UNIVERSIdade FEEVALE

ÉRico De SOUZA loewe

SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO MUSICAL BASEADO EM CONTEXTO COMPORTAMENTAL E DE AMBIENTE

Novo Hamburgo

2020

Érico De SOUZA LOEWE

SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO MUSICAL BASEADO EM CONTEXTO COMPORTAMENTAL E DE AMBIENTE

Trabalho de Conclusão de Curso

apresentado como requisito parcial

à obtenção do grau de Bacharel em

Nome do Curso pela

Universidade Feevale

Orientador: nome do professor orientador

Novo Hamburgo

2020

Agradecimentos

Gostaria de agradecer a todos os que, de alguma maneira, contribuíram para a realização desse trabalho de conclusão, em especial:

Aos amigos e às pessoas que convivem comigo diariamente, minha gratidão, pelo apoio emocional - nos períodos mais difíceis do trabalho.

Enfim, os demais agradecimentos que o aluno desejar fazer.

\* Folha de dedicatória ou de agradecimentos = elemento opcional. O texto fica na parte inferior da página, respeitando as margens de 2cm da borda direita e 8cm da borda esquerda da página (PRODANOV, 2003, p. 42).

Resumo

Sabe-se que as pessoas têm dificuldades em lidar com um grande volume de informações, e com a internet e a evolução da tecnologia houve aumento da quantidade disponível, trazendo a necessidade de os sistemas evoluírem suas recomendações, surgindo os RecSys. Esses sistemas são utilizados em diversos tipos de aplicações como vendas, seleção de um filme e até mesmo na seleção de uma música, que é um dos objetivos dessa pesquisa. Neste trabalho será desenvolvido um sistema de recomendação baseado em contexto comportamental e de ambiente. O objetivo desse sistema é coletar informações sobre o comportamento e tendência do usuário, possibilitando o aperfeiçoamento das recomendações musicais de acordo com o contexto vivenciado pelo usuário.

Palavras-chave: RecSys. Machine Learning. Sistemas de recomendação musical. Música. Spotify.

Abstract

Tradução do Resumo para a língua inglesa.

Keywords: tradução das palavras-chave para a língua inglesa.

Lista de Figuras

[Figura 1 - Motor avançado de busca da ACM (próprio, 2020) 18](#_Toc41243219)

[Figura 2 - Resultado de busca dos proceedings no motor de busca da ACM (próprio, 2020) 19](#_Toc41243220)

[Figura 3 - Resultado de busca dos journals no motor de busca da ACM (próprio, 2020) 19](#_Toc41243221)

[Figura 4 - Etapas realizadas para filtrar os trabalhos encontrados no motor de busca da ACM (próprio, 2020) 20](#_Toc41243222)

[Figura 5 - Filtro em cima dos trabalhos selecionados através do resumo (próprio, 2020) 20](#_Toc41243223)

[Figura 6 - Procedimento de filtro realizado baseado nos trabalhos encontrados no motor de busca da ACM (próprio, 2020) 21](#_Toc41243224)

Lista de Tabelas

[Table 1 Relação das funcionalidades desenvolvidas em cada artigo revisado (próprio, 2020) 27](#_Toc41243154)

Lista de Abreviaturas e Siglas

|  |  |
| --- | --- |
| BSC | Balanced Scorecard |
| CAPF | Custo Anual por Funcionário |
| CAPT | Custo Anual por Teclado |
| CAPU | Custo Anual por Usuário |
| CEO | Chief of Executive Office |
| CIA/FVG | Centro de Informática Aplicada da Fundação Getúlio Vargas |
| CIO | Chief of Information Office |
| CO | Contexto Organizacional |
| COBIT | Control Objectives for Information and related Technology |
| ERP | Enterprise Resource Planning |
| FCS | Fatores Críticos de Sucesso |
| FGV | Fundação Getúlio Vargas |
| ISACA | Information Systems Audit and Control Association |
| MIT | Massachusetts Institute of Technology |
| PEE | Planejamento Estratégico Empresarial |
| PETI | Panejamento Estratégico da Tecnologia da Informação |
| RH | Recursos Humanos |
| ROE | Return On Expectation |
| ROI | Return On Investiment |
| SI | Sistemas de Informação |
| SLA | Service Level Agreements |
| SLM | Service Level Managements |

Sumário

[1 Introdução 11](#_Toc41243243)

[2 Sistemas de recomendação e contexto 15](#_Toc41243244)

[2.1 Tipos de sistemas de recomendação 15](#_Toc41243245)

[2.1.1 Sistemas de recomendação baseado em conteúdo 15](#_Toc41243246)

[2.1.2 Sistemas de recomendação colaborativo 15](#_Toc41243247)

[2.1.3 Sistemas de recomendação baseado em aprendizado 15](#_Toc41243248)

[2.1.4 Sistemas de recomendação híbridos 15](#_Toc41243249)

[2.2 Algoritmos de sistemas de recomendação 16](#_Toc41243250)

[2.3 Técnicas para avaliar OS RESULTADOS de um RecSys 16](#_Toc41243251)

[3 Trabalhos relacionados 17](#_Toc41243252)

[3.1 O protocolo de revisão 17](#_Toc41243253)

[3.2 PROCURA NOS MOTORES DE BUSCA 18](#_Toc41243254)

[3.3 Os trabalhos 20](#_Toc41243255)

[3.3.1 The New Challenges when Modeling Context through Diversity over Time in Recommender Systems 22](#_Toc41243256)

[3.3.2 Prediction of music pairwise preferences from facial expressions 24](#_Toc41243257)

[3.3.3 Towards Intent-Aware Contextual Music Recommendation: Initial Experiments 25](#_Toc41243258)

[3.3.4 Quantitative Study of Music Listening Behavior in a Smartphone Context 26](#_Toc41243259)

[3.4 Tabela com tecnicas 27](#_Toc41243260)

[4 Modelagem do que será feito 30](#_Toc41243261)

[4.1 Contexto 30](#_Toc41243262)

[4.1.1 O que é o contexto comportamental? 30](#_Toc41243263)

[4.1.2 O que é o contexto ambiente? 30](#_Toc41243264)

[4.1.3 Como será obtido os contextos? 30](#_Toc41243265)

[4.2 Arquitetura do sistema 30](#_Toc41243266)

[5 CONCLUSÃO 31](#_Toc41243267)

[Referências Bibliográficas 32](#_Toc41243268)

# Introdução

A tecnologia avançou muito nos últimos anos, principalmente quando aborda-se internet e armazenamento de dados (MURARO, 2009). O custo de armazenar um arquivo vem ficando mais barato e tem feito com que as pessoas tenham mais espaço de armazenamento, possibilitando a geração de mais informações (UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARA, [s.d.]). A quantidade de aplicações disponíveis na internet tem aumentado cada vez mais gerando cada vez mais dados e opções para os usuários.

Diversas vezes o indivíduo possui dificuldades em realizar escolhas entre as diversas alternativas daquilo que lhe é apresentado, e acaba geralmente confiando nas escolhas que lhe são apresentadas através de outras pessoas (RESNICK, PAUL AND VARIAN, 1997). A partir do aumento da quantidade de informações disponíveis e do conhecimento da habilidade do indivíduo de realizar escolhas, a partir de sua experiência pessoal, surgem os sistemas de recomendação. Esses sistemas buscam filtrar a grande massa de dados disponível, para auxiliar o indivíduo na escolha das opções disponíveis.

Sistemas de recomendação (RecSys - Recommender Systems) são implementações de softwares e técnicas, que apresentam sugestões de itens que seriam de uso de um usuário. As sugestões são de acordo com vários processos de decisão, como, que item comprar, que música escutar ou que notícia ler. No geral, sistemas de recomendação servem para dois propósitos diferentes. Eles podem ser utilizados para estimular os usuários a fazer alguma coisa como comprar livros ou assistir algum filme. Em contrapartida, os sistemas de recomendação podem ser utilizados para lidar com a sobrecarga de informações, selecionando os melhores itens de uma base maior (DIETMAR et al., 2010).

O auxílio que um sistema de recomendação provê pode ser bem específico ou genérico. Isso vai depender do tipo de filtragem escolhida para realizar a recomendação. Quando um sistema busca uma filtragem que leva em consideração as preferências do usuário, elas podem ser obtidas implicitamente, por meio de um monitoramento de comportamento. No entanto, um sistema de recomendação pode também obter explicitamente sua preferência através de perguntas (DIETMAR et al., 2010).

As recomendações personalizadas necessitam que o sistema conheça algo sobre cada usuário da base. Todo sistema de recomendação deve desenvolver e manter um user model ou user profile, que por exemplo, contém as preferências dele. A existência de um user model é essencial para qualquer sistema de recomendação (DIETMAR et al., 2010).

Os sistemas de recomendação iniciaram com a "Usenet" da Duke University, na década de 70, um sistema com uma distribuição global que buscava divulgar novas notícias postadas e classificadas pelos seus usuários. Em 1985, iniciaram-se as recomendações baseadas em conteúdo, a partir de uma arquitetura para sistemas de informação de larga escala. A Xerox teve sua grande participação em 1992, desenvolvendo o primeiro sistema (Tapestry) designado a realizar a filtragem colaborativa. Em 1997, foi desenvolvido o primeiro sistema de recomendação de filmes chamado Movielens. Até que em 2000, a Pandora iniciou o projeto genoma musical, onde a recomendação passou a ser utilizada para facilitar as escolhas de um usuário entre as diversas músicas existentes na época (BHATNAGAR, 2016).

Desde então, os sistemas de recomendação têm revolucionado o mercado de aplicações de diversas formas, pois com eles, aumentam-se o número de itens vendidos em sites de venda online, além dos sites conseguirem vender itens mais diversificados. Eles têm melhorado a satisfação dos usuários e, com isso, têm aumentado suas fidelidades na aplicação, e o principal, os RecSys ajudam a entender melhor o que os usuários querem. (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2011)

Os RecSys têm evoluído muito desde o seu surgimento, isso acontece dado o interesse acadêmico e comercial sobre a área, além dos benefícios que ela pode trazer. Um caso famoso dos sistemas de recomendação foi o Netflix Prize, uma competição feita pela Netflix, que ofereceu um milhão a quem melhorasse o algoritmo de recomendação de seu sistema em 10%. A competição iniciou em 2006 e demorou 3 anos para alguém conseguir resolver o problema deles de maneira satisfatória. Nesse caso o vencedor utilizou um modelo híbrido de RecSys (FALK, 2019).

(DIETMAR et al., 2010) trazem em sua obra os 4 tipos de sistemas de recomendação, sendo eles: recomendação colaborativa, que parte da ideia de que se os usuários compartilharam dos mesmos interesses no passado, eles continuarão tendo os mesmos interesses no futuro. Recomendação baseada em conteúdo, onde o sistema aprende a recomendar itens que são similares ao que o usuário gostou no passado, essa similaridade é calculada baseada na relação das características dos itens a serem comparados (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2011).

O terceiro tipo é a recomendação baseada em conhecimento, a qual não consegue depender somente do histórico de compra de um usuário, é necessário um conteúdo mais estruturado e detalhado para ser gerada uma recomendação, geralmente nesse tipo, é utilizado um conteúdo adicional fornecido manualmente (conteúdo recente ao produto e usuário). E por último, sistemas de recomendação híbridos onde a ideia é combinar as diferentes técnicas, a fim de gerar uma boa e mais assertiva recomendação (DIETMAR et al., 2010).

Esses sistemas têm ajudado muito na venda de produtos online, porém, um dos segmentos de mercado que apresentaram problemas, foram as vendas de álbum ou faixas musicais online. Elas possibilitam as pessoas baixarem ou receberem as faixas a partir de compras em lojas virtuais, porém o preço de cada faixa ainda era muito caro, o que fazia com que muitos usuários optassem pela pirataria. Desta forma, surgiu uma nova maneira de anunciar os “produtos musicais” online, o streaming musical (BORJA; DIERINGER, 2016).

O mercado musical tem evoluído muito desde seu início. No começo, seu consumo foi aumentando cada vez mais com a evolução das tecnologias e internet. Com o streaming musical, as pessoas passaram a consumir mais os sistemas de streaming, diminuindo o consumo de pirataria online (ERIKSSON et al., 2019). Em 2018 o lucro global da indústria musical cresceu 9,7%. Nesse crescimento, o streaming pago possui boa parte dele com um 34% do total (IFPI, 2019).

Os sistemas de streaming são um tipo de mecanismo de processamento de dados projetado com um conjunto de dados infinitos em mente (NIWA, 2018). Esse mecanismo pode ser desenvolvido para processar muitos tipos de mídia, tais como vídeos, fotos e áudio. Nesse trabalho será utilizado o streaming de áudio, mais especificamente, o streaming disponível nas APIs da ferramenta Spotify.

Dentro dos sistemas de streaming, existe o streaming de áudio que é semelhante a transmissão de rádio tradicional, exceto que é utilizada a internet para enviar e receber os áudios, ao invés de utilizar ondas aéreas. Assim como o ato de ligar um rádio, o streaming de áudio é reproduzido em tempo real, o que é muito mais conveniente do que baixar uma música online e então consumi-la (LUINI; WHITMAN; DATE, 2002).

Portanto, de acordo com esse contexto, este trabalho procura construir um sistema de recomendação musical, utilizando o contexto comportamental do usuário e o contexto do ambiente onde ele está inserido. Esse contexto será obtido, através da criação um plugin que permitirá ao usuário escutar suas músicas enquanto são registrados os eventos do contexto vivido naquele momento.

# Sistemas de recomendação e contexto

Texto

## Tipos de sistemas de recomendação

(DIETMAR et al., 2010) trazem em sua obra os 4 tipos de sistemas de recomendação, sendo eles: recomendação colaborativa, recomendação baseada em conteúdo, recomendação baseada em conhecimento, e sistemas de recomendação híbridos.

### Sistemas de recomendação baseado em conteúdo

Na recomendação baseada em conteúdo, o sistema aprende a recomendar itens que são similares ao que o usuário gostou no passado, essa similaridade e calculada baseada na relação das características dos itens a serem comparados. Por exemplo, no caso de usuário avaliar positivamente um filme do gênero comedia, então, o sistema pode registrar essa ação e futuramente recomendar outros filmes desse mesmo gênero. (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2011)

### Sistemas de recomendação colaborativo

A recomendação colaborativa parte da ideia de que se os usuários compartilharam dos mesmos interesses no passado, eles irão continuar tendo os mesmos interesses no futuro. Por exemplo, os usuários A e B tem um histórico de compras bem semelhante e o usuário A comprou um novo livro que o usuário B nem chegou a ver, nesse tipo de recomendação, a ideia e que o sistema sugira este livro para o usuário B. (DIETMAR et al., 2010)

### Sistemas de recomendação baseado em aprendizado

Diferente da recomendação colaborativa ou baseada em conteúdo, a recomendação baseada em aprendizado não consegue depender somente do histórico de compra de um usuário, e necessário um conteúdo mais estruturado e detalhado para ser gerado uma recomendação, geralmente nesse tipo, e utilizado um conteúdo adicional fornecido manualmente (conteúdo recente ao produto e usuário). (DIETMAR et al., 2010)

### Sistemas de recomendação híbridos

E por último, e não menos importante, (DIETMAR et al., 2010) traz em sua obra o modelo híbrido de recomendação, onde a ideia e combinar as diferentes técnicas, buscando gerara uma boa e mais assertiva recomendação. (DIETMAR et al., 2010)

## Algoritmos de sistemas de recomendação

Texto

## Técnicas para avaliar OS RESULTADOS de um RecSys

Texto

# Trabalhos relacionados

Os sistemas de recomendação musical iniciaram nos anos 90 e tem evoluído muito desde então, ao ponto de que hoje existem diversos trabalhos relacionados a esse assunto para área. Nesse capítulo será abordado os diversos trabalhos encontrados a partir de uma revisão realizada sobre o assunto.

## O protocolo de revisão

Essa revisão tem como foco encontrar trabalhos que abordam os sistemas de recomendação, que a partir das músicas conhecidas pelo usuário, e do contexto comportamental e de ambiente apresentado, buscam melhorar assertividade das recomendações ao ouvinte.

Dado o foco da pesquisa e o conteúdo encontrado até o momento, foi feito uma lista de interesses que serão abordados nessa revisão, deles:

* Estudos realizados
* Técnicas de recomendação utilizadas
* Contextos utilizados para recomendação

A partir do escopo de revisão que esse trabalho está inserido, foi definido certas palavras-chaves para auxiliar no desenvolvimento da revisão, elas são:

* RecSys
* Machine Learning
* Sistemas de recomendação musical
* Context-aware

Para realizar a busca dos trabalhos relacionados ao foco de pesquisa da revisão, por indicação dos orientadores desse trabalho, será utilizado o motor de busca da ACM (<https://dl.acm.org/>), o qual permite realizar pesquisas avançadas a partir da linguagem desenvolvida pela ACM e dos filtros disponíveis na busca. (ACM, 2020)

Além das fontes, será desenvolvido uma *string* de busca, para filtrar por estudos que estejam de acordo com o foco de pesquisa do trabalho. Pois, existem muitos artigos e diversas áreas de pesquisa relacionadas aos sistemas de recomendação musical, então, para realizar uma busca mais voltada ao foco, será utilizada a seguinte *string* de busca:

*((“RecSys” OR “recommender systems”) AND (“machine learning”) AND (“music” OR “musical”) AND (“behavioral context” OR “environmental context” OR “context-aware”))*

Com os resultados da busca cada trabalho será analisado e esta análise está dividida em quatro etapas. A leitura inicial, primeira etapa, será feita no título de cada artigo, e serão mantidos àqueles que indicam uma relação com essa pesquisa. A segunda etapa consistirá em realizar uma leitura dos resumos desses trabalhos e manter àqueles adequados. A etapa três realizará um filtro, baseando-se na leitura da introdução e conclusão dos artigos. A última etapa é representada pela leitura total dos artigos selecionados.

Após a leitura aprofundada em cima dos artigos selecionados, essa revisão trará informações de cada publicação, visando entender o que já foi desenvolvido e então definir o que esse trabalho poderá agregar cientificamente à área de sistemas de recomendação. Ao final, será desenvolvida uma tabela relacionando as funcionalidades existentes e o uso delas nos trabalhos encontrados.

## PROCURA NOS MOTORES DE BUSCA

Tela de celular com publicação numa rede social

Descrição gerada automaticamente

Figura 1 - Motor avançado de busca da ACM (próprio, 2020)

No dia 07/05/2020 foi realizado a pesquisa no motor de busca apresentado a partir da *string* de busca pré-definida anteriormente. As Figuras 1, 2 e 3 ilustram esse processo. Todos trouxeram resultados pertinentes ao trabalho logo na primeira página da aplicação. A quantidade de resultados apresentados na ACM foram 150 trabalhos relacionados a *string* de busca.

Tela de computador com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

Figura 2 - Resultado de busca dos proceedings no motor de busca da ACM (próprio, 2020)

Buscando aumentar o foco da pesquisa, foram aplicados alguns filtros em cima da busca. Procurando trazer somente os trabalhos mais atual relacionado a área foi mantido somente os artigos publicados nos últimos 5 anos. Visando trazer um conteúdo mais técnico para o trabalho, foi reduzido os tipos de publicações aceitas para *proceedings* e *journals*. Após aplicado esses filtros, a quantidade de trabalhos encontrados passou para 83. Então reduzindo a quantidade de trabalhos relacionados se fez possível a revisão de todos no tempo hábil disponível para desenvolver esse trabalho.

Tela de computador com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

Figura 3 - Resultado de busca dos journals no motor de busca da ACM (próprio, 2020)

A quantidade de trabalhos encontrados na ACM relacionados a *string* de busca foi muito alta, isso aconteceu devido a plataforma possuir uma grande comunidade relacionado a área de RecSys, com diversas conferências e eventos relacionados a área. (ACM RECSYS COMMUNITY., 2020)

## Os trabalhos

Com a busca realizada no dia 07/05/20 no motor da ACM a partir da *string* de busca foram encontrados 83 trabalhos, sendo eles: 23 do tipo *jornal* - os quais serão os primeiros a serem trazidos nessa pesquisa - e 60 do tipo *proceeding*.

Figura 4 - Etapas realizadas para filtrar os trabalhos encontrados no motor de busca da ACM (próprio, 2020)

Em cima dos 83 trabalhos encontrados, foi realizado um filtro baseado no sistema estruturado anteriormente. Esse filtro é baseado em 3 etapas (demonstradas na Figura 4), que visam direcionar esta pesquisa para a revisão dos trabalhos que condizem com o objetivo descrito no protocolo.

Figura 5 - Filtro em cima dos trabalhos selecionados através do resumo (próprio, 2020)

Baseado no conhecimento obtido dos trabalhos na segunda etapa, foi realizado uma classificação deles em 4 tipos, que são: Trabalhos que possuem relação com o foco de pesquisa da revisão; Trabalhos que utilizam dos RecSys e contexto, mas que visam recomendar outros temas além da música como notícias, filmes, produtos; Trabalhos que utilizam dos RecSys e contexto, mas que não abordam a recomendação musical; Trabalhos que utilizam dos RecSys musicais, mas que não utilizam o contexto nas recomendações. Foi apresentado na forma de gráfico de pizza na Figura 5 a relação entre os tipos e a quantidade de artigos encontrados.

Figura 6 - Procedimento de filtro realizado baseado nos trabalhos encontrados no motor de busca da ACM (próprio, 2020)

O resultado do procedimento de filtro (apresentado na Figura 6) foram 4 trabalhos relacionados ao objetivo descrito no protocolo de revisão desse trabalho. Será realizado uma análise nesses trabalhos nas próximas seções. Onde, em cada seção/artigo, será realizado uma descrição do que foi desenvolvido e no fim, será respondido as seguintes perguntas:

* Qual o problema que ele resolveu?
  + Buscam obter uma recomendação personalizada pelo gosto do usuário?
* Quais técnicas foram usadas?
  + Foi utilizada da recomendação colaborativa?
  + Quais foram os algoritmos utilizados na recomendação?
* Qual a base de treinamento e teste?
  + Foi desenvolvida alguma aplicação para obter as bases?
* Quais os contextos utilizados?
  + Foi analisado o comportamento? Quais aspectos?
  + Foi analisado o ambiente? Quais fatores?
* Como é obtido o contexto?
  + O usuário pode auxiliar na definição do contexto?
  + É apresentado o contexto atual para o usuário?
* Como foram relacionados os contextos com as recomendações? (REMOVIDO)
* Foi avaliado o nível de satisfação do usuário com a música recomendada?
* A recomendação atingiu as expectativas do usuário?
  + Quais foram os critérios de qualidade utilizados?
  + Quantidade de usuários utilizadas? (tamanho da base)
  + Quais foram as técnicas de avaliação usadas?
* Tiveram outros resultados apresentados? Quais?

### The New Challenges when Modeling Context through Diversity over Time in Recommender Systems

Visando melhorar as recomendações musicais, é realizado um estudo sobre o contexto em que o usuário está vivendo, através de análises da evolução da diversidade através do tempo e do caminho percorrido pelo usuário. Semelhante a estudos sobre e-commerce apresentados, onde o nível de diversidade precisa ser alto no início da seção de navegação e tende a diminuir gradualmente conforme a seção é encerrada.

Nesse trabalho foi desenvolvido um modelo chamado DANCE, para monitorar e explorar a evolução da diversidade ao longo do tempo. No modelo foi desenvolvido o conceito de contexto implicito, o qual ficou definido como caracteristicas comuns compartilhadas aos items consultados durante uma certa faxa de tempo. Foi definido tambem como a oposição do contexto explicito, o qual é definido como uma situação dentre os fatores conhecidos. O contexto implicito, se refere a uma sequencia de itens, enquanto o explicito, inclue informações adicionais do usuario.

#### Qual o problema que ele resolveu?

Nesse trabalho é apresentado um modelo que busca melhorar as recomendações musicais através do contexto que o usuário está vivendo. É apresentado uma preocupação em trazer as melhores recomendações baseadas nas particularidades de cada usuário.

#### Quais técnicas foram usadas?

Esse trabalho apresenta superficialmente as técnicas utilizadas para realizar as recomendações.

#### Qual a base de treinamento e teste?

Não foi realizado nenhuma aplicação para obter a base de treinamento desse trabalho. Foi utilizado uma base pronta que continha mais de 200.000 representações dos acessos de usuários em um sistema. Essa base foi utilizada para validar a habilidade do modelo apresentado de obter o contexto implícito através dos dados de acesso.

#### Quais os contextos utilizados?

A principal métrica utilizada nesse trabalho foi a diversidade. A qual pode ser obtida através de diversos tipos de dados (numéricos, binários, texto, intervalos, ...), desde que seja possível calcular a semelhança entre dois dados desse mesmo tipo. Através da diversidade, é obtido o contexto implícito do usuário.

O modelo é capaz de detectar as mudanças de contexto comportamental a partir das consultas do usuário, e cada subsequência de itens consultados entre duas mudanças de contexto correspondem ao contexto implícito. E com a obtenção do contexto é realizado a recomendação ao usuário.

No modelo do trabalho, não apresentado o uso do contexto de ambiente, é utilizado somente o *ip* do usuário, mas não está claro se é utilizado como uma representação da posição geográfica onde o usuário se encontra.

Como nesse trabalho o contexto é obtido através da diversidade encontrada na diferença de certos atributos, é utilizados atributos que não possuem relação direta com contexto, mas sim com a música. Para obtenção da diversidade é utilizado: 7 atributos relacionados ao artista da música. 6 atributos relacionados a música.

#### Como é obtido o contexto?

Nesse trabalho é realizado a obtenção do contexto de duas maneiras: De maneira implícita e explicita. O modelo foi desenvolvido especificamente para obtenção do contexto implícito do usuário. É definido uma noção através das características comuns dos itens consultados durante um certo espaço de tempo. O contexto explicito foi obtido diretamente do usuário através de perguntas, e foi utilizado como validação do contexto implícito obtido através do modelo.

O uso do contexto implícito foi dividido em 3 etapas: detectar o contexto o mais rápido possível, utilizar o histórico para detectar contextos semelhantes. Exploração de contextos semelhantes.

A validação da acuracidade do modelo, a comparação dos contextos foi classificada em 4 possibilidades: O contexto implícito e explicito são os mesmos. Os contextos são parcialmente os mesmos. Os contextos são diferentes, mas o usuário concorda com o contexto obtido de forma implícita. E por último, é quando os contextos são diferentes e o usuário não entende o contexto obtido.

#### Foi avaliado o nível de satisfação do usuário com a música recomendada?

Não foi apresentado nenhuma avaliação desse tipo.

#### A recomendação atingiu as expectativas do usuário?

Essa métrica foi validada através da obtenção do contexto explicito citado em 3.3.1.5, onde é apresentado as 4 percepções dos usuários em relação ao contexto implícito obtido. Porém não é apresentado nenhum resultado dessa avaliação.

### Prediction of music pairwise preferences from facial expressions

Essa pesquisa apresenta técnicas de como obter as preferências de um usuário através de suas expressões faciais. Para isso, foi desenvolvido uma aplicação, onde a preferência do usuário é obtida através da observação do seu comportamento. Cada usuário devia ouvir ao menos 10 segundos de cada música em par apresentada e ao finalizar, poderia escolher qual música era mais adequada para se ouvir no ambiente pré-estabelecido que era seu trabalho. Nesse momento que é obtido os dois contextos estudados na pesquisa revisada, quando o usuário escutava as músicas, foi gravado suas expressões faciais através de uma câmera e o tempo dedicado a ouvir cada música.

#### Qual o problema que ele resolveu?

Nesse trabalho, é apresentado uma abordagem para predizer a preferência musical do usuário a partir das expressões faciais. Ela busca responder a seguinte questão: É possível inferir (implicitamente) em pares as preferencias musicais de um usuário a partir de suas expressões faciais demonstradas enquanto escuta suas músicas?

#### Quais técnicas foram usadas?

A principal técnica utilizada para predição das músicas foi gerando um score a partir da comparação par a par em cima das escolhas do usuário nas opções de músicas apresentadas. Essa comparação foi realizada como um problema de regressão, onde eles predizem a pontuação numérica em pares. E classificando o problema, onde foi predito uma pontuação em pares como classe discreta alternativa (esquerda é preferida, direita é preferida, igualmente preferidas).

A recomendação gerada foi personalizada por usuário e não foi utilizado nenhum modelo colaborativo. Mas foi demonstrado o interesse no trabalho em adicionar ao RecSys o filtro do tipo colaborativo.

Para realizar a predição da música desejada dado a expressão facial, foram experimentados diversos algoritmos, e no fim, foi utilizado os algoritmos *Random forest* e *Gradient Boosting* por apresentarem os melhores resultados. Eles os escolheram, dado a principal base de predição, que foi, o uso do tempo em que os usuários escutaram as músicas e a diferença da duração entre duas músicas em par.

Para auxiliar no score em par, foi utilizado o *Spearman’s Rank Correlation Coefficient* entre as diferentes durações (distribuições não normais). Isso é, quanto maior a diferença entre as duas músicas, maior a probabilidade de o usuário ter gostado da música que ele por mais tempo.

Para obter os resultados, foi realizado a comparação da precisão das preferências de predição dos modelos bases utilizando *Root Mean Squared Error* (RMSE), precisão, *recall*, *F-measure* e acuracidade.

#### Qual a base de treinamento e teste?

A base dessa pesquisa foi gerada através do uso em um ambiente controlado de uma aplicação desenvolvida para obter a base desse trabalho. Foi utilizado um total de 75 usuários treinados para utilizar a aplicação com uma média de idade de 29,8 anos.

#### Quais os contextos utilizados?

O principal contexto utilizado nesse trabalho foi as emoções dos usuários obtidas através das expressões faciais dos usuários gravadas durante os testes realizados. No fim, foi apresentado um outro contexto comportamental, que é o tempo em que os usuários escutaram cada música. Não foi apresentado nenhum tipo de contexto de ambiente.

#### Como é obtido o contexto?

Os dois contextos são obtidos enquanto o usuário está utilizando a aplicação de teste para reproduzir músicas, as emoções são obtidas a partir das expressões faciais produzidas, e o tempo que é gravado enquanto ele escuta cada música. Não é apresentado o contexto atual ao usuário, e não existe um formulário onde o usuário possa definir explicitamente o contexto.

A preferência do usuário foi obtida através da observação do seu comportamento em cima da aplicação. Cada usuário devia ouvir ao menos 10 segundos de cada música em par apresentada e ao finalizar, poderia escolher qual música era mais adequada para se ouvir no ambiente pré-estabelecido que era seu trabalho.

#### Foi avaliado o nível de satisfação do usuário com a música recomendada?

Não foi avaliado o nível de satisfação dos usuários.

#### A recomendação atingiu as expectativas do usuário?

Para obter os resultados, foi realizado a comparação da precisão das preferências de predição dos modelos bases utilizando *Root Mean Squared Error* (RMSE), precisão, *recall*, *F-measure* e acuracidade. A precisão, *recall* e *F-measure* foram calculadas ponderando os *scores* de cada classe pelo número de instancias verdadeiras de cada, para explicar o desequilíbrio dela.

A base foi obtida através da aplicação obteve um total de 75 usuários treinados para utilizar a aplicação com uma média de idade de 29,8 anos.

O principal critério de qualidade utilizado foi o tempo em que o usuário escutou cada música, pois, quanto maior a diferença entre as duas músicas, maior a probabilidade de o usuário ter gostado da música que ele por mais tempo. Outro critério apresentado foi a sua avaliação das músicas em par.

#### Tiveram outros resultados apresentados? Quais?

Não tiveram outros resultados apresentados.

### Towards Intent-Aware Contextual Music Recommendation: Initial Experiments

É apresentado técnicas e resultados no artigo revisado que buscam estudar as intenções dos usuários demonstradas a partir do estudo realizado em cima da API do Spotify e Youtube, que visa entender as intenções dos usuários a partir das descrições das *playlists*. A partir desse estudo, é gerado *playlists* especificas para cada atividade relacionada as intenções dos usuários. Isso foi desenvolvido no sistema de recomendação apresentado (AIR), que usa a API do Spotify para obter suas melhores *playlist* relacionados a busca, delas é obtido as top 10 músicas com melhores scores, as quais são incluídas nas recomendações futuras para cada atividade.

#### Qual o problema que ele resolveu?

É abordado 3 contribuições no artigo: Por primeiro, é estimado uma distribuição empírica das intenções do ouvinte ao reproduzir um video no Youtube. Na segunda é realizado um experimento semelhante ao da primeira, porem utilizando o Spotify. E por último, é relatado os resultados iniciais obtidos utilizando o modelo de intenções treinados para melhorar as recomendações. O modelo apresentado, demonstra melhorias promissoras na recomendação de músicas através das intenções do usuário, ao invés de recomendações que dependem apenas de suas atividades.

#### Quais técnicas foram usadas?

Dado o escopo desse trabalho, será apresentado somente as técnicas utilizadas nas recomendações de áudio (Seção 2.2) apresentadas no artigo revisado. Nessa seção, é apresentado a especificação de um algoritmo que busca entender as intenções do usuário através dos títulos das *playlists* disponibilizadas pelos usuários. A pesquisa não utilizou da recomendação colaborativa.

As intenções foram obtidas através de diversos tipos de algoritmos de *machine learning* como: *Logistic Regression*, *both fuzzy* e *hard Clustering*, mas os melhores resultados foram obtidos utilizando o *Random Forest classifier* (utilizando a implementação do *sklearn*).

#### Qual a base de treinamento e teste?

A base de intenções é montada a partir de testes realizados utilizando a API do Spotify em Python em cima das *playlists* dispostas do usuário. Não é apresentado nenhuma aplicação desenvolvida para obter as bases.

#### Quais os contextos utilizados?

Esse trabalho realizou a interpretação de contexto como intenções. O principal atributo utilizado são as atividades que o usuário está executando, o qual é obtido através de seu comportamento (buscas por *playlists*).

#### Como é obtido o contexto?

Para obter o comportamento do usuário, foi avaliado durante um período de teste as intenções dos usuários nas buscas por *playlists*, e a partir delas, foi gerado uma playlist de acordo com suas intenções. Esse comportamento é obtido de maneira implícita e o usuário não pode ajudar na definição do contexto. Não é apresentado ao usuário o contexto atual obtido através do seu comportamento.

#### Foi avaliado o nível de satisfação do usuário com a música recomendada?

Não foi avaliado o nível de satisfação dos usuários referente a música recomendada.

#### A recomendação atingiu as expectativas do usuário?

Para validar as recomendações do sistema, foi realizado uma comparação com o RecSys do Spotify (SPTF) e o criado no artigo revisado (AIR). Nessa comparação foi pedido ao usuário para avaliar as duas *playlists* geradas pelos sistemas. As *playlists* geradas automaticamente para cada uma das 10 atividades foram agrupadas. Depois foram avaliadas por 1-3 avaliadores humanos. A avaliação tem como objetivo validar o quanto a *playlist* se enquadrava na atividade estipulada.

A partir das avaliações realizadas, foram utilizadas 3 métricas para estimar a qualidade das recomendações feitas a partir dos coeficientes de correlação, elas são: Kendallτ, τ-AP e nMMR. Essas métricas são importantes para avaliar numericamente a qualidade de cada playlist recomendada. Ao final, foi analisado as avaliações e foi visto que não é apresentado o tamanho da base utilizada nesse artigo.

#### Tiveram outros resultados apresentados? Quais?

Não tiveram outros resultados apresentados.

### Quantitative Study of Music Listening Behavior in a Smartphone Context

O artigo revisado apresentou diversos resultados quantitativos, que foram obtidos através da classificação e computação dos dados de um aplicativo, o qual foi desenvolvido para reproduzir músicas e registrar o contexto de um usuário. Ele tem como principal objetivo responder as seguintes questões:

1. Em que medida podemos prever a música que um usuário prefere ouvir em diferentes contextos de atividade (ou seja, uso de música) da realidade?
2. Em que medida podemos prever a atividade de um usuário a partir dos dados do sensor coletados dos smartphones em um contexto de um ouvinte musical da realidade?
3. Como fatores pessoais, como dados demográficos, histórico musical, preferência musical de longo prazo e traços de personalidade, se correlacionam com a previsibilidade do uso de músicas e da atividade do usuário para diferentes usuários?

O artigo não apresentou ou desenvolveu sistema de recomendação musical, porém, trouxe diversas informações pertinentes a esse trabalho.

#### Qual o problema que ele resolveu?

Nesse trabalho é apresentado diversas técnicas que buscam melhorar a recomendação personalizadas a partir de diversos dados obtidos através de sensores (implicitamente), ou através de perguntas realizadas ao usuário. O artigo revisado tem como principal objetivo responder as questões descritas anteriormente.

#### Quais técnicas foram usadas?

Nessa seção será apresentado o conteúdo divido nas 3 questões que o artigo revisado busca resolver. Em nenhuma das questões é abordado a filtragem colaborativa.

##### Em que medida podemos prever a música que um usuário prefere ouvir em diferentes contextos de atividade (ou seja, uso de música) da realidade?

Essa seção do trabalho teve como principal objetivo classificar (utilizando *auto-tagging*) a relação das preferencias musicais x contextos dos usuários. Antes de iniciar essa classificação, foi realizado um filtro na base gerada pelos usuários e aplicando certos critérios de qualidade sobraram 19 dos 48 usuários participantes do teste.

Baseado nos 19 usuários restantes, foi realizado a criação das *tags* do teste, que foi dividida em 2 esquemas de aprendizados, o personalizado e o geral. Os algoritmos considerados para essa classificação foram o linear e não linear, da *radial basis function* (RBF) e *support vector machine* (SVM). Dado os problemas com dados negativos nas classificações binarias, foi utilizado a técnica *EasyEnsemble* (mais especificamente a *Beta weights*) para neutralizar os dados.

Por fim, para medir a precisão das *tags* criadas, foi utilizado o *operating characteristic curve* (AUC) mais especificamente o *Pearson’s linear correlation coefficient*. Buscando auxiliar a visualização da valência-excitação das emoções no espaço, foi utilizado a técnica de *Affective Norm for English Words* (ANEW). E no fim, para computar a associação entre as músicas e as emoções, foi feito uso do GPR (*Gaussian process regression*), mais especificamente o método *isotropic rational quadratic covariance kernel* implementado pelo *toolkit* *Gaussian process for machine learning* (GPML).

Como a experiencia da música é multidimensional, o artigo revisado busca extrair os atributos das músicas, e visando auxiliar o processo de classificação, foram utilizados o *MIRtoolbox* e o *PsySound toolbox* os quais conseguem extrair os atributos musicais.

##### Em que medida podemos prever a atividade de um usuário a partir dos dados do sensor coletados dos smartphones em um contexto de um ouvinte musical da realidade?

O principal objetivo dessa seção do trabalho foi classificar as atividades dos usuários (*user-activity*) e relacionar as 8 atividades definidas com os dados obtidos dos sensores. Foram considerados os mesmos 19 usuários obtidos na filtragem apresentada na seção anterior.

A partir do aplicativo desenvolvido, foi possível obter os dados dos sensores utilizando o *Funf Open Sensing Framework*, e semelhante a classificação dos dados musicais com o contexto, para classificar as atividades dos usuários com os sensores foi utilizado o RBF e SVM.

##### Como fatores pessoais se correlacionam com a previsibilidade do uso de músicas e da atividade do usuário para diferentes usuários?

Dado os resultados obtidos nas seções anteriores, essa seção busca determinar quais fatores do usuário são forte indicadores de desempenho das duas tarefas. Foram considerados os mesmos 19 usuários obtidos na filtragem apresentada na seção anterior.

Antes dos usuários passarem a utilizar o sistema, foi realizado algumas perguntas a eles, validando e obtendo informações previas deles. Nessa seção, foi utilizado o *Pearson’s linear correlation coeficient* e AUC para determinar quais fatores dos usuários são indicadores de desempenho das duas tarefas.

#### Qual a base de treinamento e teste?

A partir do aplicativo desenvolvido no artigo revisado, foi gerado uma base de treinamento e teste. Ela foi dividida em 3 partes, sendo elas: relação música x contexto, relação dos sensores x atividades e por último os fatores extraídos dos usuários.

#### Quais os contextos utilizados?

O trabalho revisado utiliza dos contextos comportamentais e de ambiente, e classificaram os fatores de uma preferência musical em 3 tipos (usuário, música e contexto). Eles são:

Figura 7 Fatores da preferência musical (próprio, 2020)

#### Como é obtido o contexto?

O contexto é obtido a partir do aplicativo desenvolvido, ele trouxe diversas informações sobre o dia a dia dos usuários, essas informações foram obtidas através de sensores e formulários que o usuário conseguia responder. Não é apresentado o contexto atual para o usuário.

#### Foi avaliado o nível de satisfação do usuário com a música recomendada?

O artigo revisado não desenvolveu um sistema de recomendação.

#### A recomendação atingiu as expectativas do usuário?

Como artigo revisado não desenvolveu um sistema de recomendação. Apenas disponibilizou diversos dados estatísticos que auxiliariam o desenvolvimento de um RecSys. Por isso não foi definido nenhum critério de qualidade ou técnicas de avaliação das recomendações. A base foi obtida através do aplicativo desenvolvido nesse trabalho, ela continha 48 usuários, que a partir de uma filtragem dos dados efetuada, passou para 19 nas respostas das questões.

#### Tiveram outros resultados apresentados? Quais?

Não tiveram outros resultados apresentados.

## Tabela com tecnicas

Texto

Table 1 Relação das funcionalidades desenvolvidas em cada artigo revisado (próprio, 2020)

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 3.3.1 The New Challenges when Modeling Context through Diversity over Time in Recommender Systems | 3.3.2 Prediction of music pairwise preferences from facial expressions | 3.3.3 Towards Intent-Aware Contextual Music Recommendation: Initial Experiments | 3.3.4 Quantitative Study of Music Listening Behavior in a Smartphone Context | Proposta desse trabalho |
| Tem foco no entendimento do contexto para recomendações musicais? | ❌ |  |  |  | ✔ |
| Apresenta o desenvolvimento realizado no trabalho? | ❌ |  |  |  |  |
| O trabalho foi validado em um caso real? | ❌ |  |  |  |  |
| Apresenta como o sistema chegou em tal recomendação ao usuário? | ✔ | - | - | - | - |
| Utiliza do contexto comportamental? | ✔ |  |  |  |  |
| Utiliza do contexto de ambiente? | ❌ |  |  |  |  |
| Utiliza do contexto explicito? | ✔ |  |  |  |  |
| Utiliza do contexto implícito? | ✔ |  |  |  |  |

# Modelagem do que será feito

Texto

## Contexto

Texto

### O que é o contexto comportamental?

Texto

### O que é o contexto ambiente?

Texto

### Como será obtido os contextos?

Texto

## Arquitetura do sistema

Texto

# CONCLUSÃO

Pode-se afirmar que está havendo em Porto Alegre uma situação paradoxal. Ao mesmo tempo em que se percebe um avanço no cumprimento das diretrizes norteadoras do Sistema Único de Saúde, tais como, a integralidade da atenção à saúde (preventivo e curativo), a universalidade da cobertura e do atendimento, a gratuidade e a descentralização das ações e serviços, verifica-se também a obstaculização permanente do processo em função da insuficiência de recursos. Ao mesmo tempo em que são repassadas novas atribuições e poderes ao município de Porto Alegre, não há o repasse de recursos financeiros na mesma proporção para fazer frente ao processo de municipalização. Além disso, as negociações para se aumentar os recursos financeiros sempre ocorrem de maneira conflitiva, principalmente entre o Estado e o Município. Desse modo, o melhor andamento do processo de municipalização em Porto Alegre fica na dependência da contrapartida de recursos do Estado e da União.

...............................................

PAGINAÇÃO: Segundo o livro do prof. Cléber Prodanov, as folhas do trabalho são contadas a partir da folha de rosto (não contamos a capa), mas nem todas receberão um número. Contamos, mas não numeramos, então, a folha de rosto, o resumo, o abstract, as listas e o sumário. A numeração é colocada no canto superior direito da folha, a 2cm da borda superior da folha, em algarismos arábicos.

Referências Bibliográficas

ACM. **Advanced Search**. Disponível em: <https://dl.acm.org/search/advanced>. Acesso em: 5 maio. 2020.

ACM RECSYS COMMUNITY. **RecSys – ACM Recommender Systems**. Disponível em: <https://recsys.acm.org/>. Acesso em: 28 abr. 2020.

BHATNAGAR, V. Collaborative filtering using data mining and analysis. [s.l: s.n.].

BORJA, K.; DIERINGER, S. Streaming or stealing? The complementary features between music streaming and music piracy. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 32, p. 86–95, 2016.

DIETMAR, J. et al. **Recommendation system -An Introduction**. [s.l: s.n.]. v. 91

ERIKSSON, M. et al. **Spotify Teardown**. [s.l.] MIT Press, 2019.

FALK, K. Practical Recommender Systems. [s.l: s.n.].

IFPI. **IFPI Global Music Report 2019**. Disponível em: <https://www.ifpi.org/news/IFPI-GLOBAL-MUSIC-REPORT-2019>.

LUINI, B. J. R.; WHITMAN, A. E.; DATE, P. **Streaming Audio: The FezGuys’ Guide**. [s.l: s.n.].

MURARO, R. M. Os avanços tecnológicos e o futuro da humanidadeQuerendo ser Deus, , 2009.

NIWA, H. **Streaming Systems**. [s.l.] O’Reilly Media, 2018. v. 134

RESNICK, PAUL AND VARIAN, H. R. Recommender Systems. **Communications of the ACM**, v. 40, n. 4, p. 56–58, 1997.

RICCI, F.; ROKACH, L.; SHAPIRA, B. **Recommender Systems Handbook**. [s.l: s.n.].

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARA. **A Magnetorresistência Gigante**. Disponível em: <https://seara.ufc.br/tintim-por-tintim/tecnologia/a-magnetorresistencia-gigante/>. Acesso em: 12 mar. 2020.