

Sistema de recomendação de músicas baseado em grafos

João Pedro Vieira Rodrigues¹

¹ Faculdade de Ciências – Universidade Estadual Paulista
"Júlio de Mesquita Filho" (UNESP)
Bauru – SP – Brasil

Abstract. *Music streaming services have been gaining a lot of relevance in recent years due to the ease of access that these services have gained. As a result, the amount of data generated by users is enormous and recommendation systems are a solution for filtering, analyzing and recommending music, guaranteeing a unique and enjoyable experience. The aim of this work is to create a recommendation system using graphs to map user's musical tastes and recommend songs that might please them.*

Keywords. *Recommender system. Knowledge Graphs. Music*

Resumo. *Serviços de streaming musicais vem ganhando bastante relevância nos últimos anos devido a facilidade de acesso que esses serviços vem ganhando. Dessa forma, a quantidade de dados gerado pelos usuários é enorme e sistemas de recomendação são uma solução para filtrar, analisar e recomendar músicas, garantindo uma experiência única e agradável. Este trabalho tem como objetivo criar um sistema de recomendação utilizando grafos para mapear o gosto musical dos usuários e recomendar músicas que possam agradá-los.*

Palavras-chaves. *Sistemas de recomendação. Grafos de conhecimento. Música*

1. Introdução

Com o avanço da era digital e o crescimento dos serviços de streaming, mais especificamente o da música, a maneira como consumimos e descobrimos novas faixas e artistas mudou bruscamente. Plataformas como Spotify, Apple Music e Deezer oferecem acesso instantâneo a um catálogo musical diversificado, aumentando a possibilidade de músicas para seus ouvintes e assinantes.

Nesse contexto, os sistemas de recomendação surgem como uma solução promissora. Esses sistemas têm o potencial de melhorar a experiência auditiva dos usuários, oferecendo sugestões personalizadas e relevantes com base em suas preferências. [Guo et al. 2022]

Os grafos são importantes na representação de conhecimento porque permitem modelar relacionamentos complexos entre entidades de forma intuitiva. Eles são usados em uma variedade de aplicações, desde análise de redes sociais até sistemas de recomendação e processamento de linguagem natural [Wang et al. 2021]. Grafos facilitam a identificação de padrões, inferências automáticas e análises estruturadas, tornando-se uma ferramenta fundamental em diversas áreas do conhecimento [Gao et al. 2023].

Com isso, pode-se fazer a representação do gosto musical, permitindo a modelagem dos complexos relacionamentos entre artistas, gêneros musicais e preferências individuais de maneira intuitiva [Oramas et al. 2016]. Ao representar os usuários como nós e

as relações entre artistas ou gêneros como arestas, os grafos facilitam a compreensão dos padrões de escuta, identificação de artistas similares e recomendação de novas músicas com base nas preferências existentes [Guo and Liu 2015].

Este trabalho se propõe a desenvolver um sistema de recomendação baseado em grafos, com o objetivo de capturar e explorar as complexas relações musicais que permeiam a paisagem sonora. Ao representar artistas, gêneros e faixas como nós em um grafo e as conexões entre eles como arestas, nosso sistema visa oferecer recomendações mais contextualizadas e assertivas.

2. Trabalhos relacionados

Sistemas de recomendação vem ganhando bastante força ao longo do tempo devido a quantidade gerada de dados. Trabalhos como [Reategui and Cazella 2005] salientam a importância desse tipo de sistema, falando como um sistema desses pode ser o agente principal entre perder ou ganhar um cliente.

Esse tipo de sistema combinam dados de usuários com os produtos disponíveis, gerando sugestões personalizadas que aumentam a probabilidade de o usuário encontrar algo que lhe seja de real interesse. Essa personalização não apenas otimiza a experiência do usuário, mas também impulsiona o engajamento e a fidelização, tornando-se um ativo crucial para empresas que buscam se destacar no mercado competitivo atual.

Dentro do contexto da músicas, trabalhos foram realizados usando a abordagem de grafos para a criação de um sistema eficiente como é o caso do [Oramas et al. 2016] e [Guo and Liu 2015]. Ambos utilizam grafos para detectar relações e, dessa maneira, encontrar recomendações assertivas de músicas para os diferentes gostos.

Também temos outras abordagens como o [Pereira 2016], que realizou agrupamento de dados para criação de um sistema de recomendação, onde foi utilizado um algoritmo de predição para classificar dados de um agrupamento, melhorando assim a recomendação.

Todos esses trabalhos estão relacionados de modo que, todos eles utilizam os sistemas como uma solução para um problema extremamente comum encontrado em diversas áreas do conhecimento. Isso nos mostra o quão eficaz e versátil é esse tipo de abordagem e que possivelmente pode nos trazer resultados impressionantes.

3. Metodologia

Esta seção tem como objetivo explicar alguns conceitos que serão usados no trabalho assim como apresentar ferramentas.

3.1. Grafos

Os grafos são uma estrutura matemática usada para representar relações entre objetos. Eles consistem em dois elementos que são eles os nós (ou vértices) e as arestas.

- **Nós (Vértices):** Cada nó pode ter um nome ou identificador que o distingue dos outros nós. Eles podem representar entidades como cidades, pessoas, pontos em um mapa, neste trabalho eles representam gêneros e músicas.

- **Arestas:** As arestas são as conexões entre os nós, elas podem ser direcionadas ou não direcionadas, dependendo se a relação entre os nós tem uma direção específica ou não. Este trabalho as arestas representam pertencimento de uma música a um determinado gênero

A figura 1 nos mostra exatamente como funcionam os grafos:

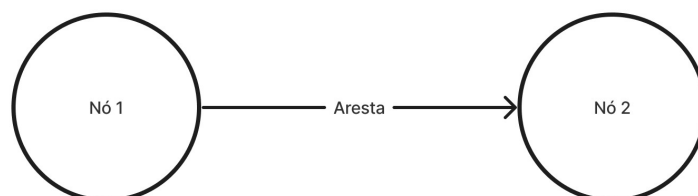


Figura 1. Exemplo de um grafo

Cada música possui seu gênero e isso será utilizado para a representação do conhecimento de cada música neste trabalho. As músicas serão agrupadas de maneiras que elas sejam direcionadas a apenas um gênero, nenhuma música terá relação com outra música se não for a partir de um gênero em comum.

A figura 2 mostra como fica essa relação dentro do trabalho.

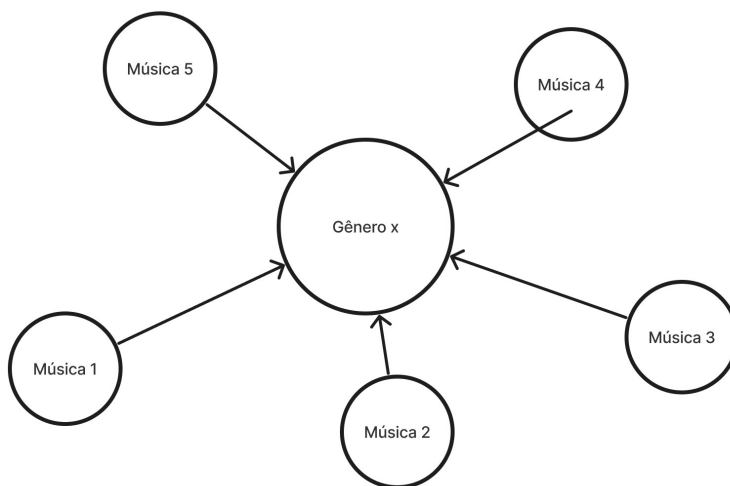


Figura 2. Exemplo de um grafo de música

3.2. Banco de dados

O banco de dados utilizado no trabalho foi retirado do site Kaggle se chama *Spotify dataset*. Este banco contém aproximadamente 3000 músicas separadas por gênero e elas serão utilizadas para a criação do nosso sistema de recomendação.

As músicas possuem os seguintes atributos: gênero, acústico, dançabilidade, duração, energia, instrumentais, vívida, barulhenta, vocal, tempo e valência. Cada uma dessas características podem ser analisadas individualmente afim de garantir que a recomendação seja a mais precisa possível.

3.3. Agrupamento de músicas

As músicas serão agrupadas em gênero utilizando o agrupamento K-Means, que será responsável por deixar todas as músicas parecidas juntas.

O algoritmo K-means é um método de agrupamento de dados usado em dados com características semelhantes [Na et al. 2010]. Ele é um algoritmo iterativo que visa minimizar a soma quadrada dentro do cluster, que é a soma das distâncias quadradas entre cada ponto de dados e o centroide do seu cluster atribuído.

O K-Means funciona da seguinte maneira:

- **Definição de K:** O primeiro passo é definir o número de clusters desejados (K).
- **Inicialização dos Centroides:** O algoritmo K-Means inicia com a seleção aleatória de K centroides, que representam os centros dos clusters. Esses centroides podem ser pontos de dados existentes ou valores aleatórios dentro do intervalo dos dados.
- **Atribuição de Pontos:** Cada ponto de dados é atribuído ao centroide mais próximo dele, de acordo com uma medida de distância, como a distância euclidiana ou distância de Manhattan. Isso cria uma partição inicial dos dados em K-clusters.
- **Atualização dos Centroides:** Após a atribuição dos pontos, os centroides são recalculados como a média dos pontos de dados em cada cluster. Essa etapa garante que os centroides representem com mais precisão a localização dos clusters.
- **Repetição:** As etapas anteriores serão repetidas até que um critério de convergência seja satisfeito. Isso significa que os centroides não se movem significativamente entre as iterações, indicando que os clusters se estabilizaram.

A Figura 3 representa três tipos de valores classificados de acordo com o K-means.

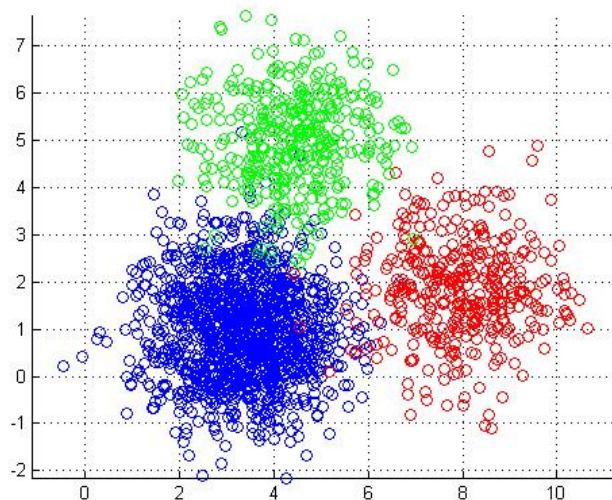


Figura 3. Exemplo de uma clusterização

3.4. Sistema de Recomendação

Para a criação do sistema de recomendação, será utilizando uma biblioteca do Python chamada Spotipy, que é uma Web API do Spotify com integração com o Python.

Ela será utilizada para pegar dados de usuários e fazer as recomendações baseadas nos dados obtidos durante o agrupamento de músicas, fazendo com que a recomendação seja precisa.

4. Resultados e Discussão

Neste trabalho foram realizadas duas clusterizações, uma classificando os gêneros de músicas e como gêneros parecidos ficam perto e a outra classificando as músicas em si, visando entender como as músicas de mesmo gênero se aproximam e se distanciam.

A Figura 4 mostra o resultado da clusterização usando os gêneros com cada cor representando um tipo de gênero. Como o banco de dados possui diversos gêneros, foi adotado cores em um espectro variando de amarelo e roxo como pode ser observado na figura.

Os resultados foram satisfatórios, com gênero parecidos ficando com cores parecidas e próximos um do outro.

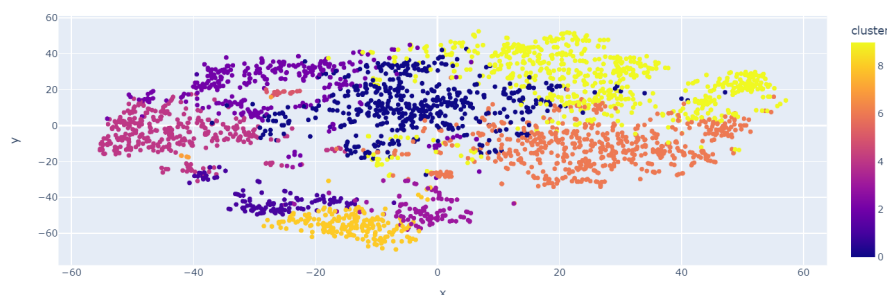


Figura 4. Resultado da Clusterização por Gênero

Como pode ser observado, gêneros que são "únicos" ficam mais distantes dos outros pontos. A parcela laranja na parte de baixo da figura são gêneros como pop vietnamita, rock chileno e entre outros.

Apesar de integrarem uma vertente musical, como rock e hip-hop, esses gêneros divergem do comum, tornando-os gêneros únicos e assim, sendo classificados longe da vertente original.

Já a Figura 5 representa uma clusterização através do nome da música e seu gênero, assim, músicas de mesmo gênero e com a mesma musicalidade ficam mais próximos do que músicas do mesmo gênero mas com a musicalidade diferente.

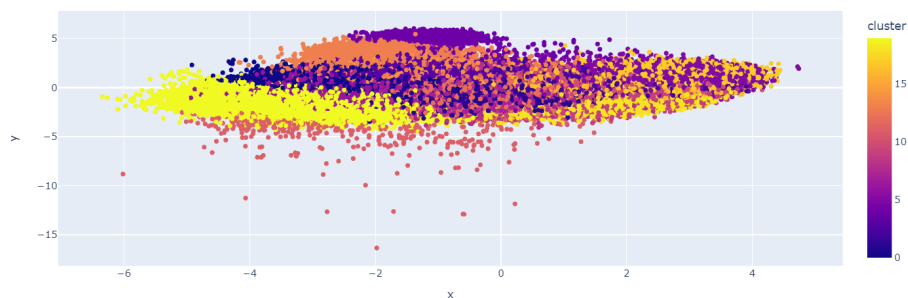


Figura 5. Resultado da Clusterização por Música

Como pode ser observado, algumas músicas acabam aparecendo no meio de cores diferentes, isso se deve ao fato de que a clusterização pode acabar caindo no vale da incerteza, quando um ponto de dados possui características bem diferentes das consideradas normais.

Através dessas duas figuras, podemos concluir que de fato músicas parecidas ficam próximas umas das outras, com isso, se torna possível a criação do sistema de recomendação, onde será analisado uma música e recomendado músicas ao redor dela.

O sistema foi criado utilizando a API do Spotify, onde o usuário digita a música e o seu ano e são recomendadas músicas parecidas.

A Figura 6 mostra o resultado do sistema, onde foi requisitado recomendações da música *Mockingbird* do artista *Eminem* lançada em 2004. Nela podemos ver que outras músicas com o mesmo gênero e musicalidade parecidas foram recomendadas. As recomendações não estão em ordem.

```
recommend_songs([{'name': 'Mockingbird', 'year': 2004}], data)
✓ 0.1s

[{'name': 'How Much A Dollar Cost',
  'year': 2015,
  'artists': "['Kendrick Lamar', 'James Fauntleroy', 'Ronald Isley']"},
 {'name': 'Lighters',
  'year': 2011,
  'artists': "['Bad Meets Evil', 'Bruno Mars']"},
 {'name': 'White America', 'year': 2002, 'artists': "['Eminem']"},
 {'name': 'The Bigger Picture', 'year': 2020, 'artists': "['Lil Baby']"},
 {'name': "King's Dead (with Kendrick Lamar, Future & James Blake)",
  'year': 2018,
  'artists': "['Jay Rock', 'Kendrick Lamar', 'Future', 'James Blake']"},
 {'name': '24/7 (feat. Ella Mai)',
  'year': 2018,
  'artists': "['Meek Mill', 'Ella Mai']"},
 {'name': 'OCD (with Dwn2earth)',
  'year': 2019,
  'artists': "['Logic', 'Dwn2earth']"},
 {'name': 'Sorry Not Sorry', 'year': 2015, 'artists': "['Bryson Tiller']"}]
```

Figura 6. Exemplo da Recomendação

Em resumo, o sistema classifica a música requisitada como um ponto de dados dentro do cluster, analisa as músicas parecidas com ela e as recomenda. São levantadas pontos como o ano de lançamento, o gênero da música, sua popularidade, duração e se a música é explícita ou não.

Vale ressaltar também que algumas músicas não são possíveis de serem requisitadas pois podem não estar disponíveis na API do Spotify. Também é importante pontuar que as músicas são requisitadas exclusivamente do Spotify, sendo impossível requisita-lás em outras plataformas como o Apple Music, Deezer, Amazon Music e entre outras.

5. Conclusão

O resultado do sistema de recomendação é satisfatório pois ele seleciona músicas parecidas e com o mesmo gênero da música inserida. Um ponto a ser analisado é o erro que ocorre quando certas músicas são inseridas no sistema, limitando assim as músicas que podem ser utilizadas pelo sistema.

Outro ponto a ser analisado é como outras características das músicas influenciam no resultado, se há um ganho ou perda de eficiência da recomendação. Além disso, pode-se analisar outros algoritmos de clusterização e observar os resultados gerando, comparando com os resultados gerados pelo *K-Means*.

Referências

- Gao, C., Zheng, Y., Li, N., Li, Y., Qin, Y., Piao, J., Quan, Y., Chang, J., Jin, D., He, X., and Li, Y. (2023). A survey of graph neural networks for recommender systems: Challenges, methods, and directions. *ACM Trans. Recomm. Syst.*, 1(1).
- Guo, C. and Liu, X. (2015). Automatic feature generation on heterogeneous graph for music recommendation. In *Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR '15*, page 807–810, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Guo, Q., Zhuang, F., Qin, C., Zhu, H., Xie, X., Xiong, H., and He, Q. (2022). A survey on knowledge graph-based recommender systems. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 34(8):3549–3568.
- Na, S., Xumin, L., and Yong, G. (2010). Research on k-means clustering algorithm: An improved k-means clustering algorithm. In *2010 Third International Symposium on Intelligent Information Technology and Security Informatics*, pages 63–67.
- Oramas, S., Ostuni, V. C., Noia, T. D., Serra, X., and Sciascio, E. D. (2016). Sound and music recommendation with knowledge graphs. 8(2).
- Pereira, A. L. V. (2016). *Agrupamento de dados baseado em predições de modelos de regressão: desenvolvimentos e aplicações em sistemas de recomendação*. PhD thesis, Universidade de São Paulo.
- Reategui, E. B. and Cazella, S. C. (2005). Sistemas de recomendação. In *XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação*, pages 306–348. Citeseer.
- Wang, S., Hu, L., Wang, Y., He, X., Sheng, Q. Z., Orgun, M. A., Cao, L., Ricci, F., and Yu, P. S. (2021). Graph learning based recommender systems: A review.