# Agrupamento de músicas de acordo com suas caracterísicas utilizando K-means

Daniel Lamounier Heringer 743524<sup>1</sup>, João Gabriel Damasceno 726545<sup>1</sup>, Vinicius Henrique dos Santos Carvalho 743602<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Computação Universidade Federal de São Carlos (Ufscar) – São Carlos, SP – Brasil

danielheringer2012@gmail.com, joaodmsc@gmail.com, viniciuacarvalhossp@gmail.com

**Resumo.** Neste artigo será apresentado uma maneira de agrupar músicas de um dataset através de determinadas características sonoras. Para isso, será utilizado um metódo de aprendizado não supervisionado. Vão ser selecionadas apenas informações consideradas relevantes para essa divisão.

## 1. Informações Gerais

Foi utilizado um dataset com informações do aplicativo de streaming Spotify, nesse arquivo de dados se encontra informações de cada música como o nome do artista, nome da música, duração, dançabilidade entre outros, mas, apenas foram selecionadas características consideradas relevantes para o agrupamento, todas elas apresentam um valor em uma escala de 0 a 1 e estão descritas abaixo:

- Acousticness: nível de acústica.
- Danceability: descreve o quão adequada a música é para dançar, baseado no seu ritmo e na sua intensidade de batida.
- Energy: representa uma medidade perceptual de intensidade e ativade.
- Instrumentalness: determina o quanto uma faixa não contém vocais.
- Speechiness: representa a presença de palavras faladas.

O algoritmo escolhido é o K-means, por ser uma aprendizagem não supervisionada, os resultados dependem de clusters aleatórios que seus centróides se ajustam ao longo das iterações.

O trabalho foi desenvolvido na plataforma Jupyter com a linguagem Python 3, e as bibliotecas sklearn que executa o K-means, numpy para plotar os gráficos de radar, pandas que lida com o dataset, matplotlib para plotar gráficos lineares.

#### 2. Desenvolvimento

#### 2.1. Seleção dos Dados

Com o dataset escolhido no formato de arquivo csv contendo aproximadamente 2000 músicas, foram selecionados apenas os dados considerados relevantes, como mostra na Figura 1. Dados como nome da música, nome do artista, duração, entre outros, foram desconsiderados por não serem relevantes para este projeto.

#### 2.2. Escolhendo Número de Clusters

Para definir o melhor número de clusters, foi calculado o **wcss**(soma das distância quadradas das amostras para o centro do cluster mais próximo), em 2 a 20 clusters, obtendo-se os valores como mostra a figura 2. WCSS tende a ser cada vez menor, uma vez que ao aumentar o número de clusters cada vez haverão mais grupos com suas amostras mais próximas dos centróides. Então, para a escolha ideal, é necessário traçar uma reta ligando os dois extremos e encontrar o ponto da curva que está distante da reta. Este ponto é conhecido como o "cotovelo" da curva. O valor escolhido após analise do gráfico foi 6.

	acousticness	danceability	energy	instrumentalness	speechiness
0	0.005820	0.743	0.339	0.000000	0.4090
1	0.024400	0.846	0.557	0.000000	0.4570
2	0.025000	0.603	0.723	0.000000	0.0454
3	0.029400	0.800	0.579	0.912000	0.0701
4	0.000035	0.783	0.792	0.878000	0.0661

Figura 1. Colunas selecionadas

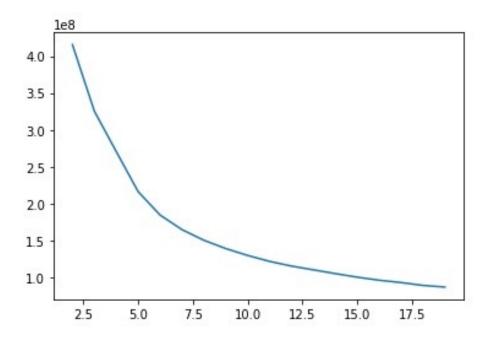


Figura 2. WCSS 2 a 20 Clusters

## 3. Resultados

Após a execução do algoritmo foi plotado gráficos do tipo radar representando a média de cada característica dos grupos como mostrado na figura 3. Analisando cada um dos seis grupos eles tendem a apresentar:

• **Grupo 1**: Apenas alta dançabilidade. São algumas das músicas que fazem parte deste grupo, Redbone do músico Childish Gambino, Fake Tales Of San Francisco da banda Arctic Monkeys e Know Yourself do cantor Drake.

- **Grupo 2**: Alta acústica com instrumentalidade. The Great Gig In The Sky 2011 Remastered Version da banda de rock Pink Floyd, Skrillex Orchestral Suite By Varien Bonus Track do DJ Skrillex e Episode I Duel of The Fates uma faixa que faz parte da trilha sonora de um dos filmes de Star Wars são músicas que representam este conjunto.
- Grupo 3:Alta energia com instrumentalidade e uma quantia considerável de dançabilidade. Exemplos deste grupo são as músicas Awake do músico Tycho, Acamar dos artistas Frankey "Sandrino e Bang That do dueto eletrônico Disclosure.
- **Grupo 4**: Alto índice de acústica e dançabilidade. Char do grupo Crystal Castles, Cemalim do cantor Erkin Koray e Bouncin do rapper Chief Keef pertecem à esse tipo de agrupamento.
- **Grupo 5**: Músicas enérgicas. Girlfriend de Ty Segall, Big Rings de Drake e Exchange do cantor Bryson Tiller são músicas desse grupo.
- **Grupo 6**: Músicas acústicas e dançáveis e considerávelmente enérgicas. Como músicas deste grupo estão Master Of None da dupla Beach House, Danger and Dread da banda Brown Bird e Bang! Bang! do baterista Joe Cuba.

Selecionando aleatoriamente e ouvindo algumas músicas de cada grupo é possível notar que o resultado foi razoavelmente perceptível, pois, algumas características não são facilmente definidas por alguém sem conhecimento específico. Além disso, os valores das características são definidos por algoritmos da plataforma Spotify.

Foi possível identificar a presença de várias músicas de um mesmo artista em um mesmo grupo.

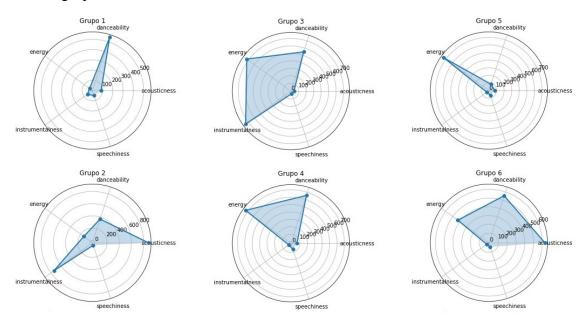


Figura 3. Clusters

## 4. Conclusão

Este estudo auxiliou na compreensão do algoritmo K-means, pois foi preciso entender a execução, o cálculo WCSS para descobrir o melhor número de clusters, consequentemente, a melhor forma de seperar os dados em relação as suas semelhanças. O resultado

ainda não apresenta uma classificação completa a nível de separar as músicas de acordo com o gênero, pois, seria necessário mais detalhes. Na atual apuração, foi possível observar uma concentração de gênero em um grupo, porém, ocorre dispersão, visto que músicas do mesmo gênero podem apresentar diferentes características, das que foram analisadas. Utilizar o contexto de música foi um fator a mais de empenho para a realização do projeto, visto que está presente no cotidiano das pessoas.

## Referências

Dataset de músicas por GeorgeMcIntire da plataforma Kaggle.