privacidade dos dados coletados e a transparência das recomendações são alguns dos grandes desafios deste tipo de sistema. O aumento de processamento algorítmico na mídia tem ocasionado diversas discussões sobre viés, distorção na tomada de decisões e discriminação (Shin, 2021).

Os problemas de privacidade podem ocorrer no início da coleta dos dados, em um possível compartilhamento de informações sem autorização prévia do usuário, num descuido ocasionando um vazamento de dados que podem ser utilizados por agentes malicioso, entre outras situações. Toda conduta de um sistema de recomendação que tem relação com a privacidade do usuário precisa, além de levar em conta questões de privacidade e precisão, considerar a explicabilidade dos algoritmos e justiça na tomada de decisão (Koene et al. 2015; Friedman et al. 2015).

As plataformas também precisam ser cautelosas quanto a autonomia de seus usuários. Há a possibilidade de ocorrer uma invasão, através das intervenções feitas pelo sistema de recomendação, causando uma limitação ou vício em determinados conteúdos expostos (Taddeo e Floridi, 2018). A “fiscalização digital” exercida por ferramentas que trabalham com sistemas de recomendação observando, coletando e registrando comportamentos, podem, por um lado, serem benignas prevendo possíveis necessidades e proporcionando uma melhor tomada de decisão, enquanto por outro lado, podem causar o estímulo de consumo de alguns produtos de forma manipuladoras e coercitivas (Burr et al. 2018). Uma provável forma de reduzir esse problema de autonomia, é dar explicações e acesso aos motivos que levam à certas recomendações.

Além disso, é necessário haver uma certa imparcialidade, uma justiça na tomada de decisão feita pelo algoritmo. Levando em conta que ainda não há uma definição geral do conceito de justiça algorítmica (Shin e Park, 2019), Burke (2017) acredita que a justiça no sistema de recomendação é um conceito multifacetado. Para ele, há 3 formas de recomendações justas: *C-fairness*, que leva em consideração a perspectiva do usuário de querer receber recomendações relevantes; *P-fairness*, é o interesse de que a recomendação dos próprios serviços seja feita para os usuários com potencial de consumo; e por fim, a *CP-fairness* que é a combinação de ambos. Desta forma, é possível que o desenvolvedor entenda de que forma os interesses são afetados e possa projetar soluções para lidar melhor com essas condições.

Por um lado, toda música que passa por computadores, tablets, telefones celulares dos usuários dos Sistemas de Recomendação é detectada e gera informações detalhadas sobre canções escutadas, de que forma e com que frequência. Esse fato é especialmente relevante quando consideramos que a música manipulada e escutada atualmente está em formato digital. Portanto, os Sistemas de Recomendação apresentam uma oportunidade inédita de observação e coleta de dados em escala global sobre os usos sociais da música. Por outro, a colaboração coletiva na classificação da música define as recomendações emitidas pelo sistema e disseminam formas de percepção cognitivas e de uso que estabilizam crenças e valores em determinados bens simbólicos e impactam diretamente nos comportamentos culturais. (Santini, Rose Marie. 2020).

Taylor (2013) afirma que essa nova era digital tem transformado o gosto musical em dados digitais que são expostos a processos de geração e transmissão de informações, com objetivos comerciais. Ter consciência dessas questões existentes no processo de recomendação e propriedade suficiente para lidar com esse mundo digital, buscando obter uma melhor experiência de uso, pode ser visto como uma nova forma de capital cultural.

A familiaridade com, e a disposição positiva para, o uso das tecnologias emergentes na era da informação podem ser vistas como uma forma adicional de capital cultural que confere vantagens às famílias que as possuem e os meios para aproveitá-las em todo o seu potencial. (Emmison e Frow ,1998).

Desta forma, a transparência, no contexto dos algoritmos de personalização, é um ponto muito importante para a relação usuário com sistema. Sabemos que o objetivo da personalização é dar a oportunidade aos usuários de possuírem acesso a conteúdos relevantes, porém, é necessário que os critérios utilizados para se chegar às recomendações sejam conhecidos pelo usuário. Shin e Park (2019) definem a transparência algorítmica como algo que permita aos usuários compreenderem como é feita uma previsão ou decisão no sistema de recomendação. Ananny e Crawford (2018) defendem que a transparência com relação aos algoritmos de recomendação deve permitir que os usuários entendam claramente o processo de indicação do conteúdo. A demanda pela explicabilidade e transparência com relação à forma como os algoritmos e os dados dos usuários são utilizados está cada vez mais alta (Cramer et al., 2018). Entender a lógica do sistema através da transparência, da justiça e da precisão dos conteúdos recomendados melhora a confiança do usuário nos algoritmos (Shin et al. 2020). Se os usuários das plataformas que utilizam agentes inteligentes voltados para recomendação entendessem como funciona o sistema, a dinâmica de

consumo do conteúdo recomendado seria ainda mais satisfatória, tanto para quem recebe quanto para quem promove a recomendação.

Com tudo que discutimos até aqui, é possível que, a partir do uso o Spotify, que conta com inúmeras informações baseadas no comportamento do usuário dentro e fora da plataforma e é um dos maiores meios de curadoria musical do momento, os usuários compreendam as vantagens e desvantagens da influência do Spotify na construção de suas preferências? Isto posto, damos início à análise dos dados coletados durante o desenvolvimento da pesquisa.

4 AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL

O presente capítulo organiza e analisa os dados obtidos ao longo desta pesquisa. Os métodos utilizados para atender os principais objetivos desta pesquisa serão divididos em subtópicos para melhor compreensão. A pesquisa possui uma abordagem quali-quantitativa com procedimentos identificados como *survey*, classificados como “interrogação direta das pessoas cujo comportamento se deseja conhecer” (GIL, 2008).

4.1 COLETA DOS DADOS – 1º QUESTIONÁRIO

Na primeira coleta de dados feita por esse estudo, 323 pessoas foram consultadas através de um questionário online contando com 20 questões (ver Apêndice A), no período de outubro de 2020 a maio de 2021. O período foi definido levando em conta o tamanho da amostra. O grupo estudado pertence as mais variadas áreas do Brasil tendo em vista que o questionário foi divulgado nas redes sociais da autora (Instagram e Facebook), visto que a pandemia comprometeu encontros pessoais com os possíveis entrevistados. Desta forma, seguimos com uma amostragem por conveniência por permitir uma rápida obtenção de respostas, facilitando assim, a questão da disponibilidade dos respondentes levando em conta o período singular em que todos se encontravam.

A opção de fazer um questionário foi determinada por garantir o anonimato dos usuários, permitir que as pessoas possam responder em um período confortável para elas e possibilitar um grande número de respostas oriundas de diversas áreas (GIL, 1999).

O objetivo desta primeira etapa é compreender o perfil do usuário a partir das variáveis sociais, a recepção de conteúdos recomendados, se os usuários compreendem como funcionam os algoritmos e os efeitos do sistema de recomendação do Spotify. Para alcançar o objetivo, o questionário foi dividido em 3 seções: dados demográficos, hábitos de consumo e a relação do usuário com conteúdos recomendados. Os dados demográficos, onde estavam localizadas as questões sobre as variáveis sociais diziam respeito ao gênero, faixa etária, escolaridade, profissão e renda familiar do usuário.

4.1.1 Caracterização da Amostra

A tabela a seguir apresenta os dados sociodemográficos dos participantes que participaram desse primeiro estudo. O grupo é majoritariamente composto por mulheres, com faixa etária entre 26 e 35 anos, ensino superior completo e uma renda familiar mensal de 1 a 3 salários mínimos (de R\$ 1.045,01 até R\$ 3.135,00).

Tabela 1 - Perfil sociodemográfico dos entrevistados

Gênero	58,5% Feminino
	40,9% Masculino
	0,6% Outros
Idade	39,9% de 15 a 25 anos
	52,6% de 26 a 35 anos
	6,5% de 36 a 45 anos
	1% acima de 45 anos
Escolaridade	2,8% Ensino Médio
	35,3% Graduação
	8,7% Pós-Graduação
	26,3% Mestrado Acadêmico
	26,9% Doutorado
Renda Familiar	3,7% Até 1 salário mínimo
	35,3% De 1 a 3 salários mínimos
	27,6% De 3 a 6 salários mínimos
	15,2% De 6 a 9 salários mínimos
	7,7% De 9 a 12 salários mínimos
	10,5% Mais de 12 salários mínimos

Fonte: Formatação da autora.

Apesar da maioria do público participante ser do gênero feminino, essa informação não afeta diretamente os resultados da pesquisa, sabendo-se que, em estudo realizado anteriormente por Eriksson e Johansson (2017), ambos os gêneros recebem recomendações musicais muito parecidas. Contudo, Paul Lamere, diretor da Echonest, afirmou em seu blog que alguns artistas são inclinados para serem consumidos por certos gêneros e idades.

“Para ouvir 'mainstream', cerca de 30% dos artistas em uma rotação de escuta tipicamente masculina não serão encontrados em uma rotação de escuta tipicamente feminina e vice-versa. Se acontecer de nós conhecermos o gênero de um ouvinte e nada mais, podemos melhorar um pouco sua experiência auditiva, substituindo os artistas que preferem o gênero oposto por artistas mais neutros. Podemos até melhorar a experiência de escuta de um ouvinte do qual não sabemos absolutamente nada – nem mesmo seu gênero – substituindo artistas polarizados por gênero por artistas que são mais aceitos por ambos os gêneros.” (LAMERE, 2014).

Além disso, dados como esses são vendidos para marcas que buscam fazer anúncios direcionados para um público específico, mas há poucas informações fundamentadas sobre o assunto até o momento.

A pergunta relacionada a faixa etária possuía alternativas que iam até ‘+ 45’, contudo, está clara a forte presença de pessoas pertencentes a faixa etária de 15 a 35 anos. De acordo com dados obtidos, percebe-se que a geração dos millennials, ou geração Y, e a geração Z, composta por pessoas nascidas entre os anos 80 e início dos anos 2000, ainda são responsáveis por grande parte do consumo de música através da plataforma de streaming (MCINTYRE, 2016; MARKETING..., 2020). Segundo Paul Lamere, ouvintes pertencentes a faixa etária de 25 a 34 anos, têm uma maior tendência a alternar entre os artistas e a consumir muito mais músicas que ouvintes de outras idades (LAMERE, 2014).

Os dados relacionados à escolaridade são elementos importantes para uma possível identificação da construção cultural presente na vida dos indivíduos, visto que o público universitário é tido como um grupo de pessoas que está sempre em busca de conhecer, experimentar e transitar entre as mais diversas culturas, podendo assim serem considerados como possíveis onívoros culturais e serviços de streaming musical como o Spotify, estão adquirindo um papel muito importante nessa dinâmica, visto que são apontados como novas formas de intermediários culturais contrariando os modelos tradicionais de autoridade musical (Morris 2015; Barna 2017; Lange 2016), proporcionando uma democratização no consumo.

Por fim, assim como as informações relacionadas à escolaridade, os dados sobre a renda familiar dos entrevistados são essenciais para a identificação da classe econômica na qual o indivíduo está inserido, possibilitando a descoberta da razão por trás de determinadas escolhas. Na Tabela 1, levando em consideração a classificação do IBGE, com os valores informados podemos observar que a maioria das pessoas são inseridas nas classes C2 (até R\$ 2.090), C1 (R\$ 2.090,01 - R\$ 4.180), B2

(R\$ 4.180,01 - 10.450) (CRITÉRIO..., 2021). De acordo com Ziellen e Hargittai (2009), a inclusão da mídia digital no cotidiano das pessoas depende das restrições e vantagens existentes em seus arredores. Atualmente, formas de consumo como o Spotify trazem uma nova dinâmica sobre como consumir, quem pode consumir e o que pode ser consumido. Se considerarmos a tabela acima podemos observar um exemplo disso, onde agora as classes mais baixas conseguem ter acesso à uma biblioteca muito mais vasta de conteúdos antes não alcançados. É importante ressaltar, entretanto, que se trata de uma amostra de conveniência, não representativa da população brasileira em geral. Nota-se por exemplo a maior escolaridade e renda familiar da amostra em relação à população brasileira.

4.1.2 Hábitos e Preferências de Consumo

Os usuários participantes também tiveram seus hábitos avaliados através de questões sobre seus hábitos de consumo musical dentro e fora da plataforma. O objetivo neste ponto é identificar o nível de envolvimento e dos possíveis efeitos causados pelo uso do Spotify durante uma grande quantidade de tempo.

Tabela 2 - Dados de conta

(Continua)

Tempo de uso	1,2% Menos de 3 meses
	5% de 3 meses a 1 ano
	35,9% de 1 a 3 anos
	57,9% Acima de 3 anos
Acesso para consumo	3,1% Quase não uso
	8% Algumas vezes por mês
	1,5% Uma vez na semana
	25,4% Algumas vezes na semana
	61,9% Todos os dias
	38,7% Premium Família

(Conclusão)

	23,8% Premium universitário
Tipo de assinatura	18,9% Premium
	16,1% Free
	2,5% Premium duo
Compartilha conta	61,9% Não
	38,1% Sim

Fonte: Formatação da autora.

Mais de 90% dos entrevistados utilizam o Spotify como meio de consumo musical há, no mínimo, pouco mais de 1 ano. A partir dos dados de periodicidade do uso da plataforma, é possível analisar os efeitos na vida do usuário a curto e longo prazo.

As observações coletadas sobre a quantidade de vezes que a plataforma é acessada promovem uma visão mais ampla das consequências do tempo de uso contínuo do usuário na plataforma. Mais de 80% dos usuários que responderam ao questionário utilizam o Spotify por, no mínimo, algumas vezes na semana. Com isso, os serviços de recomendação fornecidos pela plataforma tendem a ser mais precisos, sabendo-se que quanto mais tempo utilizando a plataforma mais dados para observação serão resgatados para aprimorar o sistema.

Além disso, um total de 83,9% dos usuários entrevistados possui algum dos tipos de conta *premium* do Spotify, deste modo, este grupo não deveria receber conteúdos publicitários de forma explícita, contudo, já vimos nas discussões acima que nem sempre é o caso, como a questão da divulgação do álbum Scorpion do rapper Drake. Já para os outros usuários que possuem uma conta *free*, conteúdos publicitários são exibidos a todo momento.

A maioria dos usuários entrevistados também informou que não compartilha o uso de suas contas com outras pessoas, apesar de grande parte possuir planos compartilhados. Além disso, alguns usuários que utilizam planos destinados a um único usuário chegaram a afirmar que também compartilham suas contas com outros usuários. Assim, é possível que as recomendações recebidas por esses entrevistados

que dividem a conta sofram algumas alterações considerando que o algoritmo receberá informações de outras pessoas além do seu usuário original.

Tabela 3 - Hábitos gerais de consumo

Dispositivos utilizados	99,7% Smartphone
	69% Computador
	19,2% Carro
	7,6% Smart TV
	3,7% Console de Videogame
	2,7% Outros
Momentos de uso	80,5% Arrumando a casa
	64,7% No banho
	58,5% Viagem
	56% Trabalhando
Outros meios de descoberta musical	38,2% Youtube
	23,2% Redes Sociais
	22,8% Amigos
	8,8% Outros
	7% Rádio
Além do Spotify, consome mídia física	77,1% Não
	13,9% Sim. CDs e LPs que já tinha
	9% Sim. CDs e LPs que continuou comprando

Fonte: Formatação da autora.

Praticamente 100% dos usuários que responderam a questão de dispositivos utilizados, formada por caixas de múltipla seleção, informaram que utilizam o smartphone como dispositivo principal para acesso da plataforma de streaming, a facilidade de uso e o fato de estarmos sempre na presença deles faz com que essa seja a realidade de consumo dos usuários. Segundo pesquisa feita pelo Gente (NA PALMA... 2021), 71% da população brasileira possui e faz uso de smartphone e gasta

cerca de 6h conectado a internet. O computador é o segundo dispositivo mais utilizado pelos usuários, possivelmente o fato de estarmos em meio a uma pandemia durante a produção dessa pesquisa tenha influenciado esses dados. Com a quarentena e o distanciamento social muitas pessoas precisaram passar a trabalhar e estudar diretamente de casa, ficando mais tempo tendo acesso ao computador doméstico. Pelo mesmo motivo o número de acessos dentro do automóvel pode ter sido bem menor em comparação aos dois principais dispositivos e a Smart TV e consoles de videogames tenham tido respostas significativas, levando em consideração que tempos atrás seria muito provável não receberem essas porcentagens de votos.

Levando em consideração os momentos de uso, é possível perceber que o Spotify está presente em quase todos os instantes da vida dos usuários, desde um simples banho até a ida ao trabalho e, algumas vezes, durante o trabalho. Sendo assim, é nítida a importância do serviço e do poder que ele possui na rotina do indivíduo. Ademais, a quantidade de dados obtidos, visto que o algoritmo consegue analisar um dia completo de alguns usuários, é imensa tornando possível o aumento da capacidade do sistema de acertar quais tipos de conteúdo o usuário deseja consumir, qual anúncio eles estariam mais confortáveis em receber, causando conforto e vontade de passar mais tempo utilizando a plataforma.

Com relação à quais seriam os outros caminhos utilizados pelos usuários para descobrir novas canções e artistas, o Youtube corresponde a 38,2% das escolhas, considerando que os dispositivos mais utilizados no consumo de música online são o smartphone e computador, já era bem provável que seria um meio com bastante uso entre os entrevistados. Além disso vídeos de música representaram 22% do total de visualizações do Youtube em 2019, sendo responsável por 85% dos vídeos com mais de 1 bilhão de visualizações (MUSIC..., 2019). A plataforma também utiliza um sistema de recomendação baseado no histórico de consumo e em ações tomadas pelos usuários no momento de uso. Com 23,2%, as redes sociais aparecem como segundo lugar na busca de novos conteúdos, seguida com valores próximos (22,8%) pela recomendação de amigos, ou seja, de pessoas que conhecemos e possuem um certo nível de credibilidade. Muitas vezes, indivíduos buscam conviver com pessoas de gostos similares, logo, recomendações desse tipo dificilmente fugiriam do perfil do usuário. A semelhança entre o segundo e terceiro lugar neste gráfico podem ser

causadas pelo fato de que é nas redes sociais que seus amigos estão quando não há a possibilidade de encontro pessoal.

Quanto ao consumo a partir de mídia física, a facilidade trazida pelo streaming para a vida da sociedade atual, trazendo inúmeras possibilidades de escolhas e serviços a disposição, quando o usuário quiser, torna fácil entender porque ele é o meio mais utilizado para consumo de arquivos de áudio. Levando em consideração o mercado brasileiro de consumo musical, alguns estudos apontam que além dessas questões, a crescente pirataria e a falta de cuidados estéticos na produção dos CDs, quando transformados em produtos de massa, foram os principais agravantes, fazendo com que o valor pago pelo público não correspondesse ao produto adquirido (MARTINS, 2019). Contudo, ainda existe um público que consome ou procura adquirir novos produtos físicos na busca por algo tangível, nostalgia ou até mesmo como diferenciação dentro da sociedade.

Tabela 4 - Hábitos de Consumo na Plataforma

Usuário cria playlists	46,7% não
	33,7% de 1 a 5
	11,6% de 6 a 10
	4% de 11 a 15
	4% acima de 15
Consome playlists originais da plataforma	65,6% Gosto e consumo
	25,1% Gosto mas não consumo
	9,3% Não gosto e não consumo
Adiciona música à biblioteca	90,1% Sim
	9,9% Não
Consome algum tipo de conteúdo recomendado pela plataforma	77,1% Sim
	22,9% Não

Fonte: Formatação da autora.

A criação de playlists parece ser um ótimo meio de coleta dos dados relacionados ao gosto do usuário. Os 53,2% entrevistados que criam suas próprias playlists oferecem informações mais específicas sobre suas preferências. Dessa forma, as recomendações recebidas podem ter grandes chances de serem mais adequadas ao conteúdo pelo qual o usuário espera. Enquanto os 46,7% possivelmente receberão recomendações mais gerais baseadas em playlists formadas por conteúdos populares, desenvolvidas pelo próprio Spotify, ou baseadas no consumo que o usuário faz a partir da playlist de outros usuários.

Cerca de 65% dos entrevistados afirmam gostar e consumir os conteúdos fornecidos pelas playlists desenvolvidas de forma geral por curadores da plataforma. Com esse resultado podemos entender que grande parte dos usuários, criadores de suas próprias playlists ou não, escutam músicas recomendadas pelo sistema. Entre esses usuários, 113 dos que informaram gostar e consumir playlists são usuários do grupo que desenvolve suas próprias listas. Esses, por sua vez, podem conseguir recomendações mais similares aos conteúdos previamente consumidos como consequência das várias tomadas de decisões feitas na plataforma e aumentam a possibilidade de receberem conteúdos que venham a gostar. Enquanto isso, 99 entrevistados não desenvolvem suas próprias listas e provavelmente consomem apenas as playlists criadas pela plataforma. Dos 81 entrevistados que escolheram a opção 'gosto, mas não consumo', 32 não criam playlists públicas e 20 usuários que informaram não gostar e não consumir também não produzem. Nesse caso, o conteúdo deve ser consumido a partir da pesquisa direta de algum artista, álbum ou canção, ou podem estar acessando o conteúdo através de playlists privadas, recebendo recomendações a partir dessas escolhas.

Outra forma de oferecer dados precisos e ajudar a aperfeiçoar as recomendações recebidas é através da função de adicionar música à biblioteca. No caso dos entrevistados, a grande maioria respondeu que faz uso dessa ferramenta. Salvar e curtir músicas possibilita ao algoritmo um entendimento maior de que conteúdos similares aos que estão sendo salvos são bem-vindos. Essa é uma maneira de melhorar as recomendações daqueles usuários que consomem playlists de outras pessoas ou indicadas e desenvolvidas pelo sistema em questão, tornando mais individual seus gostos.

Com relação ao consumo de conteúdo recomendado, as respostas são conectadas e comprovadas através de outras informações já coletadas. Das 74

peçoas que responderam que não consomem conteúdos recomendados, 42 são parte do grupo que não cria playlists públicas. Contudo, investigando as respostas individuais do questionário, foi possível perceber que um pouco mais que a metade desses usuários, cerca de 53%, que afirmam não consumir e não criar playlists públicas informaram utilizar serviços oferecidos pela plataforma como o Daily Mixes, Descobertas da Semana e Artistas Semelhantes. Sendo assim, temos a resposta à QP2, considerando que os usuários acabam consumindo conteúdos recomendados sem ter a mínima noção de que aquilo que está sendo consumido é fruto de uma recomendação feita para ele através da plataforma.

Tabela 5 - Mudanças a partir da plataforma

Usa a plataforma para conhecer novas músicas	18% Não
	82% Sim
Conheceu novas músicas e/ou artistas	9% Não
	91% Sim
Conheceu algum novo gênero musical	32,2% Não
	67,8% Sim
As recomendações são apropriadas	4% Não
	22,9% Algumas vezes
	73,1% Sim

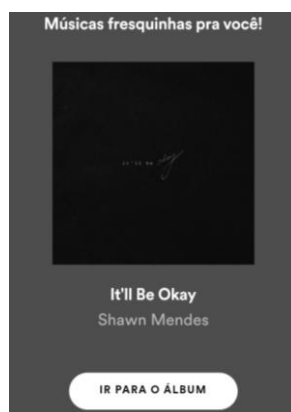
Fonte: Formatação da autora.

Mais de 80% dos usuários utilizam o Spotify como um meio para descobrir novas canções. Esse comportamento pode ser comprovado se observarmos a Tabela 4, na qual os usuários afirmam consumir serviços com conteúdos recomendados pela plataforma e, além disso, salvam em suas bibliotecas quando o conteúdo os agrada, fornecendo assim, mais informações para o algoritmo melhorar as recomendações.

A maior parte das respostas recebidas também demonstrou que o usuário conheceu ao menos um artista ou música nova, dessa forma, podemos identificar usuários que possuem um perfil de pessoas dispostas e em busca de conhecer novas músicas e artistas que possam ter afinidade com o seu gosto musical já existente,

mesmo aqueles que afirmam não consumir conteúdos recomendados. Dessa forma, a plataforma encontra uma rota para divulgar e oferecer outros artistas e canções ao usuário. Em um modelo de “marketing” indireto através de recomendações dentro dos serviços oferecidos (como visto anteriormente no recente convite para a compra de espaços em suas playlists recomendadas) ou nas pequenas publicidades de lançamentos musicais inseridas na plataforma como o “*Brand New Music for You*”, no qual os artistas podem patrocinar recomendações para informar aos seus ouvintes ou seguidores sobre algum lançamento, independente da conta do usuário ser *free* ou *premium* - a única diferença entre as contas é que os assinantes *premium* podem escolher desativá-las.

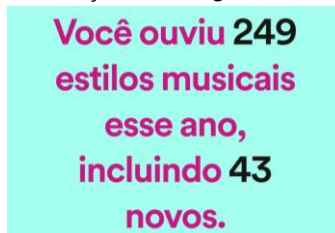
Figura 6 - Captura de tela: Brand New Music for You



Fonte: Conta pessoal do Spotify

Assim como os dados mencionados anteriormente, mais da metade dos usuários informaram ter conhecido novos gêneros através das variadas formas de recomendações feitas pelo Spotify. Lembrando que é possível que todos tenham recebido recomendações de gêneros diferentes e, assim como as recomendações de novos artistas, acabaram não percebendo a diferença, ou seja, podem ter consumido novos gêneros sem perceber. Além disso, o Spotify criou uma lista de gêneros muito mais abrangente e poucas pessoas conhecem ou conseguem identificar as inúmeras classificações. Prova disso foi a surpresa dos usuários com a quantidade de gêneros consumidos após a liberação do Spotify Wrapped 2020. Todos os anos o serviço fornece uma retrospectiva do comportamento de consumo do usuário na plataforma no dia 1º de dezembro do ano vigente.

Figura 7 - Captura de tela: Seção sobre gêneros do Spotify Wrapped 2020



Fonte: Conta pessoal do Spotify

Figura 8 - Captura de tela: Meme⁵ sobre a descoberta de novos gêneros.



Fonte: Conta 'the_officebr' no Twitter

Para Paul DiMaggio (1987), o processo de desenvolvimento e inserção ou desconstrução de gêneros no consumo dos indivíduos são vinculados ao processo de produção do gosto, associados ao modelo padrão de classificação e ao indivíduo social classificante, sendo assim, um sistema de troca dinâmica. Além de ser elemento necessário para construção de sentido do produto cultural. Ambos compõem o que DiMaggio nomeia como Sistema de Classificação da Arte (SCA), formato em que as obras e criadores são separados levando em consideração o gosto da população através de hábitos e percepções, quanto do mercado de distribuição desses produtos culturais, permitindo que consumidores possam especializar gostos e conhecimentos e que criadores possam selecionar mercados para serem inseridos.

Por último, a questão referente ao nível de acurácia das recomendações possuía, além das repostas diretas, “sim; não; algumas vezes”, a possibilidade de o usuário emitir sua opinião quanto a recepção desses conteúdos, podendo desta forma, obtermos as respostas relacionadas a QP1. Com 73,1%, a maioria dos usuários

⁵ Imagens, vídeos, GIFs relacionados ao humor, que se espalham pela Internet.

acreditam que sim, o conteúdo é realmente baseado nas suas escolhas dentro da plataforma, sejam elas comportamentais ou do consumo musical propriamente dito. Apesar da mesma escolha, alguns usuários apresentaram opiniões diferentes sobre o recebimento dessas recomendações. Estes foram alguns dos comentários recebidos: “[...] a sensação é que existe um padrão e que às vezes fica enjoativo de ouvir artistas **MUITO** similares”; “[...] acho que ele fica querendo promover alguns artistas, aí coloca forçando o povo a conhecer a pulso”; “Sinto que sim, mas também aparenta empurrar canções novas de modo a ampliar meus gostos”; “Simmm! Totalmente! Eles filtram o que gosto, realmente”; entre outros.

Para os 22,9% que escolheram a opção “alguma vezes” as opiniões foram: “Esporadicamente há alguns artistas cujos lançamentos estão lá por, acredito eu, uma estratégia de marketing [...]”, “Não consumo sertanejo, e sempre aparece nas playlists como recomendação”. Por fim, 4% escolheram a opção de que as recomendações não são tão assertivas. Alguns pontos de vista foram: “Não. Já ocorreu de eu estar ouvindo André Matos, por exemplo, e entrar Detonautas na sequência. Nada a Veeer!!!”; “Não. Acho que as músicas chegam aleatoriamente. Eu costumo não gostar das sugestões”; “Não sinto que o Spotify consiga, na maioria das vezes, me recomendar artistas realmente semelhantes aos que consumo [...]”.

Apesar da pergunta conter três opções diferentes de resposta, quando partimos para as opiniões mais expressivas daqueles que escolheram esclarecer a razão de suas escolhas, todos os grupos parecem possuir o mesmo sentimento. A sensação que os usuários possuem, sendo as recomendações precisas ou não, é de que, por muitas vezes, acabam recebendo algumas recomendações bem diferentes do que estão acostumados a ouvir, podendo estar sendo inseridas com o intuito de que mais pessoas passem a ouvir aquele conteúdo.

Essa sensação pode ser resultado da pouca transparência entre sistema e usuário. Sem ter a real noção de como o sistema funciona e como seus dados são utilizados, os usuários sentem que as recomendações nem sempre são válidas ou justas levando em conta o seu comportamento na plataforma. Explicar o sistema, como funcionam as operações realizadas, como chegaram a certas conclusões, torna mais provável que haja o consumo correto, na qual os usuários saibam as ferramentas necessárias para indicar suas percepções acerca do conteúdo, e um aumento de confiança no algoritmo e naquilo que se é indicado (Shin et al., 2020). Como resultado, podemos perceber que os usuários por não entenderem como funciona o sistema não

possuem ideia da influência que a plataforma tem na indústria musical e na dinâmica de consumo musical de cada um deles.

4.2 COLETA DOS DADOS – USUÁRIOS ACOMPANHADOS

4.2.1 Aplicação Web

Nesta etapa, foi desenvolvida uma aplicação web⁶ através da API disponibilizada pelo próprio Spotify. A API fornece metadados sobre artistas, músicas e álbuns diretamente do repertório de dados da plataforma, além de listas de reprodução de usuários, músicas salvas e outros dados privados da biblioteca daqueles usuários que deram permissão através de suas contas no Spotify. O objetivo da aplicação web é permitir análises automáticas utilizando grandes volumes de dados, por exemplo: dados de todas as músicas consumidas pelos usuários acompanhados no período do experimento.

Idealmente, seria necessário acompanhar a evolução do gosto de um grupo de usuários que previamente não utilizava plataformas de streaming durante um longo período de tempo a partir do início da utilização de tais plataformas. Entretanto, essa abordagem não seria possível de ser realizada no tempo disponível para essa pesquisa. Assim, adotamos uma abordagem mais simples, baseada na comparação da similaridade entre o conteúdo consumido organicamente e o recomendado pela plataforma. Através da comparação das similaridades entre o conteúdo orgânico e conteúdo recomendado, quantidade de gêneros consumidos, tempo de consumo, entre outros fatores discutidos a seguir, serão analisadas questões relacionadas ao nível de influência (levando em conta a exposição do usuário a conteúdos recomendados), à consciência do usuário sobre os possíveis efeitos dessa dinâmica de consumo e quais seriam os possíveis fatores que influenciam a similaridade do conteúdo.

A aplicação Web funciona da seguinte maneira: a partir da seção ‘Get Current User's Recently Played Tracks’ da API, algumas informações eram capturadas. Foram elas: todas as músicas consumidas pelo usuário, playlist de origem da música, informações sobre o álbum, artista e música. Além disso, também era possível obter

⁶ <https://github.com/srmq/rmob-ms-server>

Figura 10 - Mensagem sobre os dados coletados.

RecommenderEffects

Você aceita que o RecommenderEffects poderá:

Ver os dados da sua conta do Spotify	^
Seu e-mail	
O tipo de assinatura do Spotify que você tem, o país cadastrado na sua conta e suas configurações de filtragem de conteúdo explícito	
Seu nome e nome de usuário, sua foto de perfil e a quantidade de seguidores do seu perfil no Spotify e das suas playlists públicas	
Ver sua atividade no Spotify	^
Conteúdo que você escutou recentemente	
O conteúdo salvo na Sua Biblioteca	
Os artistas e o conteúdo que você mais escuta	
Os usuários que você segue no Spotify	
Playlists criadas ou seguidas por você	
Suas playlists colaborativas	
Realizar ações no Spotify em seu nome	^
Criar, editar e seguir playlists particulares	
Criar, editar e seguir playlists	

Fonte: Acesso pessoal da API

Para garantir o direito à liberdade e pensando nas questões de privacidade dos usuários, todas as instruções foram dadas para remoção da aplicação caso em algum momento qualquer um se sentisse violado, além disso, foram informados que, apesar do amplo acesso à funções práticas no sistema, apenas a atividade do usuário dentro da plataforma seria analisada e sua identidade mantida anônima durante toda a pesquisa para preservar sua privacidade. Ao fim da pesquisa, todos os usuários foram avisados que a remoção do acesso já poderia ser feita na conta pessoal de cada um.

4.2.2 Entrevista com os Usuários Acompanhados

Como forma de obter mais informações acerca dos usuários que serão acompanhados e complementar o método acima, a entrevista tem como objetivo coletar dados que tornassem possível compreender a importância da música na vida dos usuários, a partir de perguntas sobre sua vida pessoal, hábitos de consumo e gostos musicais (ver Apêndice B). Também foram questionados sobre suas opiniões com relação aos serviços oferecidos e aos efeitos causados pelo Spotify em seus gostos. Além disso, através dessas informações será possível mensurar o nível de capital cultural dos usuários e o quão onívoro ele pode ser. Dessa forma, torna-se

possível observar as diferenças e semelhanças entre as classes sociais dos usuários e entender o comportamento dos dados obtidos a partir da aplicação web.

A entrevista em profundidade, realizada através de um questionário online, devido às condições enfrentadas diante da pandemia, utiliza questões abertas e fechadas, dando a possibilidade do entrevistado discorrer sobre o assunto proposto, nos dando assim, uma visão mais ampliada das suas opiniões Malhotra (2006).

De início, para entendermos com que grupo de usuários estamos lidando, podemos observar o perfil sociodemográfico dos usuários citados acima. Diferente do primeiro estudo, este grupo é composto, em sua maioria, por homens com idade entre 15 e 25 anos, com ensino superior completo, mas contando com uma renda familiar mensal de 3 a 6 salários mínimos (R\$ 3.135,01 até R\$ 6.270,00).

Tabela 6 - Perfil Sociodemográfico dos Usuários Analisados

Gênero	28,6% Feminino
	71,4% Masculino
Idade	71,4% de 15 a 25 anos
	28,6% de 26 a 35 anos
Escolaridade	72,2% Graduação
	11,1% Pós-Graduação
	16,6% Mestrado Acadêmico
	0,1% Doutorado
Renda Familiar	18,2% De 1 a 3 salários mínimos
	40,9% De 3 a 6 salários mínimos
	4,5% De 6 a 9 salários mínimos
	9,1% De 9 a 12 salários mínimos
	27,3% Mais de 12 salários mínimos

Fonte: Formatação da autora.

Como já explorado em capítulos anteriores, sabemos que o capital cultural é a soma de conhecimentos e habilidades fundamentais para a cultura na sociedade e

sabemos também que para entender ou julgar os elementos culturais faz-se necessário ter um certo *know how*. Segundo Bourdieu e outros autores, o capital cultural é construído a partir de três segmentos: educação familiar, educação formal e cultura ocupacional (Bourdieu, 1984; Peterson e Simkus, 1992). Para fazer o cálculo do nível de Capital Cultural (CC) dos usuários entrevistados, a escala de Holt (1998) foi utilizada como parâmetro. Essa escala concede pontuações aos níveis de escolaridade e ocupação dos usuários e de seus respectivos pais, levando em consideração o status familiar que o pai possuía na época. Neste estudo também iremos considerar o nível de educação e a ocupação da mãe de cada um deles, como sugerido por Macedo (2014), com todos os valores ponderados.

É importante lembrar que há algumas questões envolvendo os fatores levados em consideração para o desenvolvimento do cálculo. Um deles é a limitação encontrada no grupo de respondentes utilizados para a pesquisa de Holt, sendo formado apenas por pessoas jovens. Considera-se que é possível que os jovens não tenham seu consumo influenciado pelo capital cultural visto que podem não se conformar com o nível em que estão, enquanto as pessoas mais velhas tendem a ser mais conservadoras. Outra questão é a falta de algum fator que englobe os aspectos históricos, desconsiderando, assim, o impacto da história na cultura de uma sociedade (IvyPanda, 2018). De toda forma, o cálculo ainda é muito utilizado em pesquisas relacionadas à essa e seguiremos o estudo a partir dele.

Tabela 7 - Pontuações para escolaridade

Não alfabetizado	1
Ensino Fundamental	2
Ensino Médio	3
Ensino Técnico	4
Ensino Superior	5
Pós-Graduação	6

Fonte: Formatação da autora, adaptado de Holt (1998).

Tabela 8 - Pontuações para ocupação

(Continua)

Serviços Manuais Dona de Casa, Pedreiro Desempregado, Aposentado, Nenhum, Falecido, Desconhecido.	1
---	---

(Conclusão)

Serviços de Apoio ou Administrativo Básico Recepcionista, Telemarketing, Eletricista.	2
Vendas, Gerencial básico Servidor Público, Secretário Executivo, Autônomo, Empresário, Comerciário, Coordenador Escolar, Oficial de Justiça, Coordenador de Planejamento.	3
Alto nível técnico ou gerencial, cultura de nível básico, Fisioterapeuta, Artista Freelancer, Engenheiro de Software, Analista de Customer Success, Consultor de Soluções Digitais, Designer, Arquiteto, Programador, Publicitário, Analista de RH, Professora.	4
Produtores culturais, profissional liberal especializado Psicólogo, Engenheiro, Medicina Veterinária, Medicina, Professora Ensino Superior, Cirurgiã Dentista, Cantor.	5

Fonte: Formatação da autora, adaptado de Holt (1998).

O cálculo (2) foi feito a partir do resultado entre a soma da escolaridade (EE) do entrevistado e sua ocupação (OE), mais a ocupação da mãe (OM) somada à escolaridade da mãe (EM) e dividido por 2, mais a ocupação do pai (OP) somada à escolaridade do pai (EP) também dividido por 2. Ficando desta forma (Macedo, 2014):

$$CC = OE + EE \left(\frac{OM + EM}{2} \right) + \left(\frac{OP + EP}{2} \right) \quad (2)$$

Os resultados obtidos entre os 23 usuários entrevistados ficaram entre a pontuação mínima de 11 e máxima de 19,5. Com uma média de 15,5 sendo esse o valor central para definição daqueles que possuem alto capital cultural ($ACC \geq 15,5$) e baixo capital cultural ($BCC < 15,5$).

Tabela 9 - Nível de capital cultural entre os usuários

Alto Capital Cultural	65,22%
Baixo Capital Cultural	34,78%

Fonte: Formatação da autora.

Os resultados da tabela acima serão utilizados para entender as variáveis encontradas durante o acompanhamento feito pela aplicação web e serão discutidos durante a próxima seção.

Sobre onívoros culturais, já sabemos que é um indivíduo eclético, geralmente encontrado nas classes sociais mais altas, podendo também pertencer às classes mais baixas considerando-se a facilidade que os serviços atuais apresentam quanto ao acesso dos mais diversos tipos de conteúdo, verificamos se um usuário é onívoro cultural utilizando o seu padrão de consumo de gêneros a partir de dados obtidos por meio da aplicação web.

Foi considerado um onívoro cultural o usuário que tenha consumido pelo menos um gênero de cada uma das três classificações feitas por Peterson e Kern em seu artigo 'Changing Highbrow Taste: From Snob to Omnivore', de 1996. No artigo, eles adaptam as classificações dos gêneros aos padrões de consumo brasileiro e são essas as definições que serão utilizadas aqui. Contudo, algumas modificações foram feitas levando em consideração as mudanças causadas no consumo musical através dos anos e de acordo com as vastas classificações feitas pelo Spotify.

1. Música Erudita: gêneros considerados eruditos como o jazz, blues, ópera, sinfônica, música clássica e o rock clássico.
2. Música Média: gêneros mais populares como o sertanejo, rock contemporâneo, pop, edm, musicais, mpb, bossa nova.
3. Música Inculta: gêneros desenvolvidos a partir de raízes marginais, regionais ou religiosas como gospel, brega, rap, hip hop, reggae, funk, forró, pagode, samba, r&b, indie.

A tabela abaixo apresenta os valores alcançados a partir dessa classificação.

Tabela 10 - Quantidade de Onívoros Culturais

Total de Onívoros Culturais na amostra	52,17%
Usuários onívoros e com ACC na amostra acima	58,33%
Usuários onívoros e com BCC na amostra acima	41,67%

Fonte: Formatação da autora.

Como podemos perceber, a quantidade de onívoros culturais com alto capital cultural é bem próxima ao número de usuários com baixo capital cultural. Dessa forma, o capital cultural parece não ter grande influência na possibilidade de um indivíduo ser onívoro ou não na nossa base de dados. Isto pode ser explicado pelo fato de grande parte dos usuários analisados possuírem um alto nível educacional. Alguns autores como Goldthorpe (2017) já trouxeram a discussão de que a educação é um dos elementos que permitem essa mobilidade social entre as classes sociais, por consequência, permitem a aquisição de capital cultural, contrariando algumas das questões de Bourdieu (1979).

Os gêneros mais consumidos foram o pop e suas variações trazidas pela nova categorização do Spotify, o rock e o funk. No caso da produção musical no Brasil, os gêneros costumam ser mesclados em uma mesma música e costumam dominar, junto ao sertanejo, as paradas musicais do país. Há uma tendência para o retorno do pop-rock, com artistas como Olivia Rodrigo, Avril Lavigne e, no Brasil, a cantora Gloria Groove que traz em seu *single* “Bonekinha” um pouco do pop-rock junto ao funk, que cada dia tem se tornado mais pop, mutando e se adaptando ao mercado para alcançar outros públicos. Para isso, também há o papel da mídia como poder social, indicando e perpetuando certos padrões de gosto, e o alto uso de elementos simbólicos.

A relação entre cultura e consumo é muito próxima, as práticas de consumo têm como objetivo atender as demandas culturais do indivíduo: A forma como o sujeito escolhe consumir é o que irá classificá-lo na sociedade (BARBOSA; CAMPBELL, 2006).

Além de classificar, as escolhas também podem servir para um tipo de autoafirmação social. Para Gomes et al. (2015), a busca dos consumidores pela personalização de conteúdo digital, consumindo uma grande variedade de músicas, é um dos motivos responsáveis pelas mudanças ocorridas na forma de consumo musical. Campbell (2001) acredita que o consumidor sente a necessidade de possuir

uma relação afetiva no que será consumido e que o prazer da posse faz com que o indivíduo continue consumindo.

A atividade fundamental do consumo não é a verdadeira seleção, a compra ou o uso dos produtos, mas a procura do prazer imaginativo a que a imagem do produto se empresta, sendo o consumo verdadeiro, em grande parte resultante desse hedonismo “mentalístico” (CAMPBELL, 2001).

É a necessidade de se ver refletido naquilo que se consome, de desenvolver uma relação afetiva com o conteúdo recebido, que torna a sociedade cada vez mais propensa a consumir de forma hedonista e individualista, podendo facilmente se encantar por produtos ou serviços que ofereçam esse sentimento de singularidade, como é o caso das recomendações oferecidas pelo Spotify. Para Gilles Lipovetsky (2007), essa é a fase III do processo da mercantilização moderna das necessidades, a era do hiperconsumo.

Na seção a seguir discutiremos os valores encontrados na tabela acima, juntamente com os índices de capital cultural que, por fim, serão confrontados com os dados adquiridos via aplicação web.

4.3 ANÁLISE DOS DADOS EXTRAÍDOS DA APLICAÇÃO WEB

Para responder os questionamentos feitos no subcapítulo descrevendo o funcionamento da aplicação web (ver seção 4.2.1) como o nível de influência, à consciência do usuário sobre os possíveis efeitos e os fatores que influenciam a similaridade do conteúdo, analisamos, no período de 10 de novembro de 2020 até 10 de abril de 2021, o comportamento dos 23 usuários que aceitaram participar desta etapa do estudo. No total, dados de 25.941 faixas ouvidas por esses usuários foram coletados, abrangendo conteúdos recomendados pela plataforma ou escolhidos pelo próprio usuário. Cada música conta com 19 categorias de análise, incluindo 9 características de áudio, popularidade das músicas, identificação de músicas recomendadas ou não, tempo de consumo, quantidade de gêneros ouvidos, entre outras.

Para cada uma das características de áudio consideradas (descritas a seguir) é possível gerar um histograma da distribuição dos valores da característica nas músicas ouvidas pelo usuário. Como nosso interesse é comparar as músicas que o

usuário escolheu escutar por conta própria com aquelas que ele escutou por terem sido recomendadas, segmentamos os histogramas desta forma: para cada característica, geramos o histograma dela considerando apenas as músicas recomendadas, e outro histograma considerando apenas as músicas escutadas por conta própria. Em seguida, medimos a similaridade entre esses dois histogramas. Para calcular a similaridade entre dois vetores de histogramas utilizados na análise, foi utilizado o coeficiente de afinidade de Bacelar-Nicolau (1) (BACELAR-NICOLAU, apud QUEIROZ, S. 2003), definido por:

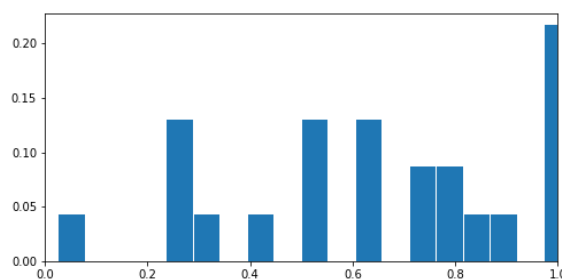
$$protsim(k, k') = \sum_{j=1}^p w_j \sum_{l=1}^{m_j} \sqrt{nkjl \times nk'jl} \quad (1)$$

Onde:

- k e k' são dois vetores de histogramas de características, tipicamente um deles referente a músicas recomendadas e o outro de músicas não recomendadas. Note que a ordem dos histogramas em cada um dos vetores deve ser a mesma;
- p é o número de histogramas presente em cada um dos vetores;
- w_j é o peso do histograma j , tendo sido utilizado pesos iguais ($1/p$) para todos os histogramas, a menos onde definido de outra forma;
- m_j é o número de intervalos em cada par de histogramas;
- $nkjl$ e $nk'jl$ são as frequências relativas obtidas pelo intervalo l nos vetores k e k' para o j -ésimo histograma, respectivamente.
- Este coeficiente fornece um número entre 0 e 1, com valor 1 se k e k' forem idênticos ou proporcionais, e 0 caso forem ortogonais.

Os usuários foram separados em dois grupos, os que escutam (proporcionalmente ao seu tempo de uso do sistema) muita música recomendada e os que escutam mais música escolhida por conta própria. Utilizamos o limiar de 0.5 para separar os dois grupos (ver Figura 11).

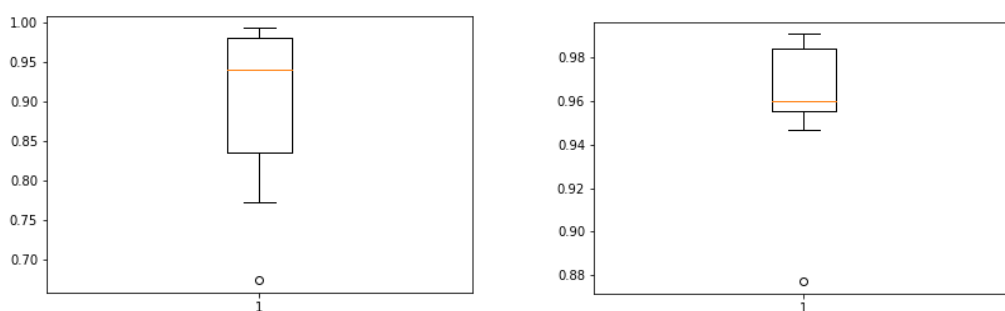
Figura 11 - Histograma da porcentagem de músicas recomendadas em relação ao total.



Fonte: Formatação da autora.

Foram extraídos os dados de similaridade média - termo que sempre será relacionado a afinidade entre conteúdo recomendado e conteúdo orgânico - de cada grupo e seu desvio padrão. O grupo de adeptos à recomendação obteve similaridade de 0.897 e desvio padrão de 0.097, enquanto adeptos ao orgânico contaram com uma similaridade de 0.967 e 0.021 de desvio padrão.

Figura 12 - Boxplot de similaridade do grupo de adeptos à recomendação e adeptos ao orgânico.

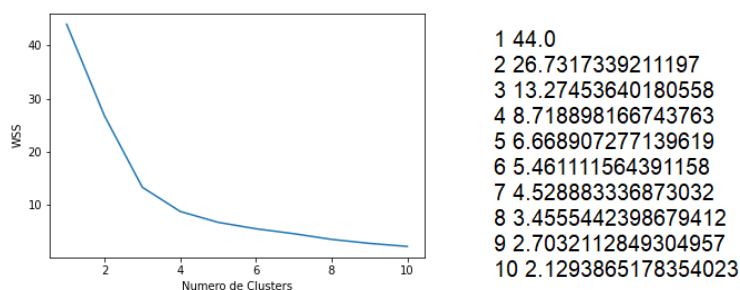


Fonte: Formatação da autora.

Em seguida, ainda divididos em 2 grupos, foi feito um T-test comparando as similaridades das características de áudio de cada usuário entre conteúdo recomendado e não recomendado para validação da hipótese de que eles seriam diferentes. Vimos então que os usuários que consomem pouca música recomendada possuíam similaridade maior entre o conteúdo recomendado e orgânico, contrariando nossa primeira ideia de que maior consumo de recomendações, maior similaridade. Ao investigarmos, percebemos que o grupo que escutava muita música recomendada possuía um subgrupo que raramente utilizava a plataforma desviando assim os resultados, tendo em vista que o sistema conhecia pouco o usuário e recomendava um conteúdo genérico.

Então notamos que dividir os usuários levando em consideração apenas a quantidade de música recomendada não seria o melhor caminho. Desta forma, resolvemos agrupar os usuários levando em consideração ao mesmo tempo o percentual de música recomendada escutada e o tempo total de música escutada. Para tal, utilizamos o método k-means. Após a padronização dos dados, o método Elbow foi aplicado para encontrar o melhor valor do parâmetro k, ou seja, encontrar a quantidade ideal de clusters K. O método testa a variância dos dados no que se refere ao número de clusters. O valor ideal de K é aquele que tem um menor número de clusters, ou seja, quando a diferença em termos de variância não é tão significativa. No gráfico abaixo podemos perceber que a partir de 4 clusters a distância se estabiliza, sendo este o ponto com a melhor quantidade de clusters.

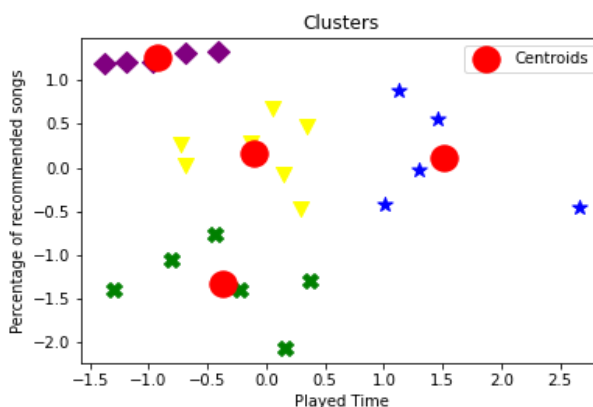
Figura 13 - Método Elbow.



Fonte: Formatação da autora.

Como pode ser observado através do resultado acima, os usuários foram divididos em 4 clusters, levando em consideração o tempo total de escuta e a porcentagem de consumo de música recomendada. Após os valores serem padronizados, ficou da seguinte forma:

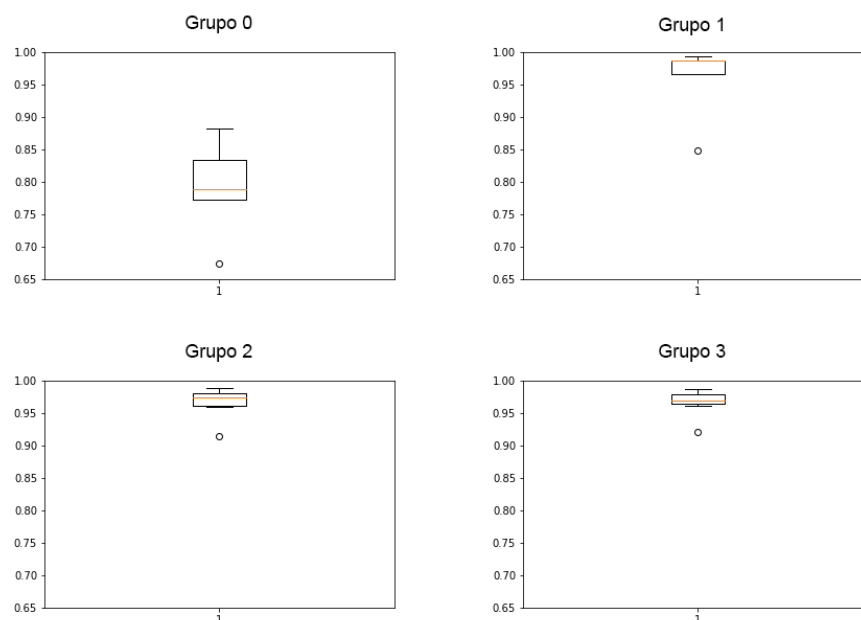
Figura 14 - Grupos divididos através do k-means.



Fonte: Formatação da autora.

Da mesma forma que foi feita com a divisão dos adeptos à recomendação e adeptos ao orgânico, os dados de similaridade média e desvio padrão de cada um dos quatro grupos foi calculado: grupo 0 (losango) com similaridade de 0,79 e desvio padrão de 0,06; grupo 1 (estrela) com similaridade de 0,956 e desvio padrão de 0,05; grupo 2 (xis) com similaridade de 0,965 e desvio padrão de 0,02; e por fim, grupo 3 (triângulo) com similaridade de 0,966 e desvio padrão de 0,02.

Figura 15 - Boxplot de similaridade dos 4 grupos.



Fonte: Formatação da autora.

Os valores obtidos acima foram combinados com os dados recebidos por meio dos questionários respondidos pelos 23 usuários participantes com o objetivo de entender os resultados. Para uma melhor compreensão, os dados individuais também foram extraídos dando assim uma perspectiva mais ampla de cada usuário dentro de seu grupo.

Em um primeiro momento foi construída uma planilha com os usuários divididos por grupos contendo informações individuais. A planilha possuía 13 colunas com informações extraídas da aplicação web, como a similaridade entre o conteúdo recomendado e o não recomendado, o tempo de escuta, entre outras. Além disso, também contava com respostas que poderiam influenciar os resultados finais considerando-se o comportamento do usuário na plataforma, como o fato de

compartilhar uma mesma conta com outro usuário, possuir assinatura gratuita, entre outras questões (ver Apêndice C).

Em uma das hipóteses iniciais da pesquisa, consideramos como comportamentos importantes para um bom nível de equivalência entre a música regularmente consumida e a recomendada os seguintes fatores: utilizar a plataforma várias vezes durante a semana, ter algum tipo de assinatura paga, não compartilhar a conta, desenvolver playlists, adicionar músicas à biblioteca e consumir conteúdo recomendado. Contudo, após uma análise dos dados, percebeu-se que nem todos os usuários com comportamentos considerados excelentes para essa afinidade entre conteúdos haviam alcançado valores elevados de similaridade, enquanto usuários que não chegavam a cumprir metade dos requisitos comportamentais atingiram altos valores de similaridade como podemos observar na tabela abaixo.

Tabela 11 - Exemplo das primeiras análises.

Id	Grupo	Similaridade	Usa	Assinatura	Compartilha	Salva Músicas	Conteúdo recomendado
9	1	0,848	Sempre	Premium	Não	Sim	Consome
17	3	0,982	Raramente	Free	Não	Não	Consome
23	0	0,674	1x na semana	Free	Não	Sim	Consome

Fonte: Formatação da autora.

O que pode influenciar essa diferença entre os valores de similaridade é o fato de que o Spotify não analisa apenas o comportamento do usuário dentro da plataforma. Como vimos mais acima, durante a discussão de como funciona um sistema de recomendação, pudemos entender que há outros caminhos que podem ser tomados até, por fim, chegar de fato à uma recomendação. A técnica de filtragem colaborativa é um dos métodos que podem explicar essa questão. Para que um usuário receba novas recomendações, o algoritmo procura, dentro de uma enorme matriz, usuários com gostos semelhantes a ele. Entretanto, o usuário escolhido como espelho para a recomendação que será dada pode consumir algum conteúdo diferente daquele que receberá a recomendação, mas este será recomendado da mesma forma com o objetivo de indicar canções nunca escutadas, diminuindo assim, os valores de similaridade entre conteúdo recomendado e orgânico.

Para identificarmos quais outras variáveis poderiam causar efeitos nos resultados, ainda com os usuários divididos em clusters, adicionamos para análise os dados obtidos através do cálculo de capital cultural (CC). Além disso, foram extraídos da aplicação web a quantidade de gêneros consumidos por cada usuário analisado, sendo assim, tornou-se possível identificar quais usuários poderiam ser considerados onívoros culturais (OC) como mostrado na Tabela 10.

Como já discutido anteriormente, a quantidade de gêneros criados para classificação na plataforma do Spotify é enorme e tendo em vista a pouca quantidade de pesquisas acerca desse assunto, apenas os gêneros pertencentes às classificações feitas por Peterson e Kern (1996), contando com pequenas adaptações considerando-se as modificações ocorridas ao passar dos anos, foram levados em consideração. Sendo assim, a média de gêneros escutados pelos 23 usuários analisados foi de 88, com máximo de 170 gêneros e mínimo de 7 de acordo com a classificação do Spotify. Em seguida, para padronizar os gêneros coletados considerando-se os já estudados por Peterson e Kern, os gêneros foram filtrados de acordo com as classificações de música erudita, música média e música inculta, e aqueles que pertenciam a algum desses 3 grupos foram utilizados na identificação de onívoros culturais.

Desta forma, apresentam-se 2 fatores relacionados aos gêneros: o primeiro sendo a quantidade total em termos de variação de gênero musical, enquanto o segundo fator leva em consideração a quantidade de gêneros pertencentes a cada uma das classificações culturais desenvolvidas por Peterson e Kern, ambas analisadas individualmente. Isto posto, a partir deste momento os resultados serão explanados, para posteriormente serem analisados e discutidos. Todos os resultados já estão com os dados já padronizados.

Tabela 12 - Cluster Losango.

Id	CC	OC	Gêneros (Erudito, Médio, Inculto)	Tempo de consumo	% Recomendado	Similaridade
23	16	Não	41 (E 0, M 5, I 7)	-1,373	1,191	0,674
26	14	Não	69 (E 0, M 5, I 7)	-0,965	1,221	0,881
27	16	Não	7 (E 0, M 1, I 0)	-1,185	1,219	0,789
28	13,5	Sim	74 (E 2, M 4, I 5)	-0,402	1,325	0,772
31	13	Sim	71 (E 1, M 3, I 5)	-0,684	1,322	0,833

Fonte: Formatação da autora.

O primeiro cluster a ser discutido é o cluster losango, formado por 5 usuários. Com similaridade de 0,79 e desvio padrão de 0,06. É o agrupamento com a menor similaridade entre conteúdo recomendado e não recomendado. Também possui os menores valores de capital cultural considerando sua média total de 14,5. Dos 5 usuários, 2 são considerados onívoros culturais, ambos com baixo capital cultural, porém, como observado anteriormente, nossa amostra possui um alto nível de educação, sendo comum encontrar esse resultado. A média de gêneros de 52,4 e também é a mais baixa entre os 4 grupos. De todos os agrupamentos são os usuários que menos utilizaram a plataforma, mas que consumiram as maiores quantidades (relativas) de conteúdo recomendado. Sobre os valores de similaridade individual, todos os usuários desse cluster obtiveram resultados abaixo de 0,8, com variação de 0,674 até 0,881.

Tabela 13 - Cluster Estrela.

Id	CC	OC	Gêneros (Erudito, Médio, Inculto)	Tempo de consumo	% Recomendado	Similaridade
6	17,5	Sim	170 (E 2, M 6, I 10)	1,459	0,553	0,987
9	17	Não	62 (E 0, M 4, I 9)	1,129	0,886	0,848
15	11,5	Não	147 (E 0, M 4, I 10)	2,658	-0,462	0,987
19	14	Não	106 (E 0, M 5, I 11)	1,297	-0,03	0,993
21	17,5	Sim	127 (E 2, M 5, I 7)	1,002	-0,425	0,966

Fonte: Formatação da autora.

Assim como o primeiro cluster, o grupo estrela também é composto por 5 usuários, sendo este com similaridade de 0,956 e desvio padrão de 0,05. Como pode ser observado, possui 3 usuários com ACC, tendo uma média geral de 15,5. Destes usuários, 2 foram considerados onívoros culturais tendo em vista que consomem ao menos um gênero pertencente a cada grupo de classificação. A média total de gêneros consumidos por esse grupo é de 122,4, sendo o usuário 6 quem experimentou mais gêneros, enquanto o usuário 9 o que menos variou. Em relação ao tempo de consumo durante o período de acompanhamento, o grupo 0 é aquele no qual os usuários mais consumiram música, sendo o usuário 15 quem mais escutou entre todos os 23 analisados. Quanto à porcentagem de consumo de músicas recomendadas os valores variam, o usuário 9 foi quem mais consumiu e o usuário 15

quem menos consumiu. No que se refere a questão da similaridade, 80% dos usuários apresentaram valores acima de 0,9. Apenas o usuário 9, o mesmo que obteve o maior valor na porcentagem de consumo recomendado, ficou com a similaridade mais baixa do grupo: 0,848.

Tabela 14 - Cluster Xis.

Id	CC	OC	Gêneros (Erudito, Médio, Inculto)	Tempo de consumo	% Recomendado	Similaridade
2	18,5	Não	68 (E 0, M 5, I 7)	-1,294	-1,407	0,914
3	19	Sim	93 (E 1, M 6, I 8)	-0,228	-1,392	0,979
13	15,5	Sim	40 (E 1, M 6, I 4)	0,162	-2,072	0,959
24	17	Sim	94 (E 1, M 5, I 9)	0,378	-1,289	0,988
25	18	Sim	60 (E 1, M 5, I 10)	-0,81	-1,054	0,967
29	15	Sim	119 (E 1, M 5, I 9)	-0,438	-0,765	0,981

Fonte: Formatação da autora.

Composto por 6 usuários, no grupo xis a similaridade ficou com o valor de 0,965 e desvio padrão de 0,02, sendo o segundo maior grupo com mais afinidade entre o conteúdo recomendado e o regularmente utilizado. O capital cultural obteve média de 17,16, com 83,3% possuindo altos valores de capital cultural. É o agrupamento que conta com o maior número de onívoros culturais, com um total de 83,3% dos usuários inseridos nele. A média total de gêneros é de 79, sendo o usuário 13 quem menos obteve variedade e o usuário 29 quem mais consumiu diferentes gêneros. A respeito do tempo de consumo os valores estão dentro da média levando em consideração os outros 3 grupos. Quanto ao consumo de conteúdo recomendado, o cluster estrela é formado pelos usuários que menos consumiram conteúdos recomendados no total dos 23 usuários. Por fim, as similaridades individuais dos usuários contaram com valores bem próximos um dos outros, variando de 0,91 a 0,98.

Tabela 15 - Cluster Triângulo.

(Continua)

Id	CC	OC	Gêneros (Erudito, Médio, Inculto)	Tempo de consumo	% Recomendado	Similaridade
5	18	Não	115 (E 0, M 6, I 10)	0,29	-0,464	0,967
11	17	Sim	136 (E 1, M 6, I 11)	0,345	0,465	0,968
12	13	Não	88 (E 0, M 5, I 9)	0,154	-0,076	0,987

						(Conclusão)
14	19,5	Não	14 (E 0, M 2, I 1)	-0,692	0,024	0,921
16	12	Sim	123 (E 1, M 4, I 8)	-0,13	0,286	0,975
17	16,5	Sim	115 (E 2, M 6, I 10)	0,053	0,675	0,982
18	18,5	Não	87 (E 0, M 5, I 7)	-0,726	0,271	0,96

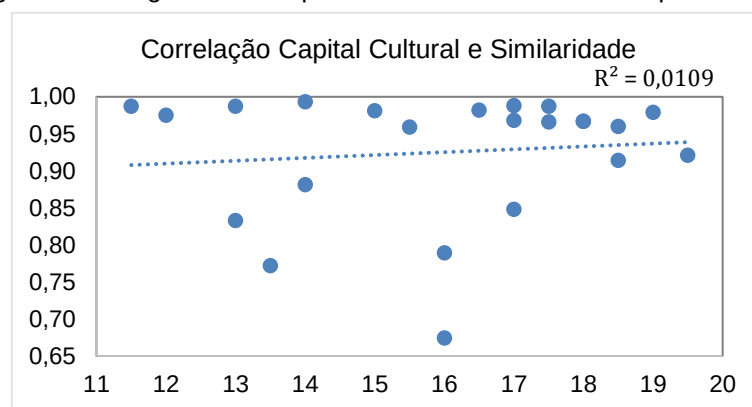
Fonte: Formatação da autora.

O cluster triângulo possui a maior quantidade de usuários, com 7 no total, e a maior taxa de similaridade entre todos os grupos com valor de 0,966 e desvio padrão de 0,02. A média de capital cultural é 16,35 e 71,4% dos usuários possuem alto capital cultural. Entre seus usuários, 3 são considerados onívoros culturais e a média de gêneros consumidos é de 96,8. Com relação ao tempo de consumo, o grupo possui valores próximos aos do cluster estrela. Quanto ao consumo de conteúdo recomendado, os resultados obtidos são diversos com valores entre -0,464 e 0,675. Por fim, nenhuma das similaridades dos 7 usuários apresentam valores abaixo de 0,9.

Observando as tabelas acima e os dados extraídos a partir delas, buscou-se identificar uma relação entre os valores de similaridade, o comportamento dos usuários dentro da plataforma (quantidade de gêneros consumidos, tempo de consumo, porcentagem do consumo de música recomendada) e seu padrão de gosto segundo os valores de capital cultural e classificação de onívoros culturais.

Após análise, os usuários com altos valores de similaridade não pareceram apresentar divergências significativas nas relações citadas acima. O grupo 2 (xis), que consumiu em menor escala os conteúdos oferecidos pela plataforma e obteve a maior média de capital cultural em comparação com os outros clusters, obteve um alto valor de similaridade. Enquanto o grupo 0 (losango), que mais fez uso do serviço de recomendação e possui a menor média de capital cultural, alcançou o menor resultado de correspondência entre os conteúdos, contando com usuários que não conseguiram exceder o valor de 0,881. Desse modo, verificamos se houve alguma correlância entre o capital cultural e a similaridade dos conteúdos.

Figura 16 - Diagrama de dispersão entre similaridade e capital cultural.



Fonte: Formatação da autora.

Como podemos verificar no diagrama o coeficiente de determinação possui um valor bem baixo, com um valor próximo a 1%. Assim sendo, em relação aos valores de similaridade entre os conteúdos recomendados e orgânicos, o nível de capital cultural não exerce influência direta no resultado final.

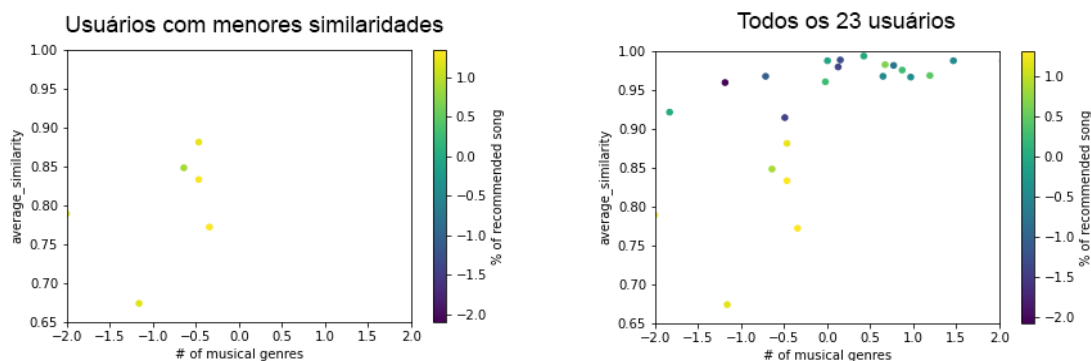
Questões que podemos destacar sobre esse último cluster citado, o losango, é a pouca variação de gêneros escutados pelos usuários, além do menor resultado de alto capital cultural, contando com a menor média total em ambos os casos. O único usuário fora deste grupo que também não alcançou valores de equivalência de conteúdo mais altos foi o usuário 9, do cluster estrela, que obteve 0,848 de similaridade. No entanto, apesar de não pertencer ao grupo de menor similaridade média, o usuário 9 possui pontos em comum com relação aos usuários do grupo 2: pouca variedade de gênero, ficando abaixo da média geral equivalente a 88 e o maior consumo de conteúdo recomendado de todos os outros usuários não pertencentes ao grupo 2. Para uma melhor visualização, uniu-se o usuário 0 ao cluster losango na tabela e diagramas a seguir.

Tabela 16 - Usuários com menor valor de similaridade.

Id	Cluster	Quantidade de Gêneros	% Recomendado	Similaridade
23	Losango	41	1,191	0,674
28	Losango	74	1,325	0,772
27	Losango	7	1,219	0,789
31	Losango	71	1,322	0,833
9	Estrela	62	0,886	0,848
26	Losango	69	1,221	0,881

Fonte: Formatação da autora.

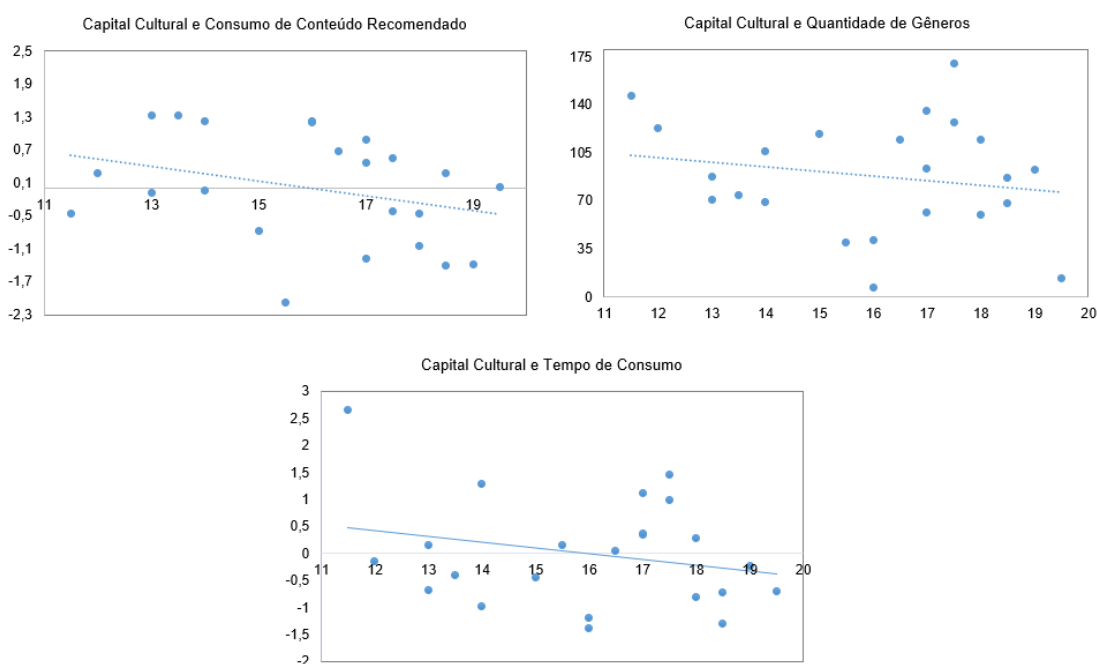
Figura 17 - Diagrama de dispersão entre gêneros, similaridade e consumo de recomendado.



Fonte: Formatação da autora.

Desta forma, um dos pontos a ser discutido é o fato de que o cluster losango, agrupamento com maior consumo de conteúdo recomendado, é composto por usuários que possuem a menor média de capital cultural entre todos os outros, enquanto o cluster xis é o grupo que menos consumiu conteúdo recomendado e possui a maior média de capital cultural entre os 4 grupos. Contudo, a partir da nossa amostra e das análises realizadas o capital cultural não se mostrou como fator decisivo nos comportamentos dos usuários e valores de similaridade encontrados.

Figura 18 - Diagrama de dispersão entre CC e consumo de recomendado, quantidade de gêneros e tempo de consumo.



Fonte: Formatação da autora.

Podemos entender que a partir da análise da amostra, 100% formada por estudantes universitários de níveis que vão desde a graduação ao doutorado, o nível de capital cultural deixado para o indivíduo através do seu histórico familiar social e cultural, não interfere em suas decisões pois mesmo alguns usuários com baixo capital cultural possuíram comportamentos similares aos que possuem alto nível de capital cultural. Assim sendo, as críticas de Goldthorpe (2007), HALSEY et al. (1980) e tantos outros, sobre a rigidez social proposta por Bourdieu são válidas aqui, refutando a diferenciação entre os usuários com baixo ou alto capital cultural.

Além da técnica de filtragem colaborativa discutido na Tabela 11 e considerando que todos os usuários recebem recomendações originadas pelas mesmas técnicas, o que pode estar influenciando a baixa similaridade entre conteúdo recomendado e orgânico do grupo losango e do usuário 9, pertencente ao grupo estrela, são esses dois fatores: consumir uma menor variedade de gêneros em conjunto com o alto uso dos algoritmos de recomendação dificultam a compreensão do sistema de recomendação quanto ao gosto dos usuários, podendo assim, recomendar conteúdos menos semelhantes àqueles regularmente consumidos; e o outro fator seria a questão de que o alto consumo de música recomendada abre espaço para o lançamento de conteúdos com viés publicitário, como a venda de espaços em playlists para determinados usuários que sejam o público do artista, sendo assim, mesmo sendo pertencentes à mesma categoria de gênero, podem possuir características de áudio diferentes dos conteúdos consumidos regularmente pelos usuários, causando a baixa similaridade.

Para este último ponto, decidiu-se analisar os valores de popularidade e a similaridade das características de áudio das músicas escutadas pelos 23 usuários. Ainda divididos nos mesmos clusters, foram verificados os valores de popularidade média (PM) geral das músicas executadas, popularidade média das músicas recomendadas e não recomendadas de cada grupo. O índice de popularidade fornecido pelo Spotify é calculado a partir do número de streams recebidos num curto período de tempo, contando com um peso maior para as músicas mais recentes, portanto, é um valor que pode aumentar ou diminuir ao longo do tempo.

Tabela 17 - Popularidade dos clusters.

Cluster	PM (Geral)	PM (Recomendadas)	PM (Não Recomendadas)
Losango	52.34	55.78	58.07
Estrela	48.38	47.61	45.92
Xis	59.43	57.47	58.64
Triângulo	55.74	56.03	52.68

Fonte: Formatação da autora.

A partir dos valores acima pode-se perceber que os valores médios de popularidade são semelhantes entre músicas recomendadas e não recomendadas, mantendo assim os valores em um padrão similar, sem muitas alterações entre os conteúdos. Ter ambos, conteúdo orgânico e recomendado, nos mesmos níveis de popularidade não descarta a hipótese comercial. Níveis de popularidade apenas dizem respeito ao número de acessos recebidos, contando com um peso maior para arquivos mais recentes. Não sendo contrário a hipótese de que alguns conteúdos são originários de uma divulgação. Por outro lado, como o conteúdo recomendado não se mostrou mais "popular" do que o não recomendado, não foi possível detectar um viés que pudesse influenciar os usuários na direção de músicas mais populares.

O que também podemos notar é que o grupo com o menor valor de popularidade, saindo um pouco do padrão dos outros grupos, é o cluster estrela. Quando os valores deste cluster são analisados individualmente entende-se que o usuário 15, aquele que mais escutou música entre todos os usuários analisados, consome muitos artistas com um baixo grau de popularidade, tendo como média geral 29.99 de popularidade. Contudo, esse valor mais baixo parece ter a ver apenas com o gosto pessoal do usuário e quantidade de vezes que o artista consumido é escutado pelo público geral, não sendo relacionado ao tempo de escuta ou qualquer outra característica comportamental.

Em seguida, resolvemos analisar novamente as nove características de áudio mencionadas no início do capítulo, verificando sua similaridade média geral para entender de forma mais completa a diferença na similaridade entre o conteúdo recomendado e orgânico.

Tabela 18 - Similaridade média das características de áudio.

Característica	Cluster Losango	Cluster Estrela	Cluster Xis	Cluster Triângulo
Acústica	0,719	0,934	0,948	0,972
Dançabilidade	0,762	0,96	0,959	0,967
Energia	0,755	0,954	0,96	0,957
Instrumentalidade	0,888	0,974	0,982	0,946
Vivacidade	0,8	0,944	0,97	0,966
Sonoridade	0,887	0,968	0,969	0,973
Vozes detectadas	0,858	0,98	0,98	0,985
Tempo	0,754	0,94	0,957	0,975
Valência	0,686	0,952	0,958	0,951

Fonte: Formatação da autora.

Para os atributos vistos acima, podemos perceber que o cluster losango, grupo com a menor similaridade de conteúdos, apresenta de fato valores de similaridade de características de áudio bem abaixo dos valores encontrados nos outros clusters, principalmente com relação a valência (positividade, euforia) das músicas. Podemos perceber assim que, por mais que o conteúdo recomendado e o orgânico possuam os mesmos níveis de popularidade dentro da plataforma, as músicas ainda assim possuem características de áudio diferentes.

Entende-se, portanto, que o algoritmo pode sim ofertar canções diferentes daquelas que os usuários já costumam escutar, tendo em vista que a popularidade não comprova a homogeneidade entre os conteúdos, mas sim se ambos (recomendado e orgânico) são muito consumidos na plataforma ou não. Como resultado, os dados coletados indicam que aspectos sociais relacionados ao capital cultural não influenciam diretamente na acurácia das recomendações oferecidas, o mesmo ocorre com os aspectos relacionados à conta do usuário. No entanto, a diversidade de gêneros escutados, independentes de serem ou não onívoros culturais, e a quantidade de consumo de conteúdo recomendado mostraram-se fatores importantes para a definição dos valores de similaridade entre o conteúdo recomendado e o regularmente consumido, respondendo assim à QP4.

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

O presente trabalho teve como objetivo analisar as consequências do consumo musical através de serviços de streaming no gosto de seus usuários. A partir de métodos quali-quantitativos e do desenvolvimento de um grupo para análise aprofundada, foi possível perceber que a nova dinâmica de consumo musical, na qual sistemas de recomendação são utilizados em plataformas de streaming como o Spotify, maior serviço de streaming musical do Brasil, pode causar algumas transformações no consumo dos seus usuários e na indústria musical.

Para o mercado fonográfico de maneira geral, há importantes mudanças na forma como o artista se posiciona dentro da plataforma, principalmente para aqueles independentes ou de menor porte. O potencial alcançado pelo Spotify e outros serviços de streaming musical tem aumentado nos últimos anos. Com a influência do Spotify no mercado e no comportamento do usuário através de suas curadorias feitas na plataforma, a dinâmica de consumo fica propícia a receber cada vez mais intervenções. Considerando a quantidade de dados que a plataforma tem acesso, espera-se que esse impacto se intensifique nos próximos anos. Além disso, a nova configuração de gêneros desenvolvida pelo Spotify traz a possibilidade do artista abandonar a necessidade de se manter em um mercado voltado para a massa, o foco agora pode ser escolhido através dos nichos mercadológicos (ANDERSON, 2006).

Além da enorme quantidade de dados disponíveis para as gravadoras e os artistas encontrarem a melhor forma de promover seu conteúdo, há ainda uma discussão que envolve a facilidade de grandes gravadoras conseguirem uma posição de destaque organicamente ou para além de sua popularidade através do uso do já discutido *jabá 2.0*. Seja através de conteúdos publicitários no Spotify ou pela compra de posições em listas de reproduções de grande alcance, os espaços para novos artistas tendem a ficar cada vez menor, causando desta forma alterações no processo de entrada na cena musical, nos gráficos de vendas e até mesmo na dinâmica de consumo dos usuários já que nem sempre o sistema fornece aos usuários a devida transparência de como os artistas que estão no topo ganharam esse espaço. Outra questão diretamente relacionada à produção musical, é como os conteúdos estão sendo criados pensando quase exclusivamente nesse novo sistema de consumo através das plataformas digitais. Muitos artistas estão produzindo músicas voltadas

para playlists específicas, álbuns repletos de singles considerados vendáveis digitalmente, mixtapes e conteúdos publicitários que possam ser utilizados em parceria com o Spotify. Isso tudo apesar das várias discordâncias entre plataforma e artistas com relação ao pagamento de *royalties*, assunto não abordado nesta pesquisa por fugir de seu objetivo central, tendo em vista a enorme influência da plataforma no mercado musical atual.

Com relação aos usuários da plataforma pudemos verificar diversas questões. É indiscutível a facilidade que serviços como o Spotify trazem para a sociedade como um todo. O acesso ao enorme acervo por qualquer pessoa, em qualquer lugar e a qualquer hora, facilita e permite o alcance de certos tipos de conteúdo que antes não eram oferecidos à algumas classes, democratizando assim o acesso à música. Experiências, educação, gostos, estilos de classe criam tendências de comportamento que podem virar barreiras, fazendo com que os indivíduos sigam padrões sociais. Exemplo disso é que nesse estudo pudemos perceber que apesar de todos os usuários terem acesso ao acervo completo do Spotify, apenas 52,17% dos usuários acompanhados pela aplicação web foram considerados onívoros culturais. Ou seja, apenas 12 dos 23 usuários entrevistados consomem ao menos um gênero pertencente a cada uma das três classificações de gênero de Peterson e Kern (1996), sendo a música erudita, considerada a categoria mais culta, a que menos foi consumida. Gêneros como o funk, pop e o rock, que estão cada vez mais presentes na produção musical brasileira, sejam mesclados ou separados, foram os mais consumidos entre onívoros e não onívoros. Para entender de forma mais aprofundada se de maneira geral as plataformas de streaming conseguem quebrar essas divisões a partir da exposição a conteúdos recomendados, faz-se necessário um estudo mais completo com uma maior quantidade de indivíduos a serem observados.

Outra questão percebida a partir da pergunta sobre a acurácia de conteúdos recomendados, é a falta de conscientização por parte dos usuários sobre a plataforma como um todo. Ao indicarem em uma das repostas do questionário (ver seção 4.1.2) que consumiam playlists como *Daily Mix*, descobertas da semana, e em seguida informarem que não consomem conteúdo recomendado, provam que não possuem ideia de como distinguir o que é recomendado ou orgânico, não tendo, dessa forma, a possibilidade de entender a influência exercida por um sistema de recomendação de tamanha importância na indústria musical em sua dinâmica de consumo.

Um terceiro ponto a ser observado é o deslumbramento que o uso de recomendações causa nos usuários. Apesar de receber alguns comentários negativos quanto ao funcionamento do sistema de recomendação durante a pesquisa, praticamente todos os usuários faziam uso de alguma ferramenta que trabalha com indicação de conteúdo na plataforma. Mesmo aqueles que notaram uma diferença maior entre conteúdo orgânico e recomendado, continuaram a fazer uso das ferramentas. Deste modo, podemos entender que a possibilidade de receber um conteúdo personalizado, seja ele preciso ou não, traz aos indivíduos uma sensação de prazer, da posse de algo que é exclusivo, tornando possível uma forma de distinção social no qual posso demonstrar aos outros os meus gostos, o quanto minha plataforma está adaptada ao meu comportamento. Prova disso é a atenção que a retrospectiva de fim de ano da plataforma recebe. A grande maioria dos usuários espera pelo momento de revelação dos dados para compartilhar seus gostos, sua representação de identidade e valores. O problema desse encantamento é a “personalização em massa” para agradar e manter o usuário engajado, moldando suas práticas de consumo.

Ao olharmos os dados de características de áudio dos clusters foram os valores de similaridade do grupo losango. Os outros grupos ficaram com valores próximos a 1 em todas as características, exceto o grupo em questão no qual nenhum valor ultrapassou 0,8. Assim sendo, podemos perceber que há a possibilidade da plataforma entregar recomendações que sejam distintas daquele conteúdo já consumido. É possível que a venda de espaços em playlists e a percepção de uma boa recepção do usuário, através dos dados sobre seu comportamento de consumo, cause a oferta de novos conteúdos, ainda que ele se mantenha fora de sua bolha de consumo. Contudo, esse dilema das recomendações sobre ser semelhante demais ou muito fora da bolha ainda é um problema para o sistema. Com a enorme quantidade de usuários sugerir músicas e entender o que as pessoas esperam torna-se uma tarefa complicada. Pudemos perceber a partir de algumas respostas sobre acurácia de conteúdos recomendados que algumas expectativas não são alcançadas. Ao mesmo tempo que alguns usuários adoram receber conteúdos fora de sua bolha de gosto, outros parecem bem insatisfeitos com as recomendações recebidas. Nessa questão de similaridade x diversidade há um longo caminho pela frente, é possível que fornecer maiores informações sobre o funcionamento do sistema, da razão por trás das recomendações e até mesmo dar a possibilidade de personalização do nível

de recomendação traga uma maior compreensão e confiança naquilo que está sendo recebido, seja para consumir ou apenas indicar ao algoritmo que o conteúdo não atende sua expectativa.

Considerando os resultados obtidos nas entrevistas e no acompanhamento feito através da aplicação web, foi possível obter as respostas de alguns dos questionamentos feitos ao início do estudo. Com os dados coletados vimos que características de perfil do usuário com relação a tempo de uso, compartilhamento de conta, entre outros, não causou efeitos notáveis na similaridade desses conteúdos. A partir da divisão dos usuários em clusters pudemos perceber que na verdade o que realmente influenciou a baixa similaridade entre conteúdo recomendado e o orgânico, foi um conjunto formado por 2 fatores: o grande volume de consumo de conteúdo recomendado em união com a pouca variação de gênero, ou seja, usuários que consumiram muitas músicas recomendadas e também ficaram abaixo da média geral da diversidade de gêneros musicais consumidos foram os que obtiveram valores de similaridade abaixo de 0,9.

Sobre o capital cultural pudemos entender que, apesar da ideia de que usuários com alto nível de capital cultural possuem maior conhecimento cultural e *know-how*, na amostra estudada os valores definidos para o nível de capital cultural não se mostraram decisivos nos resultados de similaridade entre conteúdo recomendado e orgânico. Também não fizeram diferença com relação a comportamentos de consumo como o tempo gasto no Spotify, variedade de gêneros ou alta exposição a conteúdos recomendados. Assim, podemos trazer a questão do alto grau de escolaridade dos usuários acompanhados, estudantes de graduação, mestrado e doutorado, como fator que possibilitou uma mobilidade social na qual o capital cultural, sendo alto ou baixo, não afeta comportamentos ou conhecimentos que venham a ser adquiridos.

Deste modo, acreditamos que a pesquisa cumpriu o seu papel ao buscar entender as consequências dessa nova dinâmica de consumo trazida pelo uso de um sistema de recomendação na plataforma de streaming Spotify. Alcançando seus objetivos e respondendo grande parte das questões propostas, das quais não foi possível identificar apenas o nível de influência (QP3) a partir da exposição a conteúdos recomendados, servindo, assim, como base para futuras discussões que possam vir a enriquecer o estudo.

REFERÊNCIAS

AMPLIFYING Artist Input in Your Personalized Recommendations. Newsroom, 2020. Disponível em: <https://newsroom.spotify.com/2020-11-02/amplifying-artist-input-in-your-personalized-recommendations/>. Acesso em: 27 de fev. de 2022.

ANDERSON, Chris. **A Cauda Longa: a nova dinâmica de marketing e vendas: como lucrar com a fragmentação dos mercados**. São Paulo: Campus, 2006.

ANANNY, Mike; CRAWFORD, Kate. **Seeing without knowing**: Limitations of the transparency ideal and its application to algorithmic accountability. *new media & society*, v. 20, n. 3, p. 973-989, 2018

BARBOSA, Livia; CAMPBELL, Colin. **Cultura, consumo e identidade**. FGV Editora, 2006.

BARGUEÑO, Miguel Ángel. Como a pandemia, a televisão e o Spotify 'mataram' os grupos musicais. *El País*, 2021. Disponível em: <https://brasil.elpais.com/cultura/2021-04-17/como-a-pandemia-a-televisao-e-o-spotify-mataram-os-grupos-musicais.html>. Acesso em: 02 de mai. de 2021.

BARNA, Emilia. **“The Perfect Guide in a Crowded Musical Landscape:” Online Music Platforms and Curatorship**. *First Monday* 22 (4) (Accessed 28 August 2018). 2017.

BARROS, Laan Mendes de. **O Jovem e a comunicação**: leitura do mundo, leitura de si. DIDONÉ, Iraci Maria; SOARES, Ismar de Oliveira (orgs). São Paulo: Loyola, 1992.

BORGES, V. **Novos modelos de produção musical e consumo: um estudo sobre as mudanças ocorridas com o advento das plataformas digitais**. Niterói, 2011. Dissertação (Mestrado em Ciência da Arte) - Departamento de Ciência da Arte: Universidade Federal Fluminense.

BOURDIEU, Pierre. [1979]. **A Distinção: crítica social do julgamento**. São Paulo: Edusp, 2007.

BRYSON, Bethany. **"Anything But Heavy Metal": Symbolic Exclusion and Musical Dislikes**. *American Sociological Review*, Vol. 61, No. 5. (Oct., 1996). Disponível em: http://dsodown.mywebtext.org/pdf/s01-Bryson_Bethany.pdf Acesso em: 20 set. 2020.

BURKE, Robin. **Multisided fairness for recommendation**. arXiv preprint arXiv:1707.00093, 2017.

Burr, C., N. Cristianini, and J. Ladyman. **An Analysis of the Interaction Between Intelligence Software Agents and Human Users.** *Minds and Machines* 28 (4): 735–774. 2018.

CAMPBELL, Colin. **A ética romântica e o espírito do consumismo moderno.** Rio de Janeiro: Rocco, 2001.

CARTER, Rita. **The Human Brain Book.** 1. Ed. New York, USA: ISBN, 2009.

CRAMER, H. et al. **Assessing and addressing algorithmic bias in practice.** *interactions* 25, 6 (November - December 2018), 58–63. DOI:<https://doi.org/10.1145/3278156>. 2018.

CRITÉRIO Brasil. ABEP, 2021. Disponível em: <https://www.abep.org/criterio-brasil>. Acesso em: 15 de jun. 2021.

DANTON, Eric R. Streaming Success? How Some Artists Are Building Their Careers Through Spotify Playlists. *Fortune*, 2019. Disponível em: <https://fortune.com/2019/12/12/spotify-artists-success-streaming-playlists/>. Acesso em: 17 de jul. de 2020.

DEMARTINI, Marina. Em um ano, brasileiros ouviram 200 mi de horas no Spotify. *Exame*, 2015. Disponível em: <https://exame.com/tecnologia/em-um-ano-brasileiros-ouviam-200-mi-de-horas-no-spotify/>. Acesso em: 25 de jun. de 2020.

DIEP, Eric. Drake Announces New Project ‘More Life’. *COMPLEX*, 2016. Disponível em: <https://www.complex.com/music/2016/10/drake-new-project-more-life>. Acesso em: 18 de ago. de 2020.

DIMAGGIO, Paul. **Classification in Art.** *American Sociological Review* 52:440–55, 1987. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2095290?item_view=read_online&refreqid=excelsior%3A7d5a18d663269d4def751c81427eca57> Acesso em: 20 set. 2020.

EMMISON, M., and John F. **Information Technology as Cultural Capital.** *Australian Universities Review*. 1998.

ENGELBERT, Ricardo; WEILER, Alexandre L.G.; GRAEML, Alexandre Reis. **Revisitando o modelo de fine: Ipod/Iitunes e a Evolução da cadeia de valor do infotenimento.** São Paulo: Simpoi, 2008.

ERIKSSON, Maria & Anna JOHANSSON: **Tracking Gendered Streams**, *Culture Unbound*, Volume 9, issue 2, 2017: 163–183. Published by Linköping UniversityElectronic Press: <http://www.cultureunbound.ep.liu.se>

FOUCAULT, Michel. **Microfísica do poder**. Organização e tradução de Roberto Machado. Rio de Janeiro: Edições Graal, 1979.

FRIEDMAN, A. et al. **Privacy Aspects of Recommender Systems**. In: Ricci F, Rokach L, Shapira B (eds) Recommender systems handbook, 2nd edn. Springer Science + Business Media, New York, pp 649–688. 2015.

GIL, Antonio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo: Atlas, 2002. Métodos e técnicas de pesquisa social, v. 6, p. 22-23, 1999.

GIL, Antonio Carlos. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6. ed. Editora Atlas SA, 2008.

GLOBAL MUSIC MARKET OVERVIEW. IFPI. Disponível em: <https://gmr2021.ifpi.org/report>. Acesso em: 26 de mar. de 2021.

GOLDTHORPE, John H. **"Cultural Capital"**: Some Critical observations. Sociologica, v. 1, n. 2, p. 0-0, 2007.

GOMES, C. et al. SPOTIFY: **STREAMING E AS NOVAS FORMAS DE CONSUMO NA ERA DIGITAL**. Intercom – Sociedade Brasileira de Estudos Interdisciplinares da Comunicação XVII Congresso de Ciências da Comunicação na Região Nordeste, Natal, 2 a 4 julho 2015. 1-11.

HALSEY, A.H.; HEATH, A.; RIDGE, J.M. **Origins and destinations**: family, class, and education in modern Britain. Oxford, Varendon Press. 1980.

HENNION, Antoine. **Gustos musicales**: de una sociología de la mediación a una pragmática del gusto. Comunicar, v. 17, n. 34, p. 25-33, 2010.

HOLT, Lori L.; LOTTO, Andrew J. **Speech perception as categorization**. Attention, Perception, & Psychophysics, v. 72, n. 5, 2010.

HURON, David. **Um instinto para a música: seria a música uma adaptação evolutiva?**. Em Pauta, Porto Alegre, v. 20, n. 34/35, janeiro a dezembro 2012. ISSN 1984-7491.

IFPI releases Engaging with Music 2021. IFPI, 2021. Disponível em: <https://www.ifpi.org/ifpi-releases-engaging-with-music-2021/>. Acesso em: 11 de nov. de 2021.

IFPI issues annual Global Music Report. IFPI, 2020. Disponível em: <https://www.ifpi.org/ifpi-issues-annual-global-music-report/>. Acesso em: 05 de mai. de 2020.

INGHAM, Tim. Record labels can now pay Spotify to promote artists on the platform, via pop-up 'Music For You' alerts. Music Business Worldwide, 2019. Disponível em: <https://www.musicbusinessworldwide.com/record-labels-can-now-pay-spotify-to-promote-artists-on-the-platform-via-pop-up-music-for-you-alerts/>. Acesso em: 21 de out. de 2020.

INSIDE Spotify data mission. Spotify for brands, 2020. Disponível em: <https://www.spotifyforbrands.com/pt-BR/insights/inside-spotifys-data-mission/>. Acesso em: 30 de mai. de 2020.

IvyPanda. **Critical analysis on Does Cultural Capital Structure American Consumption.** <https://ivypanda.com/essays/critical-analysis-on-does-cultural-capital-structure-american-consumption/> 2018.

IZQUIERDO, Ivan. **Memórias.** Estudos históricos [online]. vol.3, n.6. 1989. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S0103-40141989000200006>>. Acesso em 12 abr. 2020.

KAKU, Michio. **O futuro da mente: A busca científica para entender, aprimorar e potencializar a mente.** Editora Rocco, 2015.

KERCKHOVE, Derrick de. **A Pele da Cultura – Investigando a nova realidade eletrônica.** São Paulo: Annablume, 2009.

KOENE, A. et al. **"Research Ethics and Public Trust, Preconditions for Continued Growth of Internet Mediated Research"**, at 1st International Conference on Information System Security and Privacy (ICISSP), 9-11 February, 2015.

KOTARBA, Joseph A.; VANNINI, Phillip. **Understanding society through popular music.** 1 ed. Nova York: Routledge, 2009.

LAMERE, Paul. Gender Specific Listening. Music Machinery, 2014. Disponível em: <https://musicmachinery.com/2014/02/10/gender-specific-listening/>. Acesso em: 24 de mar. de 2021.

_____. Exploring age-specific preferences in listening. Music Machinery, 2014. Disponível em: <https://musicmachinery.com/2014/02/13/age-specific-listening/>. Acesso em: 24 de mar. de 2020.

LANGE, Bastian. **The Evolution of Music Tastemakers in the Digital Age: The Rise of Algorithms and the Response of Journalists.** In The Production and Consumption of Music in the Digital Age, edited by Brian J. Hraacs, Michael Seman, and Tarek E. Virani, 237–47. New York, USA:Routledge. 2016.

LEMOS, A. **As estruturas antropológicas do ciberespaço**. In: Cibercultura: tecnologia e vida social na cultura contemporânea. Porto Alegre: Sulina, 2008.

LEVITIN, Daniel J. **A música no seu cérebro: a ciência de uma obsessão humana**. Rio de Janeiro: Civilização Brasileira, 2010.

LIPOVETSKY, Gilles. **A felicidade paradoxal: ensaio sobre a sociedade de hiperconsumo**. São Paulo: Companhia das Letras, 2007

LOUI, Psyche; WESSEL, David L.; KAM, Carla L. Hudson. **Humans rapidly learn grammatical structure in a new musical scale**. Music perception, v. 27, n. 5, p. 377-388, 2010.

MACEDO, S. B. **As dimensões do consumo da nova classe média e a influência do capital cultural**. 2014. 140 p. Dissertação (Mestrado em Administração) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2014.

MALHOTRA, N.K. **Pesquisa de Marketing Uma Orientação Aplicada**. Porto Alegre: Bookman, 4ª Edição, 2004.

MARKETING to Millennials on Spotify: Key streaming moments. Spotify Advertising, 2020. Disponível em: <https://ads.spotify.com/en-US/millennials-on-spotify/>. Acesso em: 02 de dez. de 2020.

MARTINS, Sérgio. Cinco razões que explicam por que o CD se tornou obsoleto. Veja, 2019. Disponível em: <https://veja.abril.com.br/cultura/cinco-razoes-que-explicam-por-que-o-cd-se-tornou-obsoleto/>. Acesso em: 06 de dez. de 2020.

MCINTYRE, Hugh. Millennials Are Leading The Spotify Revolution. Forbes, 2016. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/hughmcintyre/2016/04/20/millennials-are-leading-the-spotify-revolution/?sh=2985e7c75b78>. Acesso em: 02 de dez. de 2021.

MERCADO fonográfico mundial e brasileiro em 2018. IFPI, 2018. Disponível em: <https://pro-musicabr.org.br/wp-content/uploads/2019/04/release-brasil-GMR2019-e-mercado-brasileiro-2018.pdf>. Acesso em: 05 de mai. de 2020.

MORRIS, Jeremy Wade. **Selling Digital Music: Formatting Culture**. Oakland, CA, USA: University of California Press. 2015.

MUSIC became even more valuable on YouTube in 2019. PEX, 2019. Disponível em: <https://pex.com/blog/state-of-youtube-2019-music-more-valuable/>. Acesso em: 06 de dez. de 2020.

NA PALMA da Mão. Gente Globo, 2020. Disponível em: <https://gente.globo.com/na-palma-da-mao/>. Acesso em: 05 de dec, 2020.

NEGUS, Keith. **Music Genres and Corporate Cultures**. Routledge, 1999

NEISSER, U. **Cognition and Reality**. San Francisco: W. H. Freeman. 1976.

O QUE o Brasil ouve: Edição Streaming. ECAD, 2020. Disponível em: <https://www3.ecad.org.br/em-pauta/Documents/O%20que%20o%20Brasil%20Ouve%20-%20Streaming.pdf>. Acesso em: 27 de fev. de 2021.

PACHET, François; SONY, C. S. L. **Hit song science**. Music data mining, p. 305-326, 2012.

PENNA, Maura. **Música (s) e seu ensino**. rev. e ampl. Porto Alegre: Sulina, 2010.

PEREZ, Sarah. Spotify users push back at the over-the-top Drake promotion. TechCrunch, 2018. Disponível em: <https://techcrunch.com/2018/07/03/spotify-users-push-back-at-the-over-the-top-drake-promotion/>. Acesso em: 18 de ago. de 2020.

PETERSON, Richard A.; SIMKUS, Albert. **How musical tastes mark occupational status groups**. In: Lamont, Michele, Fournier, Michael (Eds.), Cultivating Differences. University of Chicago Press, Chicago, 1992.

PETERSON, Richard A., KERN, Roger M.. **Changing highbrow taste: from snob to omnivore**. American Sociological Review, USA, 1996, n.61, p.900-907, out. 1996.

RAVACHE, Guilherme. Jabá 2.0: como os artistas pagam para aparecer na sua playlist do Spotify. UOL, 2021. Disponível em: <https://www.uol.com.br/splash/colunas/guilherme-ravache/2021/04/06/jaba-20-como-os-artistas-pagam-para-aparecer-na-sua-playlist-do-spotify.htm>. Acesso em: 06 de mai. de 2021.

RESNICK, Paul; VARIAN, Hal R. **Recommender systems**. Communications of the ACM, v. 40, n. 3, p. 56-58, 1997.

RICCI, F.; ROKACH, L.; SHAPIRA, B.; KANTOR, P. B., editors. **Recommender Systems Handbook**. Springer. 2011

QUEIROZ, S. **Group recommendation strategies based on collaborative filtering**. 2003. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Pernambuco.

SANTAELLA, Lúcia. **Da cultura das mídias à cibercultura: o advento do pós-humano**. Revista Famecos, v. 10, n. 22, p. 23-32, 2003.

SANTINI, Rose Marie. **O Algoritmo do Gosto: Os Sistemas de Recomendação On-Line e seus Impactos no Mercado Cultural**. Volume 1. Editora Appris, 2020.

SCATAMBURLO, Bianca; CAMPOS, Nara. A Era do Áudio: Tendências do consumo de Streaming de Áudio no Brasil. Comscore, 2020. Disponível em: <https://www.comscore.com/por/Insights/Blog/Tendencias-do-consumo-de-Streaming-de-Audio-no-Brasil>. Acesso em: 05 de ago. de 2020.

SCHWARTZ, Barry; SCHWARTZ, Barry. **The paradox of choice: Why more is less**.

SCHWARTZ, Kelly D.; FOUTS, Gregory T. **Music preferences, personality style, and developmental issues of adolescents**. Journal of youth and adolescence, v. 32, n. 3, p. 205-213, 2003.

SCHEDL, M.; GÓMEZ, E.; URBANO, J. **Music information retrieval: recent developments and applications. Foundations and Trends in Information Retrieval**, v. 8, n. 2-3, p.127-261, 2014. Disponível em: <<https://www.nowpublishers.com/article/Details/INR-042>>. Acesso em: 08 dez. 2020.

SCHELLENBERG, E. Glenn. **Music lessons enhance IQ**. Psychological science, v. 15, n. 8, p. 511-514, 2004.

SCHILIT, Bill; ADAMS, Norman; WANT, Roy. **Context-aware computing applications**. In: 1994 First Workshop on Mobile Computing Systems and Applications. IEEE, 1994.

SEASHORE, Carl. **Psychology of Music**. New York: Norton. 1938.

Serendipidade. In: DICIONÁRIO da língua portuguesa. Lisboa: Priberam Informática, 2022. Disponível em: <https://dicionario.priberam.org/>. Acesso em: 30 mar. 2022.

SIMON, Herbert A. **Administrative behavior**. A study of decision-making processes in administrative organization. 1a ed. New York: The Macmillan Company, 1947.

_____. **Rational decision making in business organizations**. The American economic review, v. 69, n. 4, p. 493-513, 1979.

SILVA, Sandro Márcio da; SANTOS, C.; SIQUEIRA, José de Oliveira. **O uso do questionário eletrônico na pesquisa acadêmica: Um caso de uso na Escola Politécnica da USP. II Seminários e Administração. Programa de Pós-graduação em Administração, 1997.**

SINCLAIR, Gary; TINSON, Julie. **Psychological ownership and music streaming consumption.** Journal of Business Research, v. 71, p. 1-9, 2017.

SHIN, Donghee; PARK, Yong Jin. **Role of fairness, accountability, and transparency in algorithmic affordance.** Computers in Human Behavior, v. 98, p. 277-284, 2019.

SHIN, Donghee. **User perceptions of algorithmic decisions in the personalized AI system: perceptual evaluation of fairness, accountability, transparency, and explainability.** Journal of Broadcasting & Electronic Media, v. 64, n. 4, p. 541-565, 2020.

_____. **The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI.** International Journal of Human-Computer Studies, v. 146, p. 102551, 2021.

SLOBODA, J. A. **A mente musical: psicologia cognitiva da música.** Tradução de Beatriz Ilari e Rodolfo Ilari. Londrina: Eduel, 2008.

SPOTIFY Technology S.A. Announces Financial Results for Third Quarter 2021. BusinessWire, 2021. Disponível em: <https://www.businesswire.com/news/home/20211027005313/en/>. Acesso em: 10 de nov. de 2021.

SZPUNAR, Karl K. et al. **Liking and memory for musical stimuli as a function of exposure.** Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition, v. 30, n. 2, p. 370, 2004.

TADDEO, Mariarosaria; FLORIDI, Luciano. **How AI can be a force for good.** Science, v. 361, n. 6404, p. 751-752, 2018.

TAYLOR, Timothy D. **Globalized New Capitalism and the Commodification of Taste.** In TheCambridge History of World Music, edited by Philip V. Bohlman, 744–64. Cambridge UK:Cambridge University Press. 2013.

TOOBY, John; COSMIDES, Leda. **7 8 Mapping the Evolved Functional Organization of Mind and Brain.** 1995.

VAN EIJCK, Koen. **Richard A. Peterson and the culture of consumption.** Poetics, v. 28, n. 2-3, p. 207-224, 2000.

WASHBURNE, Christopher J.; DERNO, Maiken (Ed.). **Bad music: the music we love to hate**. Routledge, 2013.

WHAT the world streamed most in 2021. Newsroom, 2021. Disponível em: <https://newsroom.spotify.com/2021-12-01/what-the-world-streamed-most-in-2021/>. Acesso em: 02 de dez. de 2021.

WITVLIET, Charlotte VO; VRANA, Scott R. **Play it again Sam**: Repeated exposure to emotionally evocative music polarises liking and smiling responses, and influences other affective reports, facial EMG, and heart rate. *Cognition and Emotion*, v. 21, n. 1, p. 3-25, 2007.

ZIELLEN, N.; HARGITTAI, E. **Digital distinction**: status-specific types of Internet usage. *Social Science Quarterly* 90(2): 274–291. 2009.

APÊNDICE A - QUESTIONÁRIO ONLINE COM USUÁRIOS

1 - Gênero? *Válido apenas uma opção.

☐ Feminino ☐ Masculino ☐ Outros _____

2 - Faixa etária? *Válido apenas uma opção.

☐ -15 ☐ 15 - 25 ☐ 26 - 35 ☐ 36 - 45 ☐ +45

3 - Escolaridade? (em andamento ou concluído) *Válido apenas uma opção.

☐ Ensino Fundamental ☐ Ensino Médio ☐ Graduação

☐ Pós-graduação ☐ Mestrado Acadêmico ☐ Doutorado

4 - Renda familiar? *Válido apenas uma opção.

☐ Até 1 salário mínimo (até R\$ 1.045,00)

☐ De 1 a 3 salários mínimos (de R\$ 1.045,01 até R\$ 3.135,00)

☐ De 3 a 6 salários mínimos (de R\$ 3.135,01 até R\$ 6.270,00)

☐ De 6 a 9 salários mínimos (de R\$ 6.270,01 até R\$ 9.045,00)

☐ De 9 a 12 salários mínimos (de R\$ 9.045,00 até R\$ 12.540,00)

☐ Mais de 12 salários mínimos (mais de R\$ 12.540,01)

5 - Há quanto tempo utiliza o Spotify? *Válido apenas uma opção.

☐ - de 3 meses ☐ 3 meses a 1 ano ☐ 1 a 3 anos ☐ + de 3 anos

6 - O quanto você utiliza a plataforma? *Válido apenas uma opção.

☐ Quase não uso ☐ Algumas vezes por mês ☐ 1 vez na semana

☐ Algumas vezes na semana ☐ Todos os dias

7 - Qual o seu tipo de assinatura? *Válido apenas uma opção.

☐ Free ☐ Premium ☐ Premium universitário

☐ Premium família ☐ Premium duo

8 - Você compartilha sua conta com mais alguém? *Válido apenas uma opção.

☐ Sim ☐ Não

9 - Quais dispositivos você utiliza para acessar o Spotify?

- ☐ Smartphone ☐ Computador ☐ Carro
☐ Console de videogame ☐ Outro _____

10 - Em quais momentos você utiliza o Spotify?

- ☐ Trabalhando ☐ Arrumando a casa ☐ Viagem
☐ No banho ☐ Outro _____

11 - Caso não, como você descobre novas canções?

- ☐ Youtube ☐ Amigos ☐ Familiares ☐ Rádio
☐ Redes Sociais ☐ Outro _____

12 - Mesmo utilizando o Spotify, você consome música através de alguma mídia física? *Válido apenas uma opção.

- ☐ Sim, CDs ou LPs que já possuía antes da plataforma.
☐ Sim, CDs ou LPs que continuo comprando.
☐ Não.

13 - Você cria playlists públicas? Quantas? (aproximadamente) *Válido apenas uma opção.

- ☐ 1- 5 ☐ 6 - 10 ☐ 11 - 15 ☐ +15 ☐ Não crio

14 - Qual a sua opinião sobre as playlists que o Spotify desenvolve? * Válido apenas uma opção.

- ☐ Gosto mas não consumo ☐ Gosto e consumo ☐ Não gosto e não consumo

15 - Você adiciona músicas novas na sua biblioteca? *Válido apenas uma opção.

- ☐ Sim ☐ Não

16 - Você consome o conteúdo recomendado? *Válido apenas uma opção.

- ☐ Sim ☐ Não

17 - Você utiliza o Spotify como alternativa para conhecer novas músicas? *Válido apenas uma opção.

☐ Sim ☐ Não

18 - Já conheceu alguma música ou artista, através do Spotify? *Válido apenas uma opção.

☐ Sim ☐ Não

19 - Algum gênero diferente do que você está acostumado a ouvir na plataforma já foi recomendado para você? *Válido apenas uma opção.

☐ Sim ☐ Não

20 - Sobre as recomendações, você sente que o conteúdo produzido é realmente baseado nas suas escolhas anteriores?

APÊNDICE B - ENTREVISTA ONLINE USUÁRIOS

1 - Grau de Escolaridade da Mãe? *Válido apenas uma opção.

- () Ensino Fundamental () Ensino Médio () Graduação
() Pós-graduação () Mestrado Acadêmico () Doutorado
() Outro _____

2 - Ocupação da Mãe?

3 - Grau de Escolaridade do Pai? *Válido apenas uma opção.

- () Ensino Fundamental () Ensino Médio () Graduação
() Pós-graduação () Mestrado Acadêmico () Doutorado
() Outro _____

4 - Ocupação do Pai?

5 - Sua Ocupação?

6 - O que acha do serviço de recomendação oferecido pelo Spotify?

7 - Acredita que o Spotify causou alguma mudança na maneira como você consome música? Por que?

8 - Sentiu alguma alteração nos gêneros e artistas escutados desde que começou a usar a plataforma?

APÊNDICE C - PLANILHA INICIAL DE ANÁLISE

	tempo	heavy x light	similarity	popularity	Tempo de uso	O quanto utiliza	assinatura	Compartilha	playlists públicas	playlists do Spotify	Adiciona músicas	Consome recomendado
23	-0.591073	H	0.674306	73.994.118	+ de 3 anos	1 vez na semana	Free	Não	Não crio	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
26	-0.318011	H	0.880733	55.102.305	+ de 3 anos	Algumas vezes por mês	Free	Não	Não crio	Não gosto e não consumo.	Sim.	Não.
27	-0.465154	H	0.789263	43.515.528	+ de 3 anos	Algumas vezes na semana	Premium família	Sim	Não crio	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
28	0.059650	H	0.772282	39.242.991	+ de 3 anos	Algumas vezes na semana	Premium família	Sim	01 – 05	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
31	-0.129309	H	0.832655	67.103.380	+ de 3 anos	Algumas vezes na semana	Premium universitário	Não	01 – 05	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
18	-0.157226	H	0.960469	62.252.725	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium universitário	Não	15	Gosto mas não consumo.	Sim.	Sim.
14	-0.134720	H	0.920755	47.057.860	1 a 3 anos	Algumas vezes na semana	Premium família	Sim	Não crio	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
5	0.523851	L	0.967257	63.301.292	1 a 3 anos	Algumas vezes na semana	Premium universitário	Não	01 – 05	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
11	0.560905	H	0.967763	62.783.133	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium família	Não	Não crio	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
12	0.432390	H	0.986672	62.598.840	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium família	Sim	01 – 05	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
16	0.242057	H	0.975185	44.569.077	+ de 3 anos	Algumas vezes na semana	Premium duo	Sim	01 – 05	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
17	0.364761	H	0.982219	40.088.660	+ de 3 anos	Algumas vezes por mês	Free	Não	Não crio	Gosto e consumo.	Não.	Sim.
6	1.307.878	H	0.987342	60.556.191	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium família	Sim	11 – 15	Gosto mas não consumo.	Sim.	Sim.
9	1.086.835	H	0.847683	49.009.879	1 a 3 anos	Todos os dias	Premium	Não	01 – 05	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
15	2.111.620	L	0.987359	29.991.928	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium duo	Sim	15	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
19	1.199.288	H	0.993051	48.541.050	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium família	Não	06 – 10	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
21	1.001.566	L	0.965987	52.869.868	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium	Não	06 – 10	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
2	-0.538588	L	0.914325	58.131.687	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium família	Não	Não crio	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
3	0.176660	L	0.979222	57.418.426	+ de 3 anos	Algumas vezes na semana	Premium universitário	Não	11 – 15	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
13	0.438140	L	0.958833	56.982.503	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium universitário	Não	Não crio	Gosto mas não consumo.	Sim.	Sim.
24	0.582599	L	0.988498	55.123.111	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium	Não	06 – 10	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
25	-0.213929	L	0.966726	61.385.163	1 a 3 anos	Todos os dias	Premium família	Não	01 – 05	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.
29	0.035411	L	0.980824	62.599.050	+ de 3 anos	Todos os dias	Premium	Não	01 – 05	Gosto e consumo.	Sim.	Sim.

Fonte: Formatação da autora.