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 também na escolha 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 por ele.

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) 16](#_Toc42382768)

[Figura 2 - Resultado de busca dos proceedings no motor de busca da ACM (próprio, 2020) 17](#_Toc42382769)

[Figura 3 - Resultado de busca dos journals no motor de busca da ACM (próprio, 2020) 18](#_Toc42382770)

[Figura 4 - Etapas realizadas para filtrar os trabalhos encontrados no motor de busca da ACM (próprio, 2020) 18](#_Toc42382771)

[Figura 5 - Filtro em cima dos trabalhos selecionados através do resumo (próprio, 2020) 19](#_Toc42382772)

[Figura 6 - Procedimento de filtro realizado baseado nos trabalhos encontrados no motor de busca da ACM (próprio, 2020) 19](#_Toc42382773)

[Figura 7 Fatores da preferência musical (próprio, 2020) 28](#_Toc42382774)

[Figura 8 Apresentação dos contextos utilizados no trabalho (próprio, 2020) 34](#_Toc42382775)

Lista de Quadros

[Quadro 1 Relação das funcionalidades desenvolvidas em cada artigo revisado. Acima é listado os trabalhos revisados, e a esquerda as funcionalidades encontradas. Foi utilizado 3 símbolos: (i) ✔ caso possua; (ii)❌ caso não possua; (iii)❓ caso não apresente ainda (próprio, 2020) 30](#_Toc42382587)

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 10](#_Toc42382782)

[2 Trabalhos relacionados 14](#_Toc42382783)

[2.1 O protocolo de revisão 14](#_Toc42382784)

[2.2 PROCURA NOS MOTORES DE BUSCA 16](#_Toc42382785)

[2.3 ETAPAS DA REVISÃO DOS TRABALHOS 18](#_Toc42382786)

[2.3.1 Trabalhos selecionados 19](#_Toc42382787)

[2.4 FUNCIONALIDADES DOS TRABALHOS INVESTIGADOS 30](#_Toc42382788)

[3 Modelagem do “Nome do trabalho” (TODO) 33](#_Toc42382789)

[3.1 Contexto 33](#_Toc42382790)

[3.1.1 O que é o contexto comportamental? 34](#_Toc42382791)

[3.1.2 O que é o contexto ambiente? 34](#_Toc42382792)

[3.1.3 Como será obtido os contextos? 35](#_Toc42382793)

[3.2 Arquitetura do sistema 35](#_Toc42382794)

[4 CONCLUSÃO 36](#_Toc42382795)

[Referências Bibliográficas 37](#_Toc42382796)

# 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, recomendação baseada em conteúdo, recomendação baseada em conhecimento, e sistemas de recomendação híbridos.

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)

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)

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)

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)

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 de um *plugin* que permitirá ao usuário escutar suas músicas enquanto são registrados os eventos do contexto vivido naquele momento.

# Trabalhos relacionados

Os sistemas de recomendação musical iniciaram nos anos 90 e têm evoluído muito desde então, ao ponto de que hoje existem diversos trabalhos relacionados a esse assunto para área. Nesse capítulo serão abordados alguns trabalhos encontrados, a partir de uma revisão bibliográfica 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 feita uma lista de interesses que serão abordados nessa revisão:

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

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

* RecSys
* Machine Learning
* Sistemas de recomendação musical
* Context-aware (TODO: COLOCAR SIGNIFICADO)

Para realizar a busca dos trabalhos relacionados 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). Esse motor de busca foi escolhido por conter diversos trabalhos de excelência na área da computação.

Foi desenvolvida uma *string* de busca para filtrar por estudos que estejam de acordo com o foco de pesquisa do trabalho. Existem muitos artigos e diversas áreas de pesquisa relacionadas aos sistemas de recomendação musical, então, para realizar uma busca mais assertiva, foi 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 foi analisado e esta análise foi dividida em quatro etapas. A leitura inicial, primeira etapa, foi feita no título de cada artigo, e foram mantidos àqueles que indicam uma relação com essa pesquisa. A segunda etapa consistiu em realizar uma leitura dos resumos desses trabalhos e manter àqueles adequados. A etapa três realizou 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 trouxe informações de cada publicação, onde foi possível entender o que já foi desenvolvido e então definir o que esse trabalho poderá agregar cientificamente à área de sistemas de recomendação. Ao final, foi desenvolvida uma tabela relacionando as funcionalidades existentes e o uso delas nos trabalhos encontrados.

## PROCURA NOS MOTORES DE BUSCA

No dia 07/05/2020 foi realizada a pesquisa no motor de busca ACM utilizando a *string* de busca pré-definida anteriormente. As Figuras 1, 2 e 3 ilustram esse processo. A quantidade de resultados apresentados na ACM foram 150 trabalhos relacionados a *string* de busca.

Tela de celular com publicação numa rede social

Descrição gerada automaticamente

Figura - Motor avançado 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 atuais relacionados à área, foram mantidos somente os artigos publicados nos últimos 5 anos. Visando trazer um conteúdo mais técnico para o trabalho, foram reduzidos os tipos de publicações aceitas para *proceedings* e *journals*. Após aplicados esses filtros, a quantidade de trabalhos encontrados passou para 83.

Tela de computador com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

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

Um dos principais motivos que levou essa revisão ser realizada através da ACM ao invés de outras plataformas de busca como IEEE, é devido ela possui uma grande comunidade relacionado a área de RecSys, com diversas conferências e eventos relacionados a área. (ACM RECSYS COMMUNITY., 2020)

Tela de computador com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

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

## ETAPAS DA REVISÃO DOS 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 *journal* e 60 do tipo *proceeding*.

Figura - 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 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.

Baseado no conhecimento obtido dos trabalhos na segunda etapa, foi realizadoa 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 e, 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 A Figura 5 mostra a relação entre os tipos e a quantidade de artigos encontrados.

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

### Trabalhos selecionados

O resultado do procedimento de filtro (apresentado na Figura 6) foi de 4 trabalhos relacionados ao objetivo descrito no protocolo de revisão desse trabalho.

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

Foi realizado uma revisão nesses trabalhos a qual foi apresentada nas próximas seções. Onde, em cada seção/artigo, foi realizado um breve do que foi desenvolvido e no fim, foi 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 alguma 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?
* A recomendação atingiu as expectativas do usuário?
  + Quais foram os critérios de qualidade utilizados?
  + Quantidade de usuários utilizada? (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

Foi realizado a revisão do trabalho e então verificado que o trabalho não apresenta dados e técnicas suficientes para serem consideradas nesse trabalho. Pois todas as informações do sistema desenvolvido estão em outros artigos citados por esse. Então dado a falta de informações apresentadas nesse trabalho, não serão respondidas as questões pré-estabelecidas anteriormente.

#### 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 desenvolvida 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. É nesse momento que é obtido os dois contextos estudados no artigo revisado, que são: (i) as expressões faciais gravadas através de uma câmera; (ii) o tempo dedicado a ouvir cada música.

#### Qual o problema que ele resolveu?

Nesse trabalho é apresentada 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 preferências 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 a de gerar 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: (i) um problema de regressão, onde eles predizem a pontuação numérica em pares; (ii) um problema de classificação, onde foi predito uma pontuação em pares como classe discreta alternativa (o usuário preferiu a da esquerda, direita ou ambas).

A recomendação gerada foi personalizada por usuário e não foi utilizado o modo colaborativo, mas foi demonstrado o interesse nos trabalhos futuros em adicionar ao RecSys esse modelo.

Para realizar a predição da música desejada, dada 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 escutou por mais tempo.

Para obter os resultados, foi realizada 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. Foi utilizado um total de 75 usuários 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.

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

Para obter os resultados, foi realizado a comparação da precisão das preferências de predição dos modelos, 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 instâncias verdadeiras de cada.

Para validar a qualidade da recomendação proposta, foi utilizado 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 ouviu 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

O artigo apresenta técnicas e resultados que buscam estudar as intenções dos usuários ao buscar uma música para escutar, as quais são obtidas através do título e descrição das *playlists* reproduzidas. Para demonstrar as técnicas, foi realizado um estudo em cima da API do Spotify e Youtube. A partir desse estudo, são geradas *playlists* especificas para cada atividade relacionada às intenções dos usuários. E no fim é realizado uma avaliação comparativa dela com a gerada pelo método do Spotify (SPTF).

Para gerar as *playlists*, foi desenvolvido um método para realizar a recomendação chamado *Activity-aware Intent Recommendation* (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 (Dirigir, Trabalhar, Cozinhar, ...).

#### Qual o problema que ele resolveu?

São abordadas 3 contribuições no artigo: (i) é estimado uma distribuição empírica das intenções do ouvinte ao reproduzir um vídeo no Youtube; (ii) é realizado um experimento semelhante ao da primeira, porém utilizando o Spotify; (iii) são relatados 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, serão apresentadas somente as técnicas utilizadas nas recomendações de áudio. O artigo apresenta a especificação de um algoritmo que busca entender as intenções do usuário através dos títulos das *playlists* disponibilizadas por ele. 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 H*ard Clustering*, mas os melhores resultados foram obtidos utilizando o *Random Forest Classifier* (utilizando a implementação do *sklearn*). Não foi apresentado os algoritmos utilizados para realizar a recomendação musical.

#### 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 apresentada nenhuma aplicação desenvolvida para obter as bases.

#### Quais os contextos utilizados?

Esse trabalho não busca entender o contexto em si. Ele apenas busca entender uma de suas características, que são as intenções do usuário, ao procurar por uma *playlist* e, a partir das intenções obtidas, procura gerar playlists relacionadas as atividades as quais o usuário está executando. O principal atributo utilizado para predizer suas intenções, é a descrição da *playlist* encontrada em sua busca.

#### 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.

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

Para validar as recomendações do sistema, foi realizada 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: (i) coeficiente de correlação de Kendallτ; (ii) τ-AP para calcular a relevância das recomendações; (iii) uma variação do *Mean Reciprocal Rank* (nMMR). Essas métricas são importantes para avaliar numericamente a qualidade de cada *playlist* recomendada. 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 vida real?
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 vida real?
3. Como fatores pessoais (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?

Cada pergunta investiga relações entre os fatores musicais, pessoais e situacionais da escuta musical. Especificamente é considerado um conjunto fechado de 8 tipos de atividades, atividades estas relacionadas a dados diários obtidos pelos 48 usuários durante um período de 3 semanas. 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 são apresentadas diversas técnicas que buscam melhorar a recomendação personalizada, a partir de diversos dados obtidos por meio 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?

Essa seção está dividida 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 vida real?

Essa seção do trabalho teve como principal objetivo classificar (utilizando *auto-tagging*) a relação das preferências 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 realizada a criação das *tags* do teste, que foram divididas 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 binárias, foi utilizada 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 utilizada 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 experiência da música é multidimensional, o artigo revisado busca extrair os atributos das músicas, e visa 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 vida real?

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 foram utilizadas as técnicas de RBF e SVM.

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

Com 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, foram realizadas algumas perguntas a eles, validando e obtendo informações prévias deles. Nessa seção foi utilizado o *Pearson’s linear correlation coefficient* 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, foram geradas uma base de treinamento e teste. Elas foram divididas em 3 partes, sendo elas: (i) relação música x contexto; (ii) relação dos sensores x atividades; (iii) 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 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.

#### 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.

## FUNCIONALIDADES DOS TRABALHOS INVESTIGADOS

Para relacionar os trabalhos revisados, foi criada uma tabela contendo as funcionalidades encontradas nos artigos.

Quadro Relação das funcionalidades desenvolvidas em cada artigo revisado. Acima é listado os trabalhos revisados, e a esquerda as funcionalidades encontradas. Foi utilizado 3 símbolos: (i) ✔ caso possua; (ii)❌ caso não possua; (iii)❓ caso não apresente ainda (próprio, 2020)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 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? | ✔ | ✔ | ❌ | ✔ |
| O trabalho foi/será validado em um caso real? | ❌ | ❌ | ✔ | ✔ |
| Utiliza do contexto comportamental? | ✔ | ✔ | ✔ | ✔ |
| Utiliza do contexto de ambiente? | ❌ | ❌ | ✔ | ✔ |
| Utiliza do contexto explicito? | ❌ | ❌ | ✔ | ✔ |
| Utiliza do contexto implícito? | ✔ | ✔ | ✔ | ✔ |
| Realiza recomendações do tipo dinâmicas? | ❌ | ❌ | ❌ | ✔ |
| Utiliza da técnica de avaliação *operating characteristic curve* (AUC)? | ❌ | ✔ | ✔ | ❓ |
| Utiliza do *F-measure?* | ✔ | ❌ | ❌ | ❓ |
| *Utiliza do Root Mean Squared Error?* |  | ❌ | ❌ | ❓ |
| Utiliza a métrica do *Mean Reciprocal Rank?* | ❌ | ✔ | ❌ | ❓ |
| Utiliza a métrica do coeficiente de correlação de Kendall | ❌ | ✔ | ❌ | ❓ |
| Utiliza do algoritmo *support vector machine* (SVM) para classificação? | ❌ | ✔ | ✔ | ❓ |
| Utiliza do algoritmo *radial basis function* (RBF) para classificação? | ❌ | ❌ | ✔ | ❓ |
| Utiliza o algoritmo *Random Forest* para recomendação*?* | ✔ | ❌ | ❌ | ❓ |
| Utiliza o algoritmo *Gradient Boosting* para recomendação*?* | ✔ | ❌ | ❌ | ❓ |

No Quadro 1, foram apresentadas as relações das funcionalidades dos 3 artigos revisados e desse trabalho, relações quais podem ser utilizadas no desenvolvimento do sistema de recomendação. Nas últimas linhas, foram colocados pontos de interrogação, devido ao trabalho estar em desenvolvimento e não se ter conhecimento das técnicas que serão utilizadas.

# Modelagem do “Nome do trabalho” (TODO)

A partir da revisão feita, foi possível conhecer diversos tipos de sistemas e modelos que utilizam do contexto para realizar as recomendações musicais, tornando possível entender certas lacunas que não foram analisadas ou compreendidas nessa área de pesquisa.



Figura Modelo desenvolvido para demonstrar a recomendação dinâmica (próprio, 2020)

Com isso, foi possível entender e desenvolver um modelo de sistemas de recomendação que utiliza do contexto para realizar as recomendações, ele será apresentado nesse trabalho, recomendação dinâmica utilizando o feedback do usuário do contexto atual.

## Contexto

Conforme o dicionário Michaelis (EDITORA MELHORAMENTOS LTDA, 2020) contexto pode ser tido por:

O conjunto de circunstâncias inter-relacionadas de cuja tessitura se depreende determinado fato ou situação; circunstância(s), conjuntura, situação.

Um sistema de recomendação busca encontrar os melhores itens para um devido fim, onde geralmente se baseia em dados históricos para produzi-las. Observa-se que, com o entendimento do contexto, ou conforme a definição das “circunstâncias que levaram a certos fatos ou situações”, é possível auxiliar as recomendações, aumentando o número de dados disponíveis para realizar a classificação e filtro.

Figura Apresentação dos contextos utilizados no trabalho (próprio, 2020)

### O que é o contexto comportamental?

Conforme o dicionário Michaelis (EDITORA MELHORAMENTOS LTDA, 2020) contexto pode ser tido por:

Qualquer ação ou reação do organismo ou parte dele

Unindo a definição do contexto com a definição acima, foi realizado um estudo das possíveis ações a serem registradas em um sistema, as quais, seria realizado um estudo, para gerar uma classificação e no futuro, auxiliar na recomendação musical.

será utilizado:

Horário,

Humor,

Atividade,

ações sequenciais.

Quantidade de músicas escutadas no dia (tempo)

### O que é o contexto ambiente?

Será utilizado:

Localização

clima

### Como será obtido os contextos?

Os contexto do sistemas serão obtidos, a partir da captura de dados de sensores, *API’s* e eventos de um app. A lista de possíveis ações, pode ser obtida através das possíveis ações a serem executadas pelo usuário demonstradas na Figura 10.

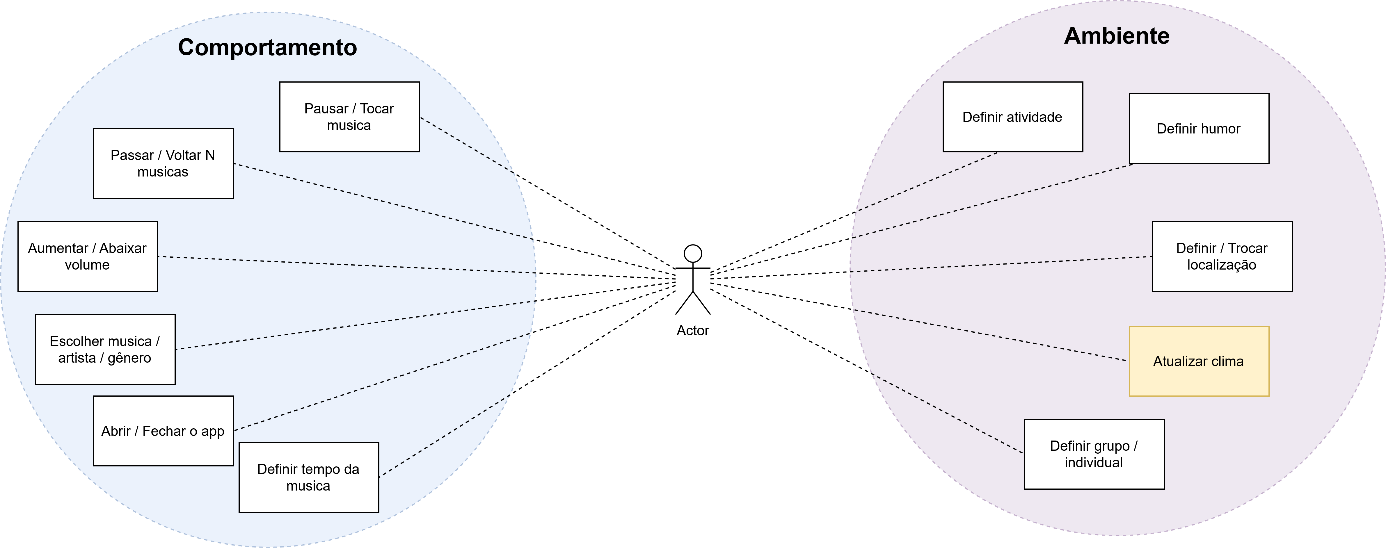


Figura Lista de ações que auxiliarão o entendimento do contexto de ambiente e comportamento do usuário do aplicação (próprio, 2020)

Ele irá obter dados

implicitamente

- localização

- ações

- tempo

- clima

explicitamente.

- localização

- humor

- atividade

## Arquitetura do sistema

Figura Etapas do desenvolvimento do sistema de recomendação musical (próprio, 2020)

### Como o trabalho vai capturar as ações do usuário e classificá-las como contexto?

A partir do momento que o usuário utilizar a aplicação, será registrado suas ações, através de eventos disponíveis em seus componentes, esse registro é demonstrados na Figura 12.



Figura Fluxo para realizar o registro e análise das ações executadas pelo usuário (próprio, 2020)

### Como o trabalho vai validar se as ações do usuário condizem com o contexto?

Texto

### Como o trabalho vai relacionar as músicas que o usuário gosta aos contextos?

Texto

### Como o trabalho vai classificar o contexto para apresentar para usuário?

Texto

### Como o trabalho vai recomendar novas músicas a partir da relação de contexto x música?

Texto

# CONCLUSÃO

Nesse trabalho foi realizado uma revisão em cima dos trabalhos da ACM, de RecSys musical que utilizam o contexto do usuário, nela foi possível verificar, que poucos trabalhos buscam unir, a recomendação musical com o contexto do usuário. Sendo assim, esse trabalho vai buscar desenvolver um RecSys musical, o qual irá analisar o contexto do usuário em tempo real, para realizar novas recomendações a ele. E no fim, será realizado uma comparação do resultado, com os obtidos no Spotify.

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

EDITORA MELHORAMENTOS LTDA. **Sobre o dicionário | Michaelis On-line**. Disponível em: <https://michaelis.uol.com.br/>. Acesso em: 6 jun. 2020.

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 humanidade**Querendo 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.