# UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO

JOÃO GABRIEL BRACAIOLI ARAÚJO VITÓRIO

# SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE MÚSICA PARA AMBIENTES COMPARTILHADOS

PROPOSTA DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CORNÉLIO PROCÓPIO

## JOÃO GABRIEL BRACAIOLI ARAÚJO VITÓRIO

# SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE MÚSICA PARA AMBIENTES COMPARTILHADOS

Proposta de Trabalho de Conclusão de Curso apresentada ao Programa de Graduação em Engenharia de Computação da Universidade Tecnológica Federal do Paraná como requisito parcial para obtenção do do título de Bacharel em Engenharia de Computação.

Orientador: Prof. Dr. Carlos N. Silla Jr.

CORNÉLIO PROCÓPIO

#### **RESUMO**

Bracaioli Araujo Vitório, João Gabriel. SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE MÚSICA PARA AMBIENTES COMPARTILHADOS. 25 f. Proposta de Trabalho de Conclusão de Curso – Departamento de Computação, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2016.

Pesquisas sobre Sistemas de Recomendação, têm crescido diante do grande número de informações que os indivíduos tem a sua disposição. No contexto de recomendação musical, esses sistemas tentam ajudar o indivíduo, a filtrar e a descobrir músicas de acordo com seu gosto. Diversas empresas do ramo musical em sua maioria, utilizam recomendação com base nas características das músicas ouvidas pelo indivíduo, mas recomendação de música para grupos é pouco explorada. Para ambientes compartilhados, onde há música, a seleção dessas será mais eficiente, se utilizar um sistema de recomendação para grupo. Desta forma, o objetivo desse trabalho é desenvolver um sistema de recomendação de música para grupos que compartilham o mesmo ambiente, levando em consideração o contexto. Para atingir esse objetivo será utilizada a API do Spotify para recuperar as *playlist's* ouvidas pelo indivíduo, obtendo-se suas preferências musicais, que serão agregadas com as demais.

Palavras-chave: Sistemas de Recomendação para Grupos, Recomendação de Música

#### **ABSTRACT**

Bracaioli Araujo Vitório, João Gabriel. MUSIC RECOMMENDATION SYSTEM FOR SHA-RED ENVIRONMENTS. 25 f. Proposta de Trabalho de Conclusão de Curso – Departamento de Computação, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2016.

Research about recommendation systems has increased due to the amount of information that it is available to individuals. In the music context these systems help the individual to filter and discover new songs according the individual's taste. Most of the business music companies use a recommendation system, based on the characteristics of a song listened by an individual, but a group recommendation system is still underexplored. For a shared environment when there is music, the songs selection will be more efficient if a group recommendation system is used. The goal of this project is to develop a music recommendation for a group that, is sharing the same environment, taking into consideration the context. For this reason, in this work we will employ the Spotify API to recover the data of playlists that were listened by an individual, collecting its preferences and adding them to the others individuals playlists.

**Keywords:** Recommender Systems for Groups, Music recommendation

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 9	_	APIs de música em 2013	15
FIGURA 11	_	Protótipo das etapas da aplicação proposta	18

## LISTA DE TABELAS

TABELA 9 -	Avaliação dos Livros	12
TABELA 10 -	Resumo dos trabalhos relacionados	17
TABELA 14 -	Cronograma de Atividades	22

## LISTA DE SIGLAS

API	Application Programming Interface
REST	Representational State Transfer
KNN	k-Nearest Neighbors algorithm
HTTP	Hypertext Transfer Protocol
URI	Uniform Resource Identifier
RMSE	Root Mean Square Error

## SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	8
1.1 MOTIVAÇÃO	ç
1.2 OBJETIVOS	ç
1.2.1 Objetivo Geral	9
	9
1.3 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	1(
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	11
2.1 MÉTODOS DE RECOMENDAÇÃO	
2.1.1 Filtro Colaborativo	
2.1.2 Filtro baseado em conteúdo	
2.1.3 Filtro baseado em contexto	
2.1.4 Filtros Híbridos	
2.2 API'S	14
2.3 TRABALHOS RELACIONADOS	15
3 PROPOSTA	
4 TECNOLOGIAS UTILIZADAS	
5 CRONOGRAMA	
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	
REFERÊNCIAS	

## 1 INTRODUÇÃO

Ao adentrar em bares, restaurantes, carros, festas de finais de semana, ou churrasco entre amigos, os indivíduos normalmente estarão ouvindo música. Em geral, nem sempre os indivíduos que compartilham o mesmo ambiente ficam satisfeitos com as escolhas musicais uns dos outros, gerando assim um certo desconforto.

Devido ao grande número de músicas disponíveis aos usuários, torna-se difícil lembrar tantos títulos, e selecioná-los um a um acaba consumindo muito tempo. Dessa forma, o desenvolvimento de um sistema capaz de recomendar músicas através do perfil de todos presentes em um mesmo ambiente, minimizaria o trabalho, e resultaria em uma maior chance de satisfação. Sistemas de recomendação auxiliam no aumento da capacidade e eficácia deste processo de indicação, já bastante conhecido na relação social entre seres humanos (RESNICK; VARIAN, 1997).

Os sistemas de recomendação vêm se tornando cada vez mais importantes, facilitando aos indivíduos em suas escolhas, em um cotidiano que cada vez mais, lida-se com grande volume de informações. Sistemas de Recomendação surgiram em meados dos anos 90, era denominados filtros colaborativos (GOLDBERG et al., 1992). Resnick e Varian (1997) propuseram chamar como Sistema de Recomendação, por ser um termo mais genérico, e por ser um conceito mais amplo e aperfeiçoado do que os abordados anteriormente.

Diversas empresas do ramo da música perceberam a dificuldade dos indivíduos para decidir suas escolhas musicais. Diante desse panorama, muitas começaram a trabalhar com recomendação de música tais como *Last.fm* <sup>1</sup>, *Spotify*<sup>2</sup>, *The Echo Nest* <sup>3</sup>, *Pandora* <sup>4</sup>. Em sua maioria são recomendações individuais, ou seja, com base nas características musicais ouvidas por um indivíduo. Essas empresas constroem o perfil de cada usuário através das músicas ouvidas e utilizam diferentes técnicas de sistemas de recomendação, como análise de similaridade, filtro colaborativo, análise de contexto para determinar quais músicas serão apresentadas aos

<sup>1</sup>www.last.fm/

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>spotify.com

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>the.echonest.com

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>pandora.com

usuários destes sistemas.

## 1.1 MOTIVAÇÃO

McCarthy e Anagnost (1998) ressaltam que qualquer ambiente com indivíduos reunidos, por um período de tempo significativo, é um local com potencial para sistema de recomendação de música para grupo. Sugerem ainda que quaisquer locais públicos, onde há música, seriam mais eficientes se ao invés de, ouvirem músicas selecionadas por funcionários, pudessem ouvir as que realmente gostam.

Em Carvalho e Macedo (2014), ressaltam que sistemas de recomendação para grupos ainda é pouco explorado. Destacam alguns cenários, como filmes, restaurante, comunidade *online* e a música. Destes cenários, a música é um campo especial de recomendação, pois com duração média de uma de 4 minutos, é necessário recomendar múltiplas canções.

Desenvolver um algoritmo voltado para recomendação musical para grupos de indivíduos, é a motivação desse trabalho.

#### 1.2 OBJETIVOS

#### 1.2.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral dessa proposta de trabalho de conclusão de curso é desenvolver um sistema de recomendação de música, para indivíduos que compartilham um mesmo ambiente. Para isso, será considerando o perfil musical individual para recomendar uma *playlist* adequada para o grupo, levando em consideração o contexto em que será ouvida.

#### 1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Desenvolver algoritmo de recomendação para grupo, através das APIs de músicas existentes.
- Desenvolver um serviço Web, que receba as *playlist* indivíduais, utilizar o algoritmo criado, e disponibilizar por meio de APIs REST, a *playlist* recomendada para o grupo.
- Desenvolver recurso de visualização, que exemplifique como as recomendações estão sendo geradas.

- Desenvolver experimentos computacionais para avaliação do método de recomendação proposta.
- Publicar método desenvolvido e apresentar resultados.

## 1.3 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

A proposta está estruturada da seguinte forma: no Capítulo 2 é apresentado os principais conceitos sobre métodos de recomendação e uma discussão sobre trabalhos relacionados com foco na recomendação de música para grupos. No Capítulo 3 está descrito a proposta deste trabalho. No Capítulo 4, é discutida as tecnologias a serem utilizadas na implementação. O cronograma das atividades para realizar esse trabalho, é apresentado no Capítulo 5. Ao final, no Capítulo 6, são feitas as considerações finais desta proposta.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesse capítulo, serão apresentados os principais conceitos sobre os mecanismos de recomendação baseado em aprendizado de máquina (*machine learning*), APIs e trabalhos relacionados que serão utilizados.

## 2.1 MÉTODOS DE RECOMENDAÇÃO

Os Sistemas de recomendação estão presentes no cotidiano dos indivíduos, por exemplo, ao realizar buscas em sites de pesquisas, ou compras on-line. A *Amazon*<sup>1</sup> virou referência em venda de produtos pela internet, e um dos motivos foi a recomendação de produtos, usando como estratégia, a recomendação de produtos que estejam alinhados ao interesse do indivíduo, sendo assim, mais provável que ele venha a adquiri-lo. Também é utilizado pelo *Google*<sup>2</sup>, que com base nas pesquisas anteriores e gostos pessoais, altera a ordem dos resultados da busca.

Esses tipos de sistemas têm por objetivo sugerir itens a um indivíduo, baseado nas similaridades nos dados obtidos, de forma a identificar padrões, permitindo descobrir o que determinado indivíduo pode desejar ou não. Diminuindo significativamente a sobrecarga de informações, mostrando ou recomendando somente o que o usuário possivelmente quer ver.

As preferências dos indivíduos podem ser obtidas implicitamente ou explicitamente. Na forma implícita, informações são obtidas através de histórico de compras, histórico de sites visitados, sites acessados ou *cookies* do *browser*. Na forma explícita o indivíduo deve realizar *feedbacks* efetivos, como por exemplo notas dadas a um determinado item (SOUZA, 2014).

Existem quatro métodos básicos de recomendação: Filtragem Colaborativa, Baseado em Conteúdo, Baseado em Contexto e Sistemas Híbridos.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>amazon.com

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>google.com

#### 2.1.1 FILTRO COLABORATIVO

Utilizando técnicas de similaridade entre os indivíduos, pode-se prever as suas preferências através da relação indivíduo-item. Uma possível abordagem, é a modelagem de uma matriz A de dimensão NxM, onde N representa os indivíduos e M os itens, e cada posição de  $A\{i,j\}$  contêm uma avaliação. Conforme exemplificado na Tabela 9, onde se apresentam:

- Indivíduo X, compre os livros A, B, C, D e os avalia como: A, B e D 10 e C 4.
- Indivíduo Y, compre os livros A, B, e C, avaliá-os com A-10, B-9 e C-1.

Tabela 9: Avaliação dos Livros

	Livros							
Indivíduos	A	В	C	D				
X	10	10	4	10				
Y	10	9	1	?				

Utilizando métodos de classificação, por exemplo KNN é possível calcular a similaridade entres os itens, dessa forma o livro D será recomendado para Y, pois o indivíduos X e Y avaliaram os livros A, B, C tornando-se vizinhos próximos. Esse tipo de abordagem é largamente utilizado de forma parecida pelos sites que utilizam recomendação, tais como *Amazon*, *netflix*.

Em geral, filtro colaborativo é subdividido em três partes: baseado em modelo, baseado em memória e filtragem colaborativa híbrido.

**Baseado em modelo:** também conhecido como baseado em heurística ou de vizinhança. Utilizando algoritmos de aprendizado de máquina e mineração de dados, fazendo um préprocessamento de uma matriz de avaliação, que permite treinar o sistema para modelar as preferências dos indivíduos (HU, 2014).

**Baseado em memória:** este tipo de abordagem utiliza a premissa de que semelhanças entre avaliações feitas no passado podem se repetir no futuro. Cada indivíduo é agrupado por avaliações semelhantes, e o novo item é produzido ao encontrar o vizinho com afinidade mais próximo. Essa abordagem é mais utilizada, por ser mais simples (SONG et al., 2012).

**Híbrido:** abordagem que combina-se as características do filtro colaborativo baseado em memória, com o em modelo, para realizar as previsões de similaridade (WANG et al., 2006).

Uma melhora no filtro colaborativo é a utilização do filtro de conteúdo, que será apresentado no próximo tópico, com uma função de similaridade de dados da filtragem colaborativa

(MCFEE et al., 2010). Este princípio vem sendo investigado por várias redes sociais, incluindo a *Last.fm*.

**Limitações:** muitos sistemas de filtro colaborativo baseiam-se em grandes conjuntos de dados. Como resultado, a matriz indivíduo-item usado pode ser extremamente grande e esparsa, o que traz um desafios na performance da recomendação. Quando há um novo item, ou item sem classificação, torna-se impossível gerar recomendação, pois não haverá condições de calcular a similaridade, e encontrar o vizinho com afinidade próxima.

No contexto de recomendação musical esse problema se acentua, pois apenas uma pequena percentagem é classificada, assim canções populares que recebem mais classificações são recomendadas, enquanto que lançamentos não são. Pela subjectividade da música, é possível que indivíduos possuam comportamentos semelhantes, mas tenham gosto musical totalmente opostos.

### 2.1.2 FILTRO BASEADO EM CONTEÚDO

A recomendação baseada em conteúdo extrai as características relevantes a um item e as compararam com outros itens determinando um grau de semelhança para realizar a sua recomendação. No caso de filmes, livros e música, os sistemas de recomendação utilizam *tags* (rótulos, em português). Especificamente, no caso da música, essas *tags* podem ser o título, o artista, o gênero e a letra, que serão utilizados para encontrar músicas similares. Yamashita (2013) utiliza as mesmas *tags* para melhorar usabilidade e experiência do indivíduo com recomendação através da visualização *Tag Strings*, facilitando o entendimento de como a recomendação foi gerada.

A abordagem proposta por Cano et al. (2005), é extrair as características acústicas da música, como métrica, timbre, ritmo, e batidas por minutos (BPM), e as que tiverem características similares são recomendadas. Logan (2004) usando análise de similaridade acústica, propôs quatro soluções usando em suas recomendações: com base nas características de um conjunto de música calcula a similaridade entre elas; através da distância euclidiana entre as ondas sonoras da música; através da distribuição gaussiana e pelo método de Monte Carlo.

**Limitações:** ocorre quando o indivíduo não sabe as informações básicas da música como título, artistas e gênero, ou não há informações especificadas sobre o item, ou as preferências dos indivíduos. O resultado da recomendação é pobre, uma vez que os itens recomendado através de semelhança torna-se repetitivo e a opinião do indivíduo não é levada em consideração.

Em certa parte, o modelo resolve os problemas de filtragem colaborativa, pois não é necessário nenhuma classificação humana. No entanto esse método não foi totalmente investigado em termos de satisfação dos usuários (SONG et al., 2012).

#### 2.1.3 FILTRO BASEADO EM CONTEXTO

Abordagem baseado em contexto leva em consideração o ambiente ao redor do indivíduo, sua localização física, além de fatores como: humor atual e a atividade (que está praticando). Recomendar música depende muito do contexto, pois o interesse do indivíduo pode mudar de acordo com o situação ou momento (SU et al., 2010). Uma melhoria nas recomendações do filtro colaborativo é a proposta elaborada por Su et al. (2010), que agrupam usuário por informações de contexto, tais como, local, calendário, ruído, situação, e outros. Diante dessas adaptações, foi possível gerar melhores *feedbacks*, indicando que o contexto é uma informação útil e relevante para facilitar a recomendação de música.

### 2.1.4 FILTROS HÍBRIDOS

Filtros híbridos tentam misturar dois ou mais métodos de recomendação, na tentativa de suprir as limitações existentes em cada um. Por exemplo, usando filtro colaborativo para agrupar os indivíduos com gostos semelhantes e combinar com filtro de conteúdo buscando músicas que tenham características acústicas semelhantes (BALABANOVIĆ; SHOHAM, 1997) (YOSHII et al., 2008).

#### 2.2 API'S

API (*Application Programming Interface*) ou em português, Interface de Programação de Aplicativo, é um conjunto de protocolos, funcionalidades e padrões estabelecidos por um software, para permitir ao desenvolvedor incorporar funcionalidades como um serviço, sem se envolver com detalhes de implementação.

Nesse trabalho será usado REST, que é um estilo arquitetônico inovador, que definem a *Web Standards* (normas para internet) como os HTTP e as URIs devem ser utilizadas (TILKOV, 2008). Alavancando assim os padrões Web já existentes.

O termo REST foi apresentado na tese de doutorado de Fielding e Taylor (2002), sendo um dos principais desenvolvedores de protocolos web. Um serviço Web RESTful expõe um conjunto de recursos que são identificados por URIs e realizam as seguintes operações: PUT,

GET, POST, e DELETE. Em particular, estes serviços podem integrar-se facilmente em diversas aplicações, incluindo as APIs de música.



Figura 9: APIs de música em 2013

Fonte: (LAMERE, 2013)

Exitem diversas APIs de música, como podemos observar na Figura 9. Em sua maioria são baseadas nos princípios do REST, com por exemplo as APIs *Echo Nest*, *Spotity* e *Last.fm* trabalham de forma que possibilite a integração com outras APIs de música, retornando metadados em formato JSON. A API Spotify fornece acesso a dados relacionados ao usuário, tais como listas de reprodução e músicas salvos em uma biblioteca pessoal. Na atualidade, o Spotify conta com 60 milhões de usuários ativos (SPOTIFY, 2015).

A API *Echo Nest* suporta múltiplos espaços de identificação, incluindo naturalmente, IDs Spotify. Isso abre uma ampla gama de aplicações, que fazem uso de dados de ambos os serviços. Permite obter uma análise detalhada de qualquer faixa musical, como atributos acústicos, artistas similares, estimativa de popularidade, comentários recentes sobre o artista, entre outras funcionalidades.

### 2.3 TRABALHOS RELACIONADOS

Ouvir música pode ser relaxante, motivador e emocionante. Essas características aliadas ao fato que você pode ouvir com indivíduos num jantar, bar, festa ou dirigindo o carro, podem contribuir para uma atmosfera mais harmoniosa. Recomendação de música é a solução que ajuda o usuário a encontrar músicas de sua preferência sem a necessidade de procurar manualmente.

Uma utilização é a recomendação de música para um grupo de indivíduos ao longo de uma viagem (CUNNINGHAM et al., 2014). O aplicativo reúne o conjunto de músicas

previamente carregados para a viagem a partir de reprodutores de música dos indivíduos e então solicita a duração aproximada da próxima viagem, e uma lista de reprodução é então construída com base nas preferências do usuário e características da música (gênero, ritmo, artista e etc). A avaliação foi realizada com dois grupos de quatro indivíduos, tomando nota e pontuando as recomendações.

McCarthy e Anagnost (1998), propõem a utilização de recomendadores de música para um grupo que realizam exercícios físicos em uma academia, utilizando a classificação prévia dos indivíduos sobre suas preferências musicais. Construindo uma tabela  $M \times N$ , onde M é o número de gêneros musicais e N o número de indivíduos. Com uma abordagem parecida (CAROLIS et al., 2014), combina além da classificação prévia, os dados obtidos através do perfil dos indivíduos em redes sociais para gerar as recomendações de músicas. Os dois avaliaram as recomendações através de *feedbeak* explícito, onde cada indivíduo classificou as canções que gostaram ou não, durante seis semanas com grupo médio de 10 pessoas. Os *feedbeaks* positivos são usados para melhorar a classificação dos gêneros, artistas e canções específicas.

Carvalho e Macedo (2014) e Hu (2014) fazem uma discussão sobre aspectos importantes na recomendação de música para grupo, tais como, estratégia de agregação, formas de avaliação e recomendação de sequência de itens. Carvalho e Macedo (2014) propõe também um nova estratégia de agregação, utilizando Média Harmônica. Testando essa nova estratégia com filtro colaborativo através de uma base de dados do *MovieLens*, agregado com base no método de K-Means. Ainda foram gerados 28 grupos de 3 a 7 membros, para realizar a comparação média de satisfação da recomendação.

Hu (2014) utilizam filtros colaborativos baseado em modelo, usando rede neurais artificiais treinadas para classificar as preferências individuais assim criando um perfil para grupo, que será utilizado para produzir a recomendação. Para avaliação, faz comparação entre o seu método e o método de filtragem colaborativa baseado em memória. Usando Taste Profile Dataset da *Echo Nest*, foram realizados experimentos computacionais e com Affinity Propagation ( propagação de afinidade, em português) método de agrupamento, foi agrupadas as pontuações obtidas e validado o resultados com RMSE.

A Tabela 10 é um resumo dos trabalhos relacionados:

Tabela 10: Resumo dos trabalhos relacionados

TRABALHOS REFERENCIADOS	MÉTODOS	AGREGAÇÃO	BASE	AVALIAÇÃO
(CUNNINGHAM et al., 2014)	Filtro Baseado em Conteúdo	Técnicas de MIR	Própria	Feedback Explicito
(MCCARTHY; ANAGNOST, 1998)	Filtro Colaborativo Baseado em Memória	Somatório das preferências individuais	Própria	Feedback Explicito
(CAROLIS et al., 2014)	Filtro Colaborativo Baseado em Memória	Média Aritimética, da pontuação do questinário preenchido préviamente	Last.fm EchoNest	Feedback Explicito
(CARVALHO; MACEDO, 2014)	Filtro Colaborativo Baseado em Memória	Média Harmonica	MovieLens	Comparação com agregação com K-means, e média da satisfação através de <i>feedbak</i> explicito
(HU, 2014)	Filtro Colaborativo Baseado em modelo	Rede Neural - URP Model	EchoNest	Affunity Propagation RMSE

#### 3 PROPOSTA

Este capítulo apresenta a proposta de criação de uma aplicação on-line, capaz de recomendar música para um grupo de pessoas que compartilham o mesmo ambiente. O aplicativo proposto está exemplificado na Figura 11, e consistirá nas seguinte etapas:

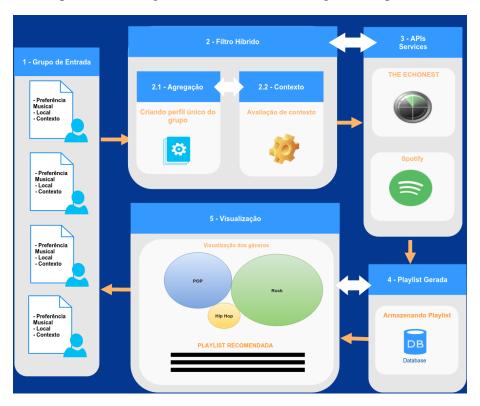


Figura 11: Protótipo das etapas da aplicação proposta

**Etapa 1:** Grupo de entrada, consistem nos indivíduos que estarão compartilhando o mesmo ambiente, ao acessar a aplicação, todos deverão informar o contexto e localização. Será usado a API do *Spotify*, para recuperar as *playlist* ouvidas pelo indivíduo, dessa forma, sem a necessidade de preenchimento prévio das suas preferências musicais.

**Etapa 2:** Dado a entrada ocorrerá a agregação (2.1), que poderá ser realizadas nas seguintes formas: 1 - Agregação baseada em conteúdo; 2 - Agregação baseda em filtragem colaborativa. Ambos os métodos serão analisados quanto a praticidade, antes de ser determinado

o que será aplicado nesse trabalho.

O contexto (2.2) será importante para refinar a recomendação, em ambos os métodos de agregação. Ainda visando melhorar a recomendação, poderão ser utilizadas análises detalhadas sobre artistas similares, conteúdo harmônico e outros recursos disponibilizados pela API da *Echo Nest* na etapa 3.

- **Etapa 3:** A *playlist* recomendada para o grupo será disponibilizada através de um serviço REST, devido a sua alta escalabilidade e facilidade de integração com outras APIs. Na proposta usaremos a API do Spotify, para fornecer ao indivíduo um *player* para execução.
- **Etapa 4:** A playlist será armazenada, assim como as características do grupo, para caso, os mesmos indivíduos se reunirem novamente, com o mesmo contexto, as recomendações anteriores serão levadas em consideração.
- **Etapa 5:** O *player* apresenta o módulo de visualização, exemplificando cada gênero musical por um círculo onde o tamanho do raio do círculo, significa o peso que o gênero influenciou na recomendação. Dessa forma, melhorando a usabilidade e aceitação dos indivíduos. Os indivíduos, ao usarem o sistema de recomendação, ficam mais satisfeitos e receptivos quando, além da eficácia da recomendação, também tenha exemplificação (YAMASHITA, 2013).

#### 4 TECNOLOGIAS UTILIZADAS

O sistema serviço Web e o algoritmo serão desenvolvido utilizando a linguagem de programação Java, por ser uma linguagem robusta, segura e amplamente consolidada, sobre tudo para os dispositivos móveis e web, além da familiaridade do autor com a mesma.

O *framework* RESTful Web Jersey Services será utilizado por ser *open source*, ser implentado com Java e o autor também possuir experiência com suas implementações do REST. Mas será analisado o uso de base de dados de grafos que também disponibiliza os dados em API REST, dessa forma, sem a necessidade do Jersey. As seguintes bases de grafos, serão analisada:

- Neo4J
- Titan
- Oracle Spatial
- InfoGrid

Outras bases como Cassandra<sup>1</sup> poderá ser utilizado como *storage layer* da aplicação, para gerenciamento dos dados, por ter escalabilidade e alta disponibilidade sem comprometer o desempenho.

Para trabalhar com as bases de grafo, será utilizado o Tinkerpop<sup>2</sup> que é um conjunto de ferramentas que auxilia na implementação desse tipo de base e usa Gremlin que é uma linguagem de uso específico para grafos que faz as tubulações para realizar travessias de gráficos complexos e é de fácil implementação (RODRIGUE, 2014). Também será analisado a utilização do Fauno <sup>3</sup> para processamento de gráficos dos grafos, com propriedades do Hadoop (LAROC-QUE, 2014).

A API do *Spotify* é escolhida, pois trata-se de um *player* de música que está em expansão (SPOTIFY, 2015). Por apresentar um boa implementação em Java e documentação de

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>http://cassandra.apache.org/

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>http://tinkerpop.incubator.apache.org/

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>https://github.com/thinkaurelius/faunus/wiki

apoio ao seu uso, assim como a API da ECHO NEST que também é escolhida, por possuir uma ampla variedade de recursos e informações sobre músicas e artistas. Ambas as APIs são de fácil integração com outras aplicações REST.

Sendo o objetivo desse trabalho disponibilizar um serviço Web, o mesmo estará disponível através do endereço musicaparagrupo.com.br ficando hospedado em servidores AWS Elastic EC2 da *Amazon* <sup>4</sup>, que oferecem capacidade de computação em nuvem redimensionável, isolando a aplicação de situações de falhas comuns.

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>aws.amazon.com/pt/ec2

## 5 CRONOGRAMA

O cronograma previsto, para as atividades em andamento e para as atividades futuras, é apresentado na Tabela 14.

**Tabela 14: Cronograma de Atividades** 

Atividade	Meses								
Auvidade		Set	Out	Nov	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr
Revisão Bibliogafica									
Escrita do Documento									
Desenvolvimento do Recomendador									
Desenvolver Serviço Web									
Desenvolver Recursos de Visualização									
Experimentos									
Análise dos resultados									
Defesa do TCC									

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Conforme demonstrado nesta proposta, o desenvolvimento de serviço Web para recomendação de música para ambientes compartilhados torna-se mais prático e eficiente, uma vez que não há necessidade do indivíduo selecionar gêneros ou procurar por títulos, pois o recomendador levará em consideração o gosto musical de todo o grupo, não somente de um indivíduo.

Com o desenvolvimento deste trabalho espera-se contribuir com pesquisas na área de recomendação de música para grupo. Poderá ser utilizado em trabalhos futuros, para investigar outros métodos de recomendação e criar mecanismos de *feedback* adaptativos.

## REFERÊNCIAS

BALABANOVIĆ, M.; SHOHAM, Y. Fab: content-based, collaborative recommendation. **Communications of the ACM**, ACM, v. 40, n. 3, p. 66–72, 1997.

CANO, P. et al. Content-based music audio recommendation. In: **ACM Multimedia**. Singapore: [s.n.], 2005. Disponível em: <files/publications/a4924b-ACMMM05-Cano-Koppenberger-Wack.pdf>.

CAROLIS, B. D.; FERILLI, S.; ORIO, N. Recommending music to groups in fitness classes. Athens, Greece, p. 1759 – 1765, 2014.

CARVALHO, L.; MACEDO, H. Introdução aos sistemas de recomendação para grupos. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 21, n. 1, p. 77–109, 2014.

CUNNINGHAM, S. J. et al. Social music in cars. In: THE INTERNATIONAL SOCIETY OF MUSIC INFORMATION RETRIEVAL CONFERENCE (ISMIR). **15th International Society for Music Information Retrieval Conference**. Taipei, Taiwan, 2014. p. 457–462.

FIELDING, R. T.; TAYLOR, R. N. Principled design of the modern web architecture. **ACM Transactions on Internet Technology (TOIT)**, ACM, v. 2, n. 2, p. 115–150, 2002.

GOLDBERG, D. et al. Using collaborative filtering to weave an information tapestry. **Communications of the ACM**, ACM, v. 35, n. 12, p. 61–70, 1992.

HU, Y. A model-based music recommendation system for individual users and implicit user groups. University of Miami, p. 83 - 93, 2014.

LAMERE, P. **Music APIs**. oct 2013. Disponível em: <a href="http://musicmachinery.com/music-apis/">http://musicmachinery.com/music-apis/</a>. Acesso em: 17 de setembro de 2015.

LAROCQUE, D. **Fauno**. Sep 2014. Disponível em: <a href="https://github.com/thinkaurelius/faunus/wiki">https://github.com/thinkaurelius/faunus/wiki</a>. Acesso em: 1 de outubro de 2015.

LOGAN, B. Music recommendation from song sets. In: **The International Society of Music Information Retrieval Conference (ISMIR)**. Barcelona, Spain: [s.n.], 2004. p. 1–7.

MCCARTHY, J. F.; ANAGNOST, T. D. Musicfx: an arbiter of group preferences for computer supported collaborative workouts. In: **Proceedings of the 1998 ACM conference on Computer supported cooperative work**. New York, NY, USA: ACM, 1998. p. 363–372. ISBN 1-58113-009-0.

MCFEE, B.; BARRINGTON, L.; LANCKRIET, G. R. Learning similarity from collaborative filters. In: **The International Society of Music Information Retrieval Conference (ISMIR)**. San Diego, California, EUA: [s.n.], 2010. p. 345–350.

- RESNICK, P.; VARIAN, H. R. Recommender systems. **Communications of the ACM**, ACM, New York, NY, USA, v. 40, n. 3, p. 56–58, mar 1997. ISSN 0001-0782. Disponível em: <a href="http://doi.acm.org/10.1145/245108.245121">http://doi.acm.org/10.1145/245108.245121</a>.
- RODRIGUE, M. A. **Gremlin**. Abr 2014. Disponível em: <a href="https://github.com/tinkerpop/gremlin/wiki">https://github.com/tinkerpop/gremlin/wiki</a>. Acesso em: 1 de outubro de 2015.
- SONG, Y.; DIXON, S.; PEARCE, M. A survey of music recommendation systems and future perspectives. In: **9th International Symposium on Computer Music Modeling and Retrieval**. London, England: [s.n.], 2012. p. 395 –410.
- SOUZA, R. G. D. d. **Sistemas de Recomendação**. mai 2014. Disponível em: <a href="https://goo.gl/s62P9P">https://goo.gl/s62P9P</a>>. Acesso em: 21 de setembro de 2015.
- SPOTIFY, T. T. **15 for '15!** jan 2015. Disponível em: <a href="https://news.spotify.com/us/2015/01/12/15-million-subscribers/">https://news.spotify.com/us/2015/01/12/15-million-subscribers/</a>. Acesso em: 17 de setembro de 2015.
- SU, J.-H. et al. Music recommendation using content and context information mining. **Intelligent Systems, IEEE**, IEEE, v. 25, n. 1, p. 16–26, 2010.
- TILKOV, S. **Uma rápida Introdução ao REST**. out 2008. Disponível em: <a href="http://www.infoq.com/br/articles/rest-introduction">http://www.infoq.com/br/articles/rest-introduction</a>>. Acesso em: 17 de setembro de 2015.
- WANG, J.; VRIES, A. P. D.; REINDERS, M. J. Unifying user-based and item-based collaborative filtering approaches by similarity fusion. In: ACM. **Proceedings of the 29th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval.** [S.l.], 2006. p. 501–508.
- YAMASHITA, J. S. **Visualização de tags para explicar e filtrar recomendações de músicas**. Tese (Doutorado) Universidade de São Paulo, 2013.
- YOSHII, K. et al. An efficient hybrid music recommender system using an incrementally trainable probabilistic generative model. **Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 16, n. 2, p. 435–447, 2008.