



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA**

Autorizada pelo Decreto Federal nº 77.496 de 27/04/76  
Recredenciamento pelo Decreto nº 17.228 de 25/11/2016



**PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO**  
COORDENAÇÃO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA

## **XXVIII SEMINÁRIO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DA UEFS** **SEMANA NACIONAL DE CIÊNCIA E TECNOLOGIA - 2024**

### **PROCESSO DE CRIAÇÃO DE PLAYLISTS NO SPOTIFY: CRITÉRIOS** **MUSICAIS PARA AGRUPAMENTOS DE OBRAS EM PLAYLISTS** **TEMÁTICAS**

**Elaine Silva Lopes<sup>1</sup>; Bruno Westermann<sup>2</sup>**

1. Bolsista – PROBIC/UEFS, Graduanda em Licenciatura em Música, Universidade Estadual de Feira de Santana, e-mail: [contatolaninhal@gmail.com](mailto:contatolaninhal@gmail.com)
2. Orientador, Departamento de Letras e Artes, Universidade Estadual de Feira de Santana, e-mail: [bruno.westermann@uefs.br](mailto:bruno.westermann@uefs.br)

**PALAVRAS-CHAVE:** uma; duas; três.

### **INTRODUÇÃO**

O presente plano de trabalho faz parte da pesquisa "Investigações sobre Música e Plataformas Digitais no Brasil", que busca compreender as relações entre plataformas digitais e cultura musical brasileira. Este plano de trabalho debruçou-se no que chamamos de *playlists* temáticas ou situacionais do Spotify. Essas *playlists* são agrupamentos de músicas sob um título que expressa algum tipo de atividade e/ou estado de espírito - "Bateu Saudade"; "Dia de Faxina"; "Sambas de Manhã", "Amanhecer na Estrada" e "Jantar Relax" são alguns exemplos reais, disponíveis na referida plataforma. Nosso interesse principal foi compreender as características musicais comuns às obras que compõem *playlists* desta natureza, e assim construir um caminho que nos permita compreender o funcionamento da dimensão musical dos sistemas de recomendação da referida plataforma.

### **METODOLOGIA**

Para a condução deste estudo, foi selecionada a *playlist* Chill Morning Mix, seleção de músicas voltadas para "manhãs frias", em uma tradução livre. Os dados foram coletados no perfil de usuário no Spotify da bolsista. Alguns critérios foram adotados para essa seleção: o fato de ser uma *playlist* gerada pelo algoritmo exclusivamente para o perfil pessoal da bolsista; fazer referência a uma situação cotidiana aliada a um estado de espírito; e não se limitar a gêneros musicais, períodos históricos (como "Rock 90", "Pop 2000") ou artistas/bandas específicas ("This is Marisa Monte", como é comum no Spotify).

Durante o processo de investigação, percebemos que a *playlist* Chill Morning Mix era atualizada diariamente. Portanto, foram selecionadas para a condução desta investigação as músicas da referida *playlist*, no perfil da usuária, no dia 09/04/2024. Para que as informações não se perdessem, foi necessário criar um registro das músicas que faziam

parte dessa *playlist* neste dia e, posteriormente, criar manualmente uma réplica dela, que nos permitisse conduzir as análises sem a interferência contínua do algoritmo.

A partir daí, utilizamos a ferramenta songdata.io para coletar e tabelar os dados fornecidos pela API do Spotify sobre cada uma das músicas que compõem a *playlist*, a partir das categorias de *audio features* definidas pela própria plataforma. Para as análises pertinentes a este plano de trabalho, foram considerados os seguintes audio features: BPM, *energy* (energia), *danceability* (dançabilidade) e *valence* (valência). Estas informações são obtidas, por parte da plataforma, mediante análise dos arquivos de áudio de seu acervo; no caso de *energy*, *danceability* e *valence*, a plataforma gera um valor numérico entre 0 e 100, que foi considerado para esta análise. Estes dados foram tabelados e analisados, numa perspectiva quantitativa, procurando verificar padrões de valores entre as músicas da *playlist* analisada.

Posteriormente, a investigação foi complementada por uma etapa qualitativa baseada na audição de uma amostragem de músicas que apresentaram valores diferentes entre si em termos de *energy*, *danceability* e *valence*. Foram construídos textos descritivos que comparavam, a partir da escuta, este grupo representativo de músicas. A partir da combinação das análises quantitativas e daquelas baseadas na audição, foi possível construir considerações sobre o significado de cada um desses critérios em termos musicais, e qual a relação deles com a proposta da *playlist* temática em questão, de apresentar músicas supostamente adequadas para manhãs frias.

## ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Sobre a primeira etapa de análise, baseada nos valores de *audio features*, os dados coletados e analisados mostram que no parâmetro *energy* predominam os valores entre 20 e 59 (39 das 50 faixas), sendo que dentro desse grupo, a maioria das músicas está entre 30 e 49 (22 faixas). Outro dado verificado foi a pequena quantidade de músicas com valores de *energy* alto. Apenas 4 músicas tinham valor acima de 70. Sobre o parâmetro *danceability*, os valores entre 40 e 70 representam a maioria das faixas (42 das 50 que compunham a *playlist*); nenhuma música possui *danceability* menor do que 20 ou maior do que 90. Já no parâmetro *valence*, há uma forte concentração de músicas na casa dos 50 (13 faixas), e nas casas de 60, 40, 30 e 20 há uma distribuição de 5 a 7 faixas em cada dezena. Ou seja, a distribuição nesse quesito é mais equilibrada do que nos outros audio features.

Na segunda etapa, foram realizadas análises dos fonogramas, baseadas na escuta musical. Comparando os valores de *energy* e considerando que das 50 músicas da *playlist*, 41 estão entre 50 ou menos, é possível traçar uma relação entre o aspecto situacional (*mood*), e, neste caso, tais padrões nos valores de *energy*. Isso nos permite inferir que a temática Chill Morning Mix se associa principalmente a músicas com valores baixos no parâmetro de *energy*.

A análise sugere que *energy* é uma categoria ligada a uma dinâmica sonora que envolve volumes, intensidade da execução, quantidade e velocidade de informações do arranjo

(incluindo o tratamento da voz), e profundidade do som. Com base no cruzamento das informações numéricas com esta análise, podemos sugerir que a *playlist* Chill Morning Mix privilegia músicas que possuem estas características e, por isso, possuem um valor de *energy* mais baixo.

No parâmetro *danceability*, foram analisadas as músicas [Samba](#), de Lagum (com *danceability* 89); [Um Certo alguém](#), de Lulu Santos e Suricato (65); e [Baby](#), de Gal Costa e Caetano Veloso (36). Estes três fonogramas se diferenciam principalmente pela qualidade do registro e gravação dos instrumentos, e elementos de mixagem. Samba possui um arranjo com poucos acordes, e o que chama atenção dela em relação às outras faixas é a sua alta qualidade de tratamento de áudio, com destaque para bateria e outros elementos percussivos, na mixagem. Já Um certo alguém, de Lulu Santos, tem uma pontuação mediana mais próxima do padrão observado nesta *playlist*, e apesar de também ter uma boa qualidade de áudio, é uma gravação ao vivo, portanto envolve uma estética sonora que inclui certos ruídos e sons de plateia, diferentemente de Samba, que é uma gravação de estúdio.

Por fim, sabe-se que, *danceability* “descreve como uma faixa é adequada para dançar com base em uma combinação de elementos musicais, incluindo andamento, estabilidade do ritmo, intensidade da batida e regularidade geral” (Ribas, 2022, p. 17), e com base nas análises feitas acima, podemos agregar expandir esta definição dizendo que o nível de destaque dos elementos percussivos no áudio é um critério relevante para essa categoria. Portanto, faixas que evidenciam instrumentos como bateria e percussão, tendem a possuir valores mais altos em *danceability*. Considerando também, a distribuição bastante variada das faixas nessa categoria, retornamos a temática da *playlist* para tentar entender a importância da atuação de *danceability* numa “manhã fria”, sendo sugerido através dos cruzamentos de dados que para esta seleção específica, não é um problema a música ser mais dançante ou menos dançante. Já numa perspectiva mais subjetiva, pode-se dizer que a evidência de elementos percussivos não necessariamente significa que a música seja “dançante”.

Chegando aos parâmetros de *valence*, temos agora uma categorização baseada na “positividade musical transmitida por uma faixa” (Ribas, 2022, p. 19). A análise sugere que há uma relação entre a temática Chill morning mix e o número grande de músicas na casa dos 50 em *valence* (13). Nesse aspecto é possível inferir que para o algoritmo do Spotify é importante ter faixas com valores medianos em *valence* numa manhã fria. Conectando essa análise ao estudo das músicas selecionadas para amostra, é possível dizer que *valence* pode ter relação com a quantidade de instrumentos presentes na música, a tessitura vocal e o nível de evidência dos instrumentos de percussão.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Apesar das limitações inerentes a uma pesquisa realizada de pequena escala, realizada em plataformas que trabalham com quantidades muito grandes de dados, o cumprimento do plano de trabalho trouxe análises consistentes que apontam para alguns padrões de comportamento nas músicas desta *playlist* situacional. Uma característica

recorrente nas faixas da *playlist* é a dinâmica musical do fonograma, que costuma ter baixa intensidade, poucos instrumentos (algumas só voz e violão), e são cantadas na região média da tessitura vocal. Vale lembrar que essa análise não é uma regra objetiva, e que na própria *playlist* temos exceções que foram citadas acima.

De acordo com os cruzamentos de dados e estudos feitos, é possível dizer que essas características musicais observadas nas faixas da *playlist* Chill morning mix tem relação com o estado de espírito proposto pela temática situacional da *playlist*, ou seja, para o algoritmo, essas características musicais estão associadas a uma manhã fria, e também ao perfil da usuária.

## REFERÊNCIAS

ARGOLO, Adilson; WESTERMANN, Bruno. Linha do tempo das plataformas digitais de música no Brasil. In: CONGRESSO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO EM MÚSICA, 32., 2022, Natal. *Anais* [...]. Anppom, 2022. Disponível em: [https://anppom.org.br/anais/anaiscongresso\\_anppom\\_2022/papers/1218/public/1218-5413-1-PB.pdf](https://anppom.org.br/anais/anaiscongresso_anppom_2022/papers/1218/public/1218-5413-1-PB.pdf). Acesso em: 07 jan. 2024

D'ANDRÉA, Carlos. *Pesquisando Plataformas Online: conceitos e métodos*. Salvador: Edufba, 2020.

ERIKSSON, Maria; FLEISCHER, Rasmus; JOHANSSON, Anna; SNICKARS, Pelle; VONDERAU, Patrick. *Spotify Teardown: inside the black box of streaming music*. Cambridge, Londres: The Mit Press, 2019. 257 p.

HESMONDHALGH, David; VALVERDE, Raquel Campos; KAYE, D. Bondy Valdovinos; LI, Zhongwei. *The impact of algorithmically driven recommendation systems on music consumption and production: a literature review*. Leeds: The National Archives, 2023. Disponível em: <https://www.gov.uk/government/publications/research-into-the-impact-of-streaming-services-algorithms>. Acesso em: 12 maio 2023.

PEREIRA DE SÁ, Simone. *Música pop-periférica brasileira: videocliques, performances e tretas na cultura digital*. Curitiba: Appris, 2021.

RIBAS, D. *Algoritmos desvendados*. Rio de Janeiro: Music Rio Academy, 2022. 55 slides, color. Material didático do curso Algoritmos Desvendados, ministrado online por Dani Ribas em 2022.

VAN DIJCK, José; POELL, Thomas; WAAL, Martijn de. *The Platform Society: public values in a connective world*. Nova Iorque: Oxford University Press, 2018.

WESTERMANN, Bruno. Música, seu ensino e suas coisas: caminhos teórico-metodológicos para estudos sobre música, tecnologia e educação. *Revista da Abem*, [S.L.], v. 30, n. 1, p. 1-17, 9 set. 2022. Revista da Abem. <http://dx.doi.org/10.33054/abem202230102>. Disponível em: <http://www.abemeducacaomusical.com.br/revistas/revistaabem/index.php/revistaabem/article/view/1082>. Acesso em: 25 abr. 2023.