

# iscte

INSTITUTO  
UNIVERSITÁRIO  
DE LISBOA

---

## **Sistemas de recomendação do Spotify na descoberta e consumo musical**

Octavio de Rezende Lopes Peral

Mestrado em Comunicação Cultura e Tecnologias da  
Informação

Orientador:  
Doutor Jorge Vieira, Professor Auxiliar  
ISCTE – Instituto Universitário de Lisboa

Junho, 2024



SOCIOLOGIA  
E POLÍTICAS PÚBLICAS

---

Departamento de Sociologia

**Sistemas de recomendação do Spotify na descoberta e consumo musical**

Octavio de Rezende Lopes Peral

Mestrado em Comunicação, Cultura e Tecnologias da Informação

Orientador:

Doutor Jorge Vieira, Professor Auxiliar  
ISCTE – Instituto Universitário de Lisboa

Junho, 2024



*“¿Quién quiere que yo quiera lo que creo que quiero?  
Dime qué debo cantar Oh, Algoritmo  
Sé que lo sabes mejor, incluso que yo mismo”  
Jorge Drexler*

## **Agradecimento**

Aos meus pais, Marcia e Mariano, por todo o apoio incondicional, por todo o esforço para me proporcionarem as melhores oportunidades. Por me transmitirem a coragem e a determinação para encarar a vida de frente. E por sempre me incentivarem a correr atrás dos meus sonhos.

À minha esposa e companheira de todas as aventuras, Cristal, pelo amor de melodia borbulhante que faz os dias serem mais leves. Também por ouvir tantas vezes as dúvidas e aflições durante o processo de confecção deste estudo, sempre de forma paciente e acolhedora.

Não posso deixar de também agradecer ao meu amigo João Brizzi, por tantas horas de boas conversas e discussões frutíferas que me deram luz em momentos de dúvida.

Por fim, um profundo agradecimento ao Professor Jorge Vieira, por ter aceitado embarcar nessa investigação comigo e me guiar de forma excepcional em todos os momentos. Também por demonstrar um imenso entusiasmo pelo ensino, alimentando em seus alunos o interesse e mantendo a chama da curiosidade sempre viva nos mesmos.



## Resumo

Com o constante crescimento da presença de sistemas de recomendação em plataformas digitais, diversas questões colocam-se acerca de potenciais influências que tais sistemas apresentam sobre os indivíduos. O presente estudo investiga as implicações do Spotify no processo de descoberta e consumo musical dos seus usuários. Partindo da noção teórica proposta por Beer (2016) de que os algoritmos tornam-se parte constituinte da infra-estrutura de formação do gosto e da noção de *algorithmic imaginary* (Bucher, 2020) como forma de melhor compreender o entendimento dos usuários sobre os algoritmos, foram aplicadas duas metodologias. A primeira focada na análise da interface do próprio Spotify (*walkthrough*) com a utilização de dois usuários testes simulando diferentes comportamentos na plataforma. A segunda, através de 9 entrevistas, focada na percepção e nas utilizações que os usuários brasileiros fazem da plataforma para melhor compreender as relações entre os sistemas de recomendação e os usuários. Os resultados apontaram a ampla utilização do *streaming* como principal forma de obter contato com novas músicas, além de apontar as funcionalidades de reprodução automática e as *playlists* ‘Feitas para Você’ do Spotify como as mais eficazes para tal. Além disso, verificou-se uma ampla adoção das recomendações musicais por parte dos usuários, que possuem a percepção de que as recomendações são coerentes com seu gosto musical e de que foram capazes de expandir sua variedade de consumo por conta das sugestões, mesmo que a plataforma priorize determinados gêneros economicamente mais favoráveis para si. Observou-se também que os usuários da amostra possuem conhecimento acerca do funcionamento dos algoritmos de recomendação, ainda que haja uma lacuna em relação ao nível de detalhe das informações que o Spotify é capaz de captar e utilizar para criar as recomendações musicais.

**Palavras-chave:** Música, Descoberta, Consumo, Algoritmo, Recomendação, Spotify.



## **Abstract**

With the constant growth in the presence of recommendation systems on digital platforms, several questions arise about the potential influences that such systems have on individuals. The present study investigates the implications of Spotify in the process of music discovery and consumption of its users. Starting from the theoretical notion proposed by Beer (2016) that algorithms become a constituent part of the taste formation infrastructure and the notion of algorithmic imaginary (Bucher, 2020) as a way of better understanding users' understanding of algorithms, two methodologies were applied. The first focused on analyzing Spotify's own interface (walkthrough) using two test users simulating different behaviors on the platform. The second, through 9 interviews, focused on the perception and uses that Brazilian users make of the platform to better understand the relationships between recommendation systems and users. The results showed the wide use of streaming as the main way of getting in touch with new music, in addition to pointing out Spotify's automatic auto-play feature and 'Made for You' playlists as the most effective for discovering new music. Furthermore, there was a wide adoption of the musical recommendations by the users, who have the perception that the recommendations are consistent with their musical taste and that they were able to expand their variety of consumption due to the suggestions, even if the platform prioritizes certain genres that are economically favorable for itself, as observed during the investigation. It was also observed that the users in the sample have knowledge about how recommendation algorithms work, although there is a gap in relation to the level of detail of the information that Spotify is capable of capturing and using to create music recommendations.

Keywords: Music, Discovery, Consumption, Algorithm, Recommendation, Spotify.



# Índice

<b>Agradecimento.....</b>	<b>ii</b>
<b>Resumo.....</b>	<b>v</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>vii</b>
<b>Introdução.....</b>	<b>1</b>
<b>Revisão da Literatura.....</b>	<b>4</b>
2.1. O gosto musical no contexto digital.....	4
2.2. A evolução no processo do consumo de música.....	6
2.3. Datafication, Data Capitalism, Algorithmic Culture e Algoritmo do Gosto.....	14
2.4. Sobre o Spotify.....	17
2.5. Algoritmos e sistemas de recomendação.....	23
2.6. Debate sobre os sistemas de recomendação do Spotify.....	34
<b>Plano de Investigação e Metodologia.....</b>	<b>40</b>
3.1. Walkthrough.....	40
3.2. Entrevistas.....	44
3.2.1. Características da amostra.....	46
<b>Resultados Walkthrough.....</b>	<b>47</b>
4.1. Resultados relacionados à interface do Spotify.....	47
4.2. Resultados relacionados às recomendações da playlist Discover Weekly.....	56
<b>Resultados Entrevistas.....</b>	<b>67</b>
5.1. Aparelhos utilizados para ouvir música.....	67
5.2. Plataformas mais utilizadas.....	69
5.3. Hábitos de consumo musical na rotina.....	71
5.4. Utilização de playlists.....	73
5.5. Descobertas musicais recentes.....	75
5.6. Se fosse procurar algo novo para ouvir no Spotify, o que faria?.....	77
5.7. Formas mais eficazes de descoberta no Spotify.....	80

5.8. Percepção sobre as recomendações.....	80
5.9. Comentário sobre a recomendação de música clássica.....	83
5.10. Aceitação das recomendações.....	84
5.11. Concerto recomendado pelo Spotify / Compra de material físico.....	87
5.12. Ampliação do consumo de gêneros musicais devido ao Spotify.....	88
5.13. Percepção acerca da variedade das recomendações.....	90
5.14. Percepção sobre como as recomendações são geradas.....	93
5.15. Informações e dados utilizados para criar as recomendações.....	96
<b>Comparação Entre as Metodologias.....</b>	<b>99</b>
<b>Considerações Finais.....</b>	<b>102</b>
<b>Referências Bibliográficas.....</b>	<b>106</b>
<b>Anexo A - Tabela com a lista de músicas consumidas por cada usuário teste e seus respectivos gêneros musicais associados.....</b>	<b>118</b>
<b>Anexo B - Tabela com o guião utilizado durante a realização das entrevistas.....</b>	<b>121</b>



## CAPÍTULO 1

# Introdução

As plataformas de *streaming* têm apresentado constante crescimento nos últimos anos, chegando a representar em 2022, 67% de todo o faturamento da indústria musical (IFPI, 2023). Tal dado revela-se como uma resposta direta ao fato dos usuários passarem a adotar cada vez mais a prática de consumir música através da internet e de tais serviços de *streaming*. De acordo com a pesquisa global de engajamento com música do IFPI (2022), 74% das pessoas consumiram música através de plataformas de *streaming* em 2022, incluindo as versões paga e gratuita dessas ferramentas. Diante desse cenário, a ferramenta que mais se destaca é o Spotify, com um percentual de 30,5% do total de assinaturas em serviços de *streaming* de música no segundo trimestre de 2022 (Midia Research, 2022) e com mais de 515 milhões de usuários de acordo com o último relatório divulgado pela própria empresa (Spotify, 2023).

Tal magnitude também se faz presente quando olhamos para o mercado brasileiro, no qual 53% dos usuários afirmaram utilizar o Spotify para ouvir música na pesquisa realizada pela Opinion Box (2022). Diante desta representatividade, torna-se relevante investigar as especificidades da ferramenta assim como compreender de que forma ela pode formatar a experiência de consumo e descoberta de música de seus usuários.

Um dos grandes diferenciais do Spotify está relacionado aos seus avançados algoritmos de recomendação (Aguiar, 2017; Adomavicius et al., 2019), que por sua vez, possuem como objetivo “map our preferences against others, suggesting new or forgotten bits of culture for us to encounter” (Gillespie & Boczkowski, 2014, p.2). Tais sistemas surgem como resposta à quantidade excessiva de informação disponível na internet (Adomavičius & Tuzhilin, 2005; Santini & Salles, 2020; Swart, 2021; Karakayali et al., 2017; Lops et al., 2010) assim como da necessidade de auxiliar as pessoas a interagir com a grande quantidade de músicas disponível (Celma, 2008; Santini, 2020). Portanto, diante de tais noções, podemos perceber que, através dos sistemas de recomendação de músicas, o Spotify acaba por filtrar para os usuários aquilo que entende ser mais relevante para os mesmos, evitando assim uma espécie de “choice overload” (Bollen et al., 2010) por parte dos usuários. De acordo com Morris (2015, p.6), os algoritmos de recomendação “not only present information, but represent it in particular ways that shape what information users discover and how they do so”. Silber (2019, p.6), por sua vez, defende que a presença dos sistemas de recomendação nas

plataformas de *streaming* de música “has shifted not only the way artists produce and distribute music but has transformed the way music is consumed”. Ainda de acordo com essa visão e reforçando a relevância da investigação, Beer defende que tais plataformas:

have become a routine part of consumer culture. In some ways, their influence is now so deeply embedded and often unseen that it is increasingly hard to imagine or describe the impact that algorithms might have on cultural encounters, tastes, preferences and subsequently on communities, groups, networks and movements (2013, p.95).

Diante desse cenário em que o consumo de música atualmente se dá em grande medida através do meio digital (Tepper & Hargittai, 2009) e partindo da noção de que os sistemas de recomendação das plataformas de *streaming* filtram a grande quantidade de conteúdo disponível e podem, de certa maneira, moldar a cultura popular contemporânea através de seus algoritmos (Beer, 2013), o presente trabalho buscou fornecer pistas para a seguinte pergunta de investigação: de que forma os sistemas de recomendação do Spotify afetam os processos de consumo e descoberta musical dos seus usuários?

A partir desta, as seguintes perguntas secundárias desdobraram-se:

1) Qual a percepção dos usuários sobre a relevância dos sistemas de recomendação do Spotify em relação às formas anteriores de descoberta musical? (Rádio, Indicação de pares, festivais, etc.);

2) Qual a percepção dos usuários sobre as '*features*' de recomendação do Spotify? (Quais são mais utilizadas, quais têm uma maior eficácia);

3) Na percepção dos usuários, as recomendações criadas pelo sistema do Spotify estimulam uma maior variedade nas práticas de consumo?

Claro que compreender em cada detalhe o efeito que os algoritmos e os sistemas de recomendação geram nos usuários seria uma tarefa de dimensões gigantescas e de inúmeras limitações técnicas, porém, o presente trabalho buscou, através do estudo da forma com que os usuários interagem com tais *features* de descoberta e a percepção que possuem sobre as mesmas, esclarecer alguns pontos sobre como essa relação ocorre, quais são as expectativas dos usuários e fornecer pistas do quanto esses sistemas de recomendação são relevantes para um determinado grupo. Nowak (2016b), aponta para a relevância de estudos focados em compreender “the ways that digital technologies are accessed, adopted and used by individuals” (p.19) como forma de melhor compreender como a tecnologia pode ser capaz de redefinir padrões de comportamento de consumo musical dos indivíduos.

A fim de responder a tais questionamentos, este trabalho propõe a combinação de duas metodologias: a primeira denominada *walkthrough* (Light et al., 2018) e a segunda, a aplicação de entrevistas semi-estruturadas com usuários reais da plataforma. Através da aplicação das mesmas, a presente investigação possui como objetivos:

a) investigar a relevância dos sistemas de recomendação do Spotify no processo de consumo e descoberta musical dos usuários, segundo os próprios;

b) perceber se os sistemas de recomendação estimulam uma maior amplitude nos hábitos de consumo segundo a percepção dos usuários;

c) comparar o funcionamento por trás dos sistemas de recomendação e a percepção dos usuários sobre o mesmo (este objetivo será atingido através da comparação dos dois métodos de investigação aqui propostos).

## Revisão da Literatura

### 2.1. O gosto musical no contexto digital

Em seu estudo sobre música popular, Adorno (1941) fala sobre uma estandardização da música por parte das indústrias culturais (Horkheimer & Adorno, 2000 [1947]). Ou seja, através da padronização do processo de produção e de consumo da música promovida pela indústria criaria-se como resultado uma espécie de padronização do gosto. O sociólogo Bourdieu (1979), por sua vez, propôs uma discussão sobre a relação entre o gosto e o posicionamento dos indivíduos no espaço das classes sociais. Para o autor não há melhor maneira de classificar socialmente um indivíduo do que classificá-lo através de seu gosto musical (Bourdieu, 1979, p.23). De acordo com sua teoria, os padrões culturais são formados através de dois principais fatores: a estrutura social e o *habitus*, que pode ser resumidamente entendido como um “sistema de disposições duráveis e transponíveis que exprime, sob a forma de preferências sistemáticas, as necessidades objetivas das quais ele é produto” (Bourdieu 1976 como citado em Ortiz, 1982, p.82), ou seja, de acordo com esta linha de pensamento, os padrões de consumo cultural são construídos pelas experiências individuais das pessoas em conjugação com o contexto social que os envolve ao longo do tempo.

Para autores mais recentes, porém, a teoria da distinção proposta por Bourdieu nos anos 70 já não se encaixa tanto no cenário atual, pois após “mudanças notáveis não só nas formas de consumo (...) mas também na estruturação social, defende-se agora que os indivíduos mais privilegiados, especialmente as gerações mais novas, procuram a variedade e o ecletismo como forma de distinção” (Mendes, 2019, p.4). Tal ecletismo e busca pela variedade é o que defende a abordagem teórica conhecida como omnivoridade (Peterson, 1992), na qual ao invés de se distinguir pelo conteúdo que se consome, o indivíduo se destacaria pela variedade daquilo que consome.

Se anteriormente, no contexto de Bourdieu, o contato com os bens culturais se davam em larga escala através da escola, da família e de pares de uma mesma classe social, num contexto das comunicações de massa e das TIC (tecnologias da informação e comunicação), esse contato pode se dar de muitas outras maneiras, proporcionando outros tipos de comportamento de consumo cultural (Santini, 2020).

Já num questionamento a esta lógica de omnivoridade proposta por Peterson, alguns autores mais recentes têm demonstrado que *a forma* através da qual as pessoas consomem cultura, mais do que o conteúdo que consomem ou a variedade do mesmo, representa ainda uma forma de distinção de classe (Savage & Gayo, 2011; Warde & Gayo-Cal, 2009). Nesse sentido, a sugestão de Webster (2019, p.3) faz-se pertinente à medida em que propõe “(to) focus our analysis on how music streaming platforms are shaping how people consume music”. Alinhada à essa perspectiva de que tais estruturas e plataformas digitais possuem também um poder e influência sobre a construção do gosto, Beer (2013) destaca que:

This is not to say that social class and personal networks do not shape taste anymore, but that ultimately we may find in new media infrastructures powerful forces that implicate the direction of cultural tastes. For example, and to foreground the argument, it might be that tastes amongst a group are eclectic or, to use the post-bourdieusian language, omnivorous, because algorithms guide them towards such taste formations (Beer, 2013, p.91).

A perspectiva de Beer busca elucidar o fato de que ao atrair a atenção para determinados produtos culturais em detrimento a outros, os algoritmos de recomendação “exercise the power to shape cultural encounters that feed into taste” (Beer, 2013, p.94). Podemos portanto inferir que, por estarem presentes na maioria das plataformas digitais por onde se dá a maior parte do consumo de produtos culturais atualmente, os algoritmos também participam em certa medida na formação do gosto musical dos indivíduos. Há, por conseguinte, uma mudança em curso na infraestrutura da formação do gosto, na qual a curadoria/recomendação algorítmica passa a representar também um papel importante (Beer, 2013). A definição de gosto proposta por Nowak (2016b), alinhada à perspectiva de Beer, considera o engajamento do indivíduo com a tecnologia como um fator determinante neste processo de construção e entendimento do gosto musical: “Assemblage of preferences, social connotations, material engagements with technologies, and the roles assigned to music” (p.125). Santini (2020, p.44) também suporta esta linha de pensamento ao afirmar que “a lógica de funcionamento dos algoritmos dos sistemas de recomendação tende a modificar as formas de percepção e uso dos bens culturais no entorno digital”.

Uma outra perspectiva é levantada por De Marchi et al. (2021), em seu estudo sobre a influência dos algoritmos sobre o gosto, ao elucidar uma forma mais recente de entendimento do gosto mais atrelada aos avanços tecnológicos da neurociência e menos associada às perspectivas subjetiva, histórica e sociocultural vista até o momento neste estudo. Nesta perspectiva, entende-se o corpo humano em analogia a um computador, no qual os genes são

o *software* enquanto as emoções e ações o *hardware* (McKinnon, 2021 como citado em De Marchi et al. 2021). Em resumo:

entende-se que seu funcionamento [dos organismos dotados de cérebro] depende do processamento de estímulos (dados, inputs) que colocam em marcha os neurônios, os quais computam automaticamente as probabilidades de sobrevivência e reprodução, gerando determinados afetos (esperança, excitação, prazer, dor, medo, indignação, entre outras (...)) Para tratar do gosto, este tipo de abordagem produz uma redução decisiva: o gosto é atrelado ao sentimento de prazer ou de desprazer. Assim, torna-se possível conectar o fenômeno cultural às ligações sinápticas e descargas hormonais (De Marchi, et al., 2021, p. 19 - 20).

O autor destaca também que tal visão não constitui uma verdade amplamente aceita na comunidade científica, uma vez que a separação entre o que é biológico e o que é simbólico seria impossível. Ainda assim, essa leitura biológica da construção do gosto, permite “racionalizar o gosto por música não tanto a partir de marcadores culturais e históricos, mas a partir de modulações bioquímicas” (De Marchi et al., 2021, p.21), e portanto tal abordagem abre caminhos para o desenvolvimento de técnicas focadas em moldar o comportamento dos usuários através da manipulação de dados (De Marchi et al, 2021).

Ainda de acordo com o autor, é justamente utilizando essa premissa como base que os sistemas de recomendação dos serviços de *streaming* atuam — numa busca de causar sensações de prazer nos usuários quando recebem uma recomendação musical perfeita e estimular com que esse mesmo usuário busque novamente pela mesma sensação recompensadora, e conseqüentemente passando mais tempo na plataforma. Apesar de ser uma visão simplificada que deixa de lado o complexo contexto social em que os indivíduos estão inseridos e que, por sua vez, influencia diretamente o processo de consumo e descoberta de música dos mesmos, é importante destacar tal perspectiva como princípio fundamental para o modo com que operam os sistemas de recomendação investigados no presente trabalho.

Neste ponto, antes de nos aprofundarmos nos sistemas de recomendação em si, é necessário retrocedermos alguns passos para entendermos com mais detalhe como se deu a evolução dos processos e formas de consumo de música nos últimos anos e chegarmos até os serviços de streaming e seus algoritmos. Dessa forma, seremos capazes de compreender e refletir melhor sobre o contexto atual. Nos capítulos futuros voltaremos a especificar o funcionamento dos sistemas de recomendação e dos algoritmos por trás dos mesmos, assim como discutir as implicações e efeitos que os mesmos possuem.

## 2.2. A evolução no processo do consumo de música

Para melhor percebermos como se dá o processo de construção de gosto no ambiente digital será necessário, nesta altura, traçarmos um breve panorama de como se deu a evolução dos processos de produção e consumo de música nas últimas décadas. A indústria musical passou por diversas modificações em sua estrutura proporcionadas pela constante evolução tecnológica, que por sua vez transformou também a forma com que as pessoas consomem música (Nowak, 2016b).

Desde o vinil e a fita cassete, passando pelo CD – e os dispositivos portáteis como o *walkman* e *discman* – e chegando até o formato MP3 – onde os *ipods* tiveram grande destaque –, diversas evoluções tecnológicas permitiram o surgimento de novos formatos que por sua vez afetaram diretamente a indústria musical como um todo. Nessa breve descrição é possível observar que cada formato novo, “has less physical presence allowing for more storage and greater possibilities for user programming” (McCourt, 2005, p.249), o que afeta diretamente a forma com que os indivíduos relacionam-se com a música. A partir da rápida evolução na velocidade da internet e de uma maior democratização de acesso à mesma, ocorreu o surgimento de uma nova prática chamada *file-sharing* (Nowak, 2016b). A criação do Napster em 1999, que utilizou como base de seu funcionamento uma lógica ‘*peer-to-peer*’ para o *download* de arquivos musicais e que permitia também o compartilhamento de arquivos MP3 de música entre diferentes usuários, implicando numa desmaterialização da música (Bonini & Gandini, 2019) assim como numa maior capacidade de distribuição informal e menos controlada pela indústria musical (Wikstrom, 2013; Schwarz, 2013), fez com que a prática de *file-sharing* se tornasse cada vez mais popular. De acordo com Martin et al., 2010:

The dominance of the MP3 music file format was largely the result of the conveniently small size of the compressed file and its distribution by Napster file-sharing software, which became hugely popular between its release in 1999 and its first closure in 2001 (p.1).

Ocorre neste ponto uma grande mudança de contexto: de uma lógica na qual os intermediários ou *gatekeepers* eram bem definidos – editores, radialistas, grandes gravadoras, entre outros – para uma lógica em que qualquer usuário da internet poderia ser também um distribuidor de conteúdo – gerando uma espécie de “desintermediated environment” (Bonini & Gandini, 2019, p.2). Também nos anos 2000, o surgimento da internet de banda larga e dos

mídias de armazenamento (*pen-drives*), estimularam ainda mais a prática de *file-sharing* e proporcionaram a criação de grandes coleções musicais que eram reproduzidas através de aparelhos portáteis (iPods e semelhantes) (Moscheta e Vieira, 2018).

A partir desse contexto de *file-sharing* e distribuição informal (Vieira, 2020) de músicas, as plataformas de *streaming* como Youtube, Last.fm, Spotify e Deezer surgiram como uma solução para o mercado fonográfico (Good, 2022; Kischinhevsky et al., 2015), retomando uma lógica de mediação das práticas de consumo musical dos usuários, numa espécie de “reintermediação” – processo no qual novos atores passam a ter acesso ao mercado, mas que também fortalece o surgimento de novos intermediários (Bustamante et al., 2003), uma vez que as próprias plataformas de *streaming* passam a mediar o acesso dos usuários aos conteúdos musicais, posicionando-os como “music audiences into newly fenced digital environments” (Bonini & Gandini, 2019, p.2). De acordo com Wikstrom,

new business models had to be developed that were able to compete with piracy. These business models had to offer music in a format that made it appear like it was free to the consumer but somehow nevertheless were able to generate revenues to creators and rights holders (2015, p.279).

Diante deste contexto, as plataformas de *streaming* tornaram-se atraentes para o público, por oferecerem um extenso catálogo, mas também, do outro lado, por buscaram gerar retorno financeiro para as gravadoras e detentores dos direitos autorais (Kischinhevsky et al., 2015), revertendo o cenário econômico em queda do setor musical desencadeado pelo *file-sharing*.

Em 2015, pela primeira vez desde 1999, a indústria fonográfica voltou a apresentar faturamento positivo (Vicente, 2018), o que é diretamente explicado pela popularização dos serviços de *streaming* perante o público. Com o surgimento das plataformas de *streaming* uma nova discussão acerca da ‘plataformização da cultura’ surge, na qual os processos de produção, mediação, difusão, recomendação e consumo passam a se basear em certa escala nos algoritmos dessas plataformas (Nieborg & Poell, 2018).

Apesar da crença de que o surgimento de uma nova tecnologia poderia atuar em detrimento das tecnologias anteriores e até mesmo prejudicar a indústria musical como um todo – como ocorria no contexto do *file-sharing* –, o estudo realizado por Nguyen et al. com dados de 2 mil usuários chegou ao resultado de que a utilização de plataformas de *streaming* – pelo menos em sua versão gratuita – não afetou a venda de CD. Além disso, contribuiu para o aumento do consumo de ingressos para concertos ao vivo de artistas a nível nacional e internacional presentes em tais serviços de *streaming* (Nguyen et al., 2013), por conta desses resultados e na visão dos autores da pesquisa, o *streaming*, portanto “is an online medium that

promotes music (like TV or radio broadcasting) and that reinforces rather than harms the music industry. Streaming services may be the missing link between the music industry and the digital revolution” (p.328). Ou seja, podemos perceber que com a chegada do *streaming*, a indústria musical retoma seu papel de mediador das práticas de consumo musical porém agora de forma adaptada ao cenário tecnológico digital e em rede.

Tal evolução da tecnologia trouxe também mudanças na forma com que a indústria musical opera, assim como na forma com que a produção e o consumo musical ocorrem (Wikstrom, 2015). Durante esse processo de evolução das formas de consumo e produção musical para o contexto digital ocorre uma espécie de desmaterialização da música: antes a música dependia de uma mídia física para ser transportada e consumida (discos, fitas, CD), já no contexto digital, a música é virtual e está localizada na ‘nuvem’ (Wikstrom, 2013). De acordo com Pagnin (2016),

The recorded music industry has historically focused on ownership as the dominant consumption mode. A record (or other physical media) was released, and consumers bought a copy if they wished to listen. One song now could be listened from many people who are not sharing the same physical place (p.9).

Podemos portanto concluir que com a chegada das novas tecnologias, a música “is no longer something that mainstream audiences own and collect – music is in the cloud. (Wikstrom, 2013, p.4). Nowak, por sua vez, também aponta para essa desmaterialização da música no contexto atual ao afirmar que “the evolution of music technologies over time questions the material through which individuals access music, and therefore, potentially discover content that is new to them” (2016, p.4). Ou seja, se antes os usuários estavam dispostos a pagar por um álbum, seja em formato físico (vinil, CD) ou em formato digital (através de *downloads*), no contexto das plataformas de *streaming*, “paga-se cada vez mais pela possibilidade de se ouvir os mesmos fonogramas em múltiplos dispositivos, graças à maior conectividade proporcionada pelas redes wi-fi e 4G e pela tecnologia bluetooth” (Vicente, 2018, p.27).

Wikstrom (2013), em seu livro “The Music Industry”, aponta para 3 principais mudanças neste cenário da música digital: a primeira relacionada com a perda do controle das grandes gravadoras e empresas para uma maior conectividade entre os indivíduos consumidores de música. Tal implica que qualquer usuário, sendo capaz de fazer *upload* de arquivos na nuvem, pode também distribuir o conteúdo musical, não somente as empresas já estabelecidas no mercado musical. Em tal contexto de distribuição descentralizada os usuários passam a ter acesso a um antes inimaginável catálogo de músicas. Tal capacidade de

distribuição por parte dos usuários e um ambiente sem intermediários passa a ser controlado novamente com a chegada das plataformas de *streaming*, Wikstrom refere-se neste ponto mais ao contexto de *file-sharing*, pois como visto anteriormente, o surgimento das ferramentas de *streaming* retoma esse processo de intermediação entre o bem cultural e o indivíduo.

A segunda grande mudança destacada por Wikstrom (2013), alavancada por conta do surgimento de novas ferramentas de produção musical mais acessíveis, está no fato de que os indivíduos passaram também a criar, remixar e publicar suas próprias músicas na internet. Tal conecta-se com a ideia de ‘*produser*’ – união das palavras *producer* e *user*, buscando definir o usuário que não consome passivamente mas que também produz conteúdo – cunhado por Bruns (2006). Associada a esta ideia de que a produção de conteúdo musical tornou-se mais democrática e com maior possibilidade de distribuição, alguns autores afirmaram que haveria um favorecimento para artistas menores e uma descentralização dos lucros da indústria musical (Good, 2022). Tal ideia já tem sido refutada por alguns estudos que afirmam que a digitalização não foi capaz de democratizar o acesso e o cenário da produção musical principalmente quando se trata de artistas independentes ou associados a gravadoras de menor representatividade (Hodgson, 2021; Maasø and Hagen, 2020; Vicente, 2018).

Outra perspectiva válida é a levantada por Marshall (2014) de que com um maior acesso a um catálogo vasto (e quase que infinito) de músicas no contexto digital e das plataformas de *streaming*, ocorreria uma perda da valorização das músicas em si e uma perda da raridade da descoberta, ou seja, uma espécie de banalização da descoberta, uma vez que “There is no time for desire, and no time (or need) for labour. Think of a song, play it instantly. But when everything is equally available, rarity as a form of distinction disappears” (Marshall, 2014, p.11).

Como o terceiro grande fator de mudança citado por Wikstrom, podemos entender que, com uma maior conectividade, permitida pela evolução da internet, a partir do momento que uma música é compartilhada na nuvem, todos podem ter acesso a mesma de forma quase que instantânea (Wikstrom, 2013). Ou seja, a música em si deixa de ser um produto e passa a ser encarada como um serviço pelas indústrias culturais (Santini, 2020). Mais do que vender a música em si, as empresas agora vendem um serviço aos indivíduos: facilitar a navegação do usuário através da vasta quantidade de conteúdos disponíveis (Wikstrom, 2013; McCourt, 2005). É basicamente nesse sentido que as plataformas de streaming surgem com seus modelos de negócio: elas permitem que os usuários naveguem de maneira ordenada através do grande catálogo de músicas (Wikstrom, 2015; Kischinhevsky et al., 2015), organizando

suas coleções em playlists e oferecendo novas formas de descoberta musical para os indivíduos utilizando seus próprios dados como ponto de partida através dos sistemas de recomendação.

De acordo com McCourt (2005), “to compensate their lack of materiality, digital music providers tout greater selectivity, personalization, and community as ‘value-added’ features” (p.252). Em outras palavras: o serviço de curadoria e recomendação musical, mais do que a música em si, passa a ser o principal diferencial do produto oferecido pelo Spotify (Fleischer, 2017), tal comprova-se também através da perspectiva de Morris & Powers (2015) de que “where many services offer the same catalogues of musical content, the affective cues and features for discovering and encountering music become the main point of differentiation” (2015, p.12). Numa outra perspectiva, alguns autores citam que o modelo de negócio das ferramentas de *streaming* está ainda em construção (Kischinhevsky et al., 2015; Vicente, 2018), porém, ainda assim, podemos perceber que, a partir do contexto citado anteriormente, o termo “*discovery*” passa a ser de grande relevância entre a maioria das plataformas que oferecem esse serviço de *streaming* (McCourt & Zuberi, 2016; Kjus, 2016) e que tais empresas investem seus esforços em criar sistemas de recomendação cada vez mais eficazes como forma de se destacarem umas das outras.

Outra mudança alavancada pela digitalização da música levantada por Prey (2016) está relacionada ao fato de que, num contexto anterior à música na nuvem, era difícil medir com eficácia o que as pessoas estavam de fato ouvindo, tal experiência se dava num contexto privado — ao ouvir um disco de vinil ou um CD. As gravadoras poderiam saber quais discos ou *compact discs* (CD) eram mais vendidos, mas era uma questão complexa perceber o comportamento do usuário em si — se aquele disco vendido era realmente consumido repetidas vezes ou apenas uma vez, por exemplo, ou se o indivíduo ouvia somente certas faixas e não o álbum por completo. No contexto digital, pela primeira vez o comportamento de consumo dos usuários passa a ser registrado em detalhe pelas plataformas de *streaming*, (Santini, 2020) que utilizarão tais dados para gerar sugestões de novas músicas e também para segmentar audiências para anunciantes, nesse contexto “all listening time has become data-generating time” (Prey, 2016, p.12). Tal perspectiva será abordada com mais profundidade nos capítulos a seguir.

Durante este capítulo pudemos observar como a percepção e construção de gosto passa a ser moldada em certa medida pelas recomendações dos sistemas de recomendação e dos algoritmos, alterando a infra-estrutura de formação de gosto. De acordo com Good (2022), “Our reliance on others in decision-making is prominent in contemporary markets for cultural

products” (p.8), ou seja, no contexto atual os indivíduos utilizam-se, cada vez mais, da opinião de intermediários culturais em busca de reduzir a complexidade e incerteza do processo de descobrir novos conteúdos (Webster et al., 2016). No caso das plataformas que utilizam recomendação algorítmica o intermediário que exibe conteúdos para o usuário é, em muitas das vezes, o próprio algoritmo de recomendação dessas ferramentas. Podemos então observar que os usuários passam a delegar cada vez mais esse trabalho de curadoria de conteúdo para tais sistemas (Striphas, 2015; Flynn, 2016), que tornam-se, por sua vez, elementares no processo da construção do gosto dos indivíduos.

Como exemplo da relação entre plataforma e indivíduo no processo de consumo e descoberta musical, podemos citar o estudo de Airoidi et al. (2016) sobre as recomendações do Youtube. Tal estudo identificou um crescimento num tipo de ‘*situational listening*’ na qual “the listener sets apart purely stylistic or aesthetic conceptions of music genres to choose their soundtrack based on the effect it has on daily activities” (p.11). Na percepção do autor, esse comportamento não é algo totalmente novo, mas parece estar mais eminente nos últimos anos (Airoidi et al., 2016). Claro que a chegada dos *smartphones* também têm um papel fundamental nesse processo. A partir do momento em que o usuário passa a consumir música também através dos aparelhos telemóveis, diferentes tipos de dados desse consumo são captados, como a localização de tal usuário, se o usuário ouve música em movimento ou parado, em que horários do dia, permitindo também a incorporação dessas informações nas recomendações criadas (Sassi & Yahia, 2021). Tal caráter situacional do consumo musical pode estar relacionado ao fato de que as recomendações das plataformas digitais (*playlists* do Spotify por exemplo) muitas vezes são enquadradas de maneira a traduzir a situação em que o ouvinte consumirá determinada música ou gênero musical (Airoidi et al., 2016), por exemplo “playlist para cantar no chuveiro”, “playlist para ir ao ginásio” ou “playlist para receber amigos”.

Esta tentativa de sincronizar as *playlists* com o momento em que o usuário a consumirá alinha-se diretamente com a ideia de Nowak (2016b) de que “music accompanies individuals throughout their everyday lives and mediates their experiences of everyday contexts” (p.44). Em 2015, por exemplo, 41 das 100 *playlists* mais populares do Spotify eram nomeadas pelo contexto/situação em que seriam ouvidas, enquanto que somente 17 eram nomeadas pelo gênero das músicas (Lamere, 2015). O formato situacional das *playlists* vincula-se também com o fato de que, ao saber que tipo de atividade ou em que contexto os usuários estão a ouvir determinada *playlist*, o Spotify possui uma maior precisão no momento de impactar tal usuário com anúncios e pode oferecer aos seus anunciantes uma segmentação mais eficaz e

precisa (Prey, 2017). Num exemplo simples e direto, se o usuário costuma ouvir a playlist “*work out*” o Spotify pode impactá-lo com anúncios de alimentação mais saudável, ou então oferecer algum produto de vestuário de esporte. Neste exemplo do estudo de Airoidi et al. (2016), as sugestões feitas pelo Youtube passam a formatar, em certa escala, o tipo de consumo musical dos seus usuários. Estas *playlists* temáticas e com caráter situacional parecem dar mais importância ao estado emocional que as músicas serão capazes de provocar nos ouvintes e se os mesmos continuarão utilizando a lista de reprodução e menos em perceber se determinado usuário realmente gosta ou não de uma música ou artista.

Mesmo que atualmente as plataformas de *streaming* representem grande parte do consumo musical dos indivíduos, outra perspectiva válida é a de que as tecnologias não são o único meio pelo qual os usuários descobrem música (Nowak, 2016b; Tepper & Hargittai, 2009), isso ocorre também através de amigos, familiares, festivais, entre outros, inclusive nos remetendo a teóricos como Paul Lazarsfeld que apontou para uma lógica de ‘*two-step flow communication*’, na qual a influência do meio também se mescla com a influência de atores sociais relevantes para o contexto em que o indivíduo está inserido (Wolf, 2006), os chamados líderes de opinião. Também não há de se assumir que as recomendações são sempre eficazes ou que os indivíduos as aceitem de maneira passiva. Questiona-se amplamente no meio acadêmico se as novas tecnologias de fato estimulam um novo tipo de comportamento ou se os usuários apenas reproduzem comportamentos culturais anteriores ao contexto da nova tecnologia, assim como questiona-se se a fragmentação das audiências e uma ‘*datafication of listening*’ causam uma redução na variedade de consumo ou se ao contrário, a maior oferta de conteúdos amplia a variedade do consumo (Santini, 2020).

A presente investigação parte dessa noção de que os sistemas de recomendação do Spotify constituem apenas uma das formas através das quais os usuários obtêm contato com novas músicas e onde ocorre apenas uma parte de suas descobertas musicais. Além disso, o presente estudo buscou fornecer pistas acerca dessa relação dos usuários com a interface do Spotify e suas funcionalidades de recomendação. Um dos objetivos citados anteriormente aborda justamente a tentativa de compreensão sobre qual a relevância destas recomendações do Spotify dentro desse cenário complexo onde o contato com novas músicas pode se concretizar de diversas formas.

### **2.3. *Datafication, Data Capitalism, Algorithmic Culture e Algoritmo do Gosto***

Para uma melhor compreensão sobre o funcionamento dos sistemas de recomendação do Spotify, é essencial recorrermos a um enquadramento teórico que forneça a base para este trabalho. Com isso em mente, o conceito de dataficação proposto por Van Dijck (2014), mostra-se relevante à medida em que busca definir as particularidades do processo de transformar ações e relações sociais em dados. De acordo com a autora:

With the advent of Web 2.0 and its proliferating social network sites, many aspects of social life were coded that had never been quantified before — friendships, interests, casual conversations, information searches, expressions of tastes, emotional responses, and so on. As tech companies started to specialize in one or several aspects of online communication, they convinced many people to move parts of their social interaction to web environments (Van Dijck, 2014, p.198).

Ou seja, com o avanço da tecnologia, passou a ser possível transformar as ações realizadas no ambiente digital em dados para serem utilizados pelas corporações com objetivos de oferecer maiores possibilidades de segmentação de audiência para os anunciantes, assim como comercializar esses dados com outras empresas diretamente. Por conseguinte, os dados dos usuários passam a ser o produto a ser comercializado pelas corporações em troca de fornecer os serviços de suas plataformas para os usuários.

A dataficação pode ser entendida como o processo de transformar ações sociais em dados online quantificáveis permitindo rastreamento em tempo real e a criação de análises preditivas utilizando esses mesmos dados (Mayer-Schönberger & Cukier, 2013). Alinhada a essa perspectiva de dataficação, Prey (2016), aponta para um comportamento semelhante no contexto da música digital chamado “datafication of listening”. Segundo o autor, “on contemporary music streaming services, every song we listen to, every song we skip, every thumb up or thumb down, is tracked and fed into an algorithm” (Prey, 2016, p.1). Portanto, quanto mais os usuários utilizam tais ferramentas, mais dados são registrados por tais plataformas e como resultado há um maior material para ser trabalhado e para gerar personalizações e recomendações.

A possibilidade de registrar as ações dos usuários e transformá-los em dados quantificáveis fez com que tais dados se tornassem “treasured resources that can ostensibly be mined, enriched, and repurposed into precious products” (Van Dijck, 2014, p. 199), dando

origem a termos como por exemplo “*data capitalism*” (Morozov, 2015). Ao possuir uma grande quantidade de dados sobre seus usuários, ferramentas como o Google e Facebook são capazes de classificar os mesmos em grupos e prever quais destes grupos estão mais propensos a realizar determinada ação, como por exemplo comprar um produto *online*. Essa informação torna-se bastante valiosa à medida que anunciantes buscam justamente direcionar seus anúncios para usuários mais propensos a comprar seus produtos. Nessa perspectiva, podemos entender que “the prediction of future customers’ needs is akin to the manipulation of desire: detecting specific patterns in consumer habits often results in simultaneous attempts to create demand” (Van Dijck, 2014, p.200).

A utilização dos dados capturados também possui como objetivo a geração de efeitos de personalização e customização de mensagens para audiências específicas (Pariser, 2011). Nesse âmbito, os sistemas de recomendação utilizados em plataformas como o Spotify, funcionam como personalizações criadas com base no comportamento e nos dados prévios dos próprios usuários. Bolin (2022), em sua análise sobre os efeitos do ‘data capitalism’ sobre a produção e o consumo cultural, propõe que:

knowledge about the social behavior of customers and media users is central and results in lifestyle segmentations and audience profiles and the development of personalized recommender systems that serve individually tailored recommendations on films, books, news items, and other cultural commodities based on previous use (...) (Bolin, 2022, p.178 - 179).

Ou seja, podemos entender que dentro dessa lógica da dataficação, os sistemas de recomendação utilizam-se dos dados dos usuários para gerar novas recomendações (Lops et al., 2010), filtrando o tipo de conteúdo que será consumido por cada tipo de usuário. Os sistemas de recomendação estão numa posição central como modelo de negócio dentro de uma economia datafificada e seus objetivos estão diretamente ligados à geração de lucro (Bolin, 2022). Também se faz relevante considerar a ideia proposta por Santini & Salles (2020), de que os sistemas de recomendação “se tornaram os novos intermediários culturais, absorvidos pelos maiores grupos de multimídia e gigantes da tecnologia” (p.85) e também o conceito de ‘infomediation’ proposto por Morris (2015) no qual “the new infomediary logics at work are computational forms of power that shape popular culture and highlight the social implications of curation by code” (Morris, 2015, p.446). O que Morris propõe é que através de processos de *data mining* e de um ‘*computational power*’, sistemas como o Echo Nest, algoritmo utilizado pelo Spotify para gerar as recomendações e que será descrito com mais

detalhes nos capítulos a seguir, passa a participar também do processo de intermediação entre o conteúdo musical e os usuários.

A partir dessa lógica de que os algoritmos atuam como intermediários e definem certas vezes o que os usuários irão consumir, filtrando o que determinado tipo de usuário terá acesso, podemos entender que os mesmos são capazes de formatar a experiência dos usuários enquanto consumidores de produtos culturais.

Nesse sentido, a proposta de uma ‘algorithmic culture’ defendida por Striphas (2015) mostra-se adequada ao defender que “human beings have been delegating the work of culture – the sorting, classifying and hierarchizing of people, places, objects and ideas – increasingly to computational processes. Such a shift significantly alters how category *culture* has long been practiced, experienced and understood (...)” (p.395). Em diálogo com tal conceito, Santini (2020) propõe a ideia de um ‘algoritmo do gosto’, uma vez que a lógica de mediação dos sistemas de recomendação compostos pelos algoritmos “tendem a posicioná-los como os novos ‘formadores de gosto musical’ no mercado online” (p.155). Também mostra-se pertinente considerar a perspectiva de que tais sistemas recorrem a uma visão neurológica do gosto para a geração de seus modelos uma vez que “o gosto é pensado como uma afetação psicofisiológica ativada pelas decisões dos algoritmos, os quais buscam certos estímulos que gerem sentimentos nos usuários” (De Marchi et al., 2021, p.24). Ou seja, nessa visão, o algoritmo passa a ser responsável em certa medida pelos estímulos que por sua vez irão gerar reações nos usuários - seja a de satisfação por encontrar uma música que goste, seja de desagrado ao sugerir conteúdos que vão contra aquilo que costuma consumir.

Ainda nesta linha, Vaz (1999) aponta que ao calcular o nível de semelhança de comportamento entre diferentes indivíduos em seu funcionamento, os algoritmos dos sistemas de recomendação reduzem o excesso de possibilidades e entendem o gosto a partir de cálculos de probabilidade. Isto é, nessa perspectiva, os sistemas de recomendação afetam a variedade e a extensão de possibilidades de descoberta de bens culturais, assim como limitam a percepção de gosto a cálculos probabilísticos ou a reações biológicas de estímulo-resposta por parte dos usuários – como mencionado anteriormente no capítulo sobre a construção do gosto no ambiente digital. Tal limitação da percepção do gosto por parte desses sistemas ignora a complexidade histórica e sociocultural em que o indivíduo se insere e que afeta diretamente sua construção de gosto, desta forma reduzindo-o a uma perspectiva matemática e tecnológica, que busca atender objetivos econômicos.

Até o momento, pudemos entender que, diante de uma lógica de dataficação das ações dos indivíduos nas ferramentas digitais, os dados gerados pelos mesmos passam a ser

valiosos para empresas que desejam vender esses dados para terceiros ou então criar experiências personalizadas e customizadas tendo como base esses mesmos dados. Essas experiências personalizadas podem traduzir-se em sistemas de recomendação de conteúdos como modelos de negócio, que por sua vez possuem como objetivo último a geração de lucro para as corporações assim como aumentar a retenção dos usuários nas plataformas (De Marchi et al., 2021; Borreau & Gaudin, 2021), mantendo-os ativos por mais tempo, e em outras palavras “trata-se de utilizar dados de uma quantidade enorme de usuários a fim de estimular sensações nos indivíduos que sejam capazes de despertar o desejo de repetir a experiência continuamente na plataforma” (De Marchi et al., 2021, p.17). Nesse aspecto, a ideia de “algorithmic culture” faz-se pertinente à medida em que os sistemas de recomendação baseados em algoritmos definem os conteúdos que serão exibidos para os usuários e, por conseguinte, moldam a forma com que os usuários consomem determinados produtos culturais. Claro que os algoritmos dependem dos dados gerados pelos usuários ou pelas *crowds* como define Striphas (2015) para funcionarem e gerarem as recomendações, mas segundo o autor:

I do not mean to downplay the role that crowds play in generating raw data. Yet, it seems to me that ‘crowd wisdom’ is largely just a stand-in – a placeholder, an algorism – for algorithmic data processing, which is increasingly becoming a private, exclusive and indeed profitable affair. This is why, in our time, I believe that algorithms are becoming decisive, and why companies like Amazon, Google and Facebook are fast becoming, despite their populist rhetoric, the new apostles of culture (Striphas, 2015, p.407)

Nos capítulos futuros iremos aprofundar sobre como tais sistemas de recomendação funcionam no contexto da ferramenta escolhida para esta investigação (Spotify) assim como discutiremos os principais resultados obtidos nas investigações já realizadas neste âmbito.

## **2.4. Sobre o Spotify**

O Spotify foi criado em 2006 por Daniel Ek e Martin Lorentzon em Estocolmo e seu propósito principal era proporcionar uma maneira totalmente nova de se consumir música. A ideia de criar a ferramenta surgiu diante do conflito entre o “Pirate Bay”, site que na altura era uma das principais redes de pirataria digital no mundo, e as maiores empresas gravadoras e detentoras dos direitos musicais (Vieira, 2020). Diante desse cenário de conflito, o Spotify surgiu como uma opção paralela em que os usuários poderiam usufruir das músicas sem

limitações de acesso e sem infringir as leis de direitos autorais. O Spotify pode ser entendido como uma plataforma de *streaming* de música, e como *streaming* podemos entender que se trata de um método de recepção e envio de dados para aparelhos multimídia, que permite o acesso a um catálogo vasto de música de forma instantânea e num único aparelho (Stanisljevic, 2020) através da internet.

Alguns anos após sua criação, em 2014, o Spotify fez uma parceria com a empresa Echo Nest e passou a utilizar sistemas de recomendação de música para melhorar a experiência dos usuários em meio à elevada quantidade de conteúdo disponível (Figueiredo & Barbosa, 2019; Fleischer & Snickars, 2017). Atualmente, o Spotify oferece aos usuários brasileiros duas opções de acesso: o ‘Premium’, que permite o acesso ao catálogo completo de músicas e às diversas funcionalidades da plataforma com um custo de uma taxa fixa (R\$19,90 ou aproximadamente 3,65€) e sem interrupções de anúncios; e o acesso gratuito, ou ‘freemium’ no qual nada é cobrado ao usuário e em contrapartida são exibidos anúncios que interrompem o conteúdo (Nguyen et al., 2013; Kischinhevsky et al., 2015).

O estudo realizado por Fleischer & Snickars (2017) destaca a dificuldade em se definir que tipo de empresa é o Spotify, uma vez que

Spotify’s classification as strictly a tech company misses the fact that a core part of its business has been to provide content to audiences and selling those audiences to advertisers. Spotify, in fact, increasingly acts as a global media company (p.134).

Ainda de acordo com os autores, a ideia original de criação da ferramenta era puramente tecnológica e não diretamente associada à música, inclusive inicialmente a plataforma seria utilizada para distribuir filmes — o que se mostrou menos vantajoso e portanto a música foi escolhida como o tipo de conteúdo a ser trabalhado. Outra perspectiva que Fleischer & Snickars (2017) desconstruem a respeito da imagem do Spotify é o poder ilimitado que supostamente a empresa teria sobre a música em si, uma vez que a existência do Spotify “remains dependent on the willingness of the Big Three record labels (Universal Music Group, Sony Music Entertainment, and Warner Music Group) to renew their licensing deals” (p.138). Diante desse contexto, podemos entender que o Spotify não é capaz de definir autonomamente os rumos da indústria musical, e portanto, os autores destacam a dificuldade em localizar em que área exatamente está o poder do Spotify.

Nesta tentativa de definir o Spotify, Fleischer & Snickars (2017) buscam reconstituir a evolução das estratégias de descoberta de música da plataforma como forma de estabelecer um histórico para a mesma. Inicialmente o Spotify era centrado apenas na ‘*search box*’ como

principal elemento que os usuários possuíam para encontrar músicas (Fleischer, 2015). Tal implica que o usuário ideal para esta versão inicial do Spotify seria aquele que já possui suas preferências musicais bem definidas, não havia nenhum tipo de assistência da ferramenta para a descoberta de outros gêneros musicais (Fleischer & Snickars, 2017).

Entre 2010 e 2011, após uma parceria com o Facebook, a ferramenta passou a incluir funcionalidades mais relacionadas ao lado social: as músicas ouvidas pelo indivíduo eram compartilhadas com suas conexões e amigos. Diante de tal contexto a abordagem do Spotify passou a ser “recommend music based on what the user's friends had put in their playlists” (Fleischer & Snickars, 2017, p.139). Após recepção negativa por parte dos usuários, o Spotify passou a utilizar *playlists* feitas por curadores como forma de dar suporte aos usuários buscando descobrir novas músicas.

Por fim, em 2014, como já citado anteriormente, após uma parceria com a empresa Echo Nest – especializada em ‘*music intelligence*’ – o Spotify passou a utilizar recomendações algorítmicas em sua plataforma. O sistema Echo Nest é capaz de analisar características de uma determinada música e comparar com milhares de outras buscando semelhanças. Também é capaz de realizar análises semânticas de conversações sobre música que ocorrem em blogs, posts, e outros meios para relacionar tais comentários e gerar correlações musicais num nível mais cultural. Posteriormente o sistema gera diferentes perfis de consumo musical no qual as características de consumo dos usuários são agrupadas para gerar as recomendações (Prey, 2016, p. 1090 - 1091).

Tal mudança para a utilização de algoritmos no processo de recomendação nos faz questionar a mudança também no tipo de usuário que o Spotify espera atingir. Se quando a plataforma foi criada era esperado que o usuário possuísse um gosto musical já bem definido – oferecendo ao mesmo somente a possibilidade de busca de músicas na *search box* – atualmente com as recomendações algorítmicas presentes em toda a plataforma, o Spotify demonstra certa intenção em participar na construção do gosto de seus usuários.

É relevante perceber que o Spotify utiliza-se do conceito de dataficação proposto por Van Dijk (2014) para captar o comportamento de seus usuários transformando-os em dados que serão trabalhados por algoritmos não só para gerar as recomendações musicais mas também para realizar ações de *marketing* e impactar com maior precisão seus usuários com anúncios dentro da plataforma (Prey, 2016). Para atingir maior precisão, as plataformas de *streaming* utilizam os dados de consumo musical dos usuário para criar “correlations between music taste and the demographic/psychographic characteristics of their listeners” (Prey, 2016, p.2).

Outra perspectiva sobre a utilização dos dados dos usuários para fins de marketing pode ser exemplificada com as *'data-driven campaigns'* que tiveram início em 2015 com a campanha "Year in Music" na qual o Spotify utilizou dados de seus usuários para criar anúncios com frases interessantes e provocativas. Exemplo dessa estratégia é a campanha realizada em 2015 que utilizou um *outdoor* (figura 2.1) que dizia que determinado usuário ouviu 42 vezes uma música chamada "Sorry" durante o "Valentine's Day" e interrogava o que esse usuário teria feito de tão errado (Pagnin, 2016). A retrospectiva com os dados de consumo de seus usuários realizada anualmente pela plataforma, serve também como bom exemplo dos dados sendo utilizados como ação de marketing e além disso nos mostra uma pequena parcela do tipo de informação que o Spotify possui sobre seus usuários, como o tempo que passamos ouvindo música no ano, quais foram os artistas e gêneros mais ouvidos, qual dia do ano passamos o maior número de horas utilizando a ferramenta, entre outros.

**Figura 2.1**



Exemplo de campanha publicitária do Spotify realizada em 2016 utilizando dados de consumo dos usuários. Fonte: Pagnin (2016, p.11).

As *playlists* do Spotify tornaram-se um dos principais meios que os usuários utilizam para encontrar novas músicas e ouvir as que já gostam dentro da plataforma (Prey, 2020; Schedl et al., 2017; Kischinhevsky et al., 2015). Pouco após o lançamento das mesmas, numa pesquisa realizada em 2015, o percentual de usuários que consumiam principalmente *playlists*

já era superior ao percentual de usuários que ouviam álbuns (45% *playlists*, 28% álbuns) (Hogan, 2015). Essa popularidade pode explicar-se, pois, através da utilização das *playlists*, os usuários possuem a possibilidade de dialogar com o trabalho dos artistas, separando as músicas de seu contexto original – os álbuns – para melhor organizá-las em *playlists* que traduzam as preferências que possuem (McCourt, 2005). Por conseguinte, o conteúdo no ambiente digital acaba por ter um caráter não-estático, e as *playlists* tornam-se a ferramenta através da qual os usuários podem reordenar os conteúdos, utilizando-se também das mesmas como forma de expressão pessoal (McCourt, 2005). Por exemplo, através da mistura de diversas músicas de diferentes álbuns, gêneros e artistas, um usuário é capaz de demonstrar a outros usuários quais são as suas preferências, demarcando seu gosto musical e criando narrativas próprias através destas *playlists*.

Além da possibilidade dos próprios usuários criarem suas próprias listas de reprodução, o Spotify também oferece opções de listas já prontas para seus usuários, que podem ser entendidas como “a set of songs curated either by a human or an algorithm, focused on specific theme, mood or activity” (Wikstrom, 2015, p.281). Ou seja, as listas do Spotify podem ser geradas através de uma curadoria humana, com especialistas contratados pela empresa responsáveis por selecionar as músicas e por definir a ordem delas dentro das listas, mas também podem ser geradas através de recomendações algorítmicas. Essas *playlists* são nomeadas respectivamente como editoriais e algorítmicas (Good, 2022). Ademais das *playlists*, de acordo com Koevoets (2017), o Spotify possui diversas outras funcionalidades de descoberta musical que podem ser classificadas em 3 grandes categorias: “creating your own collection, universal features and personalized features” (p.20).

Ainda de acordo com o autor, a primeira categoria permite ao usuário buscar músicas e criar suas próprias coleções/*playlists* de forma autônoma (através da ferramenta de busca, através da criação de *playlists* próprias, entre outros). A segunda categoria refere-se a opções nas quais o Spotify recomenda as músicas, mas tais recomendações são universais, ou seja, são recomendações genéricas para todos os usuários, essas recomendações são separadas por categorias ou temas e são o resultado de uma mistura entre recomendação algorítmica e editoria humana (De Marchi et al., 2021). Por último, a categoria ‘*personalized features*’, abrange recomendações individualizadas e baseadas em recomendações algorítmicas para seus usuários.

These functions are operated by algorithms. Although in the interface the word algorithm is never mentioned nor its selecting criteria, there are features that signify that algorithms are its underlying operative. These are: ‘Radio’, ‘Your daily mix’, ‘Discover weekly’ and ‘Release Radar’ (Koevoets, 2017, p.21).

A presente proposta de trabalho pretende focar seus esforços principalmente nesta última grande categoria, ou seja, nas ‘*personalized features*’ acima listadas. De acordo a pesquisa realizada por Flynn (2017), para a maioria dos usuários do Spotify “discovery happened through playing compilation *playlists* such as ‘Walking like a Badass’, ‘New Music Friday’ and specially the personalized playlist on Spotify’s Discover Weekly function (p.28).

Ou seja, grande parte das descobertas dos usuários se dá através das ‘*universal features*’ (nesse caso as *playlists* criadas pelos curadores do Spotify para todos os usuários como a lista “Walking like a Badass’ citada anteriormente) e também através das ‘*personalized features*’, com recomendações individualizadas e geradas através dos algoritmos.

Na primeira metodologia aplicada neste estudo iremos focar mais diretamente na *playlist* “Discover Weekly”, que trata-se de uma lista de recomendações contendo 30 músicas feita para cada usuário e que é atualizada toda segunda-feira (Prey, 2017). Essa playlist tornou-se uma das funcionalidades de maior sucesso dentro da plataforma: um ano depois de seu lançamento, mais de 40 milhões de usuários já estavam utilizando a playlist, totalizando 5 bilhões de *plays* (Popper, 2016). Em 2020, 5 anos após o lançamento da funcionalidade, o Spotify divulgou que mais de 2.3 bilhões de horas de *streaming* já haviam sido realizadas na playlist *discover weekly* – o que totalizam mais de 266 mil anos (mais tempo do que a própria civilização, segundo eles) (Spotify Press, 2022). Demonstrando a relevância que a funcionalidade possui perante os usuários da plataforma.

A playlist *discover weekly* é uma das funcionalidades de descoberta musical do Spotify totalmente gerada por recomendações algorítmicas (Bonini & Gandini, 2017) — diferente de outras funcionalidades como as *universal features* por exemplo que envolvem curadoria humana —, porém questiona-se ainda que mesmo as *playlists* geradas 100% por algoritmos são também “monitored by curators and software developers who manage and improve them” (Bonini & Gandini, 2017, p.6).

Ou seja, mesmo que as recomendações sejam geradas completamente pelos algoritmos, há ainda uma espécie de acompanhamento e constante trabalho executado por agentes humanos ao redor destas *playlists* feito com o objetivo de melhorá-las. Além disso, o oposto também se faz verdadeiro: as funcionalidades e *playlists* curadas por seres humanos, são criadas cada vez mais tendo como suporte as sugestões de algoritmos e das ferramentas de

análise de dados e por conta disso “human curators are responding to data to such an extent that they’re practically just facilitating the machine process” (Pelly, 2017).

Nos próximos capítulos iremos detalhar como o processo de recomendações ocorre no contexto do Spotify, mas antes disso será necessário traçar uma breve revisão teórica acerca dos algoritmos e dos sistemas de recomendação em si, uma vez que constituem a base para a criação de tais recomendações.

## **2.5. Algoritmos e sistemas de recomendação**

Para entendermos melhor o papel dos algoritmos e dos sistemas de recomendação do Spotify é necessário também realizar um breve enquadramento teórico sobre o que são os algoritmos. Atualmente, nossas vidas estão cada vez mais permeadas pela utilização dos algoritmos (Diakopoulos, 2014; Striplhas, 2015; Willson, 2016). De acordo com Pasquale (2015) e Favareto (2019), tais algoritmos podem ser utilizados para auxiliar no cumprimento das leis, para avaliar se merecemos um empréstimo financeiro por parte dos bancos, para que seguros de saúde calculem o risco de aceitar determinadas pessoas em seus planos, entre outras. Ou seja, os algoritmos “têm sido cada vez mais utilizados para fazer julgamentos morais e culturais complexos, construindo diferentes regimes de verdade que afetam a nossa percepção da realidade” (Santini, 2020, p. 14). No contexto dos média, vemos um comportamento semelhante: uma crescente presença dos algoritmos utilizados com diversos fins, seja para filtrar a grande quantidade de informação disponível, seja para criar recomendações personalizadas para os usuários. De acordo com Gillespie & Boczkowski,

these algorithms not only help us find information, they provide a means to know what there is to know and how to know it, to participate in social and political discourse, and to familiarize ourselves with the public in which we participate (2014, p.2).

Diante desse cenário em que tais algoritmos filtram e ordenam as informações que nos são exibidas em diversas plataformas digitais, Beer destaca o papel relevante que os mesmos possuem em “constitute, order and shape our everyday life” (Beer, 2013, p.70).

Desde a década de noventa, há uma série de tentativas de apreender o significado dos algoritmos. Na perspectiva de Cormen et al. (1990, p.1), “an algorithm is any well-defined computational procedure that takes some value, set of values, as input and produces some value, or set or values, as output”. Ou seja, Cormen et al., em sua definição, busca

compreender um algoritmo a partir da relação entre *input* e *output* que o mesmo é capaz de processar e produzir.

Já a visão proposta por Wilf (2002, p.1), é mais sintética e entende um algoritmo como “a method for solving a class of problems on a computer”, o foco da definição está mais relacionado com a capacidade do algoritmo de prover soluções para determinados problemas computacionais.

Já MacCormick traz uma definição de algoritmo que relaciona seu funcionamento a uma receita pré-estabelecida e rígida, a qual irá processar os dados e gerar um resultado esperado. De acordo com o autor, “an algorithm is a precise recipe that specifies the exact sequence of steps required to solve a problem” (MacCormick, 2012, p.3). Numa perspectiva em consonância com a proposta por McCormick, Diakopoulos (2014), defende que um algoritmo pode ser definido como “a series of steps undertaken in order to solve a particular problem or accomplish a defined outcome” (p.4).

Para o presente estudo, portanto, podemos entender que os algoritmos responsáveis pelos sistemas de recomendação do Spotify constituem-se de uma série de passos que utilizam-se dos dados de consumo musical dos usuários (*input*) para filtrar e recomendar novas sugestões para os mesmos (*output*). Em consonância com tal definição, podemos considerar que as ações dos usuários são registradas num banco de dados e que posteriormente tais dados são utilizados para continuamente gerar novas relações entre os mesmos usuários e os dados (Anderson, 2014). Na perspectiva de Karakayali et al., entretanto, esses sistemas não podem “be reduced to a mere code but should rather be seen as a complex assemblage of information exchange consisting of multiple elements and processes” (2017, p.5).

Neste ponto temos uma definição do que são os algoritmos e de como os mesmos atuam nos sistemas de recomendação. Todavia, mais do que entender tecnicamente como os mesmos funcionam, o presente trabalho serve-se da perspectiva de Beer (2013) de que tais algoritmos devem ser estudados como parte integrante do mundo social. De acordo com o autor, para compreendermos os algoritmos como participantes no contexto social, “we need not lose sight of the material functioning of algorithms but, as with other technologies, it is helpful to begin to see them as an embedded part of social processes” (Beer, 2013, p.67). Tal perspectiva alinha-se com o fato de que as empresas detentoras dos algoritmos não revelam seu funcionamento em detalhe e portanto, buscar entender um algoritmo em sua natureza técnica mostra-se uma tarefa em certa medida limitada por estarem dentro dessa caixa opaca e fechada.

Em concordância com a perspectiva proposta por Beer (2013) de compreender os algoritmos como parte integrante de processos sociais, a investigação feita por Bucher (2017), buscou compreender como se dá a relação entre os indivíduos e o algoritmo, assim como perceber os momentos-chave em que o indivíduo se dá conta da existência do mesmo. Seu estudo foi focado em usuários da rede social Facebook, mas é de relevância para o presente estudo perceber como os indivíduos percebem e experienciam o algoritmo de forma geral. Mais do que investigar o funcionamento do algoritmo, a pesquisadora buscou analisar como os indivíduos experienciam o mesmo. Para a autora,

people do not necessarily need access to the precise instructions that tell the computer what to do in order to experience an algorithm (...) what people experience is not the mathematical recipe as such but, rather, the moods, affects and sensations that the algorithm helps to generate (Bucher, 2017, p.32).

A partir desse estudo o conceito de “algorithmic imaginary” (Bucher, 2017) surge para descrever as formas com que os indivíduos pensam sobre o algoritmo, pensam sobre o que um algoritmo é ou deve ser e sobre o imaginário dos indivíduos em relação ao funcionamento dos mesmos. Através do estudo desse imaginário algorítmico, “we may begin to understand the performance of algorithms through the ways in which they are being articulated, experienced and contested in the public domain” (Bucher, 2017, p.40). A presente investigação partirá dessas premissas para entrevistar os indivíduos e buscar perceber a percepção dos mesmos sobre o algoritmo e os sistemas de recomendação do Spotify.

Por serem muitas vezes considerados como ‘*Black boxes*’ (Pasquale, 2015), tais algoritmos apresentam certa dificuldade para seu entendimento e estudo. A mesma situação aplica-se aos algoritmos de recomendação do Spotify (O’Dair & Fry, 2019; Snickars, 2017). Além disso, os algoritmos são propriedade privada das grandes corporações e são “opaque and inaccessible to outside critique; and their parameters, intent and assumptions indiscernible” (Willson, 2016, p.140). Como resultado dessa falta de acesso aos dados e falta de transparência no funcionamento dos algoritmos em si, há uma dificuldade por parte da pesquisa acadêmica em investigar os diferentes “ways in which algorithmic music discovery takes place” (Kjus, 2016, como citado em Snickars, 2017, p.187).

Também é importante salientar que tais algoritmos servem aos interesses financeiros das empresas que os criam (Bucher, 2018; Diakopoulos, 2014), ou seja, a preocupação com a qualidade das recomendações feitas está diretamente ligada ao objetivo de reter os usuários nas plataformas (De Marchi et al., 2021).

Diante do cenário de disseminação e utilização em larga escala de algoritmos nas plataformas digitais, diversas preocupações foram levantadas por estudos acadêmicos. Alguns defendendo que seria necessário fornecer aos usuários uma maior transparência sobre como tais algoritmos operam (Diakopoulos, 2014; O’Neil, 2016) assim como uma preocupação sobre potenciais preconceitos e vieses que tais algoritmos poderiam reforçar (Gran et al., 2021; Papakyriakopoulos & Mboya, 2022; O’Neil, 2016) e também ressaltando uma possibilidade de efeito de *feedback loop* (O’Neil, 2016) no qual indivíduos de camadas menos favorecidas são continuamente prejudicados por sistemas algorítmicos sem conseguir escapar a esse *loop*. Outros autores defendem ainda que os algoritmos seriam capazes de gerar uma modulação no comportamento dos usuários pois “modular comportamentos e opiniões é conduzi-los conforme os caminhos oferecidos pelos dispositivos algorítmicos que gerenciam os interesses de influenciadores e influenciados” (Souza et al., 2018, p.9).

Mesmo diante da presença constante dos algoritmos na nossa interação diária com as mídias digitais e da crescente preocupação sobre seus potenciais efeitos como visto acima, há ainda uma defasagem em relação ao número de usuários que possuem a consciência de que tais algoritmos existem e de quais formas eles operam.

Tal relaciona-se diretamente com a perspectiva de uma ‘algorithmic awareness’ (Gran et al., 2021) por parte dos usuários de plataformas *online*. Reforçando tal perspectiva, estudos mostraram que os usuários de plataformas que possuem sistemas de recomendação sabem utilizar tais funcionalidades mas não sabem como elas funcionam de fato (Koevoets, 2017). O estudo realizado por Eslami et al. (2015) com usuários do Facebook, por exemplo, foi capaz de concluir que mais de 60% dos usuários não estavam conscientes de que as recomendações de conteúdo em seus *feeds* eram feitas através de curadoria algorítmica. Esta realidade também se aplica ao contexto Spotify especificamente, a pesquisa de Flynn (2016), revelou por exemplo que há uma “lack of awareness amongst the participants as to how personalised *playlists* were constructed” (p.51). O presente trabalho também irá investigar a extensão do conhecimento dos entrevistados em relação ao algoritmo por trás das recomendações do Spotify, buscando evidenciar qual o nível de consciência algorítmica por parte dos usuários da ferramenta.

Nesta altura, é pertinente traçarmos uma breve descrição acerca dos sistemas de recomendação em si, uma vez que os mesmos são constituídos pelos algoritmos discutidos até o momento.

Entre 2006 e 2009, o Netflix realizou um concurso chamado ‘Netflix Prize’, que ofereceu 1 milhão de dólares para o primeiro indivíduo a conseguir melhorar em 10% o sistema de

recomendação da ferramenta (Hallinan & Striphas, 2016). Ao realizar tal concurso, o Netflix demonstrou a importância que os sistemas de recomendação possuem dentro do seu modelo de negócio como forma de filtrar a quantidade de conteúdos e em busca de melhorar a experiência dos usuários, de acordo com Scarlata (2022) “Netflix’s status as a personalised service has been central to its business proposition and brand” (p.7). A mesma lógica pode ser transposta ao Spotify: os sistemas de recomendação apresentam-se como uma das funcionalidades centrais para o modelo de negócio da ferramenta, pois

the more accurately a streaming service is able to zero in on the tastes of the individual listener, the more time the listener will spend on a service, and the higher the likelihood that they will convert to a paid subscription service (Prey, 2016, p.1)

Para destacar as funções do sistema de recomendação do Spotify, podemos citar duas principais: a primeira seria facilitar que os usuários encontrem os conteúdos que já desejam de forma fácil e rápida dentro do vasto catálogo (artistas e músicas que já conhecem e gostam); enquanto a segunda função está relacionada a apresentar novas sugestões de músicas e artistas que os usuários ainda não conhecem (De Marchi et al., 2021).

Em busca de esclarecer o que de fato é um sistema de recomendação, Burke (2002), propõe que os mesmos seriam “any system that produces individualized recommendations as output or has the effect of guiding the user in a personalized way to interesting or useful objects in a large space of possible options” (p.1). Aqui é importante destacar a individualidade das recomendações proposta na definição de Burke. Diferentemente do que ocorria num contexto anterior em que, por exemplo, um radialista fazia recomendações para muitos ouvintes simultaneamente em seu programa, no atual contexto as recomendações e personalizações nas plataformas digitais são feitas a nível individual. Ou seja, nesse novo contexto a variedade e a personalização das recomendações passam a ocupar o espaço do que era antes padronizado, apontando para uma lógica de “mass customisation” (Christy, 1993).

De acordo com Santini (2020), os sistemas de recomendação (SR) podem ser entendidos como:

algoritmos de classificação, organização e recomendação de produtos culturais, que funcionam baseados nas práticas e preferências da rede de usuários. Esses sistemas incluem tecnologias de *big data* e mineração de dados (*data mining*) não só para a organização dos bens culturais e previsão dos gostos, mas, principalmente, para oferecer uma espécie de ‘curadoria’ automatizada e, ao mesmo tempo, personalizada, para o consumo cultural (p.47)

Santini (2020) aponta para o fato de que os sistemas de recomendação “buscam automatizar aspectos sociais dos processos de descoberta de informação a partir dos perfis dos usuários” (p.107). Diante dessa tentativa de automatização, a autora identifica os 3 principais parâmetros que constituem a base para o desenvolvimento dos métodos de recomendação existentes: 1) Modelo de recomendação baseado no gosto; 2) Modelo de recomendação baseado na reputação; 3) Modelo de recomendação baseado na popularidade.

O primeiro modelo de recomendação baseia-se nas semelhanças entre as práticas e preferências de diferentes usuários para sugerir conteúdos em comum – os sistemas atuais não revelam quais foram os usuários utilizados para gerar a recomendação, apenas “transferem as recomendações derivadas das opiniões e/ou das ações de outros usuários com gostos similares sem identificação” (Santini, 2020, p.108), ou seja, não há nenhuma indicação na interface das ferramentas, por exemplo, de que as recomendações utilizam dados de outros usuários, tampouco identifica tais usuários (Scarlata, 2022), há ainda uma percepção de que os usuários possuem dificuldade em encontrar onde as recomendações feitas pela plataforma se encontram (De Assunção & Zaina, 2022).

O segundo modelo de recomendação identificado por Santini (2020), baseado na reputação, identifica usuários que possuem credibilidade perante a rede de usuários e utiliza o comportamento dos mesmos para criar as recomendações.

Já o terceiro modelo, baseado na popularidade, identifica os conteúdos mais consumidos pela maioria dos usuários e sugere os mesmos conteúdos para os restantes, como exemplo deste método podemos citar a recomendação da categoria de ‘livros mais vendidos’ da Amazon ou *playlists* como “músicas mais ouvidas no Brasil” do Spotify (Santini, 2020).

Em alinhamento com essa perspectiva, Celma (2008), descreve a principal tarefa dos sistemas de recomendação no contexto do mercado do *streaming* como “propose to the user interesting music to discover, including unknown artists and their available tracks, based on the user’s musical taste” (p.51). Com o objetivo de aprofundamento no funcionamento de tais sistemas, Celma (2008) lista em seu estudo três principais métodos utilizados pelos mesmos: o primeiro chamado ‘*collaborative filtering*’ — que identifica usuários com comportamento semelhante ao indivíduo em questão e recomenda itens que tais usuários tenham consumido no passado (Balabanović & Shoham, 1997; Celma, 2008). Basicamente este método utiliza a experiência de outros usuários para realizar as recomendações, o que pode favorecer conteúdos mais populares — uma vez que são consumidos por mais usuários — e portanto “collaborative filtering is one way to tap the collective intelligence of Spotify’s millions of

users, turning their preferred music and taste in a data layer to personalize everyone’s experience” (Snickars, 2017, p.192).

Também é relevante destacar que neste método de *collaborative-filtering*, classifica-se os usuários em diversos grupos (*clusters*) de acordo com a similaridade do uso da plataforma desses usuários, mas também considerando as potenciais divergências entre os grupos, dessa forma “uma pessoa pode pertencer simultaneamente a várias categorias ou comunidades de prática” (Santini, 2020, p.50).

Numa tentativa de melhor exemplificar como ocorre a lógica de filtragem colaborativa (ou *collaborative filtering*), Reategui & Cazella (2005), propõe o seguinte exemplo: dada a tabela 2.1, com o registro da prática de consumo de um grupo de usuários, se quisermos recomendar um produto ao Mauro, procuraremos outros usuários com hábitos de consumo parecidos. Neste caso, Paulo e João já compraram produtos que Mauro comprou (Prod.2). Neste exemplo a recomendação colaborativa recomendará a Mauro produtos que os outros dois usuários já possuem mas que Mauro ainda não comprou (Prod.1 e Prod.5).

Apesar do exemplo estar mais direcionado à recomendação de produtos ao invés de bens culturais, tal exemplo facilita o entendimento da lógica de filtragem colaborativa que será útil para entendermos como a utilização do comportamento de outros usuários pode influenciar nas recomendações de músicas, e quais possíveis implicações isto pode ter, como será abordado mais à frente.

### Quadro 2.1

Recomendação baseada em filtragem colaborativa.

<b>Usuário</b>	<b>Prod.1</b>	<b>Prod.2</b>	<b>Prod.3</b>	<b>Prod.4</b>	<b>Prod.5</b>	<b>Prod.6</b>
Paulo		X			X	
João	X	X				
Márcia			X	X	X	
Carlos			X			
Ana	X			X		
Mauro		X				

Fonte: Reategui & Cazella (2005, p.318).

O segundo método, chamado ‘*content-based filtering*’, baseia-se em encontrar similaridades entre as características acústicas das músicas que o usuário já consome ou consumiu no passado e novas músicas que contenham características semelhantes para criar a recomendação (Balabanović & Shoham, 1997; Celma, 2008). Este método analisa uma série de conteúdos já avaliados e/ou consumidos por determinado usuário e cria um perfil de interesses para o mesmo, daí em diante a recomendação “consists in matching up the attributes of the user profile against the attributes of a content object. The results is a relevance judgment that represents the user 's level of interest in that object” (Lops et al., 2010, p.75). Diante da afirmação de Lops et al., podemos observar que há um julgamento de relevância a ocorrer – muitas sem que o usuário esteja ciente do mesmo – a cada vez que uma recomendação algorítmica ‘*content-based*’ é realizada.

Já o terceiro método descrito por Celma (2008) seria o ‘*context-based filtering*’ – que “uses cultural information to compute artist or song similarity” (p.86). Basicamente neste método, utiliza-se informações provenientes de diversos sites especializados sobre música criando uma série de palavras-chave que serão posteriormente associadas a palavras-chave semelhantes de outras músicas ou artistas e assim gerando a recomendação.

Além dos três métodos citados por Celma, existe ainda um potencial quarto método de recomendação mais simples que baseia-se apenas nos metadados de determinada música (como seu título, a duração da mesma, nome do artista, letra da música, etc), apesar de ser uma abordagem de rápida implementação, não se trata de um método eficaz uma vez que depende dos metadados associados à determinada música e não considera o comportamento do usuário em si (De Assunção & Zaina, 2022).

Como um possível quinto tipo de modelo de recomendação Montaner et al., (2003) aponta para uma “filtragem sociodemográfica”, na qual informações a respeito do perfil do usuário como país de nascimento, localização do IP da rede de internet que o usuário utiliza, tipo de aparelho que o usuário utiliza, gênero, idade, entre outros, são utilizadas para calcular a probabilidade de relação entre um item e o tipo de usuário que poderia se interessar pelo mesmo (Santini, 2020).

É importante perceber que os métodos descritos acima ocorrem de forma concomitante e em combinação uns com os outros, não sabemos em que medida cada um atua em que determinada funcionalidade da ferramenta, por se tratar de um segredo de negócio mantido com afincamento pelo Spotify. Porém é possível que os sistemas de recomendação utilizem um modelo híbrido combinando todos os métodos descritos anteriormente (Celma, 2008).

O sistema de recomendação do Spotify como um todo parte do princípio que um indivíduo pode possuir diversos perfis de consumo musical a depender do contexto, assumindo que as preferências musicais do usuário mudam de acordo com a situação em que o mesmo se encontra (Sassi & Yahia, 2021). Portanto, a utilização de informações contextuais do usuário, como por exemplo sugerir gêneros específicos quando o usuário costuma ir ao ginásio ou sugerir episódios de *podcast* quando o usuário encontra-se em deslocamento para o trabalho, em tais plataformas, por sua vez, “overthrows the assumption that personalization in recommender systems involves recommendation for specific individuals” (Pagano et al., 2016, p.1; Prey, 2017), nos remetendo para a noção de Deleuze (1992) onde os indivíduos, na realidade, são entendidos como multiplicidades, ou ‘dividuals’ (Deleuze, 1992, p.5).

Em resumo, o Spotify enxerga um mesmo indivíduo como capaz de possuir uma série de diferentes comportamentos de consumo musical. Na percepção de Prey (2017), os sistemas de recomendação entendem o indivíduo como um processo em construção – ‘individuation’ (p. 1095) – no qual o tipo de consumo que determinado usuário tem e que o identifica de certa forma, é mutável e adapta-se a diferentes contextos e estados emocionais que o indivíduo possa possuir. Tal nos remete à ideia de uma ‘algorithmic individuation’ (Zuillhof, 2014), processo no qual, através das recomendações algorítmicas, o indivíduo em constante construção passa a ser também influenciado pelo algoritmo. Neste aspecto poderá haver portanto um conflito narrativo entre a percepção do indivíduo sobre seu próprio gosto e o perfil de gosto deste indivíduo criado pela plataforma, manifestado através das recomendações (Flynn, 2016).

Como visto anteriormente, a criação das recomendações no Spotify utiliza em seu sistema – o já aqui comentado Echo Nest – as três principais funcionalidades descritas por Celma (2008): ao analisar as características acústicas e eventos de determinada música e compará-la com outras músicas do catálogo para gerar as recomendações, vemos o método de *content-based filtering*; ao analisar informações contextuais em milhões de blogs, posts, tweets, e redes sociais em geral e traduzindo-as em *keywords* que posteriormente serão relacionadas com artistas e músicas, criando “song similarities on a more cultural level” (Prey, 2017, p.1091) e também ao analisar dados de comportamento do próprio usuário (como o horário que o mesmo costuma ouvir música, se ouve música no carro ou em casa, etc.), vemos a presença do método de *context-based filtering*; por último, ao criar um “taste profile” para seus usuários (Prey, 2017, p. 1091), o sistema de recomendação do Spotify é capaz de cruzar comportamentos de usuários com perfis semelhantes para criar as sugestões,

aplicando portanto também o método de *collaborative filtering* apontado anteriormente. Dessa forma é possível concluir que o sistema de recomendação do Spotify é híbrido pois utiliza diferentes métodos de recomendação simultaneamente (Prey, 2017).

Podemos inferir também, diante desse cenário, que é esta a mecânica que dá suporte às recomendações feitas na *playlist discover weekly*, assim como em outras funcionalidades de recomendação baseadas em curadoria algorítmica na interface do Spotify. Essas recomendações manifestam-se na interface da plataforma de Spotify em diversas funcionalidades, as denominadas ‘*personalized features*’ vistas na seção 2.4 e dependem de como as empresas envolvidas desejam orientar seus usos (Santini, 2020), além disso, podemos entender que tais sistemas possuem como resultado final ou *output* desejado a recomendação de artistas, álbuns ou listas sequenciais de músicas (*playlists* personalizadas) para os usuários (Celma, 2008). Diante dos métodos explicitados anteriormente, podemos entender que os algoritmos dos sistemas de recomendação “vão buscar informações em diversas fontes, para, em primeiro lugar, tentar prever comportamentos humanos através da quantificação do gosto dos indivíduos” (De Marchi et al., 2021, p.22).

Também podemos pensar que, se as recomendações realizadas pelos sistemas baseiam-se, entre outras coisas, no comportamento de outros usuários (filtragem colaborativa), há a chance de que ocorra, neste processo, uma espécie de “bolha de filtros” (Pariser, 2011) na qual grupos de usuários com comportamentos parecidos irão receber conteúdos semelhantes e terão menor contato com conteúdos que sejam totalmente diversos, ocasionando uma redução na serendipidade (*serendipity*) — ou seja, nas chances de encontros aleatórios ou acidentais com conteúdos que possam ter valor inesperado para os indivíduos (Santini, 2020).

A lógica onde dados de alguns usuários afetam as recomendações geradas para outros usuários nos remete também para um conceito de *gatekeeping* em rede (Meraz & Papacharissi, 2013; Cardoso, 2023), no qual “(...) dados produzidos por uma multidão de participantes, através das suas escolhas individuais ao filtrar, colaborar, partilhar e divulgar informação e que, posteriormente, alimenta um sistema de algoritmo nas diferentes redes e mídias sociais” (Cardoso, 2023, p.27). Também podemos pensar numa forma de *gatekeeping* algorítmico, uma vez que tais algoritmos podem tomar decisões sobre qual informação exibir ou omitir para determinados usuários (Bozdog, 2013; Helberger et al., 2015). No contexto do Spotify, o mesmo contexto aplica-se: os curadores de *playlists* e os próprios algoritmos de recomendação também podem ser considerados como novos ‘*gatekeepers*’ (Bonini & Gandini, 2019), uma vez que definem quais músicas chegarão até os usuários através das

diversas funcionalidades da ferramenta e quais não. Reforçando essa perspectiva, Daniel Ekman, fundador do Spotify revelou em uma entrevista em 2018 que “over 30% of consumption on Spotify is now a direct result of recommendations made by the platform’s own algorithms and curation teams” (Ingham, 2018).

Neste ponto é importante salientar que os sistemas de recomendação podem perceber o grau de interesse dos usuários em relação aos conteúdos recomendados sem a necessidade de realizar uma pesquisa com os mesmos, mas através da própria ação do usuário nas plataformas. Ao pausar uma música ou ao ouvi-la até o fim, ao retirá-la de sua coleção ou ao salvar a discografia inteira de determinado artista recomendado, o usuário dá sinais de *feedback* para os sistemas, que por sua vez, adaptam-se a todo instante e de maneira automatizada. Ou seja, a lógica de ‘*datafication of listening*’ (Prey, 2016) vista anteriormente mostra-se como uma importante base sobre a qual os sistemas de recomendação se estabelecem e através da qual se aprimoram.

Outro tema amplamente discutido está relacionado ao fato de que a eficácia dos sistemas de recomendação é avaliada utilizando-se métricas de precisão matemática, médias de erros e indicadores majoritariamente quantitativos e tal abordagem possui certas limitações uma vez que ignora a percepção e a experiência dos próprios usuários sobre as recomendações (Schedl et al., 2017; De Assunção & Zaina, 2022).

evaluating the accuracy of recommendations does not guarantee that the user will have an excellent musical experience. There is a growing consensus that recommender systems should focus less on offline evaluation of algorithms and more on user-centered approaches because aspects such as presentation and interaction significantly impact the user experience (De Assunção & Zaina, 2022, p.18).

Ou seja, a partir dessa perspectiva podemos entender que a percepção dos usuários sobre o funcionamento dos sistemas de recomendação faz-se relevante para uma melhor compreensão dos mesmos. Isso alinha-se com a ideia vista aqui anteriormente vista sobre um “*algorithmic imaginary*” proposta por Bucher (2017), na qual a forma que os indivíduos percebem e interagem com os sistemas de recomendação é essencial para o entendimento dos mesmos. Um dos objetivos do presente estudo consistiu em investigar a percepção dos usuários sobre as recomendações feitas pelo Spotify, buscando fornecer pistas sobre os sistemas de recomendação para além de medir a eficácia e margem de erro dos algoritmos que os compõem.

Também é relevante considerar o fato de que as tais plataformas realizam personalizações e experimentações em sua interface constantemente, alterando determinados componentes de acordo com cada tipo de comportamento e de usuário. De acordo com Gaw (2021), os sistemas de recomendação utilizam-se de

A/B testing to determine which content are users most receptive. The algorithms test dozens of recommendation variants (e.g. titles, artwork, row arrangement) to different control and experiential ‘cells’ of users and measure which recommendation generates the most clicks and views (Gaw, 2021, p.714).

Ou seja, as recomendações realizadas em tais plataformas são personalizadas para cada indivíduo não só nas músicas e gêneros sugeridos mas também na forma em que são apresentados (através da *playlist discover weekly* ou através da sugestão de artistas recomendados na página principal, ou através de um *pop-up* que surge na homepage, etc).

## **2.6. Debate sobre os sistemas de recomendação do Spotify**

Parece não haver ainda um consenso no meio acadêmico se os sistemas de recomendação proporcionam uma maior diversidade no consumo de gêneros musicais ou, ao contrário, fazem com que os usuários consumam mais do mesmo gênero, reforçando seus próprios hábitos. O estudo quantitativo com uma base de dados de mais de 100 milhões de usuários distintos realizado por Anderson et al. (2020), por exemplo, obteve resultados que indicam que:

algorithmically-driven listening through recommendations is associated with reduced consumption diversity. Furthermore, we observe that when users become more diverse in their listening over time, they do so by shifting away from algorithmic consumption and increasing their organic consumption. (...) algorithmic recommendations are more effective for users with lower diversity. (p.1)

O estudo realizado por Silber (2019), demonstrou que as listas ‘*Discover Weekly*’ do Spotify recomendaram em sua maioria músicas dentro do gênero R&B (40% das recomendações) em detrimento aos outros gêneros, chegando a conclusão que “despite the wide variation of genres listened to in this experiment, recommendation algorithms will continue to mirror the trends set by the global market” (p.60).

Tal perspectiva alinha-se com a proposta de que os algoritmos reforçam os padrões mais proeminentes presentes nos dados de consumo, promovendo artistas mais ouvidos e fazendo com que os mesmos cresçam mais em detrimento de artistas menores e independentes (Maasø and Hagen, 2019), em tal contexto há um “risco à diversidade cultural, já que os serviços de streaming (...) detêm catálogos internacionais em que nem sempre artistas independentes locais logram ter projeção” (Vicente, 2018, p.39) .

A investigação de Holtz et al. (2021), por sua vez, defende que os sistemas de recomendação estimulam um comportamento cada vez mais homogêneo de consumo para os usuários individuais. Resultado bastante semelhante com o obtido na pesquisa de Donnat (2018), que apontou para uma concentração de acesso a poucos artistas de grande sucesso em detrimento ao restante do catálogo disponível. Tal conecta-se com a perspectiva de bolhas de filtro, citada no capítulo anterior: as recomendações feitas estarão na mesma direção do que determinado usuário ou grupo de usuários já consome (Allen et al., 2017) e, portanto, há menos chance de que tais usuários tenham contato com conteúdos mais diversos.

Também há que se considerar a noção vista anteriormente que tais sistemas de recomendação servem aos objetivos e propósitos econômicos do Spotify em manter o usuário o máximo de tempo em sua plataforma (Anderson et al, 2020) e que não há uma “discussão normativa sobre a necessidade de ampliar a oferta, estabelecendo compromisso com a diversidade musical” (De Marchi et al., 2021, p.24). Ou seja, as recomendações feitas pelo sistema do Spotify irão priorizar os objetivos econômicos da companhia sem necessariamente ater-se a um compromisso com a variedade e qualidade das recomendações. Segundo Santini (2020, p.23), “a promoção da diversidade cultural requer a formação de um espaço subtraído às lógicas econômicas e financeiras de mercado”, e como visto anteriormente, esse espaço livre de pressões econômicas não se faz presente no contexto do Spotify.

Nesse cenário, o estudo de Hansen et al (2021) chegou ao interessante resultado de que para atingir a satisfação dos usuários as recomendações do Spotify podem renunciar à diversidade. Ou seja, “designing and implementing recommendation systems that maximise satisfaction may result in lower sales diversity over the long run” (Good, 2022, p.15), uma vez que confrontar os usuários com conteúdos diversos poderia gerar uma reação negativa nos mesmos, aumentando taxas de insatisfação.

Já um estudo realizado tendo como foco investigar a funcionalidade “Spotify Radio” – que basicamente cria sugestões de músicas e *playlists* tendo como base determinado artista ou música – utilizando uma série de *bots* que simulavam comportamentos de usuários reais – chegou a conclusão de que há uma repetição constante de determinados artistas em tais

sugestões, reproduzindo uma lógica que era comum na rádio tradicional: a repetição de artistas e músicas populares com intenção de manter o status quo (Snickars, 2017). Segundo o pesquisador, “It seems that music recommendation algorithms do not take advantage of the archival infinity at Spotify (...) Spotify Radio constantly kept playing more of the same” (Snickars, 2017, p. 205 - 206). Ainda de acordo com Snickars (2017):

Another more general conclusion from our experiments is, hence, that the recommendation ability of Spotify Radio is exaggerated. In fact, one might even argue that the claim of musical personalisation and the ability to recommend an infinity of content to some extent is even untrue (p.207).

Nessa perspectiva, alinhado com o fato de que o Spotify cria as recomendações tendo como objetivo a geração de maior engajamento em sua plataforma e conseqüentemente um maior lucro para a empresa (Borreau & Gaudin, 2021), haveria uma priorização de determinados gêneros musicais em detrimento a outros ou a priorização de determinados artistas, uma vez que “when a platform pays royalties to content providers, it may have an incentive to bias its recommendations to steer consumers away from the most expensive content and towards the cheapest one” (Borreau & Gaudin, 2021, p.25), o que por sua vez, pode estimular um consumo menos variado por parte dos usuários, pois um dos objetivos da recomendação em si é a otimização do lucro.

Essa perspectiva leva em consideração o fato de que tais plataformas cobram uma taxa fixa (*monthly fee*) para o acesso a todo o catálogo de conteúdos musicais, que por sua vez, possuem diferentes custos de *royalties*. Dessa forma, através dos sistemas de recomendação, plataformas como o Spotify podem equilibrar o custo que possuem em relação aos distribuidores de conteúdo, recomendando determinados conteúdos que possuem custos de *royalties* mais baratos para si, e dessa forma não repassar tais custos aos seus clientes (Borreau & Gaudin, 2021). Isso explicaria em certa medida o resultado obtido por Snickars (2017) em sua investigação da funcionalidade Radio Spotify: os artistas são recomendados repetidamente devido ao interesse da plataforma em manter e aumentar seus lucros, priorizando determinados artistas em relação a outros, seja porque determinados artistas possuem acordos ou contratos com a plataforma ou porque possuem custos de *royalties* mais baixos.

Em uma perspectiva contrária, estudos como a investigação quantitativa realizada por Datta et al. (2017) que buscou investigar a variedade do consumo dos usuários de plataformas de streaming de forma mais genérica, isto é, sem focar especificamente nas recomendações de algoritmos, chegou a conclusão de que há um aumento no consumo e na variedade do

mesmo dentre usuários que fazem uso das plataformas de *streaming* nos primeiros meses, ainda que com o tempo esse efeito vá sendo atenuado. Em consonância com tal resultado, o estudo quantitativo realizado por Figueiredo & Barbosa (2019), chegou a duas interessantes conclusões, a primeira de que os usuários afirmam que seu gosto não poderia ser afetado pelas recomendações do Spotify, ainda que os mesmos usuários estejam dispostos a aceitar tais recomendações; e a segunda conclusão é de que 68,7% dos entrevistados disseram que conheceram novos gêneros musicais através das indicações da plataforma. Ou seja, os resultados de tal estudo apontam para uma ampliação na variedade do consumo proporcionada pelas recomendações do Spotify, mesmo que os usuários pareçam resistentes a reconhecer que seu gosto poderia ser alterado pelas sugestões da plataforma.

Outra reflexão pertinente sobre a percepção da qualidade das *playlists* criadas por curadoria algorítmica é a de que as mesmas não atingem o mesmo nível de qualidade e não substituem as *playlists* criadas por curadoria humana (Moscheta e Vieira, 2018) e que uma das principais limitações dos algoritmos de recomendação está no fato de que eles “consideram apenas o comportamento passado do utilizador” (Moscheta & Vieira, 2018, p.10).

Em uma revisão dos principais desafios relacionados aos sistemas de recomendação, Schedl et al. (2017), levanta também um problema relacionado ao ‘*cold-start*’: momento em que um novo usuário cria sua conta ou momento em que uma nova música entra no catálogo e não há dados disponíveis sobre os mesmos para realizar as recomendações. Tal pode apresentar-se como um potencial problema para os algoritmos de recomendação, uma vez que “the system cannot properly recommend existing items to a new user (new user problem) or recommend a new item to the existing user (new item problem)” (Schedl et al., 2017, p.97). Assim, além da limitação dos algoritmos de só utilizarem dados passados do consumidor como apontado por Moscheta & Vieira (2018), há uma segunda limitação que é justamente quando não há ainda dados passados do utilizador ou de determinado conteúdo para que as recomendações sejam criadas, potencialmente gerando recomendações menos eficazes.

Ainda em relação às *playlists* do Spotify, a investigação de Good (2022) levanta questões relacionadas ao potencial viés que as mesmas podem possuir em relação a determinados gêneros dos artistas ou a favorecer músicas que fazem parte do catálogo de grandes gravadoras em detrimento a pequenos artistas. Dentro desse tópico, a pesquisa realizada por Eriksson & Johansson (2017) investigou questões de gênero associadas às recomendações do Spotify. Como resultado, o estudo concluiu que artistas do gênero masculino eram mais indicados pelas recomendações do Spotify do que outros gêneros, e que tal viés “prompts

users to reproduce hegemonic masculine norms within the music industries” (p.163), o que, por sua vez, aponta para como “gender and gendered tastes may be constituted through the interplay between users and algorithmic knowledge-making processes” (Eriksson & Johansson, 2017, p.163).

Como foi possível perceber durante esta breve revisão da literatura, há ainda um vasto debate em aberto sobre a influência da utilização das plataformas de streaming e seus sistemas de recomendação sobre a construção do gosto, sobre o consumo e a descoberta musical dos usuários (Santini & Salles, 2020; Good, 2022). Parece haver um consenso em relação ao fato de que os sistemas de recomendação são capazes de alterar os hábitos de consumo, porém não é ainda claro de que formas se dá essa alteração – se a favor de um consumo mais amplo ou se numa forma de reforçar os mesmos gostos, ou até mesmo de reforçar certas crenças e padrões de pensamento. Conclusões distintas foram obtidas ao utilizarem-se diferentes metodologias com diferentes abordagens e amostras.

Nesse sentido, o presente estudo utilizou-se de uma combinação de duas metodologias aplicadas em conjunto em busca de obter novas pistas sobre a discussão, uma delas com uma abordagem técnica (*Walkthrough*) e a outra com uma abordagem qualitativa (Entrevistas). Além disso, a proposta deste estudo buscou explorar tais metodologias em um contexto brasileiro, país que utiliza-se em grande escala do Spotify – como visto na introdução – e que ainda carece de mais estudos sobre a utilização dos sistemas de recomendação do Spotify. Em uma revisão sistemática da literatura, Santini & Salles (2020) evidencia que:

Existem poucos estudos críticos sobre como os algoritmos de recomendação funcionam. Há uma demanda por pesquisas que investiguem os efeitos dos algoritmos no comportamento e crenças dos consumidores (...). A maioria dos estudos se debruça sobre o sistema Spotify, mas suas características são tratadas de maneira genérica, como se fossem equivalentes ou representativas dos algoritmos de recomendação em geral. (p.90)

Ou seja, a presente proposta de investigação busca justamente fornecer uma abordagem qualitativa em contraponto com a maioria dos estudos quantitativos realizados e tenciona também não focar no Spotify de maneira genérica, mas sim focar especificamente nas *personalized features* (Kovoets, 2017) onde há presença de recomendação algorítmica.

Até o presente momento traçamos um panorama de como os algoritmos e os sistemas de recomendação são capazes de formatar os encontros que os usuários possuem com produtos culturais e assim de certa forma moldando a experiência dos mesmos. Mas é também crucial não partir do princípio de que os indivíduos que utilizam tais plataformas não reajam às

recomendações com olhar crítico. De acordo com Beer (2013), “this is the point when human agency rubs up against algorithmic agency” (p.96). As entrevistas realizadas nesta investigação pretenderam também elucidar e esclarecer certos pontos nessa relação entre as sugestões realizadas e a percepção dos indivíduos sobre as mesmas.

## Plano de Investigação e Metodologia

De acordo com a revisão de literatura supracitada, a presente investigação pretendeu explorar as seguintes hipóteses:

H1: As funcionalidades de recomendação do Spotify possuem maior relevância no processo de descoberta musical dos usuários entrevistados do que outras formas (rádio, indicação de amigos, festivais, etc.)

H2: Os usuários aceitam as recomendações dos sistemas de recomendação do Spotify para descobrir novas músicas com frequência mas não possuem conhecimento de como tais sistemas funcionam para criar as sugestões realizadas.

H3: Os usuários possuem a percepção de que expandiram sua variedade de consumo musical através da utilização das *features* de recomendação do Spotify, embora a *playlist discover weekly* eventualmente faça recomendações que priorizem determinados gêneros musicais em detrimento a outros.

Em busca de verificar tais hipóteses, a presente proposta de trabalho realizou uma investigação composta por duas fases articuladas. A primeira metodologia baseou-se na investigação do próprio funcionamento da plataforma através da navegação na mesma utilizando-se de usuários teste criados com esse propósito (método *walkthrough*), e a segunda baseou-se numa técnica qualitativa que explora em conjunto com os entrevistados a forma com que os mesmos utilizam a plataforma (entrevistas semi-estruturadas). O plano para aplicação das duas metodologias será descrito em detalhe nas seções a seguir.

### 3.1. Walkthrough

Na primeira fase do estudo, o objetivo era perceber de que forma as *'personalized features'* são exibidas para os usuários na interface do Spotify. Buscando, desse modo, perceber quais são as intenções do Spotify em destacar ou diminuir o foco em determinadas funcionalidades e conseqüentemente guiando a experiência do usuário de acordo com seus objetivos. Tal

percepção da interface do Spotify é relevante para o presente estudo pois “interfaces can be understood as places or surfaces where two bodies or systems come together: a human and a machine” (Beer, 2008, p.55) ou seja, a interface é uma “combination of texts and images that surface the algorithm beneath” (Koevoets, 2017, p.13). Portanto, perceber de que forma a interface do Spotify é organizada para determinados usuários pode trazer *insights* relevantes sobre as intenções da ferramenta e ajudar-nos a perceber se o Spotify incentiva os usuários a utilizar suas *playlists* recomendadas e de que forma as mesmas são construídas. Diante desse cenário, o método de *walkthrough* revela-se adequado pois:

is a way of engaging directly with an app’s interface to examine its technological mechanisms and embedded cultural references to understand how it guides users and shapes their experiences. The core of this method involves the step-by-step observation and documentation of an app’s screens, features, and flows of activity—slowing down the mundane actions and interactions that form part of normal app use in order to make them salient and therefore available for critical analysis. The researcher registers and logs into the app, mimics everyday use where possible, and discontinues or logs out while attending to technical aspects, such as the placement or number of icons, as well as symbolic elements, like pictures and text (Light et al., 2018, p.3).

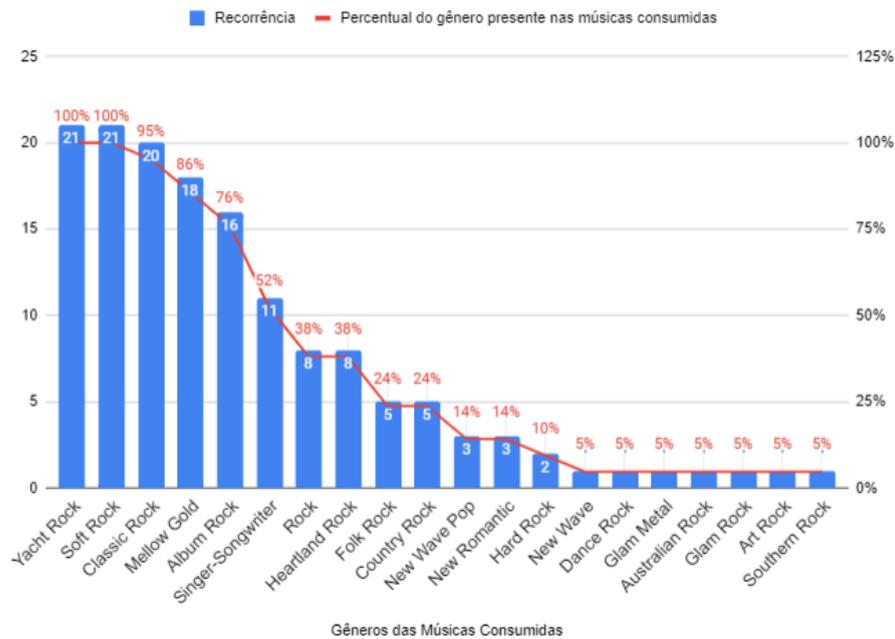
Para a presente proposta de estudo foram criados dois perfis de usuário, cada um deles simulando um tipo diferente de consumo. Para o primeiro usuário teste criado (nomeado como *comportamento\_linear*) foi simulado um comportamento direcionado, consumindo músicas de artistas dentro de determinados gêneros musicais fixos: todas músicas consumidas possuíam como classificação de gênero musical os termos ‘yacht rock’, ‘soft rock’ e ‘classic rock’. A classificação dos gêneros foi obtida através da plataforma ‘*chosis.com*’, a qual utiliza a base de dados do Spotify para identificar os gêneros atribuídos a cada música. Dessa forma garantimos que o comportamento de consumo do primeiro usuário fosse linear durante toda a investigação, consumindo apenas músicas que possuíssem esses 3 estilos em comum.

Com o segundo perfil de teste (nomeado como *comportamento\_aleatório*) simulou-se o consumo de uma forma mais diversa, eclética e omnívora, ouvindo músicas de diferentes artistas e diferentes gêneros (o critério nesse caso foi que cada música não possuísse nenhuma classificação de gênero em comum com a próxima a ser consumida, nem com as anteriores).

As figuras 3.1 e 3.2 exemplificam a distribuição dos gêneros musicais consumidos para cada um dos usuários teste. É possível observar que para o usuário “*comportamento\_linear*” os gêneros ‘yacht rock’, ‘soft rock’ aparecem em 100% das músicas consumidas enquanto o gênero ‘classic rock’ aparece em 95%. Outros gêneros também associados às músicas consumidas aparecem com menor frequência. No caso do usuário

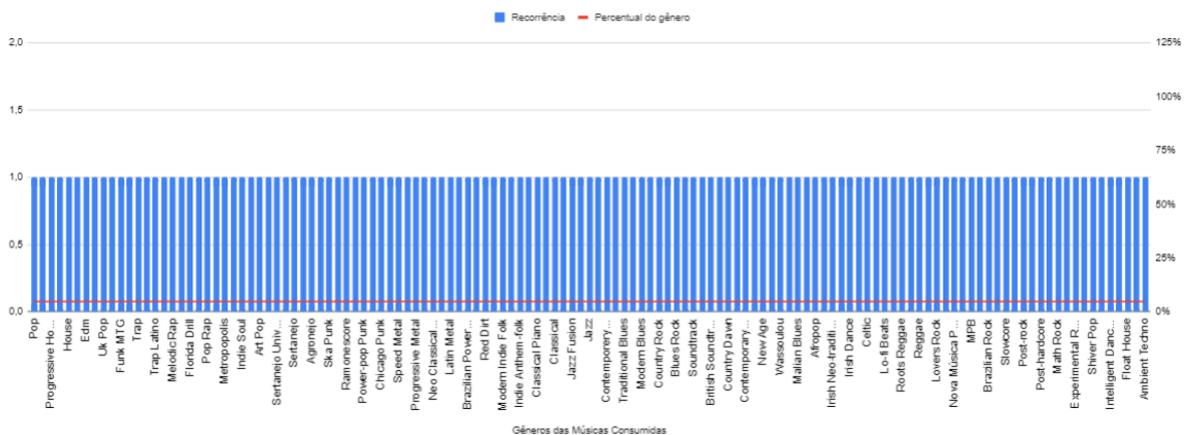
“comportamento\_aleatório” a distribuição de gêneros não apresenta variações, ou seja, nenhum dos gêneros musicais associado às músicas consumidas foi repetido durante o teste com esse usuário, buscando simular um comportamento de consumo aleatório. A lista completa de músicas consumidas por cada usuário e os respectivos gêneros podem ser verificadas no Anexo A.

**Figura 3.1**



*Distribuição dos gêneros consumidos pelo usuário “Comportamento Linear”*

**Figura 3.2**



*Distribuição dos gêneros consumidos pelo usuário “Comportamento Aleatório”*

Neste trabalho, o entendimento de gênero musical segue o estabelecido por Lena & Peterson (2008, p.698) e pode ser entendido como “systems of orientations, expectations, and conventions that bind together an industry, performers, critics, and fans in making what they identify as a distinctive sort of music”. Para que a plataforma não me reconhecesse como um único usuário enquanto os testes eram realizados e para que obtivesse uma comparação mais coerente com a amostra selecionada para o segundo método, utilizou-se um serviço de VPN (*virtual private network*) para simular um endereço de IP proveniente do Brasil.

Os dois perfis de teste foram utilizados durante um período de 3 semanas, entre os dias 08 e 29 de Janeiro de 2024, documentando em uma planilha as ações tomadas e as respostas provenientes da ferramenta através da utilização de capturas de tela e anotações. Também foram registradas no mesmo arquivo as listas de músicas sugeridas para cada um dos usuários na funcionalidade ‘*Discover Weekly*’ para que desta forma pudéssemos avaliar a variedade de gêneros musicais recomendada para cada um dos usuários (e posteriormente comparar esse resultado com a percepção dos usuários reais sobre a variedade das recomendações feitas pelo Spotify através da segunda metodologia).

O prazo de 3 semanas foi definido para que tenhamos pelo menos 3 diferentes listas de *discover weekly* para cada usuário teste, formando uma base de dados considerável para análise. A escolha pela utilização de usuários teste simulando comportamentos em detrimento de utilizar dados de usuários reais se deu pois há uma relutância por parte do Spotify em disponibilizar tais dados (Fleischer & Snickars, 2017), e, também por podermos gerar conclusões relevantes observando como a ferramenta responderá — visualmente e em suas funcionalidades — às ações feitas com os usuários testes, o que não seria possível utilizando as bases de dados.

O objetivo nessa primeira fase consistiu em avaliar quais são as funcionalidades de descoberta mais destacadas pelo Spotify em sua interface, perceber a variedade de gêneros musicais sugeridos nas *playlists discover weekly*, assim como perceber se as recomendações feitas para os dois usuários criados possuem diferenças e/ou semelhanças de acordo com o comportamento de cada um, partindo do princípio proposto por Bucher (2017) de que “while algorithms certainly do things to people, people also do things to algorithms” (p.42). Além disso, ao realizar esta exploração inicial da ferramenta, foi possível obter um maior conhecimento sobre o funcionamento da plataforma para que, posteriormente durante a investigação em conjunto com os usuários na segunda metodologia, tivéssemos um maior preparo.

Reconheço que o presente método possui limitações, como por exemplo, não possuir a quantidade de dados que um usuário real que utiliza a ferramenta há anos possui (problema de *cold-start* evidenciado anteriormente) e não considerar as percepções dos próprios usuários sobre a mesma. Com o intuito de amenizar tais limitações, o estudo contou também com uma segunda etapa de entrevistas com usuários reais.

### 3.2. Entrevistas

O método consistiu na aplicação de entrevistas qualitativas em profundidade em conjunto com um “*scroll back*” realizado no perfil do usuário. Dessa forma, além de obter as respostas diretas dos usuários, tivemos acesso a exemplos reais que por sua vez podem dar origem a novas perguntas não previstas. De acordo com Robards & Lincoln (2017), tal abordagem permite que o próprio usuário analise e reflita sobre o seu comportamento. E, portanto, “this combination of methods [entrevista e *scroll-back*] enables us to understand our participants’ uses of the site as part of the process of continuous change” (Robards & Lincoln, 2017, p.720). Também o presente estudo utiliza-se da lógica apontada por Santini (2020) ao revisitar o trabalho de Gabriel Tarde – que defende a observação do detalhe como forma de compreensão da heterogeneidade universal – propondo uma investigação em detalhe sobre o comportamento dos usuários para evitar o risco de cairmos em argumentos que beiram o determinismo tecnológico. Ao aplicar esta lógica à análise da construção de gosto no contexto das plataformas digitais, pretende-se analisar as estratégias e os usos que os próprios usuários fazem das recomendações musicais e da plataforma do Spotify como um todo, pois através dessa observação privilegamos “a observação dos detalhes em detrimento das formulações totalizantes” (Santini, 2020, p.33).

Nesta metodologia foram realizadas entrevistas semi-estruturadas, com objetivo de manter a discussão em torno das *features* de recomendação de músicas. Para evitar que a discussão se perca, foram estabelecidos cinco principais tópicos para que os usuários pudessem responder e exemplificar suas respostas. São eles:

- 1) Consumo Musical;
- 2) Relevância do Spotify no processo de descoberta;
- 3) Percepção sobre os sistemas de recomendação do Spotify;
- 4) Percepção sobre variedade do consumo musical;

## 5) Noções sobre o funcionamento dos sistemas de recomendação / algoritmo.

O roteiro completo das entrevistas pode ser consultado na seção de Anexos.

Para a amostra foram selecionados usuários *premium* do Spotify, entre os 25 e 35 anos e residentes do Brasil. A escolha por usuários *premium* justifica-se pois tais usuários possuem um maior conhecimento da plataforma e não possuem limitações ou interrupções de anúncios (Koevoets, 2017) que poderiam interferir nas análises. A escolha pela faixa etária entre os 25 e 35 anos justifica-se pois de acordo com o relatório IFPI (2023), esta é a faixa etária que possui maior representatividade entre usuários que pagam por plataformas de streaming (56% em 2022). E, por último, a escolha por usuários que residem no Brasil se dá pela conveniência e maior acesso por parte do investigador, tornando assim mais fácil o processo de captar participantes, tal implicou numa perspectiva de *homophily* (Lazarsfeld & Merton, 1954) entre amostra e investigador – conceito no qual há uma tendência do indivíduo se associar a indivíduos semelhantes a si mesmo. No caso desta investigação tal conceito exemplifica-se pois as características dos participantes das entrevistas se assemelham às características e ao contexto social do próprio investigador.

As entrevistas foram realizadas por videochamadas e gravadas com o consentimento dos entrevistados e os dados dos usuários foram anonimizados na versão final do estudo para manter a privacidade dos mesmos. O formato de videochamada foi escolhido pois permite uma maior flexibilidade para os participantes em relação ao agendamento da entrevista, além de permitir a comunicação entre países distantes, como é o caso. As gravações realizadas foram transcritas através da utilização do programa MaxQDA versão 2022, que também foi utilizado nos processos de tratamento e análise dos dados obtidos. A reflexão sobre os resultados foi realizada usando como ponto de partida os principais conceitos teóricos aqui anteriormente explicitados, buscando relacionar o comportamento real dos usuários para corroborar ou contrariar as hipóteses anteriormente propostas e o que já foi debatido no contexto acadêmico. Nesta etapa de análise, foram identificados os temas-chave citados pelos entrevistados e foram extraídos comentários capazes de ilustrar os tópicos. Neste ponto é importante reconhecer que a análise das entrevistas esteve sujeita à minha própria interpretação, assim como da percepção dos próprios usuários.

Por último, foi feita uma comparação entre os dados obtidos nas diferentes metodologias aplicadas, buscando ressaltar as semelhanças e as diferenças entre a forma com que as *features* de recomendação são construídas pelo Spotify e a percepção que os usuários possuem sobre a mesma. Desta forma, buscou-se responder às perguntas aqui propostas

contribuindo para a discussão sobre de que formas a utilização dos sistemas de recomendação do Spotify influencia o processo de consumo e descoberta musical de seus usuários.

### **3.2.1. Características da amostra**

A amostra analisada nesta investigação foi composta por nove jovens brasileiros com idade entre 25 e 33 anos. Dentre esses quatro eram do sexo feminino enquanto cinco eram do sexo masculino, demonstrando certo equilíbrio quanto aos diferentes gêneros. Quando analisamos a mostra de acordo com a idade, podemos perceber que há também uma distribuição uniforme, pois a maioria (N=5) está entre os 29 e 33 anos, enquanto o restante está na faixa entre 25 e 27 anos (N=4).

Além disso, a amostra foi composta por oito indivíduos que possuíam o ensino superior, enquanto apenas um participante possuía nível superior incompleto. Isto representa um desequilíbrio na amostra, uma vez que não representa a realidade da população do Brasil - na última pesquisa realizada em 2023 pelo PNAD (Pesquisa Nacional por Amostra em Domicílios Contínua) chegou ao resultado de que apenas 19,6% da população acima de 25 anos possui o ensino superior completo no Brasil (PNAD Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua, 2023). Em adição, a maioria da amostra foi formada por moradores de centros urbanos, sendo a maioria da cidade do Rio de Janeiro, espalhados em diferentes zonas e bairros (cinco da zona norte, dois da zona oeste e um da zona sul), enquanto apenas um entrevistado era morador do centro da cidade de São Paulo.

## Resultados *Walkthrough*

### 4.1. Resultados relacionados à interface do Spotify

No presente capítulo serão apresentados os resultados obtidos durante a realização da metodologia ‘*walkthrough*’ descrita anteriormente na seção 3.1. A primeira etapa deste método consistiu em criar as duas contas de teste na plataforma Spotify denominadas respectivamente “*comportamento\_linear*” e “*comportamento\_aleatorio*”. O processo de criação das contas foi o mesmo, ou seja, utilizou-se, durante a criação do cadastro, as mesmas informações de idade e gênero, com a única diferença na nomeação dos perfis. O processo de criação de conta mostrou-se bastante simples, indicando que a ferramenta pretende simplificar ao máximo o processo com o objetivo de que qualquer usuário consiga completar os passos necessários. Para este estudo, os usuários foram criados seguindo o seguinte padrão: data de nascimento de 1990 (numa tentativa de simular um usuário em torno de 34 anos), o gênero foi preenchido como “prefiro não dizer” e na última etapa foi preenchida a aceitação dos termos e condições para utilização do Spotify. A figura 4.1 exibida a seguir mostra o passo a passo realizado para a criação das duas contas.

Completo este processo, chegou-se à página inicial do Spotify. Tal página exibia recomendações de *playlists* genéricas como “Top Músicas Brasil”, “Viral 50 Brasil” e “Top Músicas Mundo” (Figura 4.2). Como, durante a realização do experimento simulamos uma rede proveniente do Brasil com a utilização de um serviço de VPN (*Virtual Private Network*), foi possível observar que os conteúdos recomendados na primeira página alinharam-se com a localização geográfica da rede que os usuários-teste utilizaram. Foi possível perceber, portanto, que mesmo antes de serem realizadas quaisquer ações na plataforma – buscando por músicas ou mesmo clicando no botão de *play* –, dados relativos à localização da rede de internet utilizada pelos usuários foram utilizados pela plataforma para criar as primeiras recomendações, mesmo que estas estejam baseadas somente em dados geográficos e sejam recomendações mais genéricas. Essas recomendações genéricas foram exibidas em diferentes seções (“Podcasts e originais exclusivos do Spotify”, “Recomendado para você” e “Paradas em Destaque”) como a figura 4.2 exemplifica. Estas recomendações enquadram-se na categoria *universal features* (Kovoets, 2017), uma vez que são *playlists* estáticas compostas por sugestões que qualquer usuário pode acessar – diferentemente das *playlists* algorítmicas

que são criadas sob medida para cada usuário. Como uma forma de amenizar o problema de *cold-start* (Schedl et al., 2017), pois a plataforma ainda não possui dados de consumo musical de seus novos usuários, – a ferramenta recomenda em sua página inicial conteúdos que são mais populares no país em que o usuário se encontra, assim como conteúdos populares em todo o mundo. Essa perspectiva pode ser interpretada como uma forma de incentivar os usuários ainda indecisos a consumir os conteúdos que são dominantes no mercado musical, reforçando tais padrões.

Figura 4.1

The figure displays three sequential screenshots of the Spotify sign-up process. The first screenshot, titled 'Sign up to start listening', features a dark background with white text. It includes an 'Email address' field with the placeholder 'name@domain.com', a prominent green 'Next' button, and options to 'Sign up with Google' and 'Sign up with Facebook'. A link for 'Log in here' is provided for existing users. The second screenshot, 'Etapa 2 de 3: Fale de você', prompts for personal information: 'Nome' (Name) with the example 'User Linear Behaviour', 'Data de nascimento' (Date of birth) with a date picker set to 07/11/1990, and 'Gênero' (Gender) with radio buttons for 'Homem', 'Mulher', 'Não binário', 'Outro', and 'Prefiro não dizer'. A green 'Avançar' button is at the bottom. The third screenshot, 'Etapa 3 de 3: Termos e Condições', shows marketing preferences: a checked box for 'Não quero receber mensagens de marketing do Spotify' and an unchecked box for 'Compartilhar meus dados cadastrais com os provedores de conteúdo do Spotify para fins de marketing'. It also includes a checked box for 'Eu concordo com os Termos e Condições de Uso do Spotify' and a final green 'Inscrever-se' button.

### Processo de criação das contas no Spotify

Também como uma confirmação desta perspectiva, logo na primeira página após a conclusão do cadastro e também durante toda a aplicação desta metodologia, as duas contas receberam recomendações constantes de episódios de *podcast*. Mesmo que nenhum dos dois usuários tenha dado *play* em nenhum conteúdo desta categoria. Tal pode ser explicado pois o Brasil é um dos países que mais consome o formato de *podcast* no mundo e de acordo com a última pesquisa da Data Reportal de 2023, 42.9% das pessoas entre 16 e 64 anos ouvem podcasts pelo menos uma vez por semana no país, enquanto a média mundial está em torno de 21.2% (Kemp, 2023).

Por conseguinte, ao recomendar *podcasts* durante toda a duração do teste na página inicial dos dois usuários, observa-se a tendência do Spotify em recomendar conteúdos que já

são amplamente consumidos no país, reforçando padrões existentes no mercado, pelo menos nas primeiras semanas de utilização de seus usuários (período em que o estudo foi realizado).

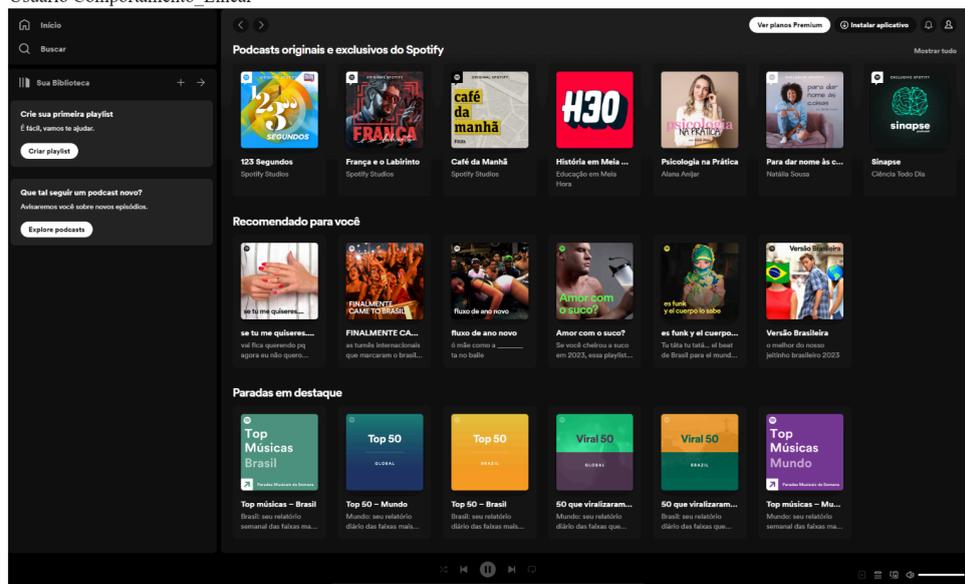
A figura 4.2 nos permite também observar que há um estímulo na interface da plataforma para que os usuários criem suas *playlists* através do botão “Criar Playlist” do lado esquerdo, assim como há um estímulo para que o usuário explore os *podcasts* através do botão “Explore Podcasts” também exibido no menu lateral esquerdo. Tal estímulo à utilização das *playlists* corresponde ao objetivo da plataforma de que o usuário interaja com as mesmas e forneça seus dados de consumo e preferência musical para a plataforma (Prey, 2020).

A terceira observação a respeito da interface da plataforma está relacionada aos testes A/B realizados como elucidados por Gaw (2021). Tal ficou evidente no momento em que as páginas iniciais dos dois usuários de teste possuíam pequenas diferenças nas recomendações, mesmo que os dois usuários tenham sido criados utilizando as mesmas informações de cadastro – as únicas diferenças sendo o endereço de email cadastrado e o nome de usuário utilizado por cada um como citado anteriormente.

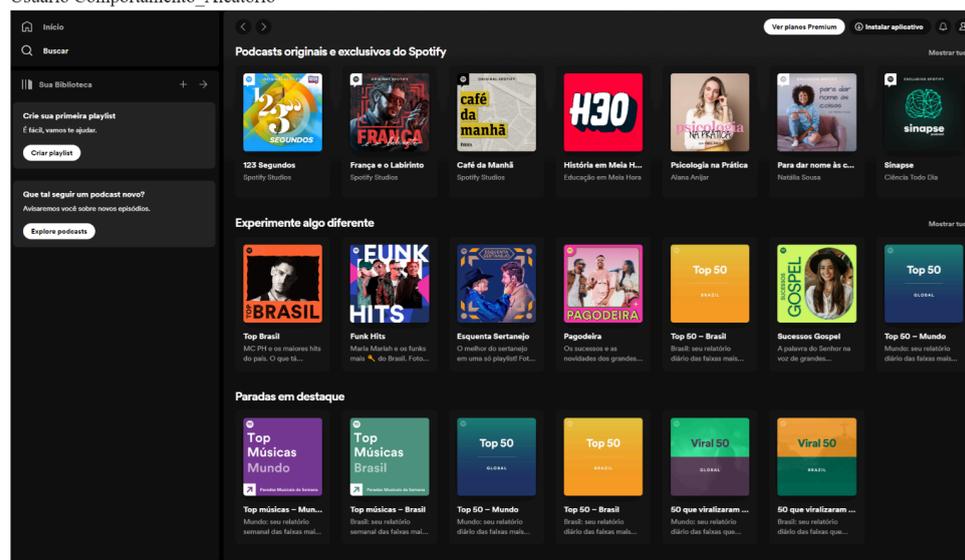
Na página inicial dos dois usuários podemos evidenciar tais diferenças pois enquanto o usuário “comportamento\_linear” possui a seção “Recomendado para você” em sua interface, o usuário “comportamento\_aleatório” recebeu a seção “Experimente algo diferente” em sua página inicial. Além disso, dentro dessas seções as recomendações musicais diferiam para cada usuário (figura 4.2). Essas diferenças na interface inicial podem ser explicadas pelo fato de que cada usuário recebeu uma versão diferente da página por conta de um teste realizado pela plataforma em busca de otimizar a interação e a usabilidade da mesma. Apesar de percebermos as diferenças nas duas páginas iniciais na figura 4.2 (principalmente em relação aos conteúdos recomendados), não é possível compreender com exatidão quais as características do teste realizado pela plataforma nem quais as hipóteses que estariam sendo testadas. Tampouco com essa metodologia foi possível perscrutar quais os objetivos específicos de tal teste. Porém, como resultado, foi possível confirmar a presença dos mesmos assim como evidenciar que há diferenças na interface que buscam atender a determinados objetivos de retenção e engajamento dos usuários por parte da ferramenta.

Figura 4.2

Usuário Comportamento\_Linear



Usuário Comportamento\_Aleatório



Páginas iniciais dos dois usuários teste imediatamente após a criação da conta (estímulo à utilização das *playlists* e dos *podcasts* no menu lateral esquerdo). Conteúdos recomendados diferentes, sinalizando presença de testes A/B na interface.

Também foi possível observar que em nenhum momento na interface da plataforma existe a indicação de que as sugestões musicais foram feitas através de algoritmos ou através da curadoria humana, não há indicativo para os usuários de que forma a recomendação foi gerada. Além disso, em consonância com a proposta de Good (2022) sobre o fato de que uma vez que o Spotify controla as recomendações, pode priorizar a recomendação de suas próprias

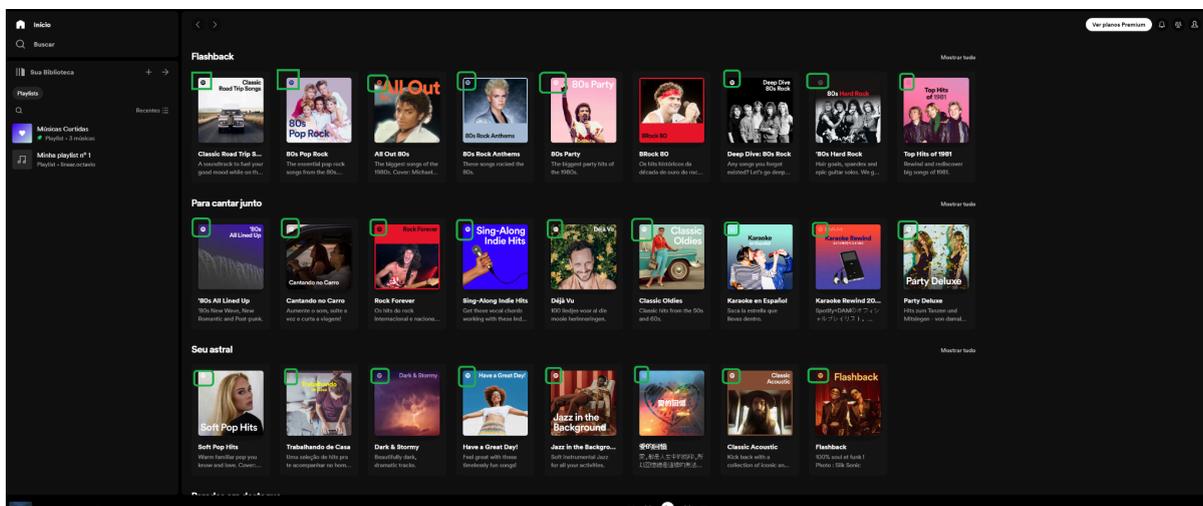
*playlists* em detrimento a outros conteúdos, foi possível observar, durante as 3 semanas de duração do teste, que a grande maioria das recomendações feitas na página inicial dos dois usuários era formada por *playlists* próprias do Spotify. Na figura 4.3 é possível perceber que dentre os conteúdos recomendados no quarto dia de realização do teste, em específico para o usuário “comportamento\_linear”, a maioria dos conteúdos recomendados possuem o logo do Spotify no canto superior esquerdo, evidenciando que a maior parte das recomendações na interface da ferramenta priorizou *playlists* geradas pela própria plataforma (de 26 conteúdos recomendados na figura 4.3, somente um não era feito pelo Spotify).

De acordo com Good (2022), “while listeners can choose their preferred playlists, platforms influence this choice by reducing visibility of third-party playlists in favor of their own” (p.6), tal priorização de *playlists* próprias, por sua vez, levanta discussões acerca do poder e do controle que o Spotify exerce sobre o tipo de conteúdo que é consumido pelos seus usuários. Através da observação da interface nesta metodologia, confirmou-se, portanto, a perspectiva de que o “Spotify dominates playlists at Spotify” (Aguiar & Waldfogel, 2018, p.7). Considerando as 3 primeiras páginas da interface inicial (neste estudo cada “página” foi considerada como uma rolagem em que os conteúdos já exibidos são ocultados e os novos conteúdos que aparecem são suficientes para preencher a tela novamente), em média 55,6% dos conteúdos recomendados para o usuário “comportamento\_linear” eram *playlists* ou conteúdos do próprio Spotify, enquanto que na conta “comportamento\_aleatório” essa taxa foi de 57.6%.

A figura 4.3 também permitiu a confirmação do ponto de vista de Airoidi et al. (2016) de que diversas *playlists* do Spotify são categorizadas de maneira situacional/contextual ao invés de classificadas a partir de suas características acústicas ou a partir de seu gênero musical. Essas listas baseiam-se no contexto ou situação em que supostamente o usuário irá consumir tal conjunto de músicas. Exemplos disso são as *playlists* “Cantando no Carro”, “Trabalhando de Casa” ou “Party Deluxe” exibidas na figura 4.3.

Como visto anteriormente, o estudo de Flynn (2016) destacou que a maioria das descobertas musicais ocorre através das *playlists* no Spotify (68%) e, se tais *playlists* são formatadas a corresponder a situação em que a mesma será consumida, tal terá um potencial efeito na forma com que os usuários consomem a música em seu dia a dia. Este efeito, segundo Flynn (2016), desdobra-se numa nova forma de escuta chamada “*narrative listening*”. Esta forma de escutar “seeks a meaningful listening experience where listening is not the primary activity. Unlike immersive listening, it is not a conscious pursuit of meaning in the music itself, but an audio narrative to fit the listener’s situation” (Flynn, 2016, p.50).

Figura 4.3

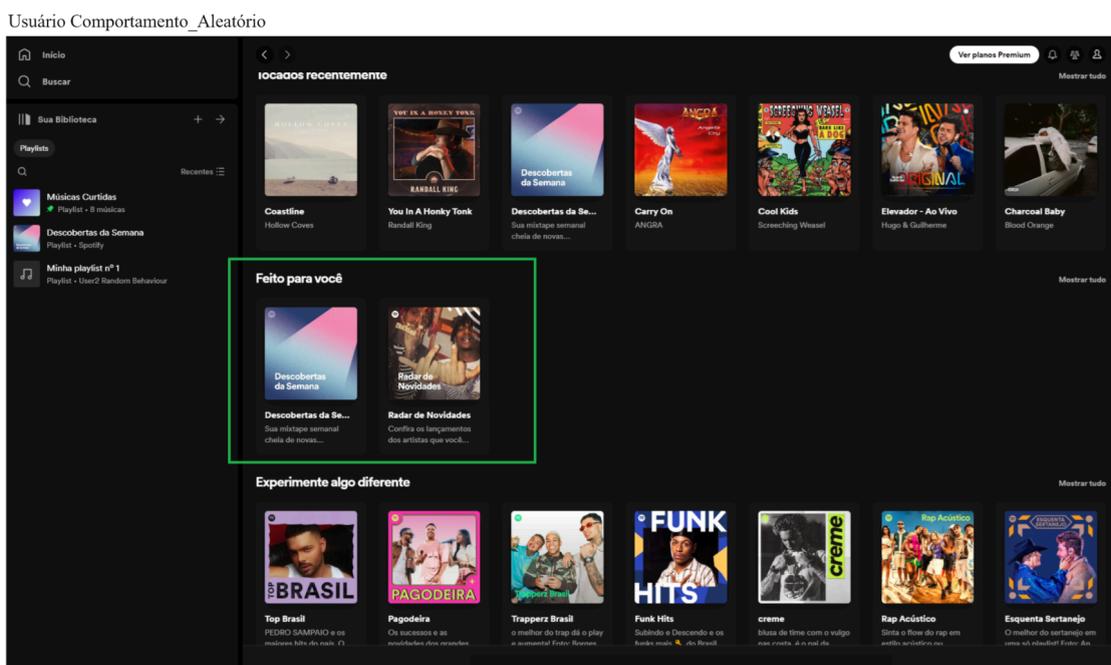
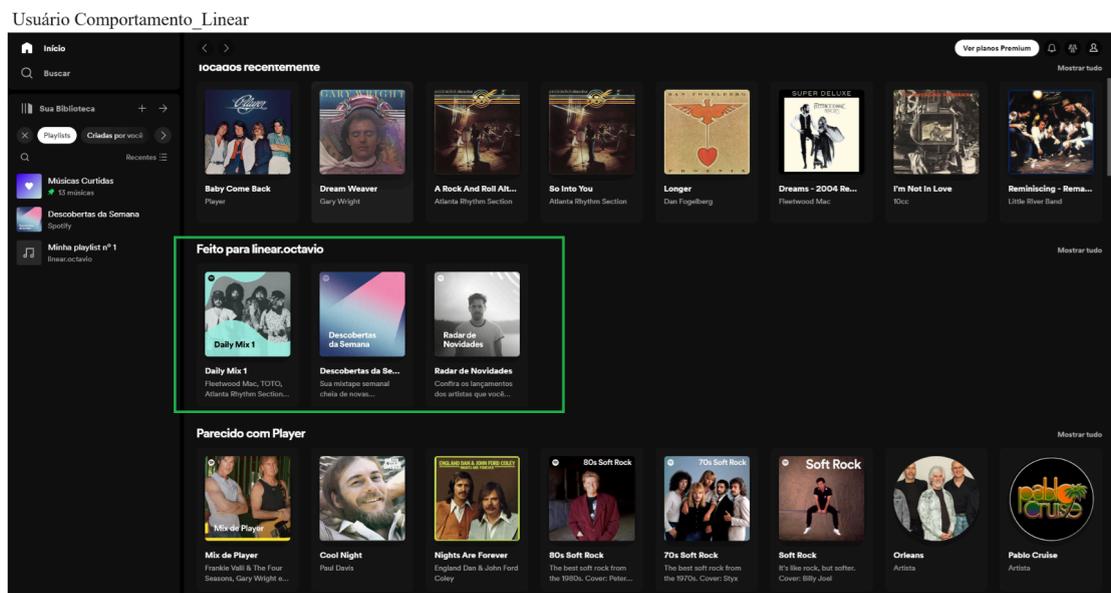


Diversas recomendações realizadas nas páginas iniciais dos dois usuários dentro da plataforma são compostas por *playlists* e conteúdos do próprio Spotify.

Além do caráter situacional das listas e da recomendação de *playlists* próprias do Spotify observada nas duas contas-teste, com o decorrer da investigação, houve também a presença de recomendação de músicas recém-ouvidas pelos usuários-teste na categoria “Tocados Recentemente”, baseando-se simplesmente nas últimas músicas e artistas consumidos por cada usuário. Observou-se também, nas interfaces das duas contas, o destaque e estímulo para a utilização da *playlist* “Discover Weekly” e da funcionalidade “Radar de Novidades” exemplificadas na figura 4.4 – sob a categoria “Feito para você”. Esse estímulo para a utilização das recomendações algorítmicas acontece logo na primeira parte da página inicial, ou seja, o usuário não necessita deslizar a página para baixo para visualizar estes conteúdos.

O destaque na organização da interface a priorizar as recomendações algorítmicas mostra-se como uma manifestação clara do interesse do Spotify em promover a utilização de tais funcionalidades perante seus usuários, demonstrando também a relevância que o sistema de recomendação algorítmico possui dentro da ferramenta. Apesar de termos verificado que estes funcionam a partir de recomendações baseadas em algoritmos, não há indicação desse fato na interface da plataforma. Tal pode conotar uma intenção por parte do Spotify em não deixar tão explícito para seus usuários quais conteúdos são curados por pessoas reais contratadas pela plataforma (curadoria editorial) e quais são feitos por algoritmos (curadoria algorítmica).

Figura 4.4



Recomendações baseadas no comportamento prévio do usuário na seção “Tocadas Recentemente” e sugestões de *playlists* algorítmicas na seção “Feito para Você”.

Outra observação realizada durante a aplicação deste método está relacionada com os anúncios exibidos na ferramenta. Os usuários-teste criados para esta investigação utilizaram perfis gratuitos da ferramenta e, portanto, foram impactados por inserções de anúncios publicitários dentro da interface da plataforma. Durante a realização do teste, a maioria dos

anúncios direcionados aos dois usuários possuíam como objetivo estimular o usuário a se inscrever em uma conta “*premium*” na plataforma, passando a pagar um valor mensal para ter acesso ao catálogo da ferramenta sem a presença de anúncios.

De seis anúncios exibidos aos usuário “*comportamento\_aleatório*”, cinco eram focados na assinatura do plano pago do Spotify e apenas um possuía como objetivo divulgar um *podcast* sobre mistério e crime (mesmo que o usuário não tenha consumido nenhum conteúdo desta categoria). Já na conta “*comportamento\_linear*”, apenas dois anúncios foram exibidos durante as 3 semanas de duração do teste, um com foco também na subscrição paga da plataforma e o segundo focado em promover uma universidade privada, estimulando o usuário a conhecer mais sobre a instituição. Diante de tais observações, foi possível perceber que o usuário que possuía um comportamento de consumo musical mais aleatório – representando um usuário menos seguro de seus gostos musicais – recebeu uma maior quantidade de anúncios (6 anúncios) se comparado ao usuário linear que consumia apenas músicas dentro de um mesmo estilo musical (2 anúncios).

Outra observação possível diante de tais resultados reside no fato de que a grande maioria dos anúncios focava em promover o próprio Spotify. Comprovando a perspectiva proposta por Snickars (2017) de que “*Spotify self promotes its Premium service repeatedly*” (p.198): dos oito anúncios exibidos para os dois usuários durante o teste, 75% eram focados em promover o serviço pago da própria plataforma.

Nesta primeira parte dos resultados, focada em analisar a interface do Spotify, foi possível perceber que a ferramenta utiliza-se de informações geográficas para realizar as primeiras recomendações e que também realiza testes na interface que fazem com que cada indivíduo receba conteúdos diferentes e personalizados para si, não só nas recomendações musicais mas também nas seções exibidas na página e nos componentes visuais da mesma.

Além disso, percebeu-se que houve recomendação constante de conteúdos e *playlists* gerados pela própria empresa durante as três semanas de teste. Conteúdos já consumidos em larga escala no país (como os *podcasts* e *playlists* “top 50 músicas Brasil”) também foram recomendados amplamente durante o período de teste, refletindo o *status quo* do mercado musical no Brasil. Por último, observamos também que há destaque na interface da plataforma estimulando a utilização das *playlists* por parte dos seus usuários e também em relação às funcionalidades de recomendação algorítmica “*Discover Weekly*” e “*Radar de Novidades*” na seção “*Feito para você*” da página inicial, destacando a relevância da mesma para o modelo de negócios do Spotify. Na próxima seção iremos discutir os resultados obtidos na análise das *playlists* ‘*discover weekly*’ geradas para cada um dos usuários-teste,

destacando as diferenças e semelhanças entre as mesmas. Com isso buscou-se evidenciar como os sistemas de recomendação do Spotify se comportam de acordo com a ação de diferentes tipos de usuários.

## 4.2. Resultados relacionados às recomendações da *playlist Discover Weekly*

Na presente seção iremos focar nos resultados obtidos em relação às *playlists* ‘*Discover Weekly*’ gerada semanalmente para os dois usuários-teste. Como explicitado anteriormente, este método foi realizado durante 21 dias, para que tivéssemos pelo menos 3 listas deste tipo para cada usuário. O objetivo nesta parte foi evidenciar as semelhanças e diferenças nas recomendações geradas pelo Spotify tendo em conta o diferente comportamento dos usuários simulado com os testes. Através da base de dados ‘*chosic.com*’ foram atribuídos os gêneros das músicas consumidas por cada usuário, assim como o gênero das músicas recomendadas pelo Spotify. A tabela 4.1, exibida a seguir, mostra a comparação entre a quantidade de gêneros consumidos por cada um dos usuários e a quantidade de gêneros recomendados pelo Spotify nas *playlists* semanais ‘*Discover Weekly*’.

### Quadro 4.1

Comparação entre gêneros musicais das músicas consumidas pelos usuários-teste e gêneros musicais recomendados pela *playlist Discover Weekly* do Spotify.

Usuário “Comportamento_Linear”	Quantidade de gêneros
Músicas consumidas pelo usuário	20
Músicas Recomendadas Discover Weekly 1	55
Músicas Recomendadas Discover Weekly 2	43
Músicas Recomendadas Discover Weekly 3	34
Usuário “Comportamento_Aleatório”	Quantidade de gêneros
Músicas consumidas pelo usuário	129
Músicas Recomendadas Discover Weekly 1	89
Músicas Recomendadas Discover Weekly 2	71
Músicas Recomendadas Discover Weekly 3	89

De acordo com os resultados da tabela 4.1, percebe-se que a quantidade de músicas recomendadas pelas *playlists* ‘Discover Weekly’ difere para cada usuário, implicando que de fato a variedade das recomendações depende diretamente do comportamento do próprio usuário. No caso do usuário “comportamento\_linear”, por exemplo, observamos que as recomendações possuíram uma maior variedade de gêneros do que os que foram consumidos pelo próprio usuário inicialmente. Ainda que ao longo das semanas a quantidade de gêneros tenha diminuído consideravelmente (de 55 para 43 na segunda semana e de 43 para 34 na terceira semana). Tal queda na variedade das recomendações ao longo do tempo confirma a proposta de que há uma ampliação na variedade de gêneros consumidos pelos usuários no início de sua utilização das plataformas de *streaming*, porém ao longo do tempo tal efeito tende a se atenuar (Datta et al., 2017).

Em relação ao usuário “comportamento\_aleatório”, observou-se que a quantidade de gêneros recomendados foi inferior a quantidade dos gêneros consumidos durante o teste. Ou seja, enquanto que para o usuário que consome de forma mais uniforme os mesmos gêneros musicais, o Spotify recomendou uma maior variedade de gêneros nas listas ‘Discover Weekly’, para o usuário que simulou um comportamento de consumo mais omnívoro, houve uma redução na quantidade de gêneros recomendados (de 129 gêneros diferentes consumidos pelo usuário para 89 gêneros recomendados na primeira semana e 71 na semana subsequente). Portanto, para o usuário que simulou um comportamento mais variado, o Spotify não recomendou em suas listas essa mesma variedade, pelo contrário, recomendou menos gêneros.

Diante deste cenário, percebe-se que, à partida, a variedade das recomendações depende diretamente da quantidade de gêneros consumidos pelos próprios usuários. Além disso, a redução ou o aumento na variedade de músicas recomendadas pode estar atrelado a objetivos comerciais e econômicos por parte da empresa. Em busca de compreender de que formas essa distribuição de gêneros musicais se deu durante a investigação, realizou-se uma análise não só da quantidade de gêneros recomendados, mas também analisou-se quais gêneros foram recomendados. A figura 4.5 contém as informações relativas à presença de cada gênero musical entre as músicas consumidas e recomendadas para cada usuário.

Figura 4.5

Músicas Consumidas pelo Usuário Linear		Discover Weekly 1		Discover Weekly 2		Discover Weekly 3	
Gênero Musical	Percentual do gênero em relação ao total	Gênero Musical	Percentual do gênero em relação ao total	Gênero Musical	Percentual do gênero em relação ao total	Gênero Musical	Percentual do gênero em relação ao total
Yacht Rock	100%	Soft Rock	60%	Soft Rock	60%	Mellow Gold	87%
Soft Rock	100%	Mellow Gold	47%	Mellow Gold	47%	Soft Rock	83%
Classic Rock	95%	Classic Rock	47%	New Wave Pop	27%	Classic Rock	63%
Mellow Gold	86%	Rock	40%	New Romantic	27%	Album Rock	53%
Album Rock	76%	Singer-Songwriter	37%	Album Rock	23%	Singer-Songwriter	47%
Singer-Songwriter	52%	Album Rock	33%	New Wave	20%	Rock	47%
Rock	38%	Heartland Rock	27%	Classic Rock	20%	Heartland Rock	40%
Heartland Rock	38%	Folk Rock	23%	Synth Pop	20%	Folk Rock	37%
Folk Rock	24%	New Wave Pop	23%	Singer-Songwriter	17%	Hard Rock	30%
Country Rock	24%	New Romantic	23%	Folk Rock	17%	Country Rock	23%
New Wave Pop	14%	Yacht Rock	17%	Heartland Rock	13%	Art Rock	17%
New Romantic	14%	Hard Rock	17%	Art Rock	13%	Piano Rock	17%
Hard Rock	10%	New Wave	17%	Soul	13%	Yacht Rock	13%
New Wave	5%	Country Rock	13%	Country Rock	10%	Symphonic Rock	10%
Dance Rock	5%	Adult Standards	10%	Classic UK Pop	10%	Progressive Rock	10%
Glam Metal	5%	British Blues	10%	Symphonic Rock	10%	Glam Metal	10%
Australian Rock	5%	Synth Pop	10%	Progressive Rock	10%	Glam Rock	7%
Glam Rock	5%	Dance Rock	10%	Rock	10%	Folk	7%
Art Rock	5%	Rock-and-Roll	7%	Sophisti-Pop	10%	Classic Canadian Rock	7%
Southern Rock	5%	Soul	7%	Adult Standards	10%	Southern Rock	7%
		Classic Soul	7%	Power Pop	7%	Disco	7%
		Folk	7%	Yacht Rock	7%	Detroit Rock	3%
		Glam Rock	7%	Funk	7%	Beatlesque	3%
		Power Pop	7%	Permanent Wave	7%	Mersey Beat	3%
		Swamp Rock	7%	Rockabilly	7%	British Invasion	3%
		Southern Rock	7%	Rock-and-Roll	7%	Permanent Wave	3%
		Rockabilly	3%	Quiet Storm	7%	British Blues	3%
		Nouthern Soul	3%	Disco	7%	Blues Rock	3%
		Lounge	3%	Hard Rock	7%	Sunshine Pop	3%
		Doo-Wop	3%	Zolo	3%	Soul	3%
		Bubblegum Pop	3%	Philly Soul	3%	Quiet Storm	3%
		Quiet Storm	3%	Southern Soul	3%	Motown	3%
		Motown	3%	Soul Blues	3%	Funk	3%
		Disco	3%	Memphis Soul	3%	Classic Soul	3%
		Sunshine Pop	3%	Classic Soul	3%		
		Psychedelic Rock	3%	Bubblegum Pop	3%		
		Nashville Sound	3%	British Soul	3%		
		Classic Country Pop	3%	Melancholia	3%		
		Arkansas Country	3%	Rock of Gibraltar	3%		
		British Invasion	3%	Doo-wop	3%		
		Vocal Jazz	3%	Glam Metal	3%		
		Southern Soul	3%	Motown	3%		
		Soul Blues	3%	Southern Rock	3%		
		Memphis Soul	3%				
		Classic UK Pop	3%				
		Brill Building Pop	3%				
		Blues Rock	3%				
		Sophisti-Pop	3%				
		Permanent Wave	3%				
		Beatlesque	3%				
		Rock Drums	3%				
		Melancholia	3%				
		Disco	3%				
		Scottish New Wave	3%				
		Glam Metal	3%				

Comparação entre gêneros musicais consumidos e recomendados para o usuário “Comportamento\_Linear”

Em relação aos resultados obtidos para o usuário de comportamento linear, observou-se que o gênero “yacht rock”, que foi o mais consumido pelo usuário, passou a ser menos recomendado nas recomendações do próprio Spotify. Já o gênero ‘soft rock’ que também estava presente em 100% das músicas consumidas continuou tendo destaque nas

recomendações seguintes. Uma explicação possível para tal fato seria que o gênero ‘yacht rock’ é demasiado específico e possivelmente o catálogo do Spotify não conta com tantas músicas com essa classificação, tal cenário colocaria em questão o caráter inesgotável do catálogo musical da plataforma assim como a qualidade das recomendações do Spotify (Snickars, 2017). Por sua vez, o gênero “soft rock”, que passa a ser recomendado com maior representatividade durante a aplicação deste método, é mais amplo e abrangente, e portanto as recomendações passaram a priorizar este gênero em detrimento ao ‘yacht rock’ por este último ser mais específico. Ou seja, em busca de contornar a escassez de músicas de um gênero específico em seu catálogo, o Spotify passou a recomendar gêneros mais abrangentes como “soft rock” e “classic rock” para o usuário teste.

Em compensação, gêneros que estavam presentes nas músicas consumidas, porém com menos destaque como “mellow gold” e “album rock” passaram a ter mais destaque nas recomendações das semanas seguintes. Outro ponto de observação está relacionado com gêneros musicais que estavam presentes nas músicas consumidas com baixo percentual (“new wave pop” e “new romantic” ambos com 14%, por exemplo) e que passaram a ter destaque nas recomendações da *Discover Weekly* na semana 1, ambos com 23%, e na semana 2, ambos com 27% de representatividade. Observou-se também a ampliação dos gêneros recomendados pelas *playlists* em relação aos gêneros originalmente consumidos pelo usuário como visto anteriormente. Gêneros que não estavam presentes dentro das músicas consumidas pelo usuário de comportamento linear passaram a figurar nas recomendações das semanas seguintes, ainda que com o passar das semanas a variedade de gêneros fosse reduzindo-se.

Tal queda na variedade pode ser explicada pelo fato de que com o passar do tempo o Spotify passa a ter mais dados sobre o comportamento dos usuários e começa a recomendar conteúdos que já fazem parte da preferência do mesmo. Como para a realização dos testes foram criados cadastros novos que não possuíam dados prévios de consumo, nas primeiras semanas o Spotify recomendou gêneros mais variados do que os que foram consumidos com o intuito de perceber as reações dos usuários sobre os mesmos (se iriam consumir tais músicas, ou se iriam salvá-las em suas coleções, etc), utilizando posteriormente esses *feedbacks* para aprimorar as recomendações ao longo do tempo.

Já em relação ao usuário “comportamento aleatório” obteve-se resultados diferentes. Em primeiro lugar, observou-se através da figura 4.6 que, ao contrário do que foi observado no usuário de comportamento linear, a quantidade de gêneros recomendados diminuiu em relação à quantidade de gêneros consumidos (como visto anteriormente, o usuário aleatório

consumiu 129 diferentes gêneros durante o teste, enquanto a maior variedade das recomendações da *playlist discover weekly* atingiu 89 gêneros diferentes). Ainda assim, a quantidade de gêneros diferentes recomendados foi bastante superior aos recomendados para o usuário com “comportamento\_linear” (enquanto para o usuário linear foram recomendados 55 gêneros diferentes, para o usuário aleatório foram recomendados 89 gêneros na primeira semana).

Tal fato nos permite entender que as recomendações do Spotify variam de acordo com o próprio comportamento de seus usuários. O usuário que consumiu mais gêneros musicais recebeu recomendações mais variadas (ainda que menos variada do que o consumo inicial do mesmo usuário) e o usuário que consumiu as músicas de forma mais linear recebeu recomendações menos variadas.

Também em relação ao usuário “comportamento\_aleatório”, como durante o teste a quantidade de cada gênero consumido foi igual (sem repetição de nenhum gênero), a recomendação da primeira semana (figura 4.6) priorizou gêneros mais associados ao pop (*Pop Dance* foi o gênero que mais apareceu entre as músicas recomendadas), seguido por gêneros associados à música eletrônica (*Hyper Techno, EDM, Stutter House*) e também gêneros associados ao “funk” do Brasil. Essa distribuição mostra que apesar do usuário não ter consumido tais gêneros com maior intensidade do que outros, a ferramenta de recomendação priorizou-os ainda assim. Seja porque tais gêneros são populares entre a população do Brasil e portanto ao recomendar esses gêneros mais amplos o Spotify busca conquistar a retenção do usuário tendo como base o que já é amplamente ouvido no país, seja porque há algum interesse econômico da ferramenta em priorizar estes gêneros em relação a outros.

**Figura 4.6**

Músicas Consumidas pelo Usuário Aleatório		Discover Weekly 1		Discover Weekly 2		Discover Weekly 2	
Gêneros das Músicas Consumidas	Percentual do gênero em relação ao total	Gênero Musical	Percentual do gênero em relação ao total	Gênero Musical	Percentual do gênero em relação ao total	Gênero Musical	Percentual do gênero em relação ao total
Pop	5%	Pop Dance	30%	Classical	33%	Classical	30%
Uk Dance	5%	Hyper Techno	23%	Orchestra	17%	Classical Performance	23%
Progressive House	5%	Edm	17%	Classical Performance	13%	MBP	23%
Pop Dance	5%	Funk MTG	13%	Post-Romantic Era	10%	Bossa Nova	23%
House	5%	Stutter House	13%	Orchestral Performance	10%	Violão	17%
Electro House	5%	Big Room	10%	Early Romantic Era	10%	Samba	17%
Edm	5%	Progressive Electro House	10%	Compositional Ambient	10%	Late Romantic Era	13%
Dance Pop	5%	Funk Carioca	10%	Easy Listening	7%	Vocal Jazz	13%
Uk Pop	5%	Uk Dance	10%	Impressionism	7%	Brazilian Jazz	13%
Funk Paulista	5%	House	10%	Early Modern Classical	7%	Chamber Orchestra	10%
Funk MTG	5%	Brazilian Edm	10%	British Orchestra	7%	Orchestra	10%
Funk Carioca	5%	Dutch House	7%	Russian Romanticism	7%	Orchestral Performance	10%
Trap	5%	Tech House	7%	Russian Modern Classical	7%	Jazz	10%
Rap	5%	Sped Up	7%	Russian Orchestra	7%	Bebop	10%
Trap Latino	5%	Hyper Pop	7%	Classical Era	7%	Latin Classical	10%
Miami Hip Hop	5%	Slap House	7%	British Classical Piano	7%	Brazilian Classical	10%
Melodic Rap	5%	Uk Contemporary R&B	7%	Modern Country Pop	7%	British Orchestra	10%
Florida Rap	5%	Pop	7%	Ukrainian Classical Piano	7%	Cool Jazz	10%
Florida Drill	5%	Dance Pop	7%	Classical Piano	7%	Nova MPB	10%
Southern Hip Hop	5%	Electro House	7%	Soundtrack	3%	Velha Guarda	10%
Pop Rap	5%	Funk Mandelão	7%	Lounge	3%	British Classical Piano	7%
Hip Hop	5%	Funk BH	7%	Ambient Lo-fi	3%	Neo-Classical	7%
Metropolis	5%	Funk Ostentação	7%	Vapor Soul	3%	Early Music	7%
Indietronica	5%	Brazilian Hip Hop	7%	Jazz House	3%	Baroque	7%
Indie Soul	5%	Rap	3%	French Classical Piano	3%	Jazz Piano	7%
Escape Room	5%	Pop Rap	3%	Early Avant Garde	3%	Jazz Saxophone	7%
Art Pop	5%	Kentucky Hip Hop	3%	Singer-Songwriter Pop	3%	Free Jazz	7%
Alternative R&B	5%	Deep Underground Hip Hop	3%	Souldies	3%	Classical Piano	7%
Sertanejo Universitário	5%	Belgian Edm	3%	Latinx Alternative	3%	Compositional Ambient	7%
Sertanejo Pop	5%	Belgian Dance	3%	Late Romantic Era	3%	Contemporary Post-bop	7%
Sertanejo	5%	Dutch Trance	3%	Vocal Jazz	3%	Lounge	7%
Arrocha	5%	Trance	3%	Soul	3%	Afrofuturismo Brasileiro	7%
Agronejo	5%	French Techno	3%	British Invasion	3%	Classical Cello	3%
Skate Punk	5%	French Tech House	3%	Adult Standards	3%	Chamber Ensemble	3%
Ska Punk	5%	Funk RJ	3%	Uk Contemporary R&B	3%	French Romanticism	3%
Ska	5%	Funk 150 BPM	3%	Indie Soul	3%	Symphonic Orchestra	3%
Ramonescore	5%	Deep Groove House	3%	Roots Americana	3%	Czech Classical	3%
Punk	5%	Scenecore	3%	Polish Classical	3%	Italian Baroque	3%
Power-pop Punk	5%	Alt z	3%	Russian Classical Piano	3%	German Orchestra	3%
Hardcore Punk	5%	Rage Rap	3%	Pov. Indie	3%	American Modern Classical	3%
Chicago Punk	5%	Electro Pop	3%	Brooklyn Indie	3%	Swing	3%
Symphonic Metal	5%	German Dance	3%	Pop Violin	3%	Harlem Renaissance	3%
Speed Metal	5%	Relaxative	3%	Operatic Pop	3%	African-american Classical	3%
Progressive Power Metal	5%	R&B	3%	American Orchestra	3%	Canadian Classical Piano	3%
Progressive Metal	5%	Irish Hip Hop	3%	World	3%	Post-Romantic Era	3%
Power Metal	5%	Hardtekk	3%	Ethio-jazz	3%	Neoclassicism	3%
Neo Classical Metal	5%	Neo R&B	3%	Afropop	3%	Impressionism	3%

Comparação entre gêneros musicais consumidos e recomendados para o usuário “Comportamento\_Aleatório” (50 primeiras linhas).

Outro resultado interessante em relação ao usuário “comportamento\_aleatório” está relacionado com as recomendações feitas na segunda e terceira semanas. Se observarmos com atenção a figura 4.6, é possível perceber que há uma mudança significativa entre as recomendações da semana 1 e da semana 2. Durante a primeira semana as recomendações estavam associadas a gêneros como “pop dance”, “hyper techno” e “funk”, já na segunda semana há uma alteração significativa para gêneros relacionados à música clássica.

O gênero que mais apareceu entre as músicas foi “classical” (33%), seguido por “orchestra” (17%) e “classical performance” (13%). A figura 4.6 nos permite observar que,

entre os gêneros mais recomendados na segunda semana, os sete primeiros colocados estão diretamente ligados à música clássica. Nesta altura surge uma nova questão: por que motivo o Spotify passou a priorizar a música clássica em suas recomendações?

Durante a segunda semana de teste foi consumido com o usuário aleatório uma canção (Prelude In A Minor Op. 32 No. 8 - Vladimir Horowitz) que possuía entre seus gêneros associados “russian classical piano”, “classical piano” e “classical performance”. Esta foi a única música consumida por este usuário que possuía a classificação de gênero associada à música clássica durante todo o teste. Tal consumo ocorreu na segunda semana, o que pode ter influenciado diretamente o crescimento das recomendações do gênero na *playlist Discover Weekly* da semana 2. Porém, ainda assim, o consumo de apenas um conteúdo de música clássica fez com que o Spotify passasse a recomendar com maior representatividade nas duas semanas seguintes o mesmo gênero (33% na segunda semana e 39% na terceira semana). Portanto, a pergunta persiste, porque motivo o Spotify insistiu em recomendar músicas associadas ao gênero de música clássica, sendo que somente uma música clássica foi consumida pelo usuário “comportamento\_aleatório”?

Neste ponto, é necessário recorrer aos objetivos econômicos da plataforma em busca de explicar tal resultado. O Spotify cobra uma taxa fixa aos seus usuários independentemente do tipo de conteúdo que os mesmos irão consumir e, em contrapartida, o Spotify possui custos de diferentes magnitudes em relação aos direitos autorais das músicas em seu catálogo. Portanto, os sistemas de recomendação que buscam atender aos objetivos econômicos do Spotify podem direcionar aos seus usuários conteúdos que têm menor custo para a empresa e deixar de recomendar determinados conteúdos que possam ter um maior custo para o Spotify, dessa forma gerando um viés nas recomendações (Borreau & Gandini, 2021). Além disso, a pesquisa de Borreau & Gandini (2021), chegou também a conclusão de que tais recomendações enviesadas

may only be profitable if consumers don't hold strong preferences for one type of artist or songs over others. If users are sensitive to biased recommendations, they'd likely respond by switching to a different playlist or another platform entirely, undermining the strategy (Bourreau & Gandini 2021 como citado em Good, 2022, p.19).

Diante dessa perspectiva, a música clássica passa a ser recomendada para o usuário “comportamento\_aleatório” por conta de dois principais motivos. O primeiro relaciona-se com a questão de que o usuário que simulou um comportamento aleatório não demonstrou preferência por nenhum gênero musical específico e portanto a plataforma passou a

recomendar conteúdos economicamente mais favoráveis para este usuário — o que não ocorreu com o usuário “comportamento\_linear” uma vez que este simulou preferências bastante claras de consumo. Portanto, a perspectiva de Bourreau & Gaudin (2021) confirma-se à medida em que o viés só ocorreu com o usuário que não demonstrou fortes preferências musicais.

O segundo motivo associa-se a uma nova questão: porque a música clássica e não outro gênero? Neste ponto, é importante identificar que as regras de direito autoral no Brasil (onde o teste foi simulado) consideram uma obra como domínio público, ou seja, uma obra de livre utilização por qualquer pessoa, após 70 anos da morte de seu compositor (ou do último autor em caso de parcerias) (Ecad & Suporte, 2021).

Claro que além do direito autoral sobre a composição original ainda existe um outro direito sobre a gravação e o arranjo dessas músicas (Ag, 2023) — quando por exemplo uma música que já está em domínio público é regravaada por um novo artista ou orquestra. Portanto, ao recomendar músicas associadas ao gênero de música clássica, o Spotify está dando destaque a conteúdos que possuem um custo menor para si, uma vez que a plataforma só terá que arcar com os custos dos direitos de gravação desta obra e não com o direito autoral de composição da mesma, tendo em vista que muitas delas já são consideradas como domínio público no Brasil.

O quadro 4.2 mostra as músicas clássicas recomendadas para o usuário “comportamento\_aleatório”, o ano em que a música foi composta e o ano da morte do compositor, como forma de evidenciar a priorização do Spotify por conteúdos que já não possuem o custo de direito autoral (apenas os custos de direito da gravação e do arranjo).

Das 20 músicas clássicas recomendadas, apenas duas não são consideradas ainda como domínio público, as restante 18 músicas foram compostas originalmente por autores que faleceram a mais de 70 anos, ou seja, estas obras já são consideradas como domínio público (quadro 4.2). Diante deste cenário observou-se que o Spotify promoveu gêneros e músicas em suas recomendações para o usuário “comportamento\_aleatório” que visavam uma otimização econômica para a própria ferramenta. Portanto podemos confirmar a perspectiva de que o sistema de recomendação do configura-se também como um dispositivo capaz de atender aos interesses e objetivos financeiros da empresa que o detém. Ainda segundo Bourreau & Gaudin (2021), quando “the royalty rates paid by the platform to content providers are set exogenously, customers face biased recommendations: each consumer type is recommended a larger percentage of the content that is cheaper for the platform than in its optimal content mix” (p.37).

Em resumo, durante a análise das *playlists discover weekly* do Spotify para os dois usuários-teste foi possível perceber, em primeiro lugar, que as recomendações dependem diretamente do comportamento dos próprios usuários, ou seja, as *playlists* variam consideravelmente de acordo com o consumo musical dos próprios usuários — confirmando a perspectiva de que a lógica de “*datafication of listening*” é essencial para o funcionamento das recomendações. Além disso, a variedade das recomendações feitas apresentou redução na variedade de gêneros de uma semana para a outra, confirmando a perspectiva de Datta et al. (2017) de que inicialmente há um efeito de aumento da variedade de gêneros recomendados na plataforma que com o tempo vai se atenuando. Por último, percebeu-se que para o usuário que possui um gosto musical mais amplo – com preferências musicais menos claras e menos óbvias para o algoritmo da ferramenta, como o caso do usuário “comportamento\_aleatório” – o Spotify recomendou músicas de forma enviesada, priorizando conteúdos que eram vantajosos economicamente para a própria plataforma – no caso do teste aqui executado, utilizando recomendações de músicas clássicas que configuram-se como domínio público.

## Quadro 4.2

Lista de músicas com o gênero “Classical” recomendadas para o usuário “Comportamento\_Aleatório”

Músicas (Nome - Artista)	Ano de lançamento	Ano da morte do compositor	Domínio público?
Gymnopédie no. 1 - Erik Satie	1888	1925	Sim
Tchaikovsky: Swan Lake, Op.20, Act 2: No. 10, Scene. Moderato - Pyotr Ilych Tchaikovsky, Andre Previn	1875 - 1876	1893	Sim
Chopin: Nocturne No. 20 in C-Sharp minor. Op. Posth. - Frederic Chopin, Mikhail Pletnev	1832	1849	Sim
Schwanengesang, D.957: No.4 Serenade - Franz Schubert, Eugene Ormandy, Philadelphia Orchestra	1828	1828	Sim
Clair de Lune, L.32 - Claude Debussy, Martin Jones	1905	1918	Sim
Cello Suite No.1 in G Major, BMV 1007: I. Prelude - Johann Sebastian Bach, Yo-Yo Ma	1824	1750	Sim
Piano Concerto No.2 in C Minor, Op.18: 2. Adagio sostenuto - Sergei Rachmaninoff, Valentina Lisitsa, London Symphony Orchestra	1901	1943	Sim
Winter (L'Inverno) Op.8 No.4 F Minor: Allegro Non Molto - Baroque Festival Orchestra, Alberto Lizzio	1725	1741	Sim
Sonata N.14 "Moonlight" in C-Sharp Minor", Op.27 No.2: I. Adagio sostenuto - Ludwig van Beethoven, Paul Lewis	1801 - 1802	1827	Sim
Gnossienne No.1 - Alena Cherry	1893	1925	Sim
The Carnival of the Animals, R. 125: XIII. The Swan (Arr. for Cello and Piano) - Camille Saint-Saens, Yo-Yo Ma, Kathryn Stott	1922	1921	Sim
Serenade for Strings in E Major, Op. 22, B. 52: II. Tempo di valse - Antonin Dvorak, Prague Chamber Orchestra, Petr Skvor	1876	1904	Sim
Vivaldi Variation (Arr. for Piano from Concerto for Strings in G Minor, RV 156) - Antonio Vivaldi, Florian Christi	2020	Compositor ainda vivo	Não
Barber: Adagio for String - Samuel Barber, Sir Simon Rattle, Berliner Philharmoniker	1938	1981	Não
Miroirs: III. Une barque sur l'océan - Maurice Ravel, André Laplante	1904 - 1905	1937	Sim
Liebstraume, S541/R211: No.3: Nocturne in A-Flat Major - Franz Liszt, Jenő Jandó	1850	1886	Sim
The Well-Tempered Clavier, Book 1, BMV 846-869 / Prelude & Fugue in C Major, BWV 846: I. Prelude - Lang Lang	1722	1750	Sim
Handel / Orch. Hale: Keyboard Suite No. 4 in D Minor, HWV 437: III. Sarabande - George Frideric Handel, Alexander Briger, Academy of St. Martin in the Fields	1733	1759	Sim
Piano Concerto No.21 in C Major, K. 467: II. Andante - Wolfgang Amadeus Mozart, London Mozart Players, Howard Shelley	1785	1791	Sim
21 Hungarian Dances WoO 1: Hungarian Dance No. 5 in G Minor. Allegro (Orch, Schmeling) - Johannes Brahms, Wiener Philharmoniker, Claudio Abbado	1879	1897	Sim

## **Resultados Entrevistas**

Através desta metodologia pretendeu-se obter o ponto de vista de usuários reais sobre a plataforma. Como evidenciado anteriormente, o objetivo baseou-se em entender de que formas os usuários utilizam o Spotify e qual a percepção que os mesmos possuem acerca das recomendações algorítmicas. Para tal, foi utilizado o princípio de que ao entendermos melhor a relação entre os indivíduos e o algoritmo também seremos capazes de melhor compreendermos o funcionamento deste último (Bucher, 2017). Partimos também do princípio de que os algoritmos devem ser entendidos como parte de um processo social como proposto por Beer (2013) e portanto, ao entrevistar usuários reais do Spotify buscou-se entender a relação entre a plataforma e os próprios usuários – de que formas as recomendações musicais da plataforma são entendidas e utilizadas pelos mesmos.

Além disso, a metodologia anterior focou amplamente na análise da própria interface, e, portanto, nesta segunda metodologia a ideia central foi trazer a percepção do outro lado dessa relação, ou seja, a percepção dos usuários. Outro ponto importante relaciona-se com a limitação da metodologia anterior que não utilizou dados de usuários reais (com volumes de dados maiores, amplo histórico de consumo e com diversas conexões que os usuários testes não possuíam). Com a aplicação desta segunda metodologia, portanto, tenciona-se amenizar estas limitações.

### **5.1. Aparelhos utilizados para ouvir música**

Quando questionados sobre quais aparelhos utilizavam para ouvir música, todos os entrevistados afirmaram que utilizam o computador e o celular para ouvirem música no seu dia a dia. Mais especificamente, os entrevistados apontaram que utilizam mais o celular para ouvir música especificamente e o computador quando querem ouvir e assistir a um videoclipe em simultâneo. Ou seja, o tipo de conteúdo consumido varia de acordo com o meio utilizado, por exemplo: "Eu só ouço no celular. 100%. Para assistir clipe eu prefiro assistir no YouTube, no computador, mas música só o áudio é celular" (Entrevistado D, 27 anos). Essa perspectiva alinha-se com a proposta de Nowak (2016) sobre os modos de consumo musical fragmentado, no qual os indivíduos consomem diferentes conteúdos em diferentes meios. Além disso, o fato dos usuários ouvirem música em mais de um aparelho, alinha-se com a

perspectiva de convergência mediática proposta por Jenkins (2006), na qual o indivíduo é capaz de consumir um mesmo artista, ou um mesmo disco, através de diferentes aparelhos ou mídia. Um usuário, por exemplo, pode ouvir determinado álbum através do celular, usando o Spotify, mas pode também ver o videoclipe desse mesmo artista no Youtube, pode ainda recorrer a um aparelho de televisão para ouvir músicas e assim por diante. A resposta dos entrevistados confirma tal comportamento à medida que utilizam mais de um aparelho em suas rotinas para consumirem conteúdos musicais.

Dentre os entrevistados que apontaram o celular e o computador como principais aparelhos utilizados, a maioria, 7 entrevistados, utiliza o celular com maior frequência, apontando a praticidade de uso e a possibilidade de transportá-lo consigo para qualquer lugar como o principal fator para utilizarem mais esse aparelho, como no exemplo a seguir:

Eu uso a maioria das vezes o celular porque o som do alto-falante do celular é melhor, entendeu? E no nosso cotidiano, de vida agitada a gente faz muitas coisas ao mesmo tempo e você acaba andando com o celular para tudo que é lado, o computador por mais que seja um notebook, ele fica num lugar só, e aí, quando eu estou ouvindo algum podcast, alguma até música, de qualquer forma, eu levo o celular para onde eu estou (Entrevistado H, 33 anos).

Apenas 2 entrevistados declararam que utilizam o computador como principal aparelho para consumir música, nestes casos, a utilização do computador se relaciona com o fato de que os dois entrevistados passam grande parte do dia trabalhando em casa no computador e portanto o mesmo mostra-se como uma solução prática. Tanto no caso dos entrevistados que utilizam o celular mais amplamente quanto no caso dos usuários que utilizam o computador com maior frequência, a influência da rotina é direta sobre os aparelhos que utilizam. Os entrevistados que possuem trabalhos externos, como o exemplo do entrevistado H acima, utilizam o celular com mais frequência pois o mesmo permite que levem a música consigo durante o deslocamento e enquanto realizam o trabalho, em oposição, para os entrevistados que trabalham em casa e diretamente no computador, o mesmo se mostra suficiente como reprodutor de músicas. Tal ponto reforça a ideia de que o consumo de música não pode ser separado da rotina dos indivíduos (Nowak, 2016), pois a mesma é capaz de delinear os contornos de como se dará essa relação indivíduo e música – nesse caso, através de quais aparelhos as músicas são consumidas.

Além do celular e do computador, somente dois entrevistados citaram outros aparelhos através dos quais consomem música: a televisão e a vitrola. Porém, a frequência dessa utilização se mostra muito inferior se comparada à utilização do celular: "Agora eu investi

numa vitrola também, mas, obviamente, prioritariamente utilizo o computador e o celular" (Entrevistado E, 32 anos). A utilização do rádio foi citada apenas por um dos entrevistados, que afirmou utilizar o meio apenas em uma situação específica – quando está dirigindo com amigos no carro. Fora esse caso isolado, os aparelhos digitais são os mais adotados pela amostra analisada neste estudo, com maior destaque para o telemóvel.

## 5.2. Plataformas mais utilizadas

Quando perguntados sobre as plataformas que utilizam para ouvir música, todos os entrevistados afirmaram utilizar o Spotify como principal ferramenta mas também o Youtube como uma segunda opção. De acordo com os entrevistados, o Spotify é mais utilizado para o consumo de música isoladamente, enquanto que, para assistir a um videoclipe ou a alguma performance 'ao vivo' de determinado artista, recorrem ao Youtube. Como exemplificado no seguinte trecho: "Eu costumo utilizar Spotify e o YouTube. Muito mais o Spotify. E hoje escuto música pelo YouTube às vezes, porque às vezes eu quero ver um clipe específico, e aí acabo usando o YouTube para isso especificamente" (Entrevistado E, 32 anos).

Essa divisão de tipos diferentes de consumo em cada plataforma aponta para o fato de que cada uma dessas plataformas possuem *affordances* que por sua vez estimulam determinados comportamentos nos usuários. Essa combinação entre as duas plataformas supracitadas é amplamente adotada pela amostra entrevistada. Apenas um único entrevistado citou o TikTok como uma plataforma que utiliza para ouvir música, e afirmou que "além de ser uma coisa muito visual, o TikTok domina também o som né? Ele que manda muito também para o Spotify, o que está no momento, o que está tocando no momento e que vai viralizar" (Entrevistado C, 26 anos). Note-se que o entrevistado que citou o Tiktok inclui-se entre os mais jovens da amostra entrevistada.

Além disso, os participantes foram questionados acerca dos principais motivos pelos quais preferem utilizar o Spotify em relação a outras plataformas de *streaming* disponíveis no mercado atualmente. Os dois fatores mais apontados foram a praticidade, associada ao fato de que o Spotify possui um vasto catálogo e ao fato de que o aplicativo do Spotify consome menos dados do que outros como o Youtube. Também foi citado como principal atrativo a usabilidade da plataforma, que quando comparada com outras plataformas, a facilidade de utilização do Spotify e a organização da sua interface de forma intuitiva mostrou-se como fator importante para os usuários, além de se mostrar superior às alternativas disponíveis no

mercado. Tal reforça a proposta vista anteriormente neste estudo que de o Spotify mais do que vender o acesso às músicas, vende um serviço de facilitação da navegação dos usuários no vasto catálogo de músicas disponível (Wikstrom, 2013; McCourt, 2005).

Além da usabilidade e da praticidade já citadas, foi também apontada pelos entrevistados, porém em menor escala, a possibilidade de criação de *playlists* como um dos atrativos do Spotify. Além disso, a manutenção da própria coleção de músicas já estabelecida no Spotify foi citada por dois entrevistados como um motivo para não mudar para outras plataformas, pois perderiam todo esse trabalho de criação das suas coleções e *playlists* já bem organizadas no Spotify – ainda que atualmente algumas ferramentas já ofereçam o serviço de migração da biblioteca de música entre diferentes ferramentas de *streaming* de forma automatizada e rápida.

O seguinte trecho é capaz de resumir os principais motivos (usabilidade, criação de *playlists* e manutenção da biblioteca própria) pelos quais os entrevistados utilizam o Spotify em maior escala do que outras plataformas:

eu já até pensei em mudar para outros. Já tentei usar o Youtube, por exemplo, eu pago o YouTube, o YouTube Premium que dá direito de usar o YouTube Music, né? Só que não tem como, a usabilidade é muito pior para mim, tipo, eu não tenho minhas playlists lá e eu não vou criar tudo de novo lá. É, então assim, acho que uso o Spotify principalmente por eu estar mais habituado, por eu ter mais playlists lá já salvas as músicas, tudo mais fácil de achar e também por causa da interface, que eu acho que é muito intuitiva, muito organizadinha. Pô, o Spotify acho que é o melhor assim. Já testei alguns outros, já vi pessoas mexendo e tal, em casa de amigo e tal, mas para mim não tem nada parecido, cara. Spotify para mim é 100% melhor (Entrevistado B, 32 anos).

O preço cobrado pela plataforma para seu plano premium também foi apontado como um dos principais motivos para a utilização da ferramenta por dois dos entrevistados. Um deles afirmou que começou a usar a ferramenta por conta de um desconto para estudantes que foi oferecido pelo Spotify e a partir de então tem usado a ferramenta pela familiaridade. Já outro entrevistado apontou que "a razão pela qual eu fui pro Spotify foi por uma espécie de pioneirismo nesse sentido. Foi o primeiro momento em que ficou barato o suficiente para eu trocar o meu arquivo por aquela praticidade, ainda que eu perdesse algumas músicas" (Entrevistado A, 29 anos). Ou seja, o preço mostrou-se como o motivo pelo qual o entrevistado resolveu trocar sua biblioteca de músicas baixadas através de um contexto de *file-sharing* pela praticidade do serviço de *streaming*.

### 5.3. Hábitos de consumo musical na rotina

Em busca de termos uma melhor compreensão sobre o comportamento de consumo musical dos usuários no seu dia a dia, questionou-se em que situações os entrevistados costumam ouvir música. Neste ponto, para melhor entendermos como se dá o consumo musical, faz-se pertinente recorrermos aos diferentes tipos de escuta propostos por Flynn (2016). Segundo o autor, existem diferentes tipos de escuta, cada qual com diferentes graus de atenção dedicados à música.

Flynn (2016) propõe que existem 5 principais tipos de escuta: *prescriptive listening*, que está associado a um tipo de escuta na qual o indivíduo não presta atenção plena e consciente na música que está sendo reproduzida (um exemplo seria o indivíduo que escuta música enquanto realiza diversas outras tarefas do seu dia – a música opera mais como uma música ambiental); *decisive listening*, que seria o momento em que o indivíduo identifica alguma música que está presente no ambiente e decide prestar atenção mais consciente na mesma; *impactive listening*, quando o usuário sai de uma posição de *decisive listening* para de fato buscar saber mais sobre determinada música que está a ser reproduzida no momento, ou seja, o *impactive listening* "describes the shift in attention from a decisive position, to one where the act of identifying and sourcing the track renders the music sufficiently meaningful for potential future engagement" (Flynn, 2016, p.47); *immersive listening*, na qual o indivíduo está no controle da situação escolhendo o que ouvirá e dedicando sua atenção apenas a ouvir e apreciar a música; e por último, o autor cita um tipo de escuta utilizado mais recentemente denominado *narrative listening*, no qual o indivíduo busca uma experiência musical significativa que se encaixe na sua situação ou contexto, um exemplo do *narrative listening* se dá quando um indivíduo busca uma *playlist* para realizar exercícios físicos, ou uma *playlist* que descreva sua atual situação como "playlist para ouvir no frio e sozinho".

Com essas definições em mente, ao questionarmos os entrevistados acerca do seu comportamento de consumo musical no dia a dia, pudemos observar os cinco comportamentos aqui descritos. Em sua maioria os entrevistados afirmaram ouvir música realizando principalmente tarefas domésticas (lavando louça, preparando o café, limpando a casa), trabalhando, realizando exercícios físicos no ginásio e no deslocamento para o trabalho. Portanto, em grande parte do tempo os entrevistados consomem música no que se enquadra como *prescriptive listening*. Ou seja, a maioria da amostra consome música como uma segunda atividade enquanto realiza outras tarefas. Apenas dois dos entrevistados

afirmaram ouvir música apenas para apreciar a mesma sem realizar nenhuma atividade em paralelo, ou seja, apenas dois entrevistados realizam a escuta ativa ou *immersive listening* como parte da sua dieta musical diária. Tal resultado confirma a perspectiva de Sloboda et al. (2001) de que escutar música como única e principal atividade tem se mostrado como algo incomum.

Outro entrevistado afirmou que "tem vezes também que eu estou escutando uma música na rua. Aí eu faço também essa pesquisa de 'meu Deus, preciso saber, essa música'. Sei lá, está tocando numa livraria ou alguém está escutando perto de mim, aí eu me interessou e vou atrás" (Entrevistado C, 26 anos). Ou seja, esse entrevistado evidenciou também a presença do *decisive listening* ao mudar sua atenção para uma música que estava presente no ambiente para uma forma de *impactive listening* ao afirmar que interessou-se por determinada música e procurou aprofundar mais sobre a sua relação com a mesma posteriormente.

Também foi possível evidenciar em alguns casos o *narrative listening* porém com menor recorrência do que o *prescriptive listening*. Três dos entrevistados disseram que buscam *playlists* que correspondem à atividade que estão realizando ou ao contexto em que se encontram, como os dois exemplos a seguir: "E existe um outro momento, que é quando eu quero determinadas músicas para concentração, alguma coisa do tipo. Eu procuro alguma playlist específica de, sei lá, "música para trabalho", alguma coisa assim e deixo lá, entendeu?" (Entrevistado H, 33 anos) e "Eu estava tomando café da manhã com meu namorado e a gente estava em Angra e aí eu joguei tipo 'Angra dos Reis' na opção de playlists do Spotify e tinha uma playlist, eu dei play lá e aí eu descobri uma música chamada 'coffee in the morning', se eu não me engano, ou 'morning coffee' e aí eu gostei bastante e salvei" (Entrevistado D, 27 anos).

Também foi possível evidenciar que a utilização da música está diretamente relacionada a uma perspectiva de *mood setter* (Sassi & Yahia, 2021) na qual o usuário utiliza a música para sair de um tipo de humor ou estado emocional e mudar para um outro (por exemplo, após um dia exaustivo no trabalho os indivíduos procuram algo mais calmo para ouvir e mudarem seu humor em busca de relaxamento), de acordo com Schedl et al. (2017, p.108), "prior research on music psychology discovered that people may choose the type of music which moderates their emotional condition".

Dentre as respostas dos entrevistados três principais situações se apresentaram, a primeira relacionada a utilizar a música como um estímulo para se energizar (seja para trabalhar, seja para ir ao ginásio realizar exercícios físicos), a segunda relacionada com a utilização da música para relaxar (ao tomar banho, ao final do dia após o trabalho) e por

último relacionada ao preenchimento do silêncio ou da solidude como no exemplo: "E aí existem dois lados relacionados ao trabalho que eu acho que me ajuda. Primeiro é quando está muito barulho, eu prefiro ter um barulho controlado e que eu goste, como a música. E segundo quando está muito silêncio, eu também não gosto muito de silêncio. Prefiro ter alguma coisa no fundo" (Entrevistado E, 32 anos). Tal preenchimento do silêncio também está alinhado à perspectiva proposta por Flynn (2016) de que a música também pode ser utilizada como uma forma de preencher o espaço vazio e utilizada como uma espécie de "*accompanied solitude*" (p.50 - 51).

Em resumo, dentre a amostra, o modo de escuta *prescriptive listening* foi o mais amplamente citado seguido pelo *narrative listening* – quando o indivíduo procura músicas e *playlists* que se enquadram no contexto e situação atual em que se encontra. Os modos *decisive listening* e *impactive listening* foram também observados nas fala dos entrevistados porém com menor representatividade. Por último, o modo menos citado pelos entrevistados comprovando a perspectiva de Sloboda et al (2001) foi o *immersive listening*. Claro que é importante perceber que esses modos não se isolam, mas se mesclam de forma dinâmica dependendo do tipo de rotina que cada indivíduo possui, porém com essa seção da pesquisa pretendeu-se evidenciar quais são os modos de escuta mais comumente citados pelos entrevistados.

#### **5.4. Utilização de *playlists***

Outro resultado obtido dentro dos hábitos de consumo musical dos usuários é que a grande maioria afirmou durante a entrevista que utiliza a funcionalidade de *playlists* oferecida pelo Spotify com maior frequência, tal corrobora a perspectiva apontada por Hogan (2015), de que a maioria do consumo musical na plataforma ocorre através das listas de reprodução.

Dos nove entrevistados, apenas um afirmou que costuma ouvir álbuns completos com maior recorrência do que as *playlists*, apesar de ter afirmado também que eventualmente utiliza as *playlists* criadas pelo próprio Spotify. Dos que afirmaram utilizar amplamente as *playlists*, cinco afirmaram gostar de criar suas próprias listas de reprodução, enquanto os outros três afirmaram que utilizam as *playlists* criadas e oferecidas pela própria plataforma com maior recorrência. Alguns usuários relataram que sentem que costumavam ouvir mais álbuns inteiros do que *playlists* no passado, como por exemplo a fala do Entrevistado B (32 anos) exemplifica: "Porque antigamente eu ouvia muito álbum inteiro, só que aí, sei lá, em algum momento, não sei exatamente quando, eu comecei a gostar de criar *playlists*".

Além disso, três entrevistados que afirmaram consumir e criar playlists frequentemente demonstraram vontade de mudar esse comportamento para voltar a ouvir obras completas e conhecer melhor o trabalho dos artistas que consomem, como por exemplo:

Eu acho que eu tenho feito mais essa coisa de playlist, sabe? Eu vou consumindo mais músicas assim soltas, eu não vou mais no álbum e fico ouvindo a música ali na ordem, sabe? Hoje eu estou mais nessa coisa de mistura mesmo, ouço mais playlists com vários ritmos, enfim, vários artistas diferentes. Mas queria voltar a ter esse movimento de escutar o álbum inteiro e conhecer mais o trabalho, mas eu estou mais para músicas soltas (Entrevistado C, 26 anos)

Tal vontade de voltar a ouvir os discos inteiros ao invés de consumir tanto as *playlists* também se manifesta em outro entrevistado: "eu sempre ouvi as minhas próprias playlists, que é uma coisa que eu tenho tentado parar de fazer, tenho tentado ouvir mais os discos e menos as listas" (Entrevistado A, 29 anos). Ou seja, a constante utilização das *playlists* implica num tipo de comportamento de escuta de certa maneira mais fragmentado. Os entrevistados ouvem mais músicas "soltas" em listas de reprodução e por consequência passam a ouvir menos discos completos, que por sua vez representariam uma forma de engajamento mais profunda e duradoura com determinado artista ou obra.

Além dessa perspectiva, foi possível observar que em alguns casos as *playlists* possuem a finalidade de corresponder a um contexto ou situação da vida do indivíduo, como por exemplo, o entrevistado que afirmou criar *playlists* específicas para quando vai ao ginásio. Nesse caso, as *playlists* buscam oferecer ao indivíduo o que vimos anteriormente como *narrative listening*. O entrevistado A (29 anos), afirma por exemplo que "Sim, de maneira geral, desde que eu comecei a usar o Spotify, eu sempre tenho uma playlist... Eu meio que faço uma playlist por mês na minha vida, para ter as músicas como marcação temporal da minha vida". Neste fragmento da entrevista é possível perceber o papel das *playlists* como forma de construção de uma narrativa pessoal, assim como podemos perceber que a *playlist* também desempenha um papel de marcador temporal de certos contextos e situações da vida do indivíduo.

O comportamento de utilizar as listas de reprodução com maior frequência dentro da plataforma pode relacionar-se com o fato de que o Spotify estimula os usuários a utilizarem as mesmas amplamente em sua interface como visto nos resultados do método anterior deste estudo. Ou seja, em resumo, os usuários entrevistados demonstraram uma ampla utilização das *playlists*, tanto as criadas e curadas por eles mesmos quanto as *playlists* criadas e destacadas pelo próprio Spotify em sua interface. A utilização das *playlists* em larga escala

demonstrada pelos entrevistados confirma a perspectiva de que as *playlists* do Spotify são um dos principais meios pelos quais os usuários obtêm contato com músicas atualmente (Good, 2022). Para Prey (2016), "Spotify pushes listeners to consume music through playlists instead of other formats because it gives them control over listening habits" (Prey, 2016 como citado em Good, 2022, p.12). Ou seja, o fato dos usuários utilizarem mais as *playlists* do que outros formatos dentro da plataforma corresponde, dentre outros fatores, a um estímulo oferecido e destacado na interface, que por sua vez possui como objetivo atender a interesses empresariais e econômicos do Spotify.

## 5.5. Descobertas musicais recentes

Nesta seção da investigação o objetivo principal foi entender a relevância do Spotify dentro do processo atual de descoberta musical dos entrevistados. Os mesmos foram estimulados a pensar sobre como ocorreram suas últimas descobertas musicais. Dos nove entrevistados, sete afirmaram que as últimas descobertas musicais ocorreram dentro do Spotify. Tal resultado corrobora a relevância que a ferramenta possui atualmente no processo de descoberta e construção do gosto quando comparado a outros meios ou formas, uma vez que grande parte dos conteúdos novos que chegaram até os indivíduos da amostra foram filtrados e exibidos através do Spotify.

Dentre esses sete entrevistados, quatro apontaram *playlists* feitas pelo próprio Spotify como a principal forma através da qual ocorrem as últimas descobertas, como no exemplo "Uma [descoberta recente] foi claramente sugestão do Spotify, e aí se eu lembro bem, ele fez uma lista de músicas que você pode gostar ou do tipo assim, e aí eu gostei de uma coisa lá" (Entrevistado E, 32 anos). Os outros três apontaram a funcionalidade de '*auto-play*' ou de reprodução automática – que segundo a definição da própria ferramenta pode ser entendida como: “quando chegas ao fim de um álbum, playlist ou seleção de músicas, o Spotify reproduz automaticamente músicas semelhantes, para que nunca fiques sem som” (Reprodução Automática - Spotify, n.d.) – como a forma através da qual tiveram contato com novas músicas recentemente:

(...) eu boto uma música e ele fica rodando outras coisas diferentes, isso tem acontecido muito. Às vezes eu faço, quando canso das minhas playlists aqui e não estou muito afim. Aí eu coloco uma música que eu gosto e deixo ele rodando ali daquele aleatório e aí vou conhecendo músicas novas, isso realmente eu faço (Entrevistado F, 25 anos).

Ainda dentro do Spotify, mas em menor escala, dois entrevistados disseram que parcerias em músicas também foi uma forma de descoberta de novos artistas, por exemplo, quando um artista já conhecido realiza uma parceria com outro artista e essa música chega até o indivíduo através do Spotify.

Outras formas de descoberta musical recentes também foram apontadas pelos entrevistados, a segunda mais recorrente, após o Spotify, foi através de redes sociais *online* como o Instagram e TikTok. Quatro entrevistados afirmaram que algumas das suas últimas descobertas ocorreram através de redes sociais, posteriormente o entrevistado afirmou que vai até o Spotify para aprofundar a pesquisa, mas o primeiro contato se deu enquanto navegava em redes como Instagram e o TikTok (com maior destaque para o Instagram). A indicação de músicas através de amigos também foi citada por três entrevistados como uma forma recente de descoberta.

Quando questionados mais especificamente se costumavam pedir indicações de músicas para amigos e pessoas próximas, a maioria afirmou que não costumam pedir indicações de músicas para amigos ativamente como costumavam fazer no passado. As indicações de amigos ainda acontecem e os entrevistados reconhecem a importância das mesmas como no trecho: "O ciclo social influencia muito no que eu estou escutando. Então, sei lá, tem um grupo de amigos que às vezes escutam uma parada nova, mandam no grupo pelo WhatsApp mesmo" (Entrevistado I, 26 anos), porém a maior parte dos entrevistados reconhece que atualmente as indicações de outras pessoas não ocorre com a frequência de antes, como exemplificado pelo entrevistado A (29 anos): "Meio que vivia minha vida pessoal sempre falando de música e correndo atrás de recomendação. E segui também nessa toada pessoal até a entrada do streaming ali, que tanto eu quanto meus amigos começaram a dar menos importância... eu diria, depois dessa fase de internet mais personalizada".

A descoberta de novas músicas através de escuta indireta foi citada por dois dos entrevistados. Nesse caso os entrevistados disseram estar em algum ambiente que havia música tocando e perceberam que tal música era interessante e foram buscar mais sobre o artista, descobrindo o nome da música e do artista através de ferramentas como o Shazam – que consiste em uma ferramenta que captura o áudio através do microfone do aparelho telemóvel e busca essas características sonoras em um extenso banco de dados para identificar a música em questão.

se eu estou numa festa, toca uma música que eu não conheço ou estou num ambiente que toca uma música que eu conheço as vezes eu puxo o Shazam... já rolou algumas vezes de eu estar em algum lugar e falar assim: “Eu gostei dessa música, vou ver qual é, não sei qual é” e coloco o Shazam e uso, mas sei lá, uma frequência muito menor do que amigos indicando música e menor do que descobrir pelas próprias redes sociais mesmo" (Entrevistado I, 26 anos).

Portanto, como resultado, podemos entender que os indivíduos da amostra descobrem músicas de diversas maneiras concomitantemente. Sendo o Spotify o mais frequente dentre as formas de descoberta listadas, seguido pelas redes sociais como Instagram e TikTok. Tal comprova a perspectiva de que o Spotify ocupa atualmente uma posição de destaque no processo de descoberta musical dos indivíduos entrevistados. Além disso, nesta seção foi possível evidenciar também que outras formas de descoberta continuam a exercer influência sobre os indivíduos, ainda que possuam menor representatividade do que no passado – no caso da indicação de amigos e pessoas do ciclo social do indivíduo. Este resultado alinha-se com a perspectiva de que "digital files and streaming technologies are at the core of consumption practices to browse through music, discover content, experiment with new releases and listen to music. However, they are also complemented by other 'physical' technologies that remain important in the ways individuals consume music" (Nowak, 2016b, p.20).

## **5.6. Se fosse procurar algo novo para ouvir no Spotify, o que faria?**

Quando questionados acerca de qual funcionalidade utilizavam para descobrir novas músicas dentro do Spotify, os entrevistados citaram quatro diferentes categorias. As duas mais citadas, com cinco citações cada, foram as *playlists* personalizadas contidas na seção "Feitas para você" – a qual inclui a *playlist* personalizada "descobertas da semana" – e a função de reprodução automática do Spotify (ou 'auto-play'). A utilização de *playlists* personalizadas como uma das principais forma de descoberta confirma a perspectiva de Stanisljevic (2020, p.32) de que "The music discovery features discover weekly and recommendations based on previous listening behavior have a positive significant relationship with the perceived impact of Spotify on music discovery".

Já a utilização em larga escala da função de reprodução automática citada pelos entrevistados como forma de descoberta recorrente surge como uma informação não esperada até o presente momento nesta investigação, tal será abordado mais a frente com maior detalhamento.

As outras duas categorias de descoberta citadas foram a utilização de *playlists* baseadas em gêneros ou contextos (com 4 citações), e por último com apenas duas citações, a forma menos citada pelos entrevistados foi a busca por artistas relacionados – nesse caso, o indivíduo vai até o perfil de um artista que já conheça ou goste e busca a seção 'artistas relacionados' como forma de entrar em contato com novos artistas ou novas músicas: "Eu pego as bandas que eu mais escuto e vejo os artistas relacionados a essas bandas ali embaixo quando você entra no perfil do artista, você consegue ver quais artistas são mais parecidos com aquele que você está escutando. Então através dessa maneira, eu já escutei vários artistas novos" (Entrevistado I, 26 anos).

Sobre a utilização da reprodução automática como forma de descoberta, alguns fatos chamaram a atenção. Primeiro relacionado ao fato de que a maioria dos entrevistados que citou a funcionalidade disse que a utiliza de forma não-consciente:

Às vezes acontece o seguinte, eu estou ouvindo uma playlist ou às vezes até um álbum mesmo, eu também às vezes coloco o álbum inteiro para ouvir e aí o Spotify me sugere alguma coisa. Isso acho que é o principal. Ele segue tocando, o 'autoplay' dele vai tocando. Às vezes eu nem percebo, tipo, deixo rolar e daqui a pouco eu falo 'caramba acabou a playlist e está rolando uma parada que eu não conhecia'. Geralmente eu estava ouvindo assim aí de repente alguma música me pega, eu falo 'caramba, eu não conheci essa música' (Entrevistado B, 32 anos).

Apenas um dos entrevistados disse utilizar a função de forma consciente, ou seja, neste caso, o entrevistado coloca uma música para tocar e espera que a reprodução automática sugira músicas semelhantes para que possa descobri-las de forma proposital. Já os outros, acabam utilizando a função de forma indireta, ou seja, estão ouvindo um álbum que gostam ou uma *playlist* que tenham feito de forma intencional e ao final da reprodução passam a ouvir de forma orgânica e integrada as recomendações musicais do Spotify, como o exemplo do Entrevistado B acima exemplifica.

Diferente de outras funcionalidades na qual o usuário deve agir intencionalmente para chegar até a recomendação (buscando pela *playlist* 'descobertas da semana' e clicando no play, ou indo até um artista e pesquisando artistas relacionados), no caso da reprodução automática o usuário não necessita de nenhuma ação adicional. Além disso, a sensação de que a plataforma está te sugerindo músicas acaba por ser amenizada, uma vez que o momento em que novas músicas começam a fluir se dá de forma orgânica. É como se houvesse um borrão na diferenciação do que foi colocado para tocar intencionalmente pelo indivíduo e o que a plataforma está recomendando, tornando o processo de recomendação mais fluido e

naturalizado. O seguinte segmento exemplifica bem a relação dos entrevistados com a funcionalidade:

Já usei o 'auto-play', mas não conscientemente, foi por acidente. Acaba a playlist ou acaba o disco que eu estou ouvindo e vem alguma coisa automática assim... cara, é sempre surpreendentemente bom, isso é um negócio... Me peguei muitas vezes assim, continuando a ouvir e só depois de um tempo falar assim 'caramba, o que que é isso que tá rolando aí?' e pensar 'pô, é maneiro isso aqui'. Eu acredito que funciona bem, mas eu não uso conscientemente. Quer dizer, não falo, 'Ah, vou deixar isso aqui a rolar para caçar alguma coisa boa', mas já me apresentou coisas boas, com certeza (Entrevistado E, 32 anos).

Ainda sobre a utilização da função de reprodução automática como forma de descoberta, tal nos faz refletir acerca de dois principais pontos. O primeiro relaciona-se com o fato de que intencionalmente o Spotify pretende com essa funcionalidade tornar o processo de oferecer músicas para seus usuários menos abrupto, misturando suas recomendações com as próprias músicas, similares ao que o usuário está ouvindo naquele momento.

Outro ponto relaciona-se com a possível passividade dos indivíduos ao serem recomendadas músicas através dessa funcionalidade. Ao invés do usuário navegar até alguma seção da plataforma e buscar ativamente por músicas que lhe interessem, a música passa a ir diretamente até o usuário, sem que ele precise executar nenhuma ação adicional. Essa perspectiva alinha-se com a ideia de Morgan (2019, p.191) de que "a lot of people are being fed music rather than going out and discovering it". Este resultado aponta para o fato de que os usuários estão sendo alimentados com recomendações que não são sinalizadas de maneira clara na interface da plataforma: simplesmente a música continua a fluir, porém a partir do momento que a lista do usuário chega ao fim, quem decide quais músicas irão ser reproduzidas é o próprio Spotify.

Os trechos a seguir exemplificam bem essa posição de esperar as recomendações virem através da reprodução automática: "geralmente quando eu estou naquele momento que eu ouço música, e aí eu não estou muito fixado em buscar, a música vem até mim durante as reproduções" e "Eu busco músicas novas basicamente de artistas já conhecidos. Ou se tiver alguma recomendação, alguém manda uma música e eu vou lá e clico, agora, buscar artistas novos, não tenho feito. Os artistas novos vêm até mim, é diferente" (Entrevistado H, 33 anos).

## 5.7. Formas mais eficazes de descoberta no Spotify

Quando questionados sobre qual seria a melhor forma de conhecer novas músicas dentro das funcionalidades citadas anteriormente, o *auto-play* (ou reprodução automática) do Spotify obteve a maior parte das respostas.

A percepção dos entrevistados acerca dessa funcionalidade foi bastante positiva como os exemplos a seguir mostram: "Acho que o 'auto-play', para mim, é o campeão. Tanto que várias vezes eu já realmente criei playlists baseado nisso. É um grupo de músicas que eu gosto e fico tão interessado que eu acabo criando, tipo, roubando para mim (Entrevistado B, 32 anos) e "Quando acaba a playlist acaba, eles começam a te mandar várias músicas, daí eu corro para adicionar em playlist para conhecer mais depois. Eu acho que é esse que eu estou conhecendo mais (novas músicas)" (Entrevistado C, 26 anos).

Além da reprodução automática, as *playlists* da categoria "feitas para você" foram apontadas em segundo lugar como mais eficazes para obter contato com novas músicas. Seguido em ordem decrescente pelas *playlists* de gênero e contexto do próprio Spotify e pela busca de artistas relacionados no perfil de um artista já conhecido. Apenas um dos entrevistados citou as rádios baseadas em *playlists* como forma mais eficaz de conhecer novos conteúdos. Tal cenário reforça novamente a relevância que a funcionalidade de reprodução automática e as *playlists* personalizadas 'feitas para você' possuem perante a amostra entrevistada como forma de contato com novos artistas e novas músicas.

## 5.8. Percepção sobre as recomendações

Nesta seção da entrevista o objetivo foi perceber qual a percepção dos entrevistados acerca das recomendações do Spotify. Seis entrevistados, do total de nove, apresentaram uma percepção positiva em relação às recomendações. Os outros três apresentaram uma visão mais reticente relacionada à repetitividade e à falta de variedade das recomendações.

Dentre os seis entrevistados que demonstraram uma percepção positiva sobre as recomendações, quatro afirmaram que as recomendações com muita frequência correspondem ao seu gosto musical e que é raro encontrar algo que seja totalmente fora da sua expectativa e que cause algum estranhamento. Isso demonstra que as recomendações possuem aceitação perante a amostra, que reconhece a qualidade das mesmas e a percebe como uma vantagem da plataforma:

Eu nunca fui pego assim num negócio que eu falei 'Isso aqui é muito ruim', nunca me peguei falando isso com as sugestões, mesmo que seja na funcionalidade de reprodução automática, mesmo que seja nas playlists. No máximo eu falo assim: 'Não é o melhor dos mundos aqui para mim, mas nunca é totalmente ruim'. Tem a ver com o que eu gosto, com certeza (Entrevistado E, 32 anos).

Outra percepção positiva presente nas respostas dos entrevistados está ligada ao fato de que as recomendações conseguem sugerir músicas que se relacionam acusticamente com as que o indivíduo costuma ouvir: "É, geralmente ele [o algoritmo] acerta tanto no estilo musical. Ele consegue jogar dentro do estilo musical, de estilos musicais, que conversem. Ele é muito certo na forma de cantar, sabe? Tipo, sei lá, estou ouvindo um Mac Demarco. Ele consegue me trazer coisas que me remetem às questões acústicas mesmo né? Em questões acústicas e de timbre, também, forma de cantar" (Entrevistado B, 32 anos).

Ainda dentro do grupo de entrevistados que possuem percepção positiva acerca das recomendações, foi possível perceber que um deles demonstrou um certo sentimento de gratidão ao Spotify por recomendar músicas tão boas e por manter o entrevistado atualizado sobre as novidades musicais. Tal relaciona-se com o que Bucher (2017) denomina de 'whoa moment' – que pode ser entendido como "events in which the intimate power of algorithms reveals itself in strange sensations (...) 'whoa moments' arise when people become aware of being found (p.35). Um exemplo disso durante as entrevistas foi a reação do Entrevistado C (26 anos) ao se deparar com as recomendações do Spotify "Aí eu tenho essas surpresas assim, me dá uma sensação de 'caraca, valeu Spotify!', por estar me atualizando das novidades. Ou de coisas antigas que não tinham passado por mim."

Já entre os três entrevistados que demonstraram uma percepção menos positiva sobre as recomendações, o tema da repetitividade e da falta de variedade mostrou-se como o mais recorrente. Um deles afirmou que acredita que a qualidade das recomendações está diretamente ligada ao seu próprio comportamento na plataforma, ou seja, a responsabilidade de uma recomendação não eficaz não seria do Spotify em si, mas sim de si próprio por não consumir variedade musical suficiente. Neste exemplo, o entrevistado afirma que por conta de estar ouvindo muito um único gênero, as recomendações tornaram-se repetitivas:

depende realmente do usuário, o que eu to querendo dizer? Por exemplo, eu tenho lá minha playlist que são músicas muito diferentes, de gêneros, muito diferentes, mas ultimamente eu tenho escutado um tipo de música só, e aí, por exemplo, não aparece para mim, uma recomendação de uma coisa que é parecida com algo que eu já escutei antes, ele só me recomenda a mesma coisa, a mesma coisa, a mesma coisa (Entrevistado F, 25 anos).

Outro entrevistado dentro deste grupo com percepções mais negativas, afirmou que tem a percepção de que o Spotify não apresenta recomendações tão diferentes e inesperadas quanto outras ferramentas como o Youtube e que isso o desagrada:

O que eu queria falar é que o Spotify não me desafia, por exemplo se eu sou um cara meio de esquerda e ouço músicas de artistas mais progressistas e tudo mais, eu não vou gostar do sertanejo universitário de uns caras bolsonaristas lá no Mato Grosso, o Spotify não me mostra essas paradas. O Youtube mostra. A cada X período de tempo ele me mostra alguma coisa diametralmente oposta ao que eu já consumo (...) O Youtube com frequência me mostra uns sertanejão, uns pagodão, que o Spotify não mostra e que com frequência têm mais chance de chamar minha atenção do que uma recomendação meio morna do Spotify" (Entrevistado A, 29 anos).

Como visto anteriormente, a afirmação deste entrevistado corrobora a perspectiva da potencial falta de serendipidade nas recomendações feitas através de algoritmos de recomendação, ou seja, a ausência de encontros aleatórios com conteúdos que poderiam ter algum valor inesperado para o usuário (Santini, 2020).

Além disso, a fala do entrevistado acima aponta para o fato de que o Youtube recomenda mais conteúdos conservadores de direita e relacionados ao bolsonarismo, tal ocorre com maior incidência no Youtube pois “os seguidores de Bolsonaro conquistaram muito mais espaço nas redes sociais do que os demais, devido ao uso de robôs nas interações realizadas” (Reis et al., 2020, p.56), o que por sua vez gera uma maior quantidade de vídeos com vies de direita dentro da plataforma.

O terceiro entrevistado que apontou para uma repetitividade nas recomendações demonstrou um desejo de que as recomendações, ou melhor o algoritmo em si, entendesse melhor a variedade de consumo que o mesmo executa na plataforma. Inclusive em seu comentário o entrevistado refere-se ao algoritmo como se fosse um sujeito, capaz de ser ensinado acerca do que deve recomendar. Quando questionado se as recomendações correspondem ao seu gosto musical o entrevistado replicou:

Não tanto porque, como meu gosto musical é bem extenso, eu queria que as recomendações acompanhassem a variedade que eu forço ele a entender, entendeu? Mas ele não me corresponde a contento. Eu gostaria que o algoritmo variasse mais de acordo com todo tipo de música que eu já ouvi. Não somente aquele estilo específico. Então isso acaba fazendo com que eu descubra menos músicas ao mesmo tempo, porque ele está restrito a um estilo só (Entrevistado H, 33 anos).

O entrevistado H citado acima afirmou que realiza ações na plataforma de forma consciente para que o algoritmo entenda o seu comportamento e passe a entregar conteúdos que façam sentido para si, apesar da sua crítica de que certas vezes o algoritmo não é capaz de aprender e entregar conteúdos pertinentes como desejaria. Porém, o fato do usuário conscientemente agir na plataforma tendo em mente que está ensinando o algoritmo com suas ações, exemplifica o ponto de Bucher (2017), de que parte do imaginário algorítmico consiste na adaptação de comportamentos para se fazer mais reconhecível ao algoritmo, buscando uma resposta positiva a partir disso. Para a pesquisadora,

The algorithmic imaginary does not merely describe the mental models that people construct about algorithms but also the productive and effective power that these imaginings have. Some participants attempt to make themselves more readily ‘recognizable’ to the algorithm (Gillespie, 2014) by acting in a way that would serve their individual purposes (Bucher, 2017, p.41)

Esse comportamento também foi observado em outros entrevistados, que buscam ouvir conteúdos com a expectativa de que o algoritmo irá aprender e recomendar conteúdos semelhantes de forma intencional. Nesta altura, uma possibilidade de extensão da pesquisa se apresenta, buscando entender que tipos de conteúdos os usuários se privam de ouvir para não “poluírem” o algoritmo. Dessa forma seria possível entender em que ponto essa relação com o algoritmo afeta diretamente o comportamento do usuário. Além disso seria possível também melhor compreender a influência que o mesmo possui sobre a construção da percepção do indivíduo sobre si próprio.

Em resumo, dentre os entrevistados, a percepção positiva acerca das recomendações foi a mais recorrente, associada ao fato de que as recomendações correspondem ao seu gosto musical e de que raramente erram ou sugerem músicas totalmente fora do espectro de gêneros consumidos pelo indivíduo. Somente três entrevistados demonstraram uma percepção mais negativa associando as recomendações a uma falta de serendipidade e a uma repetitividade de gêneros recomendados.

## **5.9. Comentário sobre a recomendação de música clássica**

Curiosamente, um dos entrevistados declarou que passou a receber recomendações focadas no gênero música clássica. Tal chamou a atenção por dois principais fatores: primeiro porque na metodologia anterior tivemos como resultado a recomendação de músicas clássicas para o usuário-teste que simulou um comportamento de consumo mais omnívoro, segundo por que

esse entrevistado foi um dos que falou durante toda a entrevista que possui um comportamento bastante omnívoro de consumo musical: "Nossa, lembrei de uma coisa, de outra pergunta, me veio do nada na cabeça. É que começou a aparecer para mim aleatoriamente... Mas você vai ver que tem a ver e como é uma coisa louca, começou a aparecer para mim música clássica" (Entrevistado C, 26 anos). E quando questionada se era um comportamento comum seu ouvir música clássica com certa frequência, o entrevistado afirmou que "Já ouvi, mas é muito raro, muito raro" (Entrevistado C, 26 anos).

Ou seja, tal perspectiva descrita pelo entrevistado alinha-se também com o fato de que as recomendações do Spotify sugerem conteúdos que possuem menor custo para a plataforma (música clássica como visto na metodologia anterior possui um menor custo quando o autor da obra já é falecido de acordo com leis de direito autoral no Brasil), para usuários que simulam um comportamento mais amplo e menos direcionado em um grupo restrito de gêneros musicais. A resposta do entrevistado corrobora o resultado obtido também durante a aplicação da metodologia anterior.

### **5.10. Aceitação das recomendações**

Para melhor entendermos a aceitação dos entrevistados em relação às recomendações musicais do Spotify, questionou-se se os mesmos costumavam adicionar as músicas recomendadas em suas playlists próprias ou em sua biblioteca de músicas da plataforma. A ideia central nesta seção foi justamente evidenciar se as recomendações são incluídas na coleção pessoal do indivíduo como forma de entender se as mesmas são aceitas ou não pelos entrevistados.

Seis de um total de nove entrevistados, afirmaram adicionar as músicas recomendadas que gostaram em suas playlists ou biblioteca do Spotify, comprovando que a maioria dos indivíduos da amostra entrevistada aceitam as recomendações e passam a incluí-las no sua coleção pessoal de músicas. Tal confirma a relevância das recomendações musicais da ferramenta no processo de construção do gosto musical individual – como dito por Beer, as recomendações algorítmicas passam a fazer parte da infra-estrutura de formação do gosto (Beer, 2013).

Além disso a ampla aceitação das recomendações feitas aponta para o fato de que os usuários passam a delegar o trabalho de curadoria de novos conteúdos para o sistema de recomendação do Spotify, confirmando a perspectiva de que cada vez mais os usuários utilizam-se dos sistemas de recomendação como forma de obter contato com novos

conteúdos (Striphas, 2015; Flynn, 2016). Dentre os entrevistados que costumam salvar e assimilar as recomendações em suas próprias coleções, alguns apontaram que possuem playlists dedicadas apenas para incluir as sugestões de música do Spotify e não perdê-las, como o Entrevistado F afirma no trecho a seguir:

hoje eu tenho uma playlist só para isso mesmo, é ‘nome do entrevistado-mix’ o nome hehe... Então assim, hoje em dia eu, cara, ouço algum negócio que eu falo, ‘pô, isso é muito legal’. E aí eu fico com medo depois de não lembrar aquilo, porque às vezes é uma música só de um cantor, né? Não um álbum inteiro que você ouviu, é aquela música que você gostou" (Entrevistado F, 25 anos).

Outra observação relacionada a este grupo de entrevistados que costuma adicionar as músicas, é o receio de perder a recomendação musical em meio à grande quantidade de músicas disponível. Ou seja, o indivíduo salva as recomendações com receio de que perca aquela música que gostou, como no caso do Entrevistado C (26 anos): "Quando a música mexe muito comigo, eu paro tudo o que eu estiver fazendo e vou lá na hora e já adiciono. Mas tem vezes que eu perco também muita coisa que eu escuto e Aí eu falo, ‘Ah, depois eu acho, depois eu vejo isso aqui’ mas como é que eu vou achar? Não é? Depois?’ Aí eu deixo para o ar e aí nunca mais".

Este comentário nos faz refletir acerca da quantidade de recomendações realizadas pelo Spotify. Por conta do grande número de recomendações feitas pela plataforma e da vasta possibilidade de novas descobertas, os usuários demonstraram este receio de perder a música recomendada que gostaram em meio a tantas outras.

Esse aspecto demonstra o grau de importância que os indivíduos da amostra dão à recomendação feita pelo Spotify. Além disso, um dos entrevistados compartilhou o sentimento de que mesmo salvando as músicas em suas playlists, tem a sensação de que acaba não conseguindo de fato dar a devida atenção àquela nova descoberta, e acaba descobrindo aquele novo artista de forma superficial como declara o entrevistado D (27 anos) quando questionado se costuma salvar as músicas na própria coleção:

às vezes sim, mas vou te falar, fica muito aquela coisa de ‘depois eu vejo e nunca mais volto’, sabe? Tipo, por exemplo, tem uma cantora, Olívia, alguma coisa assim, o sobrenome dela agora eu esqueci. Ela é bem boa. E eu ouvi “Dive” dela e estou apaixonada e já sei cantar de cor. E não parei ainda para ouvir as outras coisas, sabe? Só que essa música já está na minha playlist de músicas curtidas há 2 semanas e eu ainda não parei para ouvi-la direito (Entrevistado D)

Tal ânsia para não perder as recomendações e a incapacidade de ouvir tudo aquilo que é selecionado através das recomendações, conecta-se com a perspectiva vista anteriormente neste estudo denominada "choice overload" (Bollen et al., 2010), na realidade, neste caso, o que ocorre seria uma espécie de "discovery overload" uma vez que os indivíduos possuem a percepção de que não conseguem dar conta da quantidade de recomendações feitas pelo Spotify para conhecer os artistas com mais profundidade.

Neste ponto, outro resultado proveniente das entrevistas chamou-nos a atenção. Três entrevistados apontaram para uma espécie de "preguiça" de escutar novas músicas. Um deles associa esse comportamento ao fato de que utiliza o Spotify como música ambiente e que quando músicas novas são recomendadas nesse contexto sua atenção se distrai e passa a estar focada na música e não na atividade primária que está realizando: "Eu tenho preguiça de escutar coisa nova porque eu acho que tem uma coisa da música nova que é: eu quero prestar atenção. E aí como eu tenho usado o Spotify como essa música ambiente da minha vida, a música nova me distrai mais, assim, eu quero ouvir, eu quero parar e prestar atenção na música" (Entrevistado E, 33 anos).

Ou seja, ao utilizar a música como atividade secundária associada ao contexto (trabalhando, no ginásio, etc), o indivíduo afirma que a descoberta musical se mostra inadequada para a sua situação atual, e por isso, acaba por não querer ouvir tantas coisas novas.

Já outro entrevistado citou a quantidade de recomendações e de novas músicas (*choice overload* ou *discovery overload*) como um fator que o faz querer ter menos contato com novos conteúdos, pois sente que não dará conta de ouvir tudo e por isso:

hoje eu ando meio cansado de recomendação do Spotify, eu prefiro ouvir de novo as coisas antigas que eu não entendi direito ou conversar com alguém que eu conheço e ouvir o que a pessoa tá ouvindo... ou parar para ouvir melhor o que eu já ouvi. Porque eu acho que chegou num ponto que tem uma lista de coisas pra ouvir que eu acho legalzinho, mas que eu não vou conseguir ouvir tudo, é muita coisa. Quero ouvir menos coisas, menos recomendação (Entrevistado A, 29 anos).

Em concordância com esta perspectiva um terceiro entrevistado afirmou que "quando existem muitas músicas novas para você prestar atenção, eu acho que isso te propicia até um desgaste mental para você decidir se gosta daquilo ou não" (Entrevistado H, 33 anos). Nestes exemplos foi possível observar a perspectiva de que, em certos contextos, a descoberta não é tão desejada pelos usuários com tanta frequência quanto a plataforma oferece e, por

consequente, "it's possible the platforms are overplaying the need for discovery" (Flynn, 2016, p.53).

Estes três entrevistados afirmaram que não costumam adicionar as músicas recomendadas às suas playlists ou bibliotecas. Um deles afirmou que por não adicionar as músicas acaba perdendo e esquecendo as recomendações que gostaria de lembrar: "E eu não tenho o hábito de botar em playlist, isso é um problema porque muitas vezes eu gosto de uma música que surge do Nada, eu esqueço o nome, eu não botei em lugar nenhum, não salvei, não curti, não sei nada" (Entrevistado E, 32 anos).

Já outro que afirmou não adicionar as recomendações disse que quando gosta de alguma recomendação apenas grava o nome da música ou do artista e espera que o algoritmo toque aquela música em outro momento quando estiver ouvindo playlists parecidas com aquele gênero: "Então eu só escuto a música nova, gravo na minha cabeça, "maneiro, esse artista é bom ou essa música" e depois eu escuto de novo e espero o algoritmo me entregar playlists que tenham esse artista ou essa música." (Entrevistado I, 26 anos). Nesse caso específico o entrevistado confia ao algoritmo que determinada música que tenha gostado seja novamente oferecida para que possa ouvi-la.

## **5.11. Concerto recomendado pelo Spotify / Compra de material físico**

Quando questionados se já foram a concertos de artistas que conheceram através das recomendações do Spotify, seis entrevistados afirmaram que sim. Alguns deles tiveram a plena certeza de que isso já aconteceu e conseguiram enumerar alguns exemplos. Já outros tiveram certa dificuldade em identificar se afinal conheceram o artista diretamente pelo Spotify ou não, mas tiveram a percepção final de que sim:

Eu não consigo lembrar se tem algum além do Tame Impala, mas eu não conseguiria diferenciar se alguém me falou ou foi pelo Spotify. O Tame Impala eu tenho a impressão que eu ouvi por conta do Spotify e meus amigos também ouviram por conta do Spotify. A gente foi num show antes deles ficarem muito famosos em geral que foi um show no Circo Voador quando eles tinham 2 discos só. Antes do lançamento do "currents". E foi por conta do Spotify (Entrevistado A, 29 anos).

Além do artista internacional citado pelo entrevistado A, alguns exemplos de artistas brasileiros também foram mencionados, como por exemplo: "Eu lembrei agora do Los Sebosos Postizos que eu conheci pelo Spotify e inclusive, eu nem sabia que era a mesma galera do Nação Zumbi. No início, eu ouvi, achei maneiro e fui no show depois (Entrevistado

B, 32 anos). Logo, como a maioria dos entrevistados respondeu positivamente em relação a já ter ido a concertos de artistas que conheceram através das recomendações, podemos corroborar a perspectiva vista anteriormente de que o Spotify contribui positivamente para a venda de ingressos de concertos dos artistas nacionais e internacionais presentes na plataforma (Nguyen et al., 2013).

Apenas três dos entrevistados tiveram a percepção de que não foram a concertos de artistas conhecidos através da ferramenta. Dentre esses, um afirmou já ter ido em concerto de um artista que conheceu pelo Youtube mas não pelo Spotify, enquanto que os outros dois afirmaram que necessitam ter uma conexão maior com o artista para ir a um concerto do mesmo.

Quando questionados acerca da compra de material físico dos artistas que descobrem através do Spotify, a maioria dos participantes afirmou não ter mais o costume de comprar CD 's como tinham anteriormente num contexto pré *streaming*. Somado ao fato já visto anteriormente nesta seção de que a maioria dos participantes consome música majoritariamente através do digital, é possível corroborar, através desse resultado, a perspectiva da desmaterialização da música, como proposta por Wikstrom (2013).

## **5.12. Ampliação do consumo de gêneros musicais devido ao Spotify**

Quando questionados se passaram a ouvir novos gêneros musicais devido às recomendações dos usuários, oito dos nove entrevistados afirmaram que sim e apenas um dos entrevistados disse ter a percepção de que ao invés de passar a ouvir novos gêneros, aprofundou-se nos que já ouvia antes. Ou seja, através dessas respostas pode-se concluir que os integrantes da amostra possuem a percepção de que expandiram os gêneros musicais consumidos por conta das recomendações do Spotify. Dentre esses, alguns afirmaram que tinham certeza de que passaram a ouvir novos gêneros. Outro afirmou que este seria justamente o diferencial do Spotify, ao possuir um grande acervo e um algoritmo capaz de realizar as recomendações: "o Spotify ganhou justamente, eu acho, quando ele se tornou uma ferramenta que tinha um acervo grande o suficiente e um algoritmo, e uma funcionalidade (de descoberta) ali boa o suficiente" (Entrevistado A, 29 anos).

Um fato que chamou a atenção durante a análise dessa seção da entrevista foi que dos nove entrevistados que afirmaram expandir a quantidade de gêneros que ouvia antes, seis afirmaram que passaram a ouvir mais do gênero 'rap', como os seguintes trechos exemplificam: "por exemplo, rap eu não ouvia tanto, mas a partir de algumas indicações do

próprio Spotify, eu comecei a ouvir mais" (Entrevistado E, 32 anos) e "Então eu não sei se isso é rap. Eu não sei o que é que ela canta, eu tenho que pesquisar porque eu não sei. Mas o tipo de música que ela canta eu comecei a ouvir por causa do Spotify" (Entrevistado F, 25 anos).

Alguns dos entrevistados apontam que antes do Spotify os conteúdos do gênero rap estavam mais desorganizados e espalhados em outras redes e o fato de o Spotify tornar o gênero mais organizado fez com que passassem a ouvir mais:

Eu ouvi rap direito na minha vida foi já no Spotify, estava muito melhor organizado do que antes. Porque nessa época anterior, nessa época que eu comecei a baixar música lá atrás. Eu acho que rock e outras coisas assim já estava mais bem organizado na internet, mas eu tenho a impressão que rap brasileiro dos anos noventa, tipo "Racionais", essas coisas, não estavam tão bem organizadas na época, e hoje em dia já acho que tá. Tanto rap gringo quanto hip hop, esses gêneros de música negra dos anos 80, 90 e anos 2000 de maneira geral, que vieram a ser melhor organizados nessa época de agora com o Spotify (Entrevistado A, 29 anos).

Essa percepção também é compartilhada pelo Entrevistado H (33 anos), "Na verdade, até por existir e por eu gostar também muito de rap, eu acho que o rap e eu passei a ouvir mais no Spotify. Especificamente, porque antigamente era muita coisa no YouTube". Ou seja, o fato do Spotify ser capaz de unir em uma única plataforma conteúdos de um gênero que anteriormente apresentava certa dificuldade de ser encontrado, mostra-se como uma vantagem para os usuários. Como visto anteriormente o serviço de facilitação da navegação do usuário e a organização da vasta quantidade de conteúdo disponíveis confirmou-se como uma das principais forças da ferramenta perante os entrevistados.

Além disso, a recorrência dos entrevistados passando a ouvir mais rap por conta do Spotify, pode conectar-se com um fator visto antes neste estudo. Nos últimos anos, o Brasil mostrou-se como um dos países que mais consomem o gênero rap no mundo. De acordo com a pesquisa da União Brasileira de Compositores (UBC), os gêneros rap e funk cresceram 200% de 2021 para 2022 dentro do Spotify (De Compositores, 2022). Ademais, em 2023, o Brasil foi classificado como o terceiro país que mais consome o gênero 'rap' no mundo, representando 23% do total de plays no mundo – o que equivale a um crescimento de 140% desde 2020 (Brazil, 2023). Diante desse cenário, observa-se novamente a estratégia do Spotify de recomendar para os seus usuários conteúdos que já são amplamente consumidos no país, reforçando padrões já existentes no mercado fonográfico brasileiro.

Também foi possível observar a partir das respostas dos usuários que os mesmos percebem que passaram a ouvir novos gêneros, mas que não deixaram de ouvir aquilo que já consumiam antes. Ou seja, a percepção aqui não foi de substituição de um gênero antigo por um novo, mas sim de acréscimo de novos gêneros à lista de estilos musicais consumidos pelo usuário.

O comentário do Entrevistado E (32 anos) exemplifica bem este ponto: "Porque é isso, eu acho que tem alguns estilos musicais que eu não ouvia tanto, que eu ouço mais agora. Mas eu continuo ouvindo o que eu estava ouvindo antes. Por exemplo, rap, eu não ouvia tanto, mas ali, a partir de algumas indicações do próprio Spotify, eu comecei a ouvir mais, mas não que tenha mudado o que eu escuto normalmente". Portanto, os indivíduos aceitam as recomendações do Spotify em larga escala como verificado na seção anterior e possuem a percepção que conheceram gêneros novos a partir das recomendações mas simultaneamente alguns apontam que continuam também ouvindo o que já ouviam antes, demonstrando uma certa resistência em reconhecer que seu gosto musical possa ter sido alterado ao longo do tempo de utilização da ferramenta.

### **5.13. Percepção acerca da variedade das recomendações**

Quando questionados acerca da variedade de gêneros existentes nas recomendações do Spotify, a maioria dos entrevistados (5), afirmaram perceber que essa variedade existe e não apontaram nenhuma restrição em relação à mesma. Já os outros quatro indivíduos da amostra, reconheceram que a variedade nas recomendações existe, porém apresentaram certos aspectos e preocupações acerca da mesma. De forma geral, todos os entrevistados reconheceram que há variedade de gêneros nas recomendações do Spotify, ou seja, de que é possível obter contato com estilos musicais diferentes e variados através da sugestão da plataforma.

Dentre o primeiro grupo citado acima, daqueles que concordaram que há variedade nas recomendações e que não apresentaram nenhum tipo de ressalva, o comentário do Entrevistado C (26 anos) evidencia a percepção de que o Spotify é capaz de sugerir uma gama diversa de estilos musicais que acompanham o seu gosto:

Então eu acho que essa resposta é a minha playlist, porque a minha playlist é muito eclética. Tem todos os gêneros possíveis. Enfim, eu estou muito fissurada no K-pop, mas eu escuto muito MPB, às vezes tem rock também, às vezes tem funk pop e axé. Tem uns gêneros que prevalecem mais, mas o Spotify tem me dado muito também outros gêneros assim para eu escutar no dia a dia. Às vezes eu passo, não é? Mas tem vezes que ele me traz algum gênero novo que eu não tenha escutado, aí eu vou seguindo o embalo dele (Entrevistado C, 26 anos)

Outra percepção foi a de que além de ser capaz de sugerir novos gêneros as recomendações também foram capazes de resgatar o contato com músicas antigas que o entrevistado já não consumia – por falta de acesso à mesma. De acordo com o Entrevistado D (27 anos) quando questionada se as recomendações do Spotify ampliaram a quantidade de gêneros consumidos:

Ampliou sim. Ampliou e resgatou, inclusive. Ah, porque tinha muita música que eu tinha parado de ouvir por falta de acesso. Tipo as músicas que eu ouvia na adolescência assim uns “emo” antigo, sabe? E quando eu comecei a usar o Spotify. Era muito diferente da Apple e do ‘E-mule’, por exemplo. Não é tipo as coisas que a gente tinha contato, então era muito fácil achar as coisas. Então, tipo, eu achei mágico que era só eu digitar “Panic at the Disco” que tinha tudo deles lá (Entrevistado D, 27 anos).

Na perspectiva do entrevistado, o acervo do Spotify mostra-se também como uma forma de 'redescoberta' de músicas com as quais possuía uma relação afetiva no passado e que, por questões ligadas ao difícil acesso às mesmas, havia perdido contato. Mais do que apenas sugerir novos e variados estilos musicais, o Spotify é capaz de gerar reencontros com versões antigas do 'self' do indivíduo.

Já em relação ao segundo grupo, dos entrevistados que reconheceram a existência da variedade de estilos musicais recomendado mas com algumas restrições e críticas acerca da mesma, dois principais temas surgiram.

O primeiro relacionado ao fato de que a variedade das recomendações depende mais do próprio indivíduo (de suas ações na plataforma, assim como seu momento de vida para estar aberto a novos conteúdos) do que do Spotify em si. Em relação às ações do indivíduo na plataforma, um dos entrevistados afirmou que para que haja uma variedade nas recomendações é necessário que o usuário também ouça uma grande variedade de gêneros musicais dentro da plataforma no seu dia a dia. Nessa perspectiva, o algoritmo de recomendação passa a funcionar como um espelho, que reflete unicamente os gêneros já consumidos pelo mesmo. O trecho a seguir exemplifica bem essa percepção do entrevistado:

Eu só acho que as recomendações são boas e elas funcionam, só que por exemplo eu só treinei essa semana, eu só escutei música de treino, daí ele só vai me trazer músicas de treino. Eu acho que ele ‘nicha’ ali, se você passa, sei lá, 3 dias escutando a mesma coisa. Só que se eu paro de escutar aquilo e começa a escutar minha playlist, que são músicas muito aleatórias e muito diferentes, ele começa a trazer coisas do tipo “cara, o que que é isso? De onde que veio isso?” Entendeu? Mas é porque ele está te recomendando um negócio diferente" (Entrevistado F, 25 anos).

Outra perspectiva conecta-se com o momento de vida do usuário, que precisa estar num momento aberto a conhecer novos conteúdos, um dos entrevistados apontou que existe uma variedade nas recomendações, mas que depende do momento de vida do usuário se ele estará disposto a absorver os novos estilos ou não.

O segundo principal tema abordado por este grupo de entrevistados relaciona-se com o potencial enviesamento das recomendações. Dois entrevistados apontaram uma certa preocupação com a forma que as recomendações são criadas. Um deles apontou para o fato de que as sugestões podem ser influenciadas por fatores econômicos, como por exemplo grandes gravadoras que pagam um valor adicional para que suas músicas estejam incluídas nas recomendações e *playlists* personalizadas, como o que Santini (2020), se refere à "jabá 2.0". O 'jabá' ou 'jabaculé' era o nome dado ao processo em que as gravadoras e distribuidoras ofereciam quantias em dinheiro para que as rádios tocassem suas músicas repetidamente na programação. Portanto o “jabá 2.0”, segundo Santini (2020), consiste no mesmo processo porém aplicado ao contexto das plataformas de *streaming*. O exemplo a seguir demonstra a percepção do entrevistado acerca desse processo:

Eu acho que ele te recomenda coisas novas, mas por mais que eu não enxergue o sistema por trás, eu tenho a impressão que eles recebem dinheiro de gravadoras, assim como as redes antigas de distribuição faziam, sejam as gravadoras enormes que tinham antigamente, ou sejam selos... e eles mostram para a gente as coisas ainda distribuindo esse dinheiro dessa forma. Então por mais que vá ter variedade vai ser uma variedade baseada nesse mesmo jabá. Então eu acho que sim, existe uma variedade, mas não é uma variedade saudável se você for usar essa ferramenta para a sua vida mesmo a médio ou longo prazo (Entrevistado A, 29 anos).

A outra crítica direcionada ao enviesamento das sugestões personalizadas conecta-se com o fato do Spotify recomendar conteúdos mais populares do que conteúdos menos ouvidos para seus usuários. Perspectiva essa que se relaciona diretamente com questões já abordadas neste estudo. De fato, o próprio Spotify afirma que utiliza "trends" para gerar as recomendações (Safety and Privacy Centre, n.d.), e portanto a visão do Entrevistado I (26

anos) mostra-se como uma crítica pertinente e que corrobora o resultado visto anteriormente na metodologia de *walkthrough* de que o Spotify prioriza conteúdos já amplamente consumidos em determinado país, fazendo uma manutenção do status quo do mercado musical:

Eu acho que você consegue encontrar, mas nunca parei para pensar se isso é muito limitador ou não, se tem algum fator que limita muito que ele só te entrega as coisas mais famosas e não te entrega tantos artistas que não tem tantos streamings. Eu acho que mal ou bem acaba sendo isso a lógica da plataforma: quanto mais view você tem, mais a plataforma vai entregar para os usuários, não é? Tipo, se você não tem tanto 'view' assim, é difícil a plataforma entender que essa música ou esse conteúdo é bom e aí então ela vai entregar menos para todos os usuários. Então eu acho que o Spotify funciona nessa lógica também, mas não tenho certeza (Entrevistado I, 26 anos).

Em sua documentação dedicada à criação das recomendações o Spotify afirma ainda que pode haver influências comerciais nas recomendações: "Spotify prioritizes listener satisfaction when recommending content. In some cases, commercial considerations, such as the cost of content or whether we can monetize it, may influence our recommendations" (Safety and Privacy Centre, n.d.).

Em resumo, todos os entrevistados possuem a percepção de que as recomendações do Spotify possuem uma boa variedade de gêneros e estilos musicais. Porém a amostra apresentou um olhar crítico em relação a mesma, levantando questões como a influência econômica sobre as recomendações e a sugestão de conteúdos mais populares e que já "deram certo" dentro da ferramenta como uma forma de garantir a qualidade das sugestões por parte do Spotify, e desse modo, possivelmente enviesando as recomendações personalizadas.

#### **5.14. Percepção sobre como as recomendações são geradas**

Ao questionar os entrevistados sobre como eles acreditavam que as recomendações eram feitas buscou-se apreender a percepção e entendimento que os mesmos possuíam sobre o funcionamento das sugestões musicais do Spotify. O tema mais citado, por seis dos entrevistados, relaciona-se com a utilização do histórico de navegação e consumo musical prévio do próprio usuário dentro da plataforma como forma de gerar as recomendações. Ou seja, esses entrevistados acreditam que o Spotify utiliza as informações acerca dos estilos musicais consumidos pelo indivíduo, quais músicas foram ouvidas até o final, quais foram

pausadas ou puladas sem terem sido ouvidas até o final e a frequência com que ouvem determinados gêneros para criar as recomendações:

Eu acho que eles ficam de olho no nosso pesquisar. No que a gente está pesquisando, no que a gente está consumindo, a quanto tempo, a duração de cada música. Porque eu acho que eles ficam muito ligados nisso. Nesse tempo que você passa uma música ou que você pausar uma música ou se você escuta ela inteira. Enfim, eu acho que eles ficam muito ligados na duração que você está pesquisando mais ou menos. Aí eles vão te introduzindo, o que eles acham que tem a ver com o que você está escutando ali no momento presente (Entrevistado C, 26 anos).

Outro tema citado, porém apenas duas vezes, foi a utilização das informações de usuários com comportamento de consumo musical semelhante aos do indivíduo. Ou seja, segundo esses entrevistados, as sugestões são criadas utilizando o padrão de comportamento de outros usuários semelhantes, método que vimos anteriormente neste estudo denominado *collaborative filtering* (Reategui & Cazella, 2005). O Entrevistado B (32 anos), quando questionado sobre como as recomendações seriam criadas, descreve com exemplos o método de *collaborative filtering*:

Eu acho que ele pega meio que padrões de comportamento, padrões de busca dos usuários, e, por exemplo, eu escuto isso e também escuto isso. Ele vai cruzar. Acho que ele cruza as informações. Vamos pegar um artista, sei lá, é Caetano Veloso, que é bem amplo, mas enfim. Outro exemplo é o Rodrigo Amarante, eu escuto o Rodrigo Amarante, eu escuto mais milhões de artistas, milhares de artistas. E aí ele vai cruzar, tipo, com outras informações de outras pessoas que também escutam o Amarante. Eu acredito que seja assim que ele vai encontrando esses pontos em comum e vai criando essa playlists e suas recomendações (Entrevistado B, 32 anos)

O terceiro tema, que foi citado duas vezes nesta seção da entrevista, associa-se à utilização da semelhança sonora entre artistas relacionados para gerar a recomendação, por exemplo: "quando tem lá aqueles artistas relacionados, quando você vai em um artista em uma banda tem lá artistas relacionados. Eu acho que ele pode indicar com base nisso, do tipo pelo gênero também musical" (Entrevistado G, 29 anos). Apenas dois entrevistados afirmaram que as recomendações poderiam utilizar o seu histórico de navegação em outras plataformas fora do Spotify como o Instagram e na Internet como um todo: "Eu acho também que eles também têm alguma influência das outras redes também. E agora está muito ligado ao Instagram. Então, às vezes até me assusto, porque tem essa coisa das recomendações serem muito ligadas a coisas que também você está pesquisando por fora da plataforma, sabe? Talvez eu esteja pesquisando alguma coisa fora do Spotify. Aí enfim, chega para mim

um dia no Spotify, uma coisa que eu estava pesquisando em outra plataforma" (Entrevistado C, 26 anos), tal mostra-se como pertinente uma vez que o Spotify declara em sua documentação sobre privacidade que é capaz de utilizar dados de mídias sociais para a realização das recomendações (Safety and Privacy Centre, n.d.).

Um único entrevistado afirmou ainda que tem a impressão de que o Spotify utiliza as ações que realiza em sua vida real para gerar as recomendações. Este entrevistado citou a capacidade que o Spotify tem para captar os dados de localização e até de captar o áudio de seu microfone e de utilizar essas informações para criar as recomendações. Segundo o entrevistado:

teve uma semana que eu saí de casa pela primeira vez em um tempo e eu fiz coisas na rua, eu fui pra Feira de São Cristóvão e tava tocando lá muita 'pisadinha', tipo "Barões da Pisadinha" umas coisas assim. E aí naquela semana eu fiquei com uma menina que morou em Madrid e gostava de músicas em espanhol e tudo mais. E aí a gente só falou de música em espanhol e a gente só esteve na feira de São Cristóvão e a playlist seguinte veio com pisadinha e veio com muita música em espanhol e tal. Essas foram coisas que eu vivi na vida real" (Entrevistado A, 29 anos).

Em sua política de privacidade, o Spotify lista que é capaz de coletar gravações de voz e também a localização do dispositivo utilizado pelo usuário (Privacy Policy - Spotify, n.d.) quando autorizado. Apesar disso, na seção onde descreve como as recomendações são realizadas, a plataforma afirma que pode utilizar localização do dispositivo do usuário (Safety and Privacy Centre, n.d.), mas não há informações acerca da utilização da gravação de voz como um possível *input* para a criação das recomendações. O controle das informações e a consequente falta de transparência em relação ao funcionamento do algoritmo por parte do Spotify, impede a verificação e comprovação do comentário do entrevistado acima. Porém, ainda assim podemos perceber que há uma percepção por parte do entrevistado de que o Spotify é capaz de observá-lo até em momentos em que estaria desconectado e sem utilizar a plataforma, numa espécie de 'onipresença do algoritmo'.

De acordo com Koevoets (2017), o imaginário algorítmico passaria a ser alimentado também devido ao fato da interface da ferramenta ocultar certas informações do usuário (como por exemplo como são feitas as recomendações ou o que é recomendação algorítmica e o que é curadoria humana). De acordo com o autor, "The interface therefore affords new practices of music consumption by refashioning and borrowing from existing music practices, but at the same time blinds users. I believe that perhaps this blinding is precisely what could feed the algorithmic imaginary of users" (Koevoets, 2017, p.28).

Outro resultado interessante durante esta seção da entrevista foi que o termo 'algoritmo' ou 'inteligência artificial' só foi utilizado por três dos nove entrevistados, o que conota uma percepção ainda limitada da amostra em relação à forma com que são criadas as recomendações. A maioria dos entrevistados soube dizer algumas das formas utilizadas para a criação das recomendações como o caso do *collaborative filtering*, assim como o caso da utilização das informações prévias (histórico de consumo musical na plataforma) e da semelhança entre características acústicas que se mostram pertinentes e correspondem à documentação fornecida pelo Spotify (Safety and Privacy Centre, n.d.) – o único método não citado pelos usuários e que consta na documentação, foi a utilização de *trends* (ou tendências) do mercado musical para realizar as recomendações. Porém, a maioria não citou o algoritmo como o responsável por cruzar essas informações (*inputs*) e gerar as recomendações musicais (*output*). Ademais, individualmente os indivíduos não foram capazes de listar todas as formas de criar as recomendações, ao contrário, cada um citou uma ou no máximo duas formas que acreditam que sejam as formas como a recomendação é criada. Tal demonstra que ainda há certas lacunas no conhecimento dos usuários da amostra sobre como as recomendações são de fato geradas.

### **5.15. Informações e dados utilizados para criar as recomendações**

Ao serem questionados acerca de quais informações ou dados os entrevistados acreditavam serem utilizados pelo Spotify para a criação das recomendações, o tema mais recorrente foi a utilização do histórico de navegação prévio do próprio usuário dentro da ferramenta (quais gêneros são mais ouvidos, quais artistas são ouvidos, quais músicas foram salvas em alguma playlist ou adicionadas à biblioteca do usuário, quanto tempo o usuário passa ouvindo determinada música ou gênero, entre outros) – esse tipo de dado baseado no comportamento de consumo dentro da ferramenta que aponta para a ideia de *datafication of listening* (Prey, 2016) foi citado por seis dos nove entrevistados: "Eu imagino que seja obviamente histórico de navegação. Então o que você pesquisa, o que que você clica, acredito que o tempo que você fica nas músicas também deve interferir. Tipo se eu escutei muito tempo esse álbum, ou essa música específica, se eu cortei pela metade dessa música e fui embora. Acredito que isso possa interferir" (Entrevistado E, 32 anos).

Em seguida, informações provenientes de redes sociais foram citadas por quatro dos entrevistados. Ou seja, para estes usuários, o Spotify é capaz de coletar informações de seu comportamento fora da ferramenta, em outros sites e aplicativos de redes sociais como Instagram e Twitter (por exemplo quando alguma música do Spotify é compartilhada através dessas redes ou quando o usuário faz buscas por perfis de artistas nessas outras redes). O comentário a seguir exemplifica esta perspectiva:

O Spotify tem acesso a outros dados de busca de outras redes sociais. Tipo assim, Ah, se eu procurei um artista ou um gênero tal no Twitter ou no Instagram. Eu não sei se o Spotify consegue capturar esses dados pelos termos de uso que a gente assina lá no começo. Provavelmente sim, né? É, então acho que pode capturar todas as informações que você busca na internet (Entrevistado I, 26 anos).

Outra informação, citada por três usuários, é a correlação entre artistas e/ ou gêneros. Para os entrevistados que citaram esse tipo de informação, o Spotify utiliza características acústicas semelhantes de gêneros e entre artistas para gerar as recomendações para seus usuários. Apenas dois usuários citaram a utilização de dados de outros usuários como um input na criação das recomendações. E por último, apenas um usuário citou dados demográficos como idade, gênero, endereço e localização como informações relevantes para o processo de criação das sugestões musicais do Spotify: "Acho que usam a minha idade, usa meu gênero, usa onde eu estou. Usa de onde eu sou" (Entrevistado G, 29 anos).

Diante deste cenário foi possível observar que os usuários da amostra, em sua maioria, possuem a percepção que as principais informações utilizadas pelo Spotify são as provenientes do próprio *feedback* que os mesmos fornecem para a plataforma através das suas ações. Além dessa, os dados e ações dos usuários nas redes sociais fora do Spotify foram as respostas mais recorrentes. Tal já demonstra um bom entendimento do tipo de informações coletadas pela plataforma segundo a política de privacidade disponível em seu site. Em contrapartida, a percepção dos indivíduos a respeito das informações utilizadas para a criação das recomendações ainda se mostra superficial quando comparada à lista completa de dados recolhidos pelo Spotify divulgado em sua política de privacidade (Privacy Policy - Spotify, n.d.).

Apenas um dos entrevistados citou dados sócio-demográficos como informação possivelmente utilizada pela ferramenta, por exemplo. Enquanto que em sua documentação o Spotify revela que utiliza dados de endereço da rua em que o indivíduo mora, além de dados de número de celular, gênero, idade entre outros dados demográficos. A plataforma divulga

abertamente que utiliza dados relativos ao tipo de aparelho e conexão de internet utilizados pelo usuário, assim como a localização geográfica do dispositivo. Em adição, a plataforma declara ainda que utiliza dados de aplicativos terceiros e parceiros, como redes sociais *online*, relógios inteligentes, televisões, entre outros e também dados de anunciantes de marketing, como por exemplo, que tipos de anúncio o usuário costuma clicar ou que tipos de produto costuma comprar, tendo a partir disso uma noção da classe econômica a qual o indivíduo pertence. Neste sentido, a política de privacidade do Spotify possui ainda a informação de que eles captam informações relativas a pagamento e compra do usuário, ou seja os mesmos são capazes de processar "details of your purchase and payment history" (Privacy Policy - Spotify, n.d.).

Em resumo, a partir das respostas dos entrevistados, foi possível perceber que os mesmos possuem consciência acerca do fato de que suas informações estão sendo utilizadas para a realização das recomendações, assim como possuem a noção de que suas ações também fora da ferramenta podem influenciar as recomendações, porém parece ainda haver uma lacuna a respeito do nível de detalhe das informações que são usadas pelo Spotify durante esse processo.

Neste ponto, é importante ressaltar que a amostra entrevistada é composta em sua maioria por indivíduos instruídos que possuem formação de nível superior. Tal nível de escolaridade e instrução implica num maior conhecimento acerca das funcionalidades e do modo de operação do sistema de recomendação do Spotify, uma vez que um maior nível de escolaridade implica num maior nível de literacia mediática – o estudo *Media Literacy Index* realizado pelo Open Society Institute Sofia (OSIS) em 2023 nos países da Europa, utiliza o nível educacional dos países como um dos principais critérios para definir o nível de literacia midiática dos indivíduos, pois “people who are more educated are more informed, are better critical thinkers and are less likely to fall into the trap of a fabricated news” (The Media Literacy Index, 2023, p.5).

Ainda que composta por indivíduos escolarizados, houve algumas lacunas no conhecimento acerca do nível de detalhe das informações utilizadas para a criação das recomendações pelos participantes da amostra, o que nos faz questionar que, se aplicada em amostras de diferentes classes econômicas e com diferentes níveis de escolaridade, a metodologia aqui utilizada geraria resultados diferentes. Tal apresenta-se como uma oportunidade para a extensão da investigação.

## Comparação Entre as Metodologias

Durante a análise dos resultados das duas metodologias, observou-se algumas semelhanças e discrepâncias. Cada metodologia possui suas especificidades que por sua vez geraram diferentes tipos de resultados. Nas entrevistas, por exemplo, os resultados obtidos possuem maior riqueza de detalhes e com isso fomos capazes de entender com mais nuances os diferentes usos que os indivíduos reais fazem da plataforma. Em comparação, os resultados da metodologia *walkthrough* refletem em sua maior parte as intenções da ferramenta que se manifestam através de sua interface, como quais funcionalidades são destacadas ou quais recomendações são feitas para estimular determinados comportamentos nos usuários.

A partir da comparação entre as duas metodologias foi possível observar que algumas das funcionalidades destacadas pela plataforma em sua interface refletem-se na utilização que os usuários fazem da mesma. Ou seja, as *affordances* da plataforma estimulam certos tipos de comportamento dos usuários. Três principais exemplos ilustram tal dinâmica. O primeiro deles está relacionado à ampla utilização e criação de *playlists* pelos usuários. Durante a aplicação da metodologia *walkthrough* foi possível observar o destaque dado para funcionalidade de criação de *playlists* assim como o destaque para as *playlists* temáticas do Spotify. Em consonância, durante as entrevistas com os usuários, foi possível perceber que a maioria deles faz uso constante das *playlists* assim como das *playlists* temáticas do Spotify como forma de obter contato com novas músicas e de manter sua coleção pessoal.

O segundo exemplo que ilustra a tradução das intenções da plataforma no comportamento dos usuários está ligada à utilização das *playlists* da seção “Feitas para você”. Durante a aplicação da metodologia *walkthrough* evidenciou-se que há um destaque na interface para a utilização de tal funcionalidade o que foi correspondente na resposta dos usuários quando questionados sobre quais funcionalidades utilizavam para descobrir novas músicas.

O terceiro exemplo que ilustra a correlação entre as intenções da ferramenta e os usos que os indivíduos fazem da mesma está relacionado com a recomendação de conteúdos mais vantajosos para a plataforma. Durante a entrevista alguns entrevistados citaram que passaram a ouvir mais música do gênero ‘rap’ e um deles disse ter recebido recomendações de música clássica. Tais exemplos relacionam-se com os resultados que observamos durante a análise da interface: conteúdos que possuem menores custos para a plataforma (música clássica) e

conteúdos mais populares em determinado país (gênero ‘rap’), são recomendados em maior escala pela plataforma o que interfere diretamente no tipo de conteúdo que os usuários recebem nas recomendações, influenciando juntamente com outros fatores, a infra-estrutura de construção do gosto dos indivíduos, conforme a perspectiva de Beer (2013, p.81) de que “these algorithms, and the systems of measurement that feed into them, have the capacity to become active in shaping and constituting social life”.

Por outro lado não podemos colocar os usuários num papel passivo, e essa perspectiva ficou clara através das entrevistas, pois apesar de utilizarem a ferramenta amplamente como um dos principais meios para obter contato com novas músicas, os entrevistados possuem um olhar crítico sobre a mesma. Em adição, os usuários possuem o poder de decidir o que desejam incluir em suas bibliotecas e passar a consumir em outro momento, assim como decidir o que será ignorado.

Há também uma percepção por parte dos usuários da amostra de que a ferramenta possui interesses econômicos e que isso interfere na qualidade das recomendações. Desse modo, ainda que haja uma ampla adoção das funcionalidades da ferramenta por parte da amostra analisada e que as recomendações do Spotify sejam utilizadas como principal meio de conhecer novas músicas, o olhar crítico e reflexivo acerca da mesma faz-se presente.

Outro ponto de observação ao comparar as duas metodologias aplicadas neste estudo está ligado ao fato de que durante as entrevistas e por conta da quantidade de detalhes supracitados, foi possível evidenciar novas perspectivas acerca da utilização da ferramenta que não foram observadas na primeira metodologia *walkthrough*. Um exemplo é a ampla utilização da funcionalidade de reprodução automática oferecida pelo Spotify. A maioria dos usuários afirmou utilizar essa função quando questionados sobre as formas mais eficazes de se obter contato com novas músicas. Tal resultado não foi observado durante a análise da interface em si. Outro exemplo está ligado com a possibilidade de obter a percepção dos usuários acerca da qualidade das recomendações assim como suas próprias percepções acerca do algoritmo, o que seria uma tarefa inviável utilizando somente a análise da interface.

A metodologia das entrevistas apresentou também uma certa limitação não prevista, uma vez que houve resistência por grande parte dos entrevistados em compartilhar a própria conta dentro do Spotify. Tal demonstrou-se como uma dificuldade durante a aplicação das entrevistas, pois não foi possível realizar observações diretas na interface de cada usuário. Ainda assim, através das perguntas do roteiro (disponível no Anexo B) foi possível obter informações detalhadas acerca da utilização e das percepções que os usuários possuem sobre a ferramenta, o que era o objetivo inicial desta metodologia.

Mesmo com a resistência dos usuários em compartilhar sua conta no Spotify, a utilização das duas metodologias apresentou-se como uma combinação complementar e pertinente uma vez que possibilitou o entendimento das intenções da plataforma manifestadas em sua interface, assim como nos permitiu entender de que formas usuários reais utilizam-na e por último nos permitiu também saber com uma maior complexidade de detalhes as percepções e reflexões que usuários reais possuem acerca das recomendações musicais.

## Considerações Finais

O presente trabalho foi capaz de cumprir seu objetivo inicial de investigar o processo de descoberta e consumo musical dentro do contexto do Spotify, gerando pistas acerca das intenções da plataforma assim como sobre as utilizações que a amostra faz da mesma. Através da investigação foi possível responder às perguntas colocadas no início desta investigação, assim como corroborar teorias acerca do processo de consumo musical no contexto digital.

Diante dos resultados obtidos, confirmou-se a perspectiva de que o Spotify é atualmente a ferramenta através da qual os usuários da amostra obtém contato com novas músicas e artistas em detrimento a outros meios (como rádio, televisão, amigos e outros). Também foi possível perceber que as funcionalidades personalizadas (e geradas através dos algoritmos de recomendação) são as principais formas através das quais os usuários descobrem novas músicas atualmente, reforçando a relevância que as mesmas possuem no processo de construção de gosto dos indivíduos (Beer, 2013). Tal resultado corrobora ainda a perspectiva de que grande parte do processo de consumo de música se dá através do meio digital (Tepper & Hargittai, 2009) e reforça a ideia da desmaterialização da música proposta por Wikstrom (2013), uma vez que a maioria dos entrevistados não utiliza mais formatos físicos em sua rotina.

Também foi possível perceber que os usuários utilizam em larga escala as *playlists* como forma de consumir música, além de utilizá-las como forma de marcador temporal de suas vidas, criando listas de reprodução que correspondem a momentos específicos de suas vidas, num tipo de utilização biográfica da música. Esta ampla utilização das *playlists* está ligada ao fato de que:

Digital content is not static or universally commodifiable; instead, we engage in ‘dialogues’ with a work by altering the artifact itself or recontextualizing it through mix CDs or playlists. While most of us lack the talent and abilities required for mixing and matching vocals and instrumental tracks into mashups, playlists increasingly serve as a form of personal expression (McCourt, 2005, p.251)

Este caráter mutável das *playlists* apontado por McCourt (2015), apresenta-se como um atrativo para os utilizadores da ferramenta que utilizam-se desta característica para criar suas próprias expressões pessoais através das listas de reprodução. Em contraponto, os álbuns

apresentam um formato mais rígido em sua ordem e concepção e portanto são menos utilizados pelos componentes da amostra analisada neste estudo.

A utilização das funcionalidades personalizadas e geradas pelos sistemas de recomendação foram amplamente citadas pelos entrevistados como principal forma de obter contato com novas músicas e artistas, novamente reafirmando a importância que os algoritmos possuem ao definir o conteúdo que será apresentado aos usuários, e por conseguinte participando do processo de construção do gosto e da própria concepção de si do indivíduo.

Neste aspecto, um resultado inesperado se mostrou durante as entrevistas, os participantes demonstraram uma ampla utilização da função de reprodução automática do Spotify como forma de obter contato com novas músicas. Uma potencial continuidade da pesquisa seria justamente investigar com mais detalhamento como essa funcionalidade de reprodução automática funciona e os motivos que a fazem tão atrativa, uma vez que sua adoção foi bastante ampla perante a amostra estudada. Um possível caminho para este estudo seria através da utilização de *bots* que simulem diferentes comportamentos na plataforma e através das análises dos *outputs* gerados nesse processo. Assim, seria possível entender quais as intenções implícitas por trás da funcionalidade, além de perceber questões relacionadas a viés e potenciais repetições nas recomendações (como apontado por alguns dos entrevistados).

As recomendações feitas através das funcionalidades de recomendação personalizada são amplamente aceitas pelos usuários, que passam a incluir tais recomendações em sua biblioteca pessoal e em listas de reprodução próprias. Neste ponto, nota-se que as recomendações algorítmicas participam, entre outros fatores, não só na construção do gosto, mas também no processo de ‘individuation’ – processo de construção da identidade do indivíduo, corroborando a perspectiva de uma *algorithmic individuation* (Zuilhof, 2014), na qual observa-se uma “increasing importance of algorithms in subject formation” (Prey, 2017, p.1096). As recomendações algorítmicas são assimiladas e passam a figurar como parte integrante da percepção que o indivíduo possui sobre si mesmo.

Neste ponto, outra potencial continuidade da pesquisa sobre os sistemas de recomendação algorítmicos se apresenta: em que medida passamos a nos identificar com a versão algorítmica de nós mesmos (Bucher, 2017)? A visão de Santini (2020) também se alinha com esse questionamento, ao propor uma investigação que foque em “como os atores sociais se relacionam, resistem ou refletem sobre a versão algorítmica de si nas plataformas digitais” (p.28) para melhor compreender os efeitos das recomendações algorítmicas.

Ainda como uma possível continuidade da investigação acerca dos efeitos das recomendações, partindo do princípio que alguns entrevistados apontaram durante as entrevistas que as redes sociais como Instagram e TikTok possuem um papel relevante no processo de conhecer novos artistas e músicas, seria interessante realizar uma investigação que focasse especificamente em pesquisar a interface entre as ferramentas de redes sociais e o processo de descoberta musical dos indivíduos. Dessa forma estudando a correlação entre diferentes ferramentas digitais que compõem o complexo cenário através do qual as recomendações musicais chegam até os usuários.

Através do presente trabalho também foi possível evidenciar que os usuários possuem a percepção de que ampliaram a quantidade de gêneros musicais consumidos devido à recomendação do Spotify, corroborando os resultados obtidos por Datta et al. (2017) e Figueiredo & Barbosa (2019). Em contrapartida, ao analisarmos a ferramenta em detalhe na metodologia de *walkthrough* e através de alguns comentários dos entrevistados, foi possível chegar ao entendimento de que o Spotify prioriza determinados gêneros musicais mais populares (como o exemplo do ‘rap’) e mais rentáveis economicamente para si (como o exemplo da música clássica) em detrimento a outros. Desse modo, a partir da priorização de conteúdos mais vantajosos e mais populares, faz-se válida a perspectiva de que “streaming platforms through personalized playlists are pseudo-individualizing the sense of control by ‘endowing cultural mass production with the halo of free choice’ (Adorno, 2002, p. 455)” (Flynn, 2016, p.52).

A partir dos resultados das entrevistas, observou-se ainda que, por mais que os usuários da amostra façam uso constante das recomendações e as aceitem positivamente, a maioria possui uma visão crítica sobre as sugestões musicais, inclusive tendo a percepção de que há interesse econômico por trás das mesmas. Além disso, demonstraram também uma boa noção acerca das informações pessoais capturadas pelo Spotify para gerar as recomendações, ainda que haja algumas lacunas no nível de detalhe desse conhecimento. Este resultado vai contra a percepção de alguns autores que apontam para uma ausência de conhecimento dos usuários que utilizam plataformas com sistemas de recomendação sobre como os mesmos operam (Koevoets, 2017; Eslami et al., 2015; Flynn, 2016). Contudo, a amostra analisada neste estudo é escolarizada, sendo a maioria composta por indivíduos que possuem formação superior. O maior acesso à informação e níveis de literacia, inclusive mediática, que os indivíduos da amostra aqui analisada possuem faz com que estes utilizadores especificamente tenham uma maior noção acerca do funcionamento dos sistemas de recomendação. Tal nos aponta uma outra oportunidade de extensão da investigação, que consiste justamente em

avaliar o conhecimento acerca das recomendações do Spotify com grupos de indivíduos de outras classes econômicas e de diferentes níveis de escolaridade, tendo assim uma visão mais ampla e detalhada acerca da consciência algorítmica dos mesmos. Uma possibilidade seria comparar usuários *premium* e usuários *free* da plataforma, em busca de evidenciar diferentes níveis de entendimento assim como possíveis práticas e usos diversos.

A investigação apresentou também algumas limitações, a primeira delas relacionada à dificuldade de se investigar um objeto em constante mudança devido à “ever-changing nature of algorithms” (Oeldorf-Hirsch & Newbaum, 2021, p.14). Somado a isso, há uma falta de transparência acerca do funcionamento dos mesmos (Airoidi et al., 2016) o que dificulta a confirmação dos resultados obtidos através das percepções dos usuários. A segunda limitação encontrada durante a realização da investigação relaciona-se com a dificuldade em aplicar a metodologia de *scroll back* junto aos entrevistados. Por se tratar de um método mais invasivo e que conta com a exploração do perfil do usuário em conjunto com o mesmo, houve grande resistência por parte dos participantes em compartilhar seus perfis e mostrar diretamente suas preferências na interface da plataforma.

Por fim, apesar das limitações citadas, o presente estudo foi capaz de fornecer pistas sobre o processo de descoberta e consumo musical de uma amostra de usuários no contexto do Spotify, assim como foi capaz de corroborar algumas perspectivas acerca do funcionamento dos sistemas de recomendação, gerando também novas oportunidades de investigação dentro deste campo em constante crescimento. Nos próximos anos, o desenvolvimento tecnológico continuará avançando e alterando as formas com que os usuários consomem e descobrem músicas, assim como alterando a lógica de funcionamento da indústria musical (Wikstrom, 2013), porém, determinados padrões de comportamento dos usuários aqui destacados podem mostrar-se ainda como válidos em investigações futuras acerca do tema.

## Referências Bibliográficas

- Adomavičius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), 734–749. <https://doi.org/10.1109/tkde.2005.99>
- Adomavicius, G., Bockstedt, J., Curley, S. P., Zhang, J., & Ransbotham, S. (2019). The hidden side effects of recommendation systems. *MIT Sloan Management Review*, 60(2), 13-15.
- Adorno, T. (1941). «On Popular Music», *Studies in Philosophy and Social Sciences*, vol. IX, n.º 1, pp. 17-48.
- Ag, I. D. (2023, July 31). *Is classical music copyrighted?* iMusician. <https://imusician.pro/en/resources/blog/classical-music-copyright> Acessado em 14 de Março de 2024.
- Aguiar, L. (2017). Let the music play? Free streaming and its effects on digital music consumption. *Information Economics and Policy*, 41, 1-14
- Aguiar, L., & Waldfogel, J. (2018). Platforms, Promotion, and Product Discovery: Evidence from Spotify Playlists. *RePEc: Research Papers in Economics*. <https://doi.org/10.3386/w24713>
- Airoldi, Massimo, David Beraldo e Alessandro Gandi (2016), “Follow the algorithm: An exploratory investigation of music on YouTube”, *Poetics*, 57.
- Allen, D.P., Wheeler-Mackta, H.J., & Campo, J.R. (2017). The Effects of Music Recommendation Engines on the Filter Bubble Phenomenon.
- Anderson, A., Maystre, L., Anderson, I., Mehrotra, R., & Lalmas, M. (2020). *Algorithmic Effects on the Diversity of Consumption on Spotify*. <https://doi.org/10.1145/3366423.3380281>
- Anderson, T.J., (2014), *Popular Music in the Digital Age. Problems and Practices for an Emerging Service Industry*, London, Routledge.
- Balabanović, M., & Shoham, Y. (1997). Fab. *Communications of the ACM*, 40(3), 66–72. <https://doi.org/10.1145/245108.245124>
- BBC News. (2018, March 1). How Spotify came to be worth billions. *BBC News*. <https://www.bbc.com/news/newsbeat-43240886>
- Beer, D. G. (2008). THE ICONIC INTERFACE AND THE VENEER OF SIMPLICITY:MP3 players and the reconfiguration of music collecting and reproduction practices in the

- digital age. *Information, Communication & Society*, 11(1), 71–88.  
<https://doi.org/10.1080/13691180701858919>
- Beer, D. (2013). *Popular Culture and New Media: The Politics of Circulation*. Palgrave Macmillan.
- Beer, D. (2016). The social power of algorithms. *Information, Communication & Society*, 20(1), 1–13. <https://doi.org/10.1080/1369118x.2016.1216147>
- Bolin, G. (2022). The Value Dynamics of Data Capitalism: Cultural Production and Consumption in a Datafied World. In *Transforming Communications* (pp. 167–186). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-96180-0\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-96180-0_8)
- Bollen, D., Knijnenburg, B. P., Willemsen, M. C., & Graus, M. P. (2010). Understanding choice overload in recommender systems. *Proceedings of the 4th ACM Conference on Recommender Systems, Barcelona, Spain*. <https://doi.org/10.1145/1864708.1864724>
- Bonini, T., & Gandini, A. (2019). “First Week Is Editorial, Second Week Is Algorithmic”: Platform Gatekeepers and the Platformization of Music Curation. *Social Media + Society*, 5(4). <https://doi.org/10.1177/2056305119880006>
- Bourdieu, P. (1979). *A distinção: crítica social do julgamento*. São Paulo: Edusp, 2007.
- Bourreau, M., & Gaudin, G. (2021). Streaming platform and strategic recommendation bias. *Journal of Economics & Management Strategy*, 31(1), 25–47. <https://doi.org/10.1111/jems.12452>
- Bozdag, E. (2013). Bias in algorithmic filtering and personalization. *Ethics and Information Technology*, 15(3), 209–227. <https://doi.org/10.1007/s10676-013-9321-6>
- Brazil, T. T. (2023, August 11). *Hip Hop 50 anos: Brasil é o terceiro país que mais escuta o gênero no Spotify em todo mundo*. Trace.tv Brasil. <https://br.trace.tv/musica/hip-hop-50-anos-brasil-e-o-terceiro-pais-que-mais-escuta-o-genero-no-spotify-em-todo-mundo/> Acessado em 17 de Abril de 2024.
- Bruns, A. (2006) Towards Producers: Futures for User-Led Content Production, [online] Available at: [http://eprints.qut.edu.au/4863/1/4863\\_1.pdf](http://eprints.qut.edu.au/4863/1/4863_1.pdf)
- Bucher, T. (2017). The algorithmic imaginary: exploring the ordinary effects of Facebook algorithms. *Information, Communication & Society*, 20(1), 30–44. <https://doi.org/10.1080/1369118x.2016.1154086>
- Bucher, T. (2018). *If . . .Then: Algorithmic Power and Politics (Oxford Studies in Digital Politics)*. Oxford University Press.

- Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: survey and experiments. *User Modeling and User-adapted Interaction*, 12(4), 331–370. <https://doi.org/10.1023/a:1021240730564>
- Bustamante, E., et al. (2003). *Hacia un nuevo sistema mundial de comunicación: industrias culturales en la era digital*. v 2. Barcelona: Gedisa, 2003.
- Cardoso, G. (2023). A Comunicação da Comunicação. *Iscte-iul*. [https://www.academia.edu/96292580/A\\_Comunica%C3%A7%C3%A3o\\_da\\_Comunica%C3%A7%C3%A3o](https://www.academia.edu/96292580/A_Comunica%C3%A7%C3%A3o_da_Comunica%C3%A7%C3%A3o)
- Celma, Ò. (2008). Music recommendation and discovery in the long tail. Tese de Doutorado - Departament de Tecnologies de la Informació i les Comunicacions, Universitat Pompeu Fabra, Barcelona, 2008.
- Christy, D. P. (1993). Mass Customisation: The New Frontier in Business Competition by B. Joseph Pine II, 1993 (Boston, Harvard Business School Press) *Australian Journal of Management*, 17(2), 271–283. <https://doi.org/10.1177/031289629301700206>
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E. & Rivest, R. L. (1990) Introduction to Algorithms. Cambridge, MA: The MIT Press
- Datta, H., Knox, G., & Bronnenberg, B. J. (2017). Changing Their Tune: How Consumers' Adoption of Online Streaming Affects Music Consumption and Discovery. *Marketing Science*, 37(1), 5–21. <https://doi.org/10.1287/mksc.2017.1051>
- Deleuze G (1992) Postscript on the societies of control. October 59: 3–7.
- De Assunção, W. G., & Zaina, L. a. M. (2022). Evaluating user experience in music discovery on deezer and spotify. *XXI Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems*. <https://doi.org/10.1145/3554364.3560901>
- De Compositores, U. B. (2022). *Em um ano, funk e rap crescem 200% no top 10 do Spotify (21/06/2022)*. UBC. <https://www.ubc.org.br/publicacoes/noticia/20143/em-um-ano-funk-e-rap-crescem-200-no-top-10-do-spotify> Acessado em 17 de Abril de 2024.
- De Marchi, L., Ferreira, G., Kischinhevsky, M., Saldanha, R. M. (2021). O Gosto Algorítmico: A lógica dos sistemas de recomendação automática de música em serviços de streaming. *Revista Fronteiras - estudos midiáticos*, 23(3), 16-26. <https://doi.org/10.4013/fem.2021.233.02>
- Diakopoulos, N. (2014). Algorithmic accountability. *Digital Journalism*, 3(3), 398–415. <https://doi.org/10.1080/21670811.2014.976411>

- Donnat, O. (2018). Évolution de la diversité consommée sur le marché du livre, 2007-2016. (n.d.-b). *CORE Reader*. <https://core.ac.uk/reader/219383080>
- Ecad, & Suporte. (2021, September 13). *Tudo o que você precisa saber sobre domínio público*. ECAD. <https://www4.ecad.org.br/blog/tudo-o-que-voce-precisa-saber-sobre-dominio-publico/>  
Acessado em 14 de Março de 2024.
- Eriksson, M., & Johansson, A. (2017). Tracking gendered streams. *Culture Unbound: Journal of Current Cultural Research*, 9(2), 163–183. <https://doi.org/10.3384/cu.2000.1525.1792163>
- Eser, A. (2024, January 3). *Essential Spotify playlist statistics in 2024*. ZipDo. <https://zipdo.co/statistics/spotify-playlist/> Acessado em 24 de Janeiro de 2024.
- Eslami, M., Rickman, A., Vaccaro, K., Aleyasen, A., Vuong, A., Karahalios, K., Hamilton, K., & Sandvig, C. (2015). “I always assumed that I wasn’t really that close to [her]”: Reasoning about invisible algorithms in the news feed. In *Proceedings of the 33rd Annual SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 153–162). New York, NY: ACM. doi:10.1145/2702123.2702556
- Favaretto, M. (2019, February 5). *Big Data and discrimination: perils, promises and solutions. A systematic review - Journal of Big Data*. SpringerOpen. <https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-019-0177-4>
- Figueiredo, C., & De Oliveira Barbosa, R. R. M. (2019). Spotify e construção do gosto. *Signos Do Consumo*, 11(2), 28–39. <https://doi.org/10.11606/issn.1984-5057.v11i2p28-39>
- Fleischer, R. (2015). Towards a Postdigital Sensibility: How to get Moved by too Much Music. *Culture Unbound: Journal of Current Cultural Research*, 7(2), 255–269. <https://doi.org/10.3384/cu.2000.1525.1572255>
- Fleischer, R. (2017). If the Song has No Price, is it Still a Commodity?: Rethinking the Commodification of Digital Music. *Culture Unbound: Journal of Current Cultural Research*, 9(2), 146–162. <https://doi.org/10.3384/cu.2000.1525.1792146>
- Fleischer, R., & Snickars, P. (2017). Discovering Spotify - A Thematic Introduction. *Culture Unbound: Journal of Current Cultural Research*, 9(2), 130–145. <https://doi.org/10.3384/cu.2000.1525.1792130>
- Flynn, M. (2016). *Accounting for Listening: how music streaming has changed what it means to listen* | *Kinephanos*. Musical and Media Connectivities: Practices, Circulation, Interactions. <https://www.kinephanos.ca/2016/accounting-for-listening/>

- Gaw, F. (2021). Algorithmic logics and the construction of cultural taste of the Netflix Recommender System. *Media, Culture & Society*, 44(4), 706–725. <https://doi.org/10.1177/01634437211053767>
- Gillespie, T., & Boczkowski, P. J. (2014). The Relevance of Algorithms. In *The MIT Press eBooks* (pp. 167–194). <https://doi.org/10.7551/mitpress/9780262525374.003.0009>
- Good, Harry (2022): The new gatekeepers: searching for bias in Spotify's curated playlists. Macquarie University. Thesis. <https://doi.org/10.25949/21343314.v1>
- Gran, A., Booth, P. I., & Bucher, T. (2021). To be or not to be algorithm aware: a question of a new digital divide? *Information, Communication & Society*, 24(12), 1779–1796. <https://doi.org/10.1080/1369118x.2020.1736124>
- Hallinan, B., & Striplhas, T. (2016). Recommended for you: The Netflix Prize and the production of algorithmic culture. *New Media & Society*, 18(1), 117–137. <https://doi.org/10.1177/1461444814538646>
- Hansen, C., Mehrotra, R., Hansen, C. W., Brost, B. M., Maystre, L., & Lalmas, M. (2021). Shifting Consumption towards Diverse Content on Music Streaming Platforms. *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, 238–246. <https://doi.org/10.1145/3437963.3441775>
- Helberger, N., Kleinen-von Königslöw, K., & van der Noll, R. (2015). Regulating the new information intermediaries as gatekeepers of information diversity. *Info*, 17(6), 50–71. <https://doi.org/10.1108/info-05-2015-0034>
- Hodgson, T. (2021). Spotify and the democratisation of music. *Popular Music*, 40(1), 1–17. <https://doi.org/10.1017/s0261143021000064>
- Hogan, M. (2015, July 16). Up next: How playlists are curating the future of music. *Pitchfork*. <https://pitchfork.com/features/article/9686-up-next-how-playlists-are-curating-the-future-of-music/> Acessado em 24 de Janeiro de 2024.
- Holtz, D., Carterette, B., Chandar, P., Nazari, Z., Cramer, H., & Aral, S. (2020). The Engagement-Diversity Connection: Evidence from a field experiment on Spotify. *Proceedings of the 21st ACM Conference on Economics and Computation*, 75–76. <https://doi.org/10.1145/3391403.3399532>
- Horkheimer, M. e T. Adorno (2000 [1947]), “A indústria cultural: O Iluminismo como mistificação de massa”, in L. C. Lima (Introdução, comentários e selecção), *Teoria da Cultura de Massa*. São Paulo, Paz e Terra: 169-214

- IFPI (2023). Global Music Report 2023 - Annual State of the Industry. [S. l.: s. n.]. Disponível em: <https://globalmusicreport.ifpi.org/>
- IFPI (2022). Engaging with Music 2022 Report - Disponível em: <https://www.ifpi.org/ifpi-releases-engaging-with-music-2022-report/>
- Ingham, T. (2018, March 25). The odds of an artist becoming a ‘top tier’ earner on Spotify today? Less than 1%. *Music Business Worldwide*. <https://www.musicbusinessworldwide.com/the-odds-of-an-artist-becoming-a-top-tier-earner-on-spotify-today-less-than-1/> Acessado em 24 de Janeiro de 2024.
- Karakayali, N., Kostem, B., & Galip, I. (2017). Recommendation systems as technologies of the self: algorithmic control and the formation of music taste. *Theory, Culture & Society*, 35(2), 3–24. <https://doi.org/10.1177/0263276417722391>
- Kischinhevsky, M., Vicente, E., & De Marchi, L. (2015). Em busca da música infinita: os serviços de streaming e os conflitos de interesse no mercado de conteúdos digitais. *Revista Fronteira*, 17(3). <https://doi.org/10.4013/fem.2015.173.04>
- Kjus, Y. (2016). Musical exploration via streaming services: The Norwegian experience. *Popular Communication*, 14(3), 127–136. <https://doi.org/10.1080/15405702.2016.1193183>
- Kemp, S. (2023, February 4). *Digital 2023: Global Overview Report* — DataReportal – Global Digital Insights. DataReportal – Global Digital Insights. <https://datareportal.com/reports/digital-2023-global-overview-report>
- Koevoets, D. S. (2017). Algorithmic imaginary and the case of Spotify. <https://studenttheses.uu.nl/handle/20.500.12932/27279>
- Lamere, P. (2015, March 18). Music Machinery. Acessado em 30 de Janeiro de 2024. <https://musicmachinery.com/2015/03/18/how-we-listen-to-music/> - Slide 86
- Lazarsfeld, P. & Merton, R.K. (1954) Friendship as a Social Process: A Substantive and Methodological Analysis. In: *Berger, M., Abel, T. and Charles, H., Eds., Freedom and Control in Modern Society*, Van Nostrand, New York.
- Lena, J. C., & Peterson, R. A. (2008). Classification as Culture: Types and Trajectories of Music Genres. *American Sociological Review*, 73(5), 697–718. <http://www.jstor.org/stable/25472554>
- Light, B., Burgess, J., & Duguay, S. (2018). The walkthrough method: An approach to the study of apps. *New Media & Society*, 20(3), 881–900. <https://doi.org/10.1177/1461444816675438>

- Lops, P., De Gemmis, M., & Semeraro, G. (2010). Content-based recommender Systems: state of the art and trends. In *Springer eBooks* (pp. 73–105). [https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3\\_3](https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_3)
- Maasø, A., & Hagen, A. N. (2019). Metrics and decision-making in music streaming. *Popular Communication*, 18(1), 18–31. <https://doi.org/10.1080/15405702.2019.1701675>
- MacCormick, J. (2012). 9 Algorithms That Changed the Future: The Ingenious Ideas That Drive Today's Computers. Princeton: Princeton University Press
- Marshall, L. (2014). *W(h)ither now? Music Collecting in the Age of the Cloud*. In L. Marshall, & D. Laing (Eds.), *Popular Music Matters: Essays in Honour of Simon Frith* (pp. 61-74). Ashgate Publishing Ltd.
- Martin, B., Moore, C., & Salter, C. (2010). Sharing music files: Tactics of a challenge to the industry. *First Monday*. <https://doi.org/10.5210/fm.v15i12.2986>
- Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013). *Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work and Think*. John Murray Publishers.
- McCourt, T. (2005). Collecting music in the digital realm. *Popular Music and Society*, 28(2), 249–252. <https://doi.org/10.1080/03007760500045394>
- McCourt, T., & Zuberi, N. (2016). Music and discovery. *Popular Communication*, 14(3), 123–126. <https://doi.org/10.1080/15405702.2016.1199025>
- Mendes, T. T. J. (2019). A música online: o uso de plataformas streaming e a sua influência na descoberta e no gosto [Dissertação de mestrado, Iscte - Instituto Universitário de Lisboa]. Repositório do Iscte. <http://hdl.handle.net/10071/19085>
- Meraz, S., & Papacharissi, Z. (2013). Networked Gatekeeping and Networked Framing on #Egypt. *The International Journal of Press/Politics*, 18(2), 138-166. <https://doi.org/10.1177/1940161212474472>
- Mídia Research (2022, Novembro). *Music Subscription services market share* - Acessado em 07 de Maio de 2023 em <https://midiaresearch.com/blog/music-subscriber-market-shares-2022>
- Montaner, M., López, B., & De La Rosa, J. L. (2003). A taxonomy of recommender agents on the internet. *Artificial Intelligence Review*, 19(4), 285–330. <https://doi.org/10.1023/a:1022850703159>
- Morgan, B. A. (2019). Music, metrics, and meaning: Australian music industries and streaming services. *PhD dissertation. RMIT University*. <https://researchrepository.rmit.edu.au/esploro/outputs/9922024429601341>

- Morozov, E. (2015). Digital Technologies And The Future Of Data Capitalism. *Social Europe*.  
<https://www.socialeurope.eu/digital-technologies-and-the-future-of-data-capitalism>
- Morris, J. W. (2015). Curation by code: Infomediaries and the data mining of taste. *European Journal of Cultural Studies*, 18(4–5), 446–463.  
<https://doi.org/10.1177/1367549415577387>
- Morris, J. W., & Powers, D. (2015). Control, curation and musical experience in streaming music services. *Creative Industries Journal*, 8(2), 106–122.  
<https://doi.org/10.1080/17510694.2015.1090222>
- Moschetta, P. H., & Vieira, J. (2018). Música na era do streaming: curadoria e descoberta musical no Spotify. *Sociologias*, 20(49), 258–292.  
<https://doi.org/10.1590/15174522-02004911>
- Nguyen, G. D., Dejean, S., & Moreau, F. (2013). On the complementarity between online and offline music consumption: the case of free streaming. *Journal of Cultural Economics*, 38(4), 315–330. <https://doi.org/10.1007/s10824-013-9208-8>
- Nieborg, D. B., & Poell, T. (2018). The platformization of cultural production: Theorizing the contingent cultural commodity. *New Media & Society*, 20(11), 4275–4292.  
<https://doi.org/10.1177/1461444818769694>
- Nowak, R. (2016). When is a discovery? The affective dimensions of discovery in music consumption. *Popular Communication*, 14(3), 137–145.  
<https://doi.org/10.1080/15405702.2016.1193182>
- Nowak, R. (2016b). *Consuming Music in the Digital Age: Technologies, Roles and Everyday Life*. Springer
- O’Dair, M., & Fry, A. E. (2019). Beyond the black box in music streaming: the impact of recommendation systems upon artists. *Popular Communication*, 18(1), 65–77.  
<https://doi.org/10.1080/15405702.2019.1627548>
- O’Neil, C. (2016). *Weapons of Math Destruction: How Big Data Increases Inequality and Threatens Democracy*. Penguin UK.
- Oeldorf-Hirsch, A., & Neubaum, G. (2021, November 18). What Do We Know about Algorithmic Literacy? The Status Quo and a Research Agenda for a Growing Field.  
<https://doi.org/10.31235/osf.io/2fd4j>
- OpinionBox. (2022). Consumo de Música no Brasil - Relatório 2022. Disponível em:  
<https://materiais.opinionbox.com/infografico-musica>
- Ortiz, R., (1983). *Pierre Bourdieu: Coleção Grandes Cientistas Sociais*. São Paulo: Ática, 1983

- Pagnin, A. (2016). Evolution and development of music consumption. ResearchGate. [https://www.researchgate.net/publication/316460040\\_Evolution\\_and\\_development\\_of\\_music\\_consumption](https://www.researchgate.net/publication/316460040_Evolution_and_development_of_music_consumption)
- Pagano, R., Cremonesi, P., Larson, M., Hidasi, B., Tikk, D., Karatzoglou, A., & Quadrana, M. (2016). The Contextual Turn: from context-aware to context-driven recommender systems. Conference: The 10th ACM Conference. <https://doi.org/10.1145/2959100.2959136>
- Papakyriakopoulos, O., & Mboya, A. M. (2022). Beyond Algorithmic Bias: A Socio-Computational Interrogation of the Google Search by Image Algorithm. *Social Science Computer Review*, 089443932110731. <https://doi.org/10.1177/08944393211073169>
- Pelly, L. (2017, June 23). *Not all Spotify playlists are created equal: an unedited look behind the green curtain - Hypebot*. Hypebot. <https://www.hypebot.com/hypebot/2017/06/secret-lives-of-playlists.html> Acessado em 25 de Janeiro de 2024.
- Pariser, E. (2011). *The Filter Bubble: How the New Personalized Web is Changing What We Read and How We Think*. New York: Penguin Press.
- Pasquale, F. (2015). *The black box society*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Peterson, Richard A. (1992) “Understanding audience segmentation: From elite and mass to omnivore and univore”, *Poetics*, 21.
- PNAD Pesquisa Nacional por Amostra de domicílios contínua. (2023). IBGE - Instituto Brasileiro De Geografia E Estatística. <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/17270-pnad-continua.html?edicao=39295&t=resultados> Acessado em 23 de Maio de 2024.
- Popper, B. (2016, May 25). Spotify’s Discover Weekly reaches 40 million users and 5 billion tracks streamed. *The Verge*. Acessado em 22 de Janeiro de 2024. Disponível em: <https://www.theverge.com/2016/5/25/11765472/spotify-discover-weekly-40-million-users-5-billion-streams>
- Prey, R. (2016). *Musica Analytica: The Datafication of Listening*. In Palgrave Macmillan UK eBooks (pp. 31–48). [https://doi.org/10.1057/978-1-137-58290-4\\_3](https://doi.org/10.1057/978-1-137-58290-4_3)
- Prey, R. (2017). Nothing personal: algorithmic individuation on music streaming platforms. *Media, Culture & Society*, 40(7), 1086–1100. <https://doi.org/10.1177/0163443717745147>

- Prey, R. (2020). Locating power in platformization: music streaming playlists and curatorial power. *Social Media + Society*, 6(2), 205630512093329. <https://doi.org/10.1177/2056305120933291>
- Privacy Policy - Spotify. (n.d.). <https://www.spotify.com/uk/legal/privacy-policy/#3-personal-data-we-collect-about-you>
- Reategui, E.B., & Cazella, S. (2005). Sistemas de Recomendação. *XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, 2005, São Leopoldo-RS*, p.306-348.
- Reis, R., Zanetti, D., & Frizzera, L. (2020). A conveniência dos algoritmos. *Revista Compólitica*, 10(1), 35–58. <https://doi.org/10.21878/compolitica.2020.10.1.333>
- Reprodução automática - Spotify. (n.d.). Spotify. <https://support.spotify.com/pt-pt/article/autoplay/> Acessado em 22 de Abril de 2024.
- Robards, B., & Lincoln, S. (2017). Uncovering longitudinal life narratives: scrolling back on Facebook. *Qualitative Research*, 17(6), 715–730. <https://doi.org/10.1177/1468794117700707>
- Safety and Privacy Centre. (n.d.). <https://www.spotify.com/uk/safetyandprivacy/understanding-recommendations> Acessado em 19 de Abril de 2024.
- Santini, R. M., & Salles, D. (2020). O impacto dos algoritmos no consumo de música. *Signos Do Consumo*. <https://doi.org/10.11606/issn.1984-5057.v12i1p83-93>
- Santini, R. M. (2020). O Algoritmo do Gosto: Os Sistemas de Recomendação On-Line e seus Impactos no Mercado Cultural: Volume 1. Editora Appris.
- Sassi, I. B., & Yahia, S. B. (2021). How does context influence music preferences: a user-based study of the effects of contextual information on users' preferred music. *Multimedia Systems*. <https://doi.org/10.1007/s00530-020-00717-x>
- Savage, M., & Gayo, M. (2011). Unraveling the omnivore: A field analysis of contemporary musical taste in the United Kingdom. *Poetics*, 39(5), 337–357. <https://doi.org/10.1016/j.poetic.2011.07.001>
- Scarlata, A. (2022). ‘What are people watching in your area?’: Interrogating the role and reliability of the Netflix top 10 feature. *Critical Studies in Television: The International Journal of Television Studies*, 18(1), 7–23. <https://doi.org/10.1177/17496020221127183>
- Schedl, M., Zamani, H., Chen, C., Deldjoo, Y., & Elahi, M. (2017). Current challenges and visions in music recommender systems research. *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 7(2), 95–116. <https://doi.org/10.1007/s13735-018-0154-2>

- Schwarz, J. A. (2013). *Online File Sharing: Innovations in media consumption*. <http://sh.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2:698902>
- Silber, J. (2019, April 21). Music Recommendation Algorithms: Discovering Weekly or Discovering Weakly?. <https://doi.org/10.33767/osf.io/6nqyf>
- Sloboda, J. A., O'Neill, S., & Ivaldi, A. (2001). Functions of Music in Everyday Life: An exploratory study using the experience Sampling method. *Musicae Scientiae*, 5(1), 9–32. <https://doi.org/10.1177/102986490100500102>
- Snickars, P. (2017). More of the same – on Spotify Radio. *Culture Unbound: Journal of Current Cultural Research*, 9(2), 184–211. <https://doi.org/10.3384/cu.2000.1525.1792184>
- Souza, J., Avelino, R., Silveira, S. A. (2018). *A sociedade de controle: manipulação e modulação nas redes digitais*. São Paulo: Hedra, 2018.
- Spotify Press (2022, July 20). *Spotify Users Have Spent Over 2.3 Billion Hours Streaming Discover Weekly Playlists Since 2015* — Spotify. Spotify. Acesso em 22 de Janeiro de 2024. Disponível em: <https://newsroom.spotify.com/2020-07-09/spotify-users-have-spent-over-2-3-billion-hours-streaming-discover-weekly-playlists-since-2015/>
- Spotify (2023, Abril 25). *Shareholder deck*. Acesso em 07 de Maio de 2023. Disponível em: <https://investors.spotify.com/financials/default.aspx#annual>
- Stanisljevic, D. (2020, July 6). *The impact of Spotify features on music discovery in the streaming platform age*. <https://hdl.handle.net/2105/55511>
- Striphas, T. (2015). Algorithmic culture. *European Journal of Cultural Studies*, 18(4–5), 395–412. <https://doi.org/10.1177/1367549415577392>
- Swart, J. (2021). Experiencing Algorithms: How Young People Understand, Feel About, and Engage With Algorithmic News Selection on Social Media. *Social Media + Society*, 7(2), 205630512110088. <https://doi.org/10.1177/20563051211008828>
- Tepper, S. J., & Hargittai, E. (2009). Pathways to music exploration in a digital age. *Poetics*, 37(3), 227–249. <https://doi.org/10.1016/j.poetic.2009.03.003>
- The Media Literacy Index*. (2023). OSIS - Open Society Institute Sofia. <https://osis.bg/wp-content/uploads/2023/06/MLI-report-in-English-22.06.pdf>. Acesso em 23 de Maio de 2024.
- Van Dijck, J. (2014). Datafication, dataism and dataveillance: Big Data between scientific paradigm and ideology. *Surveillance and Society*, 12(2), 197–208. <https://doi.org/10.24908/ss.v12i2.477>

- Vaz, P. (1999). Agentes na rede. *www.academia.edu*.  
[https://www.academia.edu/en/1369628/Agentes\\_na\\_rede](https://www.academia.edu/en/1369628/Agentes_na_rede)
- Vicente, E. (2018). *A consolidação dos serviços de streaming e os desafios à diversidade musical no Brasil*. <https://periodicos.ufs.br/eptic/article/view/8578>
- Vieira, J. (2020). Ensaio sobre pirataria digital, Lisboa, Documenta.
- Warde, A., & Gayo-Cal, M. (2009). The anatomy of cultural omnivorousness: The case of the United Kingdom. *Poetics*, 37(2), 119–145. <https://doi.org/10.1016/j.poetic.2008.12.001>
- Webster, J. M. (2019). Music on-demand: A commentary on the changing relationship between music taste, consumption and class in the streaming age. *Big Data & Society*, 6(2), 205395171988877. <https://doi.org/10.1177/2053951719888770>
- Wilf, H. S. (2002) *Algorithms and Complexity*. Second Edition. MA: A K Peters
- Wikstrom, P. (2013). The music industry: music in the cloud, 2nd edition. In *Polity Press eBooks*. <https://eprints.qut.edu.au/61590/>
- Wikstrom, P. (2015) Will algorithmic playlist curation be the end of music stardom? [Opinion paper]. *Journal of Business Anthropology*, 4(2), pp. 278-284. <https://eprints.qut.edu.au/89229/>
- Wilf, H. S. (2002). *Algorithms and complexity*. A K PETERS/CRC PRESS.
- Willson, M. (2016). Algorithms (and the) everyday. *Information, Communication & Society*. 20. 1-14. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2016.1200645>
- Wolf, M. (2006) *Teorias da Comunicação* (8ª. ed.), Lisboa: Presença
- Zuilhof, J. (2014) *The soundtracked self: algorithmic individuation on spotify*. Unpublished MA Thesis, University of Amsterdam, Amsterdam

**Anexo A - Tabela com a lista de músicas consumidas por cada usuário teste e seus respectivos gêneros musicais associados.**

Músicas Consumidas (Nome da música - Artista)	Gêneros (obtidos através do 'Chosic')
Usuário 'Comportamento_Linear'	
Listen to the Music - The Doobie Brothers	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songriter, Rock, Mellow Gold, Heartland Rock, Folk Rock, Country Rock, Album Rock
Addicted to Love - Robert Palmer	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songwriter, New Wave Pop, New Wave, New Romantic, Mellow Gold, Heartland Rock, Dance Rock
Reelin' In the Years - Steely Dan	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Rock, Mellow Gold, Folk Rock, Country Rock, Album Rock
Jessie's Girl - Rick Springfield	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, New Wave Pop, New Romantic, Mellow Gold, Heartland Rock, Hard Rock, Glam Metal, Australian Rock
The Boys of Summer - Don Henley	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songwriter, Mellow Gold, Heartland Rock, Album Rock
Africa - Toto	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Rock, Mellow Gold, Hard Rock, Album Rock
Summer Breeze - Seals and Croft	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songwriter, Mellow Gold, Folk Rock, Album Rock
If you leave me know - Chicago	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Rock, Mellow Gold, Album Rock
Reminiscing - Little River Band	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songwriter, Mellow Gold, Country Rock, Album Rock
I'm not in love - 10cc	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Symphonic Rock, New Romantic, Mellow Gold, Glam Rock, Art Rock, Album Rock
Dreams - Fleetwood Mac	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Rock, Album Rock
Longer - Dan Fogelberg	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songwriter, Mellow Gold, Folk Rock
So Into you - Atlanta Rhythm Section	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Southern Rock, Mellow Gold, Country Rock, Album Rock
Lido shuffle - Boz Scaggs	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songwriter, Mellow Gold
Dream Weaver - Gary Wright	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Album Rock
Baby Come Back - Player	Yacht Rock, Soft Rock
Hey Nineteen - Steely Dan	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Rock, Mellow Gold, Folk Rock, Country Rock, Album Rock
This is it - Kenny Loggins	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songwriter, New Wave Pop, Mellow Gold, Heartland Rock, Album

Rock

Jingle Bell Rock - Daryl's Version	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songwriter, Rock, Mellow Gold, Heartland Rock, Album Rock
Please come home for Christmas - Eagles	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Rock, Mellow Gold, Heartland Rock, Album Rock
Sara Smile - Daryl Hall & John Oates	Yacht Rock, Soft Rock, Classic Rock, Singer-Songwriter, Rock, Mellow Gold, Heartland Rock, Album Rock

---

Usuário 'Comportamento\_Aleatorio'

---

Desire - Sam Smith & Calvin Harris	Pop, Uk Dance, Progressive House, Pop Dance, House, Electro House, Edm, Dance Pop, Uk Pop
Canto da Sereia - MC Menor da VG	Funk Paulista, Funk Mtg, Funk Carioca
Wake Up in the Sky - Gucci Mane	Trap, Rap, Trap Latino, Miami Hip Hop, Melodic Rap, Florida Rap, Florida Drill, Southern Hip Hop, Pop Rap, Hip Hop
Charcoal Baby - Orange Blood	Metropolis, Indietronica, Indie Soul, Escape Room, Art Pop, Alternative R&B
Elevador (Ao vivo) - Hugo e Guilherme	Sertanejo Universitário, Sertanejo Pop, Sertanejo, Arrocha, Agronejo
Cool Kids - Screeching Weasel	Skate Punk, Ska Punk, Ska, Ramonescore, Punk, Power-pop Punk, Hardcore Punk, Chicado Punk
Carry On - Angra	Symphonic Metal, Speed Metal, Progressive Power Metal, Progressive Metal, Power Metal, Nwo Classical Metal, Metal, Latin Metal, Brazilian Progressive Metal, Brazilian Power Metal
You in a Honky Tonk - Randall King	Texas Country, Red Dirt, Classic Tecas Country
Coastline - Hollow Coves	Modern Indie Folk, Indie Folk, Indie Anthem-folk
Prelude In A Minor Op. 32 No. 8 - Vladimir Horowitz	Russian Classical Piano, Classical Piano, Classical Performance
Crystal Silence - Chick Corea	Jazz Piano, Jazz Fusion, Jazz Funk, Jazz, Ecm-style-jazz, Contemporary Post-bop, Bepop
Be Careful with a Fool - Johnny Winter	Traditional Blues, Texas Blues, Modern Blues, Electric Blues, Country Rock, Classic Rock, Blues Rock, Blues
With Love comes Loss - John Powell	Soundtrack, Orchestral Soundtrack, British Soundtrack
Valentine - Jim Brickman	Country Road, Country Dawn, Country, Contemporary Country, New Age Piano, New Age
Sowa - Fatoumata Diawara	World, Wassoulou, Mande Pop, Malian Blues, Desert Blues, Afropop
Morning Nightcap - Lúnasa	Uilleann Pipes, Irish Neo-traditional, Irish Folk, Irish Dance, Celtic Rock, Celtic
Lush - G Mills	Lo-fi Study, Lo-fi Beats, Chillhop
Too proud to beg - Bob Andy	Roots Reggae, Rocksteady, Reggae, Old School Dancehall, Lovers Rock, Dub

Paciência - Lenine	Nova Musica Pernambucana, Nova MPB, MPB, Manguebeat, Brazilian Rock, Bossa Nova
Breadcrumb trail - Slint	Slowcore, Shoegaze, Post-Rock, Post-Punk, Post-Hardcore, Noise Pop, Math Rock, Louisville Underground, Experimental Rock, Dream Pop
Drone Logic - Daniel Avery	Shiver Pop, Microhouse, Intelligent Dance Music, Future Garage, Float House, Electronica, Ambient Techno

---

## Anexo B - Tabela com o guião utilizado durante a realização das entrevistas

Perguntas Padrão	Comandos/Estímulos	Possíveis Perguntas Extra
<b>Seção 1: Introdução / Consumo Musical</b>		
1. Quais aparelhos você costuma utilizar para ouvir música? Dentre esses quais são os mais utilizados?	Exemplos: streaming via computador, via celular, rádio, vinil, cd, fita, etc.	NA
2. Dentro do contexto digital, quais plataformas costuma utilizar mais?	Spotify, Youtube, Itunes, Deezer, etc	Porque utiliza mais plataformas de Streaming em relação aos outros? Quais as principais vantagens do Spotify em relação a outros meios?
3. Em que situações costuma ouvir música durante seu dia a dia?	Exemplos: no caminho para o trabalho/faculdade, trabalhando, estudando, no ginásio, apenas para apreciar música, etc	Que tipo de música costuma ouvir em quais situações? Com qual objetivo?
<b>Seção 2: Relevância do Spotify na descoberta</b>		
1. De que forma aconteceram as suas descobertas musicais mais recentes?	Estimular o entrevistado a lembrar como descobriu as últimas músicas. Se foi via algum amigo ou familiar, se foi em algum concerto/festival ou se foi alguma recomendação gerada pelo Spotify ou ainda se foi através de alguma rede social.	Como era o seu processo de descoberta antes das plataformas de streaming?
2. Costuma também pedir indicação de músicas para amigos ou familiares?	NA	De que forma esse pedido de indicação ocorre? Presencialmente, via alguma rede social? Qual a relevância da indicação dos amigos no processo de descoberta?

<b>Seção 3 - Percepção sobre os Sistemas de Recomendação do Spotify</b>		
1. De que maneira utiliza o Spotify para descobrir músicas novas? <i>Pedir para o entrevistado demonstrar no próprio Spotify enquanto a tela é compartilhada.</i>	Perguntar sobre a barra de busca, as playlists geradas pelo Spotify ou por outros usuários, pela discover weekly, pelas 'rádios mixes', pelas sugestões exibidas diretamente na homepage (álbum picks).	Costuma fazer a busca por novas músicas de forma mais ativa ou espera pelas recomendações? Já utilizou a função "smart random" para gerar novas recomendações a partir de uma playlist própria? Utiliza o 'auto-play' como forma de descoberta? Perguntar sobre o Discover Weekly?
2. Na sua opinião, dentre as formas citadas acima quais são as mais eficazes para se descobrir novas músicas dentro do Spotify? Porque?	NA	NA
3. As recomendações realizadas pelo Spotify estão de acordo com seu gosto musical? Qual sua opinião sobre as recomendações de forma geral?	Perguntar se os entrevistados acham as recomendações efetivas ou não. Perguntar se as recomendações são relevantes e estão de acordo com seu gosto musical. Perguntar se há a impressão de que as playlist são repetitivas ou não.	As recomendações acertam com frequência? Ou ao contrário recomenda gêneros e músicas que não são apreciados pelo entrevistado?
4. Costuma adicionar as recomendações do Spotify à sua própria coleção de álbuns ou em suas próprias playlists? <i>Pedir exemplo na interface.</i>	NA	NA
5. Já foi a algum concerto de um artista que descobriu através das recomendações do Spotify? Já comprou algum disco ou CD de artista que descobriu na ferramenta?	NA	NA
<b>Seção 4 - Percepção da variedade do consumo musical</b>		
1. Há algum tipo de gênero musical que não ouvia antes e passou a ouvir por conta das recomendações do Spotify? Se sim, quais?	Estimular o entrevistado a descrever a sua percepção sobre a qualidade e variedade das recomendações feitas.	NA

<p>2. Na sua percepção, há um aumento na variedade de gêneros ouvidos por conta das recomendações do Spotify? Ou na realidade passou a ouvir outros artistas dentro dos mesmos gêneros que já consumia? <i>Pedir exemplos na interface.</i></p>	<p>Perguntar se o entrevistado percebe ter expandido a variedade de gêneros e bandas que costuma ouvir por causa das recomendações. Pedir exemplos e explicações.</p>	<p>NA</p>
<p><b>Seção 5 - Noções sobre funcionamento dos sistemas de recomendação / algoritmo</b></p>		
<p>2. Na sua opinião, como as recomendações musicais do Spotify são criadas?</p>	<p>Estimular o entrevistado a pensar como o Spotify é capaz de criar as recomendações musicais em sua plataforma. Buscar evidências se o entrevistado possui noções sobre algoritmo.</p>	<p>NA</p>
<p>2. Que tipos de dados e informações acha que são utilizados pelo Spotify para gerar as recomendações musicais?</p>	<p>Como são geradas as recomendações de música, de playlists geradas pelo Spotify como a Discover Weekly ou Daily Mixes.</p>	<p>NA</p>