

Places To Go: Sistema de Recomendação de Pontos Turísticos Baseado em Conhecimento e Sensível a Contexto

Elnatan Novaes Torres

Orientador: Josemar dos Santos

Resumo: Uma pesquisa é realizada acerca dos diversos tipos de sistemas de recomendação, sendo especificamente focada naqueles voltados para o domínio de pontos turísticos, que desempenham um papel importante em um mercado aquecido como é o turismo. No domínio em questão, um aspecto muito relevante para a decisão do usuário é a previsão do tempo, pois informações como temperatura máxima do dia e probabilidade de chuva podem ser decisivas na visita a lugares como parques, parque de diversões, zoológicos, entre outros. Além disso, aprofunda em um ponto de extrema importância não observado em trabalhos relacionados, que é a metodologia de avaliação da precisão e outras propriedades importantes de um sistema de recomendação, pois possibilita medir o quanto o algoritmo de recomendação está servindo bem às necessidades do usuário. Por fim, é mostrado o processo de desenvolvimento de um sistema de recomendação de pontos turísticos, fazendo uso do conhecimento obtido a partir da pesquisa em diversas literaturas que são referência no objeto de estudo em questão. Entende-se que uma boa recomendação de itens é um resultado de diversos refinamentos baseados em experimentação e métricas, além de considerar-se que os gostos dos usuários estão em constante mudança, portanto o serviço desenvolvido não se propõe a ser um sistema de alta precisão, mas sim um sistema que, além de fazer recomendações baseadas em um algoritmo apropriado, forneça um meio de ter suas recomendações avaliadas e possa então ser, constantemente, evoluído e melhorado.

Palavras-chave: Pontos turísticos, Sistemas de recomendação, Turismo

Places To Go: Context-Aware and Knowledge-Based Point of Interest Recommender System

Abstract: Points of interest, Recommender systems, Tourism

Keywords: A research is carried out on the different types of recommendation systems, specifically focused on those aimed at the domain of tourist attractions, which play an important role in a heated market such as tourism. In the domain in question, a very relevant aspect for the user's decision is the weather forecast, as information such as the maximum temperature of the day and the probability of rain can be decisive when visiting places such as parks, amusement parks, zoos, among others. In addition, it delves into a point of extreme importance not observed in related works, which is the methodology for evaluating the accuracy and other important properties of a recommendation system, as it makes it possible to measure how well the recommendation algorithm is serving the user's needs. Finally, the process of developing a point of interest recommender system is shown, making use of the knowledge obtained from research in various literatures that are references in the object of study in question. It is understood that a good item recommendation is a result of several refinements based on experimentation and metrics, in addition to considering that user tastes are constantly changing, therefore the developed service is not intended to be a high precision system, but rather a system that, in addition to making recommendations based on an appropriate algorithm, provides a means of having its recommendations evaluated and can then be constantly evolved and improved.

1. Introdução

Segundo o Conselho Mundial de Viagens e Turismo (2021, p.1), o turismo possui um papel de suma importância a nível mundial na criação de empregos, sendo que, de acordo com dados de 2019, é estimado que um em cada quatro empregos criados em

todo o mundo são em turismo e que 10.4% do PIB mundial é gerado por esse setor. Em um estudo feito por Rasool, Maqbool, Tarique (2021, p.9), que investiga a relação entre turismo e crescimento econômico no grupo BRICS (grupo de países de economias emergentes formado por Brasil, Rússia, Índia, China e África do Sul), observou-se que para um crescimento de 1% na receita per capita de turismo, a economia do grupo econômico em questão cresce cerca de 0,31% no longo prazo. Para Bunghez (2016, p.2), esse crescimento econômico decorrente do turismo é proveniente, entre outras coisas, dos ganhos com visitantes domésticos e estrangeiros, do aumento de vagas de emprego, de taxas e impostos cobradas de empresas que operam nas atrações turísticas e do aumento de exportações de produtos locais.

Para Roy e Dutta (2022, p.1), os avanços tecnológicos recentes ofereceram mais habilidades para acessar de forma mais rápida grandes quantidades de informações, porém, ao mesmo tempo, há uma sobrecarga de dados online que estão disponíveis, fazendo assim com que o processo de encontrar conteúdo relevante na internet se torne complicado. Isinkaye, Folajimi e Okokoh (2015, p.2) compartilham da mesma visão e consideram que sistemas de busca de dados como *Google*, *DevilFinder* e *Altavista* contribuíram muito resolvendo parcialmente esse problema, mas deixou de lado outra parte também importante, a de priorização e personalização do conteúdo. Dessa forma, em ambas as pesquisas, é concluído que nesse cenário, os chamados sistemas de recomendação surgem para reduzir o esforço e tempo consumido do usuário para procurar conteúdo relevante na *internet*, personalizando os resultados de acordo com suas preferências..

Yu et.al. (2013, p.1) identificam que com a era da informação ocorreu uma aceleração no ritmo de informatização da indústria do turismo, resultando em uma dependência maior das empresas de turismo na tecnologia da informação. Além disso, com os turistas ficando cada vez mais sofisticados, suas necessidades constantemente mudando e com uma vasta quantidade de informações disponíveis, torna-se cada vez mais difícil de eles acharem o que desejam. Dessa forma, os sistemas de recomendação ganham espaço no setor de turismo, para que então possam entregar informações relevantes para ajudar turistas a tomarem decisões acerca de suas viagens. Gamidullaeva et al. (2023, p.2) ainda observam que no campo de viagem e turismo é essencial que aspectos contextuais sejam levados em conta nas recomendações, visando assim aumentar sua personalização e precisão. Para Haruna, Ismail e Suhendroyono (2017, p.10), muitos contextos podem ser considerados na recomendação de pontos turísticos, sendo um deles a previsão do tempo.

Jeuring e Peters (2013, p.4) consideram que o clima e as condições meteorológicas têm alto impacto na atratividade de um ponto turístico, pois estão entre um dos principais fatores que os turistas levam em consideração para visitar um local. De certa forma, as condições climáticas ajudam a definir as potencialidades e limitações de um ponto turístico. Para Lohmann e Hubner (2013, p.3), os turistas frequentemente buscam encontrar as melhores condições climáticas para conforto físico e psicológico, mas a percepção de tempo "ruim" ou "bom" são muito subjetivas, de forma que variam dependendo do turista e da atividade planejada.

De acordo com Kuanr e Mohapatra (2021, p.7), a função de de um sistema de recomendação vai além de sugerir itens específicos, pois também deve garantir precisão, para que assim o usuário consuma os itens das listas de recomendação. Dessa forma, deve-se achar um meio apropriado de avaliar os sistemas de recomendação construídos. Segundo a pesquisa de Zangerle e Bauer (2022, p.25) acerca das possíveis metodologias

de avaliação, encontrar uma configuração adequada para uma avaliação abrangente de um sistema de recomendação é um esforço complexo, mas deve ser feita, sempre que possível, levando em conta aspectos contextuais, possibilitando assim que o sistema seja melhorado continuamente.

Neste contexto, o presente trabalho se aprofunda no estado da arte dos sistemas de recomendação, explorando os diversos tipos existentes, suas vantagens e desvantagens e os possíveis métodos de avaliação, tendo em vista sempre o domínio de pontos turísticos. Com base na revisão bibliográfica realizada, é apresentada uma proposta de sistema de recomendação híbrido, que mescla propriedades dos sistemas baseados em conhecimento e dos sensíveis a contexto, para recomendar pontos turísticos juntamente da previsão do tempo, possibilitando assim que o turista consiga tomar melhores decisões quanto à atividade que pretende realizar. Adicionalmente, como é de suma importância que os sistemas de recomendação sejam avaliados quanto a diversos aspectos, como a precisão, o serviço desenvolvido permite que suas recomendações sejam avaliadas por metodologias propícias para o setor de turismo, dado que possui suas próprias peculiaridades.

1.1 Justificativa

A grande quantidade de informações disponíveis na internet faz com que seja mais complicado encontrar conteúdo relevante na internet e o turismo, por ser um setor da economia que movimenta muito dinheiro, constantemente ganha novos pontos turísticos ao redor do mundo.

A previsão do tempo é uma informação de grande relevância quando um usuário está decidindo o ponto turístico que deseja visitar, pois um bom proveito de certos locais, como parques, depende diretamente das condições meteorológicas.

Atualmente, há diversos sites e aplicativos de turismo que possuem módulos focados em recomendar pontos turísticos nos locais que o usuário pretende visitar, mas eles não informam os dados de previsão do tempo, quando, na realidade, tal informação pode ter uma influência direta na decisão do usuário, principalmente em uma viagem planejada para o curto prazo.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Desenvolver um sistema de recomendação de pontos turísticos que use e disponibilize a previsão do tempo para se fazer recomendações personalizadas e precisas para o setor de turismo.

1.2.1 Objetivos Específicos

Identificar e aplicar um meio eficiente de avaliar a precisão de sistemas de recomendação voltados para o setor de turismo, que por sua vez possuem especificidades próprias.

Desenvolver um sistema de recomendação de pontos que leve em consideração aspectos meteorológicos em seu algoritmo de recomendação, tendo em vista a necessidade do setor de turismo, no qual constantemente tem novos locais de interesse e o aspecto climático como um importante fator na decisão dos turistas.

2. Revisão Bibliográfica

2.1 Sistemas de Recomendação

Os sistemas de recomendação (SRs) são ferramentas e técnicas de *software* que fornecem sugestões para itens que são mais prováveis de interesse para um usuário em

particular (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2022, p.1). Mohanty, Chatterjee e Jain (2020, p.92) concordam com essa afirmação quando dizem que entendem sistema de recomendação como:

Um sistema de filtragem que filtra os dados usando diferentes algoritmos e recomenda os dados mais relevantes para o usuário. Esse sistema de filtragem observa as atividades do usuário e com a ajuda de algoritmos inteligentes prevê as escolhas futuras de um usuário.

Aumentar as vendas de produtos é o principal objetivo de um sistema de recomendação (AGGARWAL, 2016, p.3), mas não se limita a isso, dado que pode também contribuir para aumentar a satisfação e a fidelidade do usuário, entender mais a fundo o que um usuário deseja ou vender uma diversidade maior de produtos (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2022, p.2).

Três principais fontes de dados direcionam a arquitetura de recomendadores: usuários, itens e a interação entre eles (SCHRAGE, 2020, p.111).

Usuários são as pessoas que procuram por vídeos para assistir, música para ouvir, histórias para ler, comida para comer, amigos para sair, emojis para enviar em uma mensagem de texto, conselhos para seguir e produtos ou serviços para comprar (SCHRAGE, 2020, p.111). Os dados do usuário constituem o modelo do usuário, que por sua vez traça o perfil do usuário, ou seja, codifica suas preferências e necessidades (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2022, p.9). Para fazer recomendações positivas, o sistema deve explorar uma variedade de dados sobre os usuários. Esses dados podem ser organizados de várias maneiras e novamente o uso de dados depende da abordagem de recomendação (MOHANTY; CHATTERJEE; JAIN, 2020, p.27).

Itens são os produtos e serviços que um recomendador recomenda. A recomendação de um item é considerada positiva se o produto sugerido for benéfico para o consumidor (MOHANTY; CHATTERJEE; JAIN, 2020, p.26). Os dados dos itens disponíveis dependem da complexidade de adquiri-los, por exemplo, características do item, que também depende da disponibilidade de metadados (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2022, p.8).

As interações ocorrem sempre que um usuário encontra um item. O valor percebido dessas interações determina o que é recomendado e por quê (SCHRAGE, 2020, p.112). De acordo com Ricci, Rokach e Shapira (2022, p.10), essa informação é útil para o algoritmo que o recomendador usa, pois pode, por exemplo, conter a avaliação dada a determinado item.

Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 12) classificam os sistemas de recomendação em seis classes, porém a seguir serão apresentados apenas os quatro que são relevantes para o presente artigo.

2.1.1 Sistemas de Recomendação Baseados em Conteúdo

Em sistemas de recomendação baseados em conteúdo os atributos descritivos dos itens são usados para fazer recomendações, sendo que o termo “conteúdo” se refere às descrições desses itens (AGGARWAL, 2016, p.14). Como explicado por Ricci, Rokach e Shapira (2022, p.13), esses sistemas aprendem a recomendar itens semelhantes aos que o usuário gostou no passado. A similaridade dos itens é calculada com base nas características associadas aos itens comparados. Por exemplo, se um usuário avaliar positivamente um filme que pertence ao gênero comédia, o sistema pode aprender a recomendar outros filmes desse mesmo gênero.

Analisando essa classe de sistemas de recomendação, Mohanty, Chatterjee e Jain (2020, p.28) elencam algumas vantagens:

- Independência do usuário: nesse modelo é criado um perfil de usuário apenas com base na classificação ou compra feito pelo usuário no passado, sem ter outros usuários como influência.
- Transparência: a explicação da recomendação se torna simples, pois ela é feita baseada nos gostos do usuário.
- Novo item: não sofre do problema de “partida a frio” o que significa que se um item não for avaliado por nenhum usuário, ele ainda poderá ser recomendado para o usuário em questão.

E também elenca as desvantagens:

- Análise de conteúdo limitada: esse modelo não tem nenhum método para sugerir algo não previsível, isso é, o sistema pode recomendar apenas os itens que tem uma pontuação alta e ao mesmo combinam com o perfil do usuário. Portanto, ele não consegue prever itens que não necessariamente correspondem ao gosto do usuário, mas que ele eventualmente poderia gostar.
- Novo usuário: para fazer um sistema de recomendação aprender sobre preferências do usuário é necessária uma certa quantidade de avaliações. O sistema não é capaz de fornecer recomendações confiáveis para os novos usuários se não há dados passados disponíveis.

2.1.2 Sistemas de Recomendação de Filtragem Colaborativa

De acordo com Kumar, Vairachilai e Potluri (2021, p.24):

A filtragem colaborativa, também conhecida como filtragem social, filtra informações baseando-se nas recomendações de diferentes pessoas. A ideia-chave por trás dessa técnica é que pessoas semelhantes compartilham os mesmos interesses e, portanto, itens semelhantes serão apreciados pelo usuário. Conforme o tempo passa, o sistema poderá dar uma visão cada vez mais precisa e resultado relevante.

Segundo Mohanty, Chatterjee e Jain (2020, p.32), a filtragem colaborativa pode servir para resolver problemas dos sistemas baseados em conteúdo, pois ela possibilita que itens nos quais o conteúdo não está disponível também sejam recomendados.

Aggarwal (2016, p.9), divide a filtragem colaborativa em dois métodos: baseados em memória e baseados em modelo.

2.1.2.1 Métodos baseados em memória

Nos métodos baseados em memória, também conhecidos como algoritmos de filtragem colaborativa baseados em vizinhança, as classificações das combinações de item-usuário são previstas com base em suas vizinhanças, sendo que essas vizinhanças podem ser de dois tipos:

- Filtragem colaborativa baseada em usuários: nesse algoritmo, sendo A o usuário-alvo, a ideia consiste em determinar usuários que possuem interesses similares a A e usar suas avaliações em itens ainda não recomendados para A para assim fazer recomendações que podem ser de seu interesse. Portanto, N usuários similares a um usuário podem ser usados para fazer previsões das avaliações desse usuário em um certo item;
- Filtragem colaborativa baseada em itens: neste método a avaliação dada por um usuário a itens semelhantes é usada para prever sua avaliação em um item também similar, mas que ele ainda não teve interação. Dessa forma, as avaliações dadas por um usuário nos filmes de comédia, Se Beber Não Case e As Branquelas, podem ser usadas para prever sua avaliação do filme O Pequenininho.

A escolha entre um método ou outro pode não ser trivial, mas Ricci, Rokach e Shapira (2022, p.14) avaliam que o método baseado em itens deve ser priorizado em situações

nas quais a quantidade de usuários é maior que a quantidade itens disponíveis, pois fornece recomendações mais precisas ao mesmo tempo que é computacionalmente mais eficiente e demanda atualizações menos frequentes. Porém, por outro lado, o método baseado em usuário fornece recomendações mais originais, o que pode aumentar a satisfação do usuário.

2.1.2.2 Métodos baseados em modelos

Quanto ao método baseado em modelo, conforme Schrage (2020, p. 132) define, eles costumam usar algumas técnicas como aprendizagem de máquina e mineração para adivinhar um item que um usuário nunca viu, mas pode gostar. De acordo com Aggarwal (2016, p. 31) esse modelo pode ser implementado por métodos como árvores de decisão, modelos baseados em regras, métodos bayesianos e modelos de fatores latentes, sendo que este último, por exemplo, tem alto desempenho em matrizes de classificação esparsas.

Para Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 313) esse modelo permite fazer modelar previsões mais complexas, mas essa vantagem vem junto de uma grande quantidade de dados a serem treinados e muito recurso computacional necessário para processamento. Além disso, pela sua natureza, se torna difícil de entender o porquê de as recomendações não terem atendido às expectativas. Essa visão é reforçada por Mohanty, Chatterjee e Jain (2020, p. 37) quando ele diz que este método pode ser vantajoso para fazer previsões mais precisas, mas ao mesmo tempo o custo de implementação é alto.

2.1.3 Sistemas de Recomendação Baseados em Conhecimento

Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 15) definem sistemas de recomendação baseados em conhecimento como sistemas que recomendam itens com base em conhecimento de domínio específico sobre como determinadas características de um item atendem às necessidades e preferências do usuário e, portanto, como o item é útil para ele. Aggarwal (2016, p. 16) compartilha dessa visão quando diz que o processo de recomendação dessa classe de sistema se baseia nas semelhanças entre os requisitos do usuário e as descrições dos itens ou nas restrições especificadas por ele.

Essa classe de sistemas se torna útil em cenários onde a disponibilidade de dados avaliados é escassa, como apartamentos e serviços financeiros ou onde o usuário define explicitamente seus próprios requisitos (MOHANTY; CHATTERJEE; JAIN, 2020, p.37). Aggarwal (2016, p. 15) também vê esse modelo sendo útil em turismo, por ser um nicho que apresenta as mesmas características citadas anteriormente. Porém Ricci, Rokach e Shapira (2022, p.15) apontam que apesar desses sistemas desempenharem melhor que outros no começo, eles podem ser superados se não forem equipados com componentes de aprendizagem.

Segundo Aggarwal (2016, p. 15) há dois tipos de sistemas recomendação baseados em conhecimento, o baseado em restrições e baseado em casos.

Nos sistemas baseados em restrições os usuários especificam restrições ou requisitos para que a recomendação seja feita, como por exemplo os valores mínimo e máximo de um imóvel a ser alugado. Enquanto que nos sistemas baseados em casos, condições específicas são determinadas pelo usuário para atender a sua necessidade, sendo que os resultados obtidos costumam ser utilizados como base para uma nova consulta.

Aggarwal (2016, p.15) ainda complementa que sistemas de recomendação baseados em conhecimento são muito similares aos baseados em conteúdo, pois ambos dependem dos atributos dos itens. Porém, os sistemas baseados em conteúdo são mais inteligentes, pois aprendem com o comportamento passado do usuário.

2.1.4 Sistemas de Recomendação Híbridos

Os sistemas de recomendação híbridos combinam diferentes técnicas de forma que as limitações de cada uma sejam resolvidas pela outra e assim melhorar a acurácia da recomendação (MOHANTY; CHATTERJEE; JAIN, 2020, p.37). Um exemplo prático é citado por Ricci, Rokach e Shapira (2022, p.16), onde sistemas baseados em filtragem colaborativa não podem recomendar itens que não foram avaliados, mas isso não é uma limitação para os baseados em conteúdo, que são inteiramente focados nos atributos dos itens. A combinação dessas duas técnicas podem se complementar em uma solução melhor.

De toda forma, Mohanty, Chatterjee e Jain (2020, p.38) chamam a atenção que ao se combinar diferentes métodos também se aumenta a complexidade do sistema.

Para Aggarwal (2016, p.199), há três maneiras de se criar sistemas de recomendação híbridos:

- a) Projeto conjunto: nesse modelo se faz uso de algoritmos disponíveis no mercado para se criar uma saída única mais precisa. Um exemplo seria combinar as saídas de um modelo de filtragem colaborativa e as de um modelo baseado em conteúdo para gerar uma única saída.
- b) Projeto monolítico: nessa abordagem é criado um algoritmo de recomendação integrado que usa vários tipos de dados, de forma que pode ser que não exista uma distinção clara entre as várias partes que compõem o algoritmo, isso é, pode não ser possível distinguir qual parte do algoritmo pertence a cada tipo de sistemas de recomendação utilizado.
- c) Sistemas mistos: essa abordagem é muito similar a de projeto conjunto, mas se distingue por apresentar as recomendações lado a lado. Isso quer dizer que a recomendação é entendida como uma composição de itens e não como um item isolado. Um exemplo é uma recomendação de uma programação de televisão, que pode ser entendida como uma entidade que integra vários itens.

2.2 Sistemas de Recomendação sensíveis ao contexto

Abbs, Zhang e Khan (2013, p.5) definem contexto como um conjunto de informações que é usado para caracterizar situações pertencentes aos objetos de interesse, como lugares, eventos, pessoas, coisas, mídia e informação. Enquanto que Ricci, Rokach e Shapira (2022, p.213) entendem o contexto como um conjunto predefinido de fatores observáveis, cuja estrutura não muda significativamente ao longo do tempo. De qualquer forma, o entendimento comum é que é qualquer informação que pode ser usada para caracterizar a situação de um objeto.

Aggarwal (2016, p.255) explica que sistemas de recomendação sensíveis ao contexto adaptam suas recomendações a informações adicionais que definem a situação específica em que as recomendações são feitas. Nesses sistemas o processo de estimativa das avaliações é aprimorada pela incorporação de informações contextuais como fatores potenciais que podem afetar as avaliações dos usuários (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2022, p.215)

Campos, Díez e Cantador (2013, p.6) apontam que a importância da inclusão do contexto no processo de recomendação pode ser vista de uma maneira mais prática no domínio de turismo. Por exemplo, embora um certo usuário goste de esquiar, é bem argumentável recomendar que ele vá a uma estação de ski no verão. Os autores ainda citam uma pesquisa que compara sistemas de recomendação. Gorgoglione, Paniello e Tuzhilin (2011, p.82) apresentam um estudo que compara sistemas de recomendação com informação e sem informação contextual, de forma que obtém resultados que mostram

que os sistemas que fazem uso de contexto aumentam o nível de confiança dos usuários nas recomendações feitas.

Para Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 227), há basicamente duas maneiras de se usar informação contextual em sistemas de recomendação:

- Recomendação por meio de consulta e pesquisa: os sistemas usam informação contextual para fazer consultas em um repositórios de recursos e apresentar os que melhor correspondem à pesquisa feita. O autor cita ainda que esse método é muito popular em recomendações de viagens.
- Recomendação por meio da elicitación e estimativa de preferência contextual: consiste em métodos que modelam a aprendem as preferências contextuais do usuário, por exemplo, fazendo observações de como os usuários interagem com o sistema.

A identificação do domínio da aplicação é a primeira etapa da construção de qualquer sistema de recomendação sensível a contexto, pois as demais etapas vão depender diretamente dela e cada domínio tem diferentes informações contextuais que podem ser utilizadas (HARUNA; ISMAIL; SUHENDROYONO, 2017, p. 5). Dentre todos os domínios existentes, os autores elencam os cinco mais populares:

- Comércio eletrônico;
- Documento eletrônico;
- Multimídia;
- Lugares;
- Viagem e Turismo;
- Outro.

Cada domínio citado tem diferentes contextos incorporados que podem ser usados pelos sistemas de recomendação para melhorar as recomendações feitas, sendo que a Tabela 1 apresenta os principais contextos que podem ser usados em cada domínio.

Tabela 1 - Domínios de aplicação com seus contextos incorporados

Domínio da Aplicação	Contextos Incorporados
Viagem e Turismo	Tempo, companhia, localização, proximidade, situação atual, intenção, sazonalidade, nacionalidade, orçamento, perfícia
Lugares	Horário atual, localização, companhia, distância para um ponto turístico disponível, intenção, nacionalidade, atividade atual, tempo atual, humor do usuário, relações sociais, preferências sociais, influência social
Multimídia	O que, quando, onde, localização, horário, humor, companhia, estresse mental, tempo, idade, preferências, dados sensoriais, gênero, perfil do usuário
Documentos digitais	Atividade, tecnologia, localização, ambiente, experiência passadas, dispositivo, URL, gênero, hora do dia, registros passados, título, editora, autor, palavra-chave, resumo, introdução, ideia principal, conclusão, tipo do artigo, linguagem,
Comércio eletrônico	URL, idade, gênero, localização, categoria, humor, sazonalidade, orçamento atual, registros passados, horário, estresse mental, intenção de comprar, loja
Outros	Horário, sazonalidade, perfil, localização geográfica

Fonte: Adaptado de Haruna, Ismail e Suhendroyono (2017, p.10)

Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 223) vêem duas principais formas de se extrair os dados de contexto: direta e por inferência. Essa primeira abordagem consiste em fazer perguntas objetivas aos usuários ou obter dados diretamente de informações contextuais, por exemplo, extraindo dados disponíveis no celular do usuário, como horário e tempo de uso. Na outra forma citada pode-se usar métodos estatísticos ou de mineração de dados para extrair informações que podem estar escondidas nos atributos de um item. Um exemplo seria a leitura dos comentários de avaliações de restaurantes, que podem conter as companhias com que uma pessoa fez a visita ou a situação que a levou a visitar aquele lugar.

Haruna, Ismail e Suhendroyono (2017, p. 10), por outro lado, definem três formas distintas de se extrair os dados de contexto, que são: explícita, implícita e com aprendizagem de máquina. Na proposta feita, os autores concordam com Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 223) quanto às abordagens de extração direta, que chamam de explícita, e de mineração de dados, que nomeiam de aprendizagem de máquina, mas criam mais uma categoria chamada de implícita que corresponde a obtenção de dados de informações contextuais citada por Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 223) na extração direta.

Para Haruna, Ismail e Suhendroyono (2017, p. 11) o melhor método de extração de contexto consiste em uma combinação do método explícito e implícito, pois dessa maneira as desvantagens de cada um são superadas, além de aumentar a flexibilidade do sistema de recomendação. Porém, os autores citam que o método implícito costuma ser preferido em comparação ao explícito, pois em muitos cenários os usuários não estão dispostos a fornecer informações ou não têm certeza do que querem.

Uma vez que todas as informações estão dispostas, é necessário aplicar técnicas de filtragem (HARUNA; ISMAIL; SUHENDROYONO, 2017, p. 12). Nesse processo, tanto os autores anteriormente mencionados quanto Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 229) vêem três formas nas quais essa filtragem pode ocorrer.

A primeira abordagem é chamada de pré-filtragem contextual, na qual Aggarwal (2016, p. 262) também chama de redução. Para Haruna, Ismail e Suhendroyono (2017, p. 13), este tipo de filtragem filtra pontuações irrelevantes ao contexto em questão para então computar uma recomendação contextual final. Isso significa que apenas os dados relevantes ao contexto são filtrados, excluindo assim tudo que não está no escopo que se deseja e gerando uma especialização precisa do conteúdo recomendado. Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 229) apontam que usar os exatos filtros nos dados de entrada pode deixar o resultado muito restrito, o que pode não satisfazer o usuário, sendo que nesse caso se recomenda buscar fazer uma generalização do filtro do contexto.

A segunda abordagem é chamada de pós-filtragem contextual, na qual Haruna, Ismail e Suhendroyono (2017, p. 13) explicam que as pontuações irrelevantes para o contexto em questão são filtrados após a computação a recomendação contextual final, isso é, um ranqueamento inicial de itens recomendados é gerado e então o filtro contextual é usado para se obter as recomendações finais. Para Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 231) esse método pode ser usado para excluir itens que são irrelevantes para um certo contexto ou para reordenar uma lista de itens recomendados.

O terceiro método de filtragem proposto é o de modelagem contextual e Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 232) o entendem como uma incorporação das informações contextuais diretamente na função de recomendação, atuando assim de forma fundamental na previsão da avaliação do usuário. Haruna, Ismail e Suhendroyono (2017, p. 13) simplificam essa explicação quando dizem que nesse método os contextos identificados

são parte integral dos algoritmos clássicos de recomendação. Os autores ainda citam que o método de pré-filtragem contextual é o mais popular, muito embora nenhum dos três métodos prevaleça em termos de acurácia e diversidade.

2.3 Avaliação de Sistemas de Recomendação

Segundo Aggarwal (2016, p.225), uma avaliação adequada do sistema de recomendação é crucial para compreender a eficácia do algoritmo utilizado, sendo que ela precisa ser multifacetada, pois um único critério pode não cobrir todos os aspectos. Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 548) complementam essa visão dizendo que inicialmente a maior parte dos sistemas de recomendação eram avaliados quanto à sua capacidade de fazer boas previsões assertivas, mas é de comum acordo que apesar de ser crucial ter previsões precisas, o sistema de recomendação deve também ter outras capacidades, como possibilitar que o usuário descubra novos itens explore uma diversidade de itens de forma rápida.

Aggarwal (2016, p.22) aponta que há algumas questões importantes a se considerar para desenhar o método de avaliação:

- a) Objetivos da avaliação: é muito comum se utilizar apenas métricas de precisão para avaliar sistemas de recomendação, porém essa abordagem pode fornecer uma visão incompleta da experiência real do usuário. Portanto, é de comum acordo que os objetivos secundários também devem ser levados em conta, como por exemplo, novidade, confiança, cobertura e serendipidade. Essas outras métricas têm impactos significativos no curto e longo prazo, mas alguns são um tanto subjetivos, sendo assim difícil de se obter uma métrica numérica.
- b) Projeto experimental: mesmo em casos que a precisão é usada como métrica, é muito importante projetar os experimentos de forma que a precisão não seja superestimada ou subestimada.
- c) Métricas de precisão: apesar de haver métricas secundárias, a precisão é o fator mais importante na avaliação, sendo que sistemas de recomendação podem ser avaliados em termos da precisão da previsão de uma classificação ou da precisão da classificação de itens. Para esse tipo de métrica, a média erro absoluto e erro quadrático médio são popularmente usados.

Para os autores mencionados anteriormente, há basicamente três tipos de experimentos que permitem a avaliação de sistemas de recomendação: offline, estudos de usuários e online.

2.3.1 Tipos de experimentos de avaliação

Para Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 550), o método de experimentação *offline* é feito utilizando um conjunto de dados pré-coletados de usuários escolhendo ou avaliando itens, de forma que tais dados podem ser usados para simular o comportamento dos usuário no sistema de recomendação.

Segundo os autores ainda, esse método é muito atrativo porque não requer interação com usuários reais, portanto permite comparar uma grande quantidade a baixo custo. Por outro lado, Aggarwal (2016, p.229) aponta que esse método não mede a real propensão do usuário reagir ao sistema de recomendação no futuro. Isso porque os dados evoluem ao longo do tempo e a previsão feita no presente momento pode não refletir as previsões mais precisas para o futuro. De qualquer forma, Aggarwal (2016, p.229) aponta que os métodos *offline* continuam sendo os mais populares para avaliar sistemas de

recomendação, pois são estatisticamente robustos e quantificações facilmente compreensíveis são geradas.

Segundo Aggarwal (2016, p.227) os métodos de avaliação *online* analisam o comportamento dos usuários no sistema em si, isso é, como eles interagem com o sistema. Por ter essa característica, Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 559) entendem que uma avaliação *online*, dentre todos os métodos, é o que mais provê evidências reais do real valor entregue pelo sistema. Apesar disso, Aggarwal (2016, p.228) lembra que esse método só é praticável em cenários onde uma grande quantidade de usuários já fazem uso do sistema, fazendo assim que não seja um método viável para sistemas que ainda estão começando a operar.

Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 550) explicam que no método de estudos de usuários pessoas são ativamente recrutadas e solicitadas para que interajam com o sistemas, para que assim seu comportamento ao usá-lo seja avaliado. Durante esse teste, perguntas qualitativas podem ser feitas com objetivo de coletar dados que não são observáveis, como por exemplo se o usuário gostou da usabilidade da interface. Aggarwal (2016, p. 227) entende que esse método possibilita extrair de forma precisa dados baseados na interação real do usuário com o sistema, fazendo até com que vários cenários e o efeito de vários algoritmos possam ser testados. Porém, o próprio fato do usuário saber que está participando do teste de um sistema de recomendação pode influenciar em suas escolhas e ações. Além disso, os usuários recrutados podem não representar de forma precisa todos os tipos de usuários que vão usar o sistema, gerando assim ainda menos confiança nos resultados.

2.3.2 Propriedades dos Sistemas de Recomendação

Como cada sistema de recomendação possui necessidades diferentes, o projetista do sistema deve saber escolher quais propriedades são importantes de se medir para assim determinar a sua eficácia (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2022, p.570). Dessa forma, a seguir serão apresentados algumas propriedades relevantes:

2.3.2.1 Precisão

Para Aggarwal (2016, p.229) a precisão é a medida mais fundamental pela qual sistemas de recomendação são avaliados, pois, como dito por Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 571), uma suposição básica é que um sistema que produz previsões mais precisas são preferidos pelo usuário.

Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 576) apontam que em aplicações onde não é esperado que o usuário selecione mais que um item, como as voltadas para turismo, medir a precisão da forma mais tradicional, selecionando a porção de itens dentro de uma lista de recomendações, pode não ser apropriado. Isso porque em muitos sistemas pode ser que seja suficiente a escolha de um único item.

O autor menciona que para esses cenários a taxa de acerto, que é o número de listas de recomendação de comprimento N que continham pelo menos um item bom, pode ser útil, mas ela pode ser facilmente manipulada aumentando o tamanhos das listas. Nesse caso, a melhor opção é a classificação média recíproca, que por sua vez é a classificação média do primeiro item bom na lista completa de possíveis recomendações, configurando assim uma métrica que não é sensível ao tamanho da lista.

A classificação média recíproca pode ser dada pela seguinte fórmula, onde r_u é a posição do primeiro item na lista de recomendação em que u foi escolhido.

$$MRR = \frac{1}{|U|} \sum_{u \in U} \frac{1}{r_u} \quad (1)$$

2.3.2.2 Confiança

Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 587) entendem confiança como a medida do quanto que o usuário confia no sistema de recomendação, sendo que para Aggarwal (2016, p.233) isso difere de precisão. Por exemplo, o sistema pode fazer excelentes recomendações, mas não aumentar a confiança do usuário se não houver nenhuma explicação do porquê de aquela recomendação ter sido feita. Por outro lado, se o sistema fornecer uma explicação lógica para a recomendação, isso pode fazer com que o usuário ganhe mais confiança.

Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 587) também entendem que recomendações óbvias podem não trazer valor, mas podem colaborar para reforçar que o sistema entende o comportamento do usuário e consegue fazer recomendações baseadas em seus gostos mais explícitos.

Aggarwal (2016, p.233) define que a melhor estratégia para medir confiança é conduzindo pesquisas de usuários para que os clientes do sistema explicitamente respondam se confiam nos resultados dados. Método também referido experimento *online*.

2.3.2.3 Novidade

A novidade de um sistema de recomendação avalia a probabilidade de um sistema de recomendação dar recomendações ao usuário que ele não conhece ou que não viu antes (AGGARWAL, 2016, p.233). O autor ainda comenta que essa característica ajuda o usuário a descobrir perspectivas importantes acerca dos seus gostos, isso é, ajuda-o a se conhecer melhor.

Para Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 587), a forma mais fácil de se avaliar a novidade é perguntando para o usuário se aquela recomendação já era familiar para ele, configurando assim também um método experimental *online*.

2.3.2.4 Serendipidade

Aggarwal (2016, p.233) entende serendipidade como a medida do nível de surpresa em recomendações que tiveram sucesso (que agregaram valor ao usuário), significando assim literalmente uma "descoberta de sorte". O autor explica que esse conceito pode ser confundido com o de novidade, mas que, na realidade, são bem distintos, pois serendipidade é uma condição muito mais forte que a de novidade, no sentido que ela se propõe a fugir da obviedade. Um exemplo trazido por Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 589) para explicar essa diferença é a de um usuário ter avaliado positivamente alguns filmes nos quais um certo ator aparece e então o sistema recomendar um novo filme que possui esse mesmo ator. Nesse caso, a recomendação pode ser considerada uma novidade, pois é um item que o usuário não tinha conhecimento, mas não se pode dizer que é surpreendente.

Para Aggarwal (2016, p.233) a serendipidade pode ser medida com métodos de experimento *online*, perguntando para o usuário se a recomendação foi útil e não óbvia e

então, a partir disso, calcular a fração de recomendação que atende a essas condições dentre todas já feitas para o usuário.

Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 590) fazem uma observação importante quando dizem que o efeito da serendipidade deve ser constantemente checado, pois essas recomendações não óbvias podem ser consideradas inapropriadas e então fazerem com que o usuário deixe de utilizar o sistema.

2.3.2.5 Diversidade

Diversidade implica em o conjunto de recomendações propostas em uma lista de recomendações ser o mais diversificada possível. Isso porque apresentar diversos tipos de itens, em certas circunstâncias, pode aumentar a chance de um usuário escolher um item (AGGARWAL, 2016, p.234). Para Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 590), um cenário onde a diversidade pode ser importante é em recomendações de pacotes de viagem, onde apresentar uma lista com recomendações de apenas uma localidade, variando apenas o hotel, pode não ser tão útil.

Aggarwal (2016, p.234) ainda observa que uma maior diversidade pode também contribuir para aumentar a novidade e serendipidade, pois faz com que tenha mais chance do usuário conhecer algo novo dentro de suas preferências ou mesmo algo um item imprevisível.

2.4 Desafios dos sistemas de recomendação

2.4.1 Partida a frio

O problema de partida a frio refere-se a uma condição quando o sistema não pode produzir recomendações eficientes para os usuários frios (ou novos) que não avaliaram nenhum item ou classificaram poucos itens (ROY e DUTTA, 2022, p.6). Esse problema pode ser resolvido usando filtragem baseada em conteúdo, pois fornecem informações precisas previsões no caso de um novo item, já que não dependem de nenhum histórico de classificação de outros usuários para recomendar o item (KUMAR; VAIRACHILAI; POTLURI, 2021, p.17).

2.4.2 Esparsidade

A esparsidade consiste em um problema no qual a precisão do sistema de recomendação é diminuída devido à baixa quantidade de avaliações feitas por usuários, pois pode gerar um cenário onde não há avaliações suficientes para se fazer uma recomendação (MOHANTY; CHATTERJEE; JAIN, 2020, p.102). Segundo Kumar, Vairachilai e Potluri (2021, p.17), esse problema leva a um problema de partida a frio. Roy e Dutta (2022, p.6) observam que esse problema pode ser resolvido com o método de filtragem colaborativa baseada em modelo.

2.4.3 Escalabilidade

O problema de escalabilidade ocorre quando a quantidade de dados, que cresce de forma contínua, afeta a performance do algoritmo (MOHANTY, CHATTERJEE; JAIN, 2020, p.102). Para Aggarwal (2016, p.235), nos últimos anos ficou mais fácil obter os dados de usuário de forma implícita, o que possibilitou agregar mais valor às recomendações, porém também aumentou a quantidade de dados armazenados, e com isso se tornou

essencial desenhar algoritmos que consigam desempenhar bem mesmo quando trabalhando com muitos dados.

2.4.4 Latência

Roy e Dutta (2022, p.7) explicam que a latência é um problema específico da filtragem colaborativa e ocorre quando novos itens são inseridos são frequentemente inseridos no banco de dados, de forma que o sistema acaba recomendando apenas os itens que já foram avaliados e os novos não são considerados. Esse problema pode ser resolvido pelo método baseado em conteúdo, porém pode ocorrer superespecialização, isso é, o sistema pode passar a recomendar além do esperado itens baseados em outros itens que o usuário gostou.

2.5 Pontos turísticos e influência das condições climáticas no turismo

Pontos turísticos são locais que, historicamente, cartógrafos adicionaram nos mapas para comunicar um lugar nomeado interessante ou relevante, usando cartografia símbolos e rótulos (PSYLLIDS, et. al., 2022, p.1). Para Stamatelatos et al. (2021, p.209) as avaliações e recomendações de pontos turísticos são valiosas para os turistas porque permite que eles explorem novos lugares para visitar.

Conforme mostrado por Stamatelatos et al. (2021, p.212), muitos sistemas usam o histórico de *check-in* para saber se um usuário gostou ou não da recomendação, mas esse método é limitado porque a visita não necessariamente significa que o usuário gostou da experiência. Nesse caso, o ato de adicionar o ponto turístico a uma lista de favoritos é uma ação muito mais consciente e que pode ser corrigida posteriormente após a visita, sendo assim mais precisa para refletir o gosto do usuário.

Na visão de Psyllids et al. (2022, p.3), as informações de pontos turísticos podem ser obtidas a partir de dois tipos de fontes: grandes empresas de tecnologia e plataformas de código aberto. Essas grandes empresas podem ser, por exemplo, *Google* e *Facebook*, que por sua vez geram uma grande quantidade de dados sobre diversos lugares. Ainda de acordo com os autores, há um vasto conjunto de atributos de pontos turísticos que podem ser usados, como coordenadas geoespaciais, horário comercial, contato, avaliações de usuários, faixa de preço, fotos, entre outros.

Por outro lado, Trattner et al. (2016, p.1) entendem que pouca atenção é dada ao impacto das condições meteorológicas na decisão final do usuário para visitar ou não um ponto turístico. Tal visão é compartilhada por Martín, López e Ibarra (2017, p.1.) quando comentam que a informação climática e meteorológica é importante em alguns setores econômicos como o turismo, pois são muito vulneráveis aos efeitos atmosféricos. A tabela 2 mostra o resultado de uma pesquisa que os autores fizeram perguntando para usuários o quanto eles usam informações meteorológicas para diversos propósitos.

Tabela 2 - Com que frequência você usa informações sobre o clima para cada uma das seguintes finalidades?

Propósitos	Sempre ou quase sempre (%)	Frequente (%)	Às vezes (%)	Não frequente (%)	Nunca ou quase nunca (%)	Não se aplica, não faço essas atividades (%)	Não sei (%)	Sem resposta (%)
Para decidir	10.3	19.4	19.9	16	33.6	0.4	0.2	0.1

que roupa usar								
Para planejar uma atividade ao ar livre ou atividades do final de semana	18.6	32.5	20.1	10.5	16	2.1	0.1	0
Para planejar eventos sociais	9.6	20.3	18.5	18.8	30.3	1.7	0.3	0.4
Para planejar feriados ou viagens	17.8	23.8	18	13.2	23.6	3.3	0.1	0.2
Para decidir sua rota diária	7.6	16.7	16.2	19.9	37	2.1	0.1	0.4
Para decidir atividades relacionadas ao trabalho	9.1	12.3	9.2	13.2	33.9	21.6	0.3	0.2
Para apenas estar informado	25.8	40.3	18.2	6.9	8.1	0.3	0.1	0.3

Fonte: Adaptado de Martín, López e Ibarra (2017, p.2)

No trabalho dos autores é mostrado que os dados meteorológicos aumentam significativamente a precisão da recomendação em comparação com os algoritmos originais. Por exemplo, se estiver chovendo em um certo período, o usuário deve preferir ir em um lugar que não seja aberto.

2.6 Trabalhos relacionados

2.6.1 *Where I Go*: Sistema de Recomendações Turísticas Utilizando Raciocínio Baseado em Casos e Geolocalização

Fernandes e Freitas (2021) apresentam um sistema de recomendação de pontos turísticos que faz uso do perfil do usuário e de sua localização geográfica para fazer as recomendações que mais se adequam ao seu gosto, utilizando o método de Raciocínio Baseado em Casos.

Além da base de casos, são utilizadas também as bases de dados do *Google Places* e do *Floriipa Trip*, de forma que elas servem para buscar novos casos que serão posteriormente adicionados à base de casos.

2.6.2 Sistema de Recomendação de Lugares Baseado em Localização e Perfil

Lima (2016) propõe um sistema de recomendação de pontos turísticos baseado na localização e perfil do usuário, fazendo uso da API do *Google Maps* para se obter a

localização e a API do *Google Places* como banco de dados dos itens a serem recomendados, de forma que é usada a filtragem colaborativa.

No sistema o usuário pode escolher o raio, a partir da sua localização, que deve ser abrangido na recomendação e os itens recomendados podem ser ordenados por distância ou classificação.

2.6.3 Foursquare

O *Foursquare* é um site e aplicativo móvel que permite a procura de pontos turísticos em uma dada localização geográfica em qualquer lugar do mundo e que, de acordo com as pesquisas feitas, aprende as preferências do usuário e tenta prever os lugares que este usuário gostaria de visitar no futuro.

3. Metodologia

3.1 O sistema de recomendação proposto

Conforme citado anteriormente, o sistema de recomendação proposto na presente pesquisa tem como objetivo fornecer pontos turísticos que correspondam exatamente às especificações do usuário, tendo assim a proposta de ajudar o usuário a encontrar rapidamente o ponto turístico que satisfaça seu gosto, dado que muitas opções podem fazer com que ele leve mais tempo para tomar uma decisão, quando, na realidade, ela pode ser feita de forma mais objetiva.

Porém, o desejo do usuário e, conseqüentemente, a recomendação feita dentro de suas restrições, podem estar dentro de um contexto no qual a visita ao ponto turístico pode não ser uma boa opção por conta das condições meteorológicas do dia. Dessa forma, o sistema também se propõe a ser sensível ao contexto, informando junto à recomendação a previsão do tempo do dia atual e de alguns dias seguintes. Por exemplo, se o usuário procurar por parques em uma determinada cidade e a previsão do tempo é de chuva para aquele dia, é prudente avisá-lo da condição prevista, para que assim possa revisar sua decisão.

Portanto, a aplicação proposta é um sistema de recomendação que mescla as características de um sistema baseado em conhecimento com raciocínio baseado em restrições com o de um sensível a contexto, caracterizando assim um sistema de recomendação híbrido. Isso possibilita que pontos turísticos sejam recomendados de acordo com o desejo do usuário, mas que também um aspecto muito relevante para esse domínio, as condições meteorológicas, sejam usadas para agregar valor à recomendação.

Como característica de um típico sistema com raciocínio baseado em restrições, será fornecida ao usuário uma lista de itens que correspondem exatamente ao que o usuário quer e, conforme ele for considerando que a lista está muito específica, poderá fazer novas pesquisas com filtros mais abrangentes, sendo que neste protótipo o filtro disponível é o preço.

3.2 Tecnologias utilizadas

A solução desenvolvida pode ser dividida em três partes: banco de dados, API (Interface de programação de aplicações) e aplicativo móvel.

3.2.1 Banco de dados

Para o desenvolvimento do banco de dados foi utilizado o *Cloud Firestore*, banco de dados em nuvem NoSQL (Banco de dados não relacional) do *Google*, que é flexível e

escalável a fim de armazenar e sincronizar dados para o desenvolvimento do lado servidor e cliente (GOOGLE, 2023). Foi optado por ele frente às outras tecnologias de banco de dados existentes por ser não relacional, possibilitando assim mais flexibilidade na manipulação de dados, e por ser gratuito dentro da necessidade que a presente pesquisa possui.

3.2.2 API

Quanto à API, foi utilizada a linguagem de programação C# juntamente do *framework* .NET 7, possibilitando assim que a aplicação desenvolvida seja multiplataforma, isso é, que possa ser executada em mais de um sistema operacional. Além disso, a linguagem em questão possui uma biblioteca que facilita a integração com a tecnologia de banco de dados escolhida, além de já ser conhecida pelos integrantes do grupo, tornando assim o desenvolvimento mais ágil.

A hospedagem do serviço foi feita no *Heroku*, que é uma plataforma como serviço que permite aos desenvolvedores criar, executar e operar aplicativos inteiramente na nuvem (HEROKU, 2023). Com o uso dessa tecnologia é eliminada a dificuldade de se ter que configurar servidores ou gerenciamento de redes, sendo necessário apenas enviar para ele uma imagem *Docker* (DOCKER, 2023) da aplicação desenvolvida para que assim a hospedagem seja feita. No momento que a imagem é recebida pelo *Heroku* é criada uma entrada DNS pública com seu devido certificado digital, que por sua vez permite que a API seja acessada pela *internet*.

A API do *Google Places*, que possui mais de 200 milhões de lugares e fornece diversos detalhes deles como avaliações, fotos, endereços e horários de funcionamento (GOOGLE, 2023), foi utilizada para se obter os itens (pontos turísticos) que podem ser recomendados no sistema. A escolha se deu por ser uma base de dados com muitos lugares registrados com diversos atributos que podem ser usados como filtro ou critério de ordenação, além de se tratar de uma API muito confiável, considerando seu uso mundial.

Para obter os dados de previsão do tempo foi utilizada a API de previsão do tempo HG Brasil, uma API pública que fornece dados de previsão do tempo e condições climáticas para uma dada cidade (HG BRASIL, 2023), sendo que sua escolha se deu por seu plano gratuito ser suficiente para atender ao que o sistema precisa, de forma que várias outras APIs disponíveis no mercado são pagas desde o uso inicial. Além disso, aceita o nome de cidades como parâmetro das consultas.

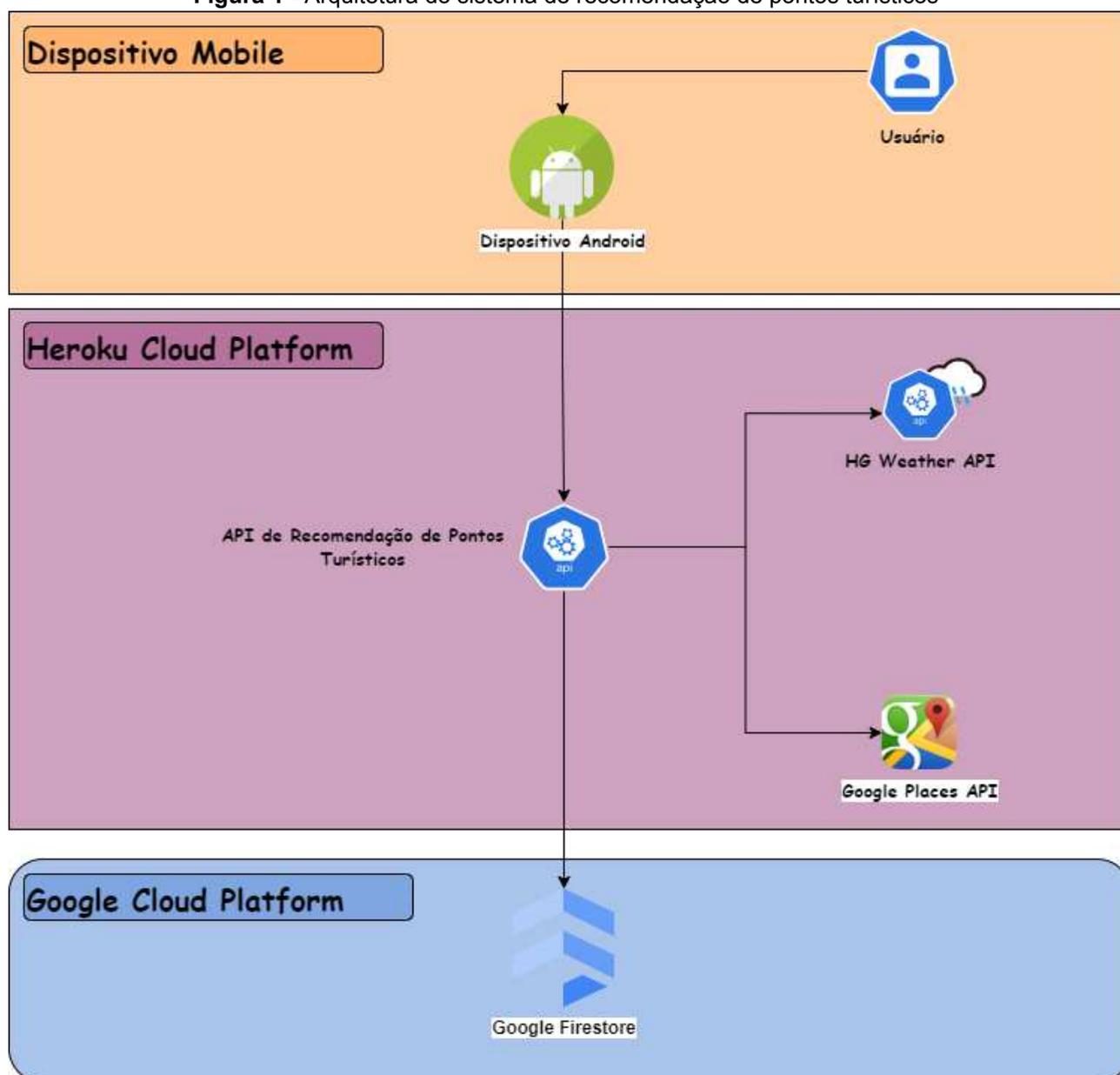
3.2.3 Aplicativo móvel

Quanto ao desenvolvimento do aplicativo móvel, foi escolhido o *Flutter*, um *framework* de código aberto do *Google* para criar aplicativos multiplataforma bonitos e compilados nativamente a partir de uma única base de código (GOOGLE, 2023). Essa tecnologia foi escolhida devido à sua simplicidade, dado que para o desenvolvimento da aplicação é preciso lidar com apenas uma linguagem, o *Dart*, e não com HTML, CSS e *Javascript* como nos *frameworks* mais convencionais. Essa característica da linguagem a torna mais simples e deixa o desenvolvimento mais ágil.

O aplicativo móvel foi publicado apenas na *Play Store*, pois durante o desenvolvimento do projeto não havia os recursos necessários para publicar na *App Store* (serviço de distribuição de aplicativos móveis da *Apple*), isso é, um computador que possua o sistema operacional macOS. Porém, o aplicativo desenvolvido foi configurado para poder ser publicado na *App Store* também.

A seguir é apresentado um desenho da solução:

Figura 1 - Arquitetura do sistema de recomendação de pontos turísticos



Fonte: De autoria própria.

3.3 Funcionamento do sistema

3.3.1 Registro de usuário

A tela inicial do aplicativo é a de *login*, na qual o usuário digita suas credenciais para poder se autenticar no sistema. Porém, caso não tenha uma conta criada, ele pode fazê-lo clicando no botão “Registre-se” e fornecendo as seguintes informações: nome, e-mail (que será usado como seu nome de usuário) e senha. Essas informações possuem as seguintes validações:

- Nome: deve ter no mínimo três caracteres e no máximo cinquenta caracteres
- Email: deve ter um formato válido de email
- Senha: deve ter no mínimo seis caracteres

3.3.2 Autenticação

Dado que o sistema desenvolvido se trata de um protótipo, optou-se pelo mecanismo de Autenticação Básica (*Basic Authentication*) definido na RFC 7617 de Reschke (2015, p.3), que é um meio de autenticação mais simples que consiste, basicamente, em o usuário

enviar seu nome de usuário e senha codificados em Base64 em um cabeçalho de Autorização (BERNERS-LEE; FIELDING, 1996), de forma que a cada requisição feita na API esses dados são validados.

Conforme mencionado anteriormente, essas credenciais devem ser informadas na tela inicial para que o usuário possa então ter acesso à tela principal, onde ele poderá solicitar as recomendações que satisfaçam aos filtros escolhidos.

3.3.3 Obtenção das recomendações

A recomendação de pontos turísticos pode ser obtida informando-se, obrigatoriamente, o tipo de lugar que se deseja visitar e a cidade, sendo que no sistema construído se restringiu para que pudessem ser usadas apenas cidades localizadas no Brasil, pois incluir outros países na pesquisa poderia aumentar a complexidade da consulta e da recomendação, além de demandar uma API de previsão do tempo mais robusta, gerando assim custos adicionais. O tipo de lugar é escolhido dentro de uma lista pré-definida que corresponde com as opções que a própria API do *Google Places* possui, de forma que possui opções como parques, clubes noturnos, restaurantes, estádios e parques de diversão. Além disso, é dada a opção de filtrar por preços mínimo e máximo, possibilitando assim obter-se pontos turísticos mais baratos ou mais sofisticados, a depender da vontade do usuário. A faixa de preços varia de 0 a 4, podendo ser: gratuito (0), barato (1), moderado (2), caro (3) e muito caro (4). Porém, o filtro de preço não funciona para todos os locais disponibilizados para filtro, pois só para alguns essa propriedade faz sentido. Por exemplo, para parques esse filtro não se aplica, dado que, em geral, todos são públicos.

Uma vez informados os parâmetros citados, o sistema consulta a API do *Google Places* para obter os pontos turísticos, tendo em consideração que o próprio serviço consultado já retorna os resultados por ordem de relevância, de forma que leva em conta a popularidade e avaliações dos locais.

Em seguida é feita uma consulta na API de Previsão do Tempo da HG Brasil informando como parâmetro a cidade que se deseja obter os dados meteorológicos. para que então o sistema possa fazer algumas interpretações e tentar fazer uma recomendação mais personalizada ao usuário, se baseando no ponto turístico desejado e nas condições meteorológicas atuais .

A recomendação personalizada em questão pode consistir em avisar o usuário que é esperado que seja um dia frio baseado na temperatura máxima, caso ele escolha um parque, recomendando assim considerar visitar um outro ponto turístico. Ou ainda recomendar levar um agasalho, caso esteja procurando clubes noturnos e seja esperado que a madrugada do dia seguinte seja fria.

De qualquer forma, mesmo que não haja uma recomendação personalizada, pois nem sempre pode fazer sentido no contexto, a previsão para os próximos cinco dias é sempre disponibilizada. Assim o usuário pode também tirar suas próprias conclusões mesmo em contextos mais subjetivos, já que a API do *Google Places* não fornece algumas informações que podem também ser relevantes, como a de o local ser ou não aberto.

A seguir são apresentadas as telas do aplicativo:

Figura 2 - Tela de registro de novo usuário



Formulário de registro de novo usuário com três campos de entrada e um botão de ação.

Nome

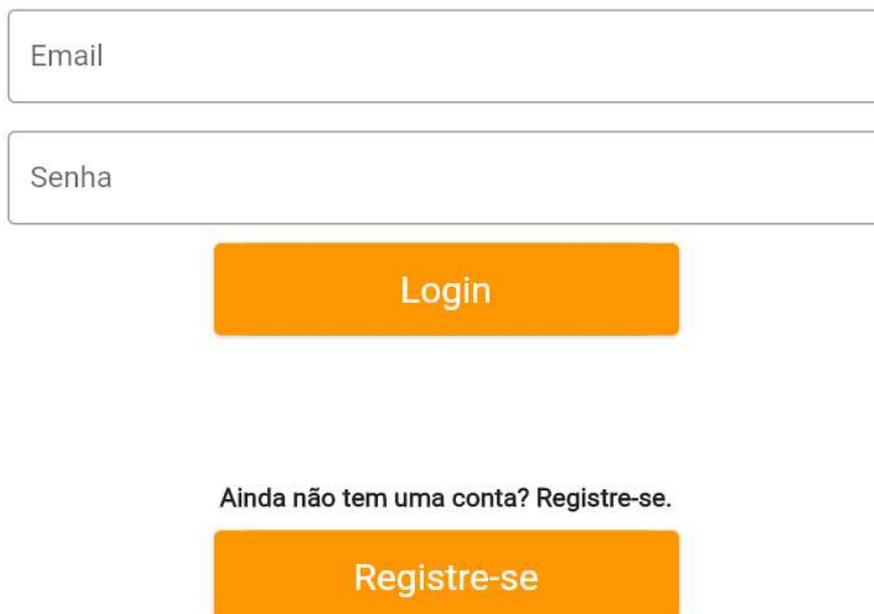
Email

Senha

Criar conta

Fonte: De autoria própria.

Figura 3 - Tela de login



Formulário de login com dois campos de entrada e um botão de ação, além de um link para registro.

Email

Senha

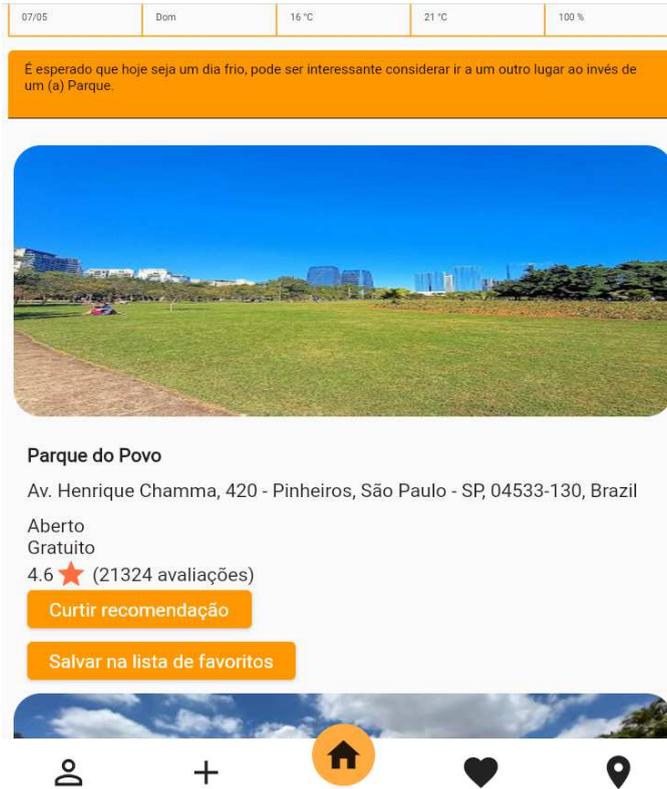
Login

Ainda não tem uma conta? [Registre-se.](#)

Registre-se

Fonte: De autoria própria.

Figura 4 - Tela com locais recomendados para uma busca de parques



Fonte: De autoria própria.

Figura 5 - Tela com a previsão do tempo e a recomendação personalizada de um dia frio para parques



Fonte: De autoria própria.

3.4 Avaliação do sistema de recomendação

Como citado por Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 576), é muito comum que em sistemas de recomendação voltados ao turismo a escolha de apenas um item seja suficiente para considerar que a recomendação foi um sucesso, fazendo assim com que a classificação média recíproca seja um bom método de avaliação da precisão dessa classe de sistemas. Conforme mencionado na revisão bibliográfica, a classificação média recíproca pode ser dada pela seguinte fórmula 1.

Portanto, se em uma lista de recomendação de pontos turísticos de vinte itens, se o usuário julgar que o primeiro item foi útil, o *MRR* será:

$$MRR = 1/1 = 1 \quad (2)$$

Sendo 1 o valor máximo, o entendimento nesse caso é que a recomendação feita foi muito precisa. Como o *MRR* é independente da quantidade de itens na lista de recomendações, listar muitos ou poucos itens para o usuário não faz diferença para o cálculo da precisão.

Quanto ao método usado para identificar se o usuário gostou ou não de alguma das recomendações feitas, será considerada a observação feita por Stamatelatos et al. (2021, p.212) em sua pesquisa, na qual conclui que, em sistemas voltados ao turismo, a ação de salvar um ponto turístico em uma lista de favoritos deve ter mais valor do que outras para saber se a recomendação foi útil. Além disso, para complementar essa obtenção da avaliação do usuário, ele também poderá dizer explicitamente se a recomendação lhe foi útil. Dessa forma, caso ele salve o ponto turístico em uma lista de favoritos ou diga explicitamente que gostou da recomendação, será entendido que a recomendação foi um sucesso.

As recomendações feitas, portanto, serão salvas no banco de dados do sistema e, posteriormente, serão atualizadas com a informação de sua utilidade para o usuário da aplicação. Dessa forma se faz possível, a partir da consulta de recomendações que o serviço possui, analisar a precisão e a qualidade das recomendações, para que assim o sistema possa ser melhorado continuamente.

Como a avaliação feita será baseada em dados coletados a partir das interações do usuário com o sistema, será usada a do tipo *online*, que se prova o método no qual provê mais evidências reais do quanto o sistema está entregando valor de acordo com Ricci, Rokach e Shapira (2022, p. 559).

Outras medidas previamente citadas não serão utilizadas por não fazer sentido dentro do escopo do tipo de sistema de recomendação escolhido, mas podem ser futuramente incorporadas à metodologia de avaliação uma vez que novos métodos de recomendação forem incluídos ao algoritmo. Por exemplo, a medida de novidade não pode ser usada na proposta de sistema apresentada, pois ela só é aplicável em um contexto onde as recomendações são feitas com base nas preferências do usuário, mas pode ser usada uma vez que o sistema seja expandido para também fazer recomendações baseadas no histórico do usuário.

A seguir é mostrado como a medida do *MRR* é retornada pela API como parte de cada recomendação que o sistema realiza:

Figura 6 - Rota de consulta de recomendações mostrando o cálculo de MRR

```

1 // 20230506150819
2 // https://poi-recommender-system.herokuapp.com/Recommendations?userEmail=etorres@hotmail.com&limit=100&offset=0
3
4 {
5   "recommendations": [
6     {
7       "id": "3d3e52c7-a878-4404-bb4a-f43e0a497e17",
8       "createdAt": "05/04/2023 17:54:00",
9       "query": "{\"PlaceType\":\"restaurant\",\"City\":\"osasco\",\"MinPrice\":null,\"MaxPrice\":null,\"PageToken\":\"null\"}",
10      "savedToLikedItems": false,
11      "selectedItemOrder": 2,
12      "selectedItemPlaceType": "restaurant",
13      "selectedItemPlaceId": "ChIJ79fZYWv_zpQRNlUzjqZwzpy",
14      "userId": "t83mG2Wwf82GU5eL9b1w",
15      "wasUseful": true,
16      "meanReciprocalRank": 0.5
17    },
18    {
19      "id": "be2650dc-21dd-4deb-b8e8-ccda9e4179fa",
20      "createdAt": "05/04/2023 17:56:02",
21      "query": "{\"PlaceType\":\"restaurant\",\"City\":\"osasco\",\"MinPrice\":null,\"MaxPrice\":null,\"PageToken\":\"AZose017Wu7yiBxIvTyF5I57m2gILAI35o1oJns08ZVP_DtySywQET644KGFihRZODWw8cFpgXftSv3uQY1pgT7oyx-aFGPqK3c3Y-iGruAjMjD3UV1TocjWfG5-PgLS8wxdCFioj114Q9lXbzTZ3hJMdObf5k8hZ0rPwPyyw5C9fUxQdwwKhDNQT3ameDLJL3WmnygqzS3x7wtYEHitsF6nuOlj0epHCi2RN2bB1BuRn6eCCdtKV29z6-r9YHF6uAmhF6bZK6x4jE0zIQrOq369bsthrqW1Beb3MZeDRMeZY1V6L4_QPDV0iu4Bdyhta48MTfYpqjMkQeNK9PavBdF9LXXojhRZcNn-

```

Fonte: De autoria própria.

4. Resultados e Discussão

A pesquisa desenvolvida se aprofundou nos principais tipos de recomendação, explorando suas particularidades e casos de uso, visando criar um embasamento teórico para a decisão de qual seria o melhor método para recomendação de pontos turísticos. Além disso, explorou necessidades específicas que sistemas de recomendação de pontos turísticos possuem quando consideram também aspectos contextuais, como os dados meteorológicos. Esse aprofundamento fez com que fosse possível encontrar um método adequado de avaliação da precisão do algoritmo utilizado, que conforme a visão de Kuanr e Mohapatra (2021, p.7), é essencial para a evolução dos sistemas de recomendação.

A partir do estudo feito foi possível desenvolver um sistema de recomendação híbrido, que mescla características do baseado em conhecimento com o sensível a contexto. APIs que fornecem dados de pontos turísticos e de previsão do tempo foram utilizadas em conjunto para enriquecer a recomendação de pontos turísticos relevantes com dados meteorológicos, que configuram uma informação contextual que pode influenciar diretamente a decisão do usuário que está planejando uma visita a algum local.

O sistema foi utilizado por dez pessoas e a tabela a seguir mostra as recomendações feitas juntamente do cálculo do MRR (métrica escolhida para avaliação da precisão das recomendações) e do dia e horário em que as recomendações foram feitas, para que assim seja possível, além de medir a precisão, verificar se os dados de previsão do tempo informados ao usuário estão condizentes com a realidade.

Tabela 3 - Resultados da utilização do sistema de recomendação desenvolvido

Dia e horário da recomendação	Tipo de lugar	Cidade	Preço mínimo	Preço máximo	Local mais relevante recomendado	M RR	Recomendação personalizada
25/04/2023 às 14:30	Parque	São Paulo	N/A	N/A	Parque do Povo	1	É esperado que hoje seja um dia

							frio, pode ser interessante considerar ir a um outro lugar ao invés de um (a) parque.
30/04/2023 às 17:53	Shopping	Foz do Iguaçu	N/A	N/A	Cataratas JL Shopping	1	N/A
30/04/2023 às 17:53	Padaria	Cabrobó	N/A	N/A	Padaria Dupão	1	N/A
01/05/2023 às 10h	Shopping	São Paulo	N/A	N/A	Iguatemi Shopping	0.5	N/A
02/05/2023 às 11:45	Clínica Veterinária	Cotia	N/A	N/A	Granja Vet Health Care	0.2	N/A
05/02/2023 às 21:41	Restaurante	Canela	N/A	N/A	Brûlée Bistrô Canela	0.5	N/A
09/05/2023 às 14:35	Restaurante	São Paulo	Gratuito	Caro	Jiquitaia Restaurante & Bar	1	N/A
09/05/2023 às 15:03	Floricultura	Diadema	N/A	N/A	New Cottage Flowers	0	N/A
09/05/2023 às 19:23	Bar	Campinas	N/A	N/A	Brasil Bar - Campinas	1	N/A
09/05/2023 às 20:25	Bar	Gramado	Moderado	Muito caro	<i>White Fly</i>	0.3 3	É esperado que hoje seja um dia frio, lembre-se de levar um agasalho.

Fonte: De autoria própria.

Os resultados apresentados mostram que o sistema desenvolvido cumpriu com o objetivo proposto, pois forneceu recomendações de pontos turísticos obedecendo às restrições do usuário, juntamente da previsão do tempo que corresponde com a realidade no período em questão. Além disso, grande parte das recomendações tiveram ao menos um item escolhido, fazendo assim com que o sistema tenha cumprido seu propósito de fornecer ao menos um item relevante ao usuário. De qualquer forma, apesar de haver algumas recomendações com um MRR relativamente baixo, essas avaliações têm a função de fornecer insumos para que o sistema possa ser melhorado e então aumente sua precisão, tendo em vista que sistemas de recomendação devem constantemente se adequar a novas preferências do usuário.

Adicionalmente, a previsão do tempo informada pode ser usada para caracterizar uma outra métrica de avaliação importante: a confiança. Como as previsões obtidas corresponderam com à realidade, pode-se dizer que o sistema de recomendação é

confiável no que ele se propõe a informar, de forma que, caso o usuário seguisse as recomendações personalizadas que foram feitas, não se decepcionaria.

5. Considerações Finais

A presente pesquisa pretendeu fazer uso de conceitos importantes do estado da arte de sistemas recomendação para desenvolver um serviço de recomendação de pontos turísticos que recomende ao usuário locais de interesse, juntamente da previsão do tempo, com o objetivo de agregar valor ao setor de turismo, que por sua vez constantemente ganha novos pontos turísticos e possui as condições climáticas como um fator importante para a visita, tornando assim mais difícil encontrar de forma objetiva locais de interesse do turista.

Realizou-se então um estudo aprofundado sobre os diversos tipos de sistemas de recomendação, para então ser possível decidir quais seriam as melhores características de cada um que poderiam ser usadas para construir um sistema que atingisse o objetivo proposto. Além disso, foram levantadas importantes métricas que determinam a qualidade de um sistema de recomendação, para que assim fosse escolhida a melhor forma de medir se o sistema está fazendo boas recomendações. Finalmente, foi estudado o impacto das condições climáticas no turismo, sobretudo sob a ótica do quanto o turista leva em consideração esse fator quando está decidindo visitar ou não determinados pontos turísticos.

Tendo em vista o objetivo de desenvolver um sistema de recomendação de pontos turísticos que use e disponibilize a previsão do tempo para fazer recomendações personalizadas, foram utilizadas características de sistemas de recomendação baseado em conhecimento e sensíveis a contexto, que possibilitaram então a sugestão de itens que atendem às preferências do usuário juntamente de aspectos contextuais importantes para o domínio, a previsão do tempo. Adicionalmente, foi elaborado um método de obtenção de avaliação do usuário acerca das recomendações para então se poder definir um meio eficiente de medir a precisão do sistema, que no caso consiste em não ser sensível ao tamanho da lista de recomendação e observar se ao menos um item da lista foi de utilidade do usuário.

Considerando-se a importância observada que a previsão do tempo possui na decisão de visita de um ponto turístico, a boa precisão de boa parte das recomendações feitas pelo sistema desenvolvido e a inexistência de sistemas de recomendação de pontos turísticos que agreguem dados climáticos às sugestões feitas, entende-se que a presente pesquisa trouxe valor ao setor de turismo, que, como mencionado anteriormente, movimenta boa parte do produto interno bruto mundial.

De qualquer forma, o projeto pode ser estendido adicionando um algoritmo de recomendação baseado em conteúdo, de maneira que possibilite a recomendação de pontos turísticos baseados nos itens que o usuário gostou ou salvou em sua lista de favoritos. A introdução desse algoritmo no sistema adicionaria a ele a característica de novidade, isso é, de sugerir locais relevantes pela perspectiva das preferências históricas do usuário, mas que pela quantidade de possibilidades ou falta de vontade de conhecer algo novo, o turista acaba não descobrindo, ajudando-o assim a se conhecer melhor. Além disso, pode também ser interessante explorar a possibilidade de ajudar o usuário a montar um roteiro turístico baseado na sua pesquisa atual, para que assim ele consiga de forma mais fácil explorar locais relevantes próximos de onde deseja visitar e assim fazer um melhor proveito da viagem.

Por fim, entende-se que o sistema desenvolvido poderia ser agregado a aplicativos voltados ao turismo já existentes no mercado, como os de reservas de hospedagens ou contratação de pacotes turísticos, pois ajudaria a tornar essas aplicações mais completas,

fornecendo assim ao usuário mais ferramentas que podem ajudá-lo a planejar suas viagens de forma mais completa.

6. Referências Bibliográficas

ABBAS, Assad; ZHANG, Limin; KHAN, Samee. A survey on context-aware recommender systems based on computational intelligence techniques. **Computing**, p. 1-24, 2015.

AGGARWAL, Charu. **Recommender Systems: The Textbook**. Nova York: Springer, 2016.

BERNERS-LEE, Tim; FIELDING, Roy. RFC 1945: Hypertext Transfer Protocol -- HTTP/1.0, 1996.

BUNGHEZ, Corina. The Importance of Tourism to a Destination's Economy. **Journal of Eastern Europe Research in Business Economics**, p. 1-9, 2016.

CAMPOS, Pedro; DÍEZ, Fernando; CANTADOR, Iván. Time-aware recommender systems: a comprehensive survey and analysis of existing evaluation protocols. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, p. 1-53, 2013.

Conselho Mundial de Viagens e Turismo 2021. **Global Economic Impact and Trends 2021**. Disponível em: <<https://wttc.org/Portals/0/Documents/Reports/2021/Global%20Economic%20Impact%20and%20Trends%202021.pdf?ver=2021-07-01-114957-177>>. Acesso em 14 abr. 2023

DOCKER. **Docker**. Disponível em: <<https://www.docker.com>>. Acesso em 30 abr. 2024.

FERNANDES, Anita; FREITAS, Mauricio. **Sistema de Recomendações Turísticas Utilizando Raciocínio Baseado em Casos e Geolocalização**. Curitiba, 2021. Universidade do Vale do Itajaí.

GAMIDULLAEVA, Leyla. et al. A Design Concept for a Tourism Recommender System for Regional Development. **Algorithms - An Open Access Journal from MDPI**, p.1-19, 2023.

GOOGLE. **Firestore**. Disponível em: <<https://firebase.google.com/docs/firestore>> Acesso em: 02 abr. 2023.

GOOGLE. **Flutter**. Disponível em: <<https://flutter.dev>>. Acesso em 28 abr. 2023.

GOOGLE. **Google Maps Platform**. Disponível em: <<https://developers.google.com/maps/documentation/>>. Acesso em: 02 abr. 2023.

GORGOGLIONE, Michele; PANIELLO, Umberto; TUZHILIN, Alexander. The effect of context-aware recommendations on customer purchasing behavior and trust. **Fifth ACM Conference on Recommender Systems**, p 85–82, 2011.

HARUNA, Khalid; ISMAIL, Maizatul; SUHENDROYONO, Suhendroyono, Context-aware recommender system: a review of recent developmental process and future research direction. **Applied Sciences - An Open Access Journal from MDPI**, p. 1-25, 2017.

HEROKU. **Heroku: Cloud Application Platform**. Disponível em: <<https://heroku.com>>. Acesso em: 11 abr. 2023.

HG BRASIL. **HG Weather**. Disponível em: <<https://hgbrasil.com/status/weather>>. Acesso em 11 abr. 2023.

ISINKAYE, Folasade; FOLAJIMI, Yetunde; OKOKOH, Bolanle. Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. **Egyptian Informatics Journal**, p. 261-273, 2015.

JEURING, Jelmer; PETERS, Karin. The influence of the weather on tourist experiences: Analyzing travel blog narratives. **Journal of Vacation Marketing**, p.1-13, 2013.

KUANR, Madhusree; MOHAPATRA, Puspanjali. Assessment Methods for Evaluation of Recommender Systems: A Survey. **SCIENDO**, p 1-29, 2021.

KUMAR, P; VAIRACHILAI, S; POTLURI, Sirisha. **Recommender Systems: Algorithms and Applications**. 1 Ed. Boca Raton: CRC Press, 2021.

LIMA, Alexandre. **Um sistema de Recomendação de Lugares Baseado em Localização e Perfil**. Itabaiana, 2016. Universidade Federal de Sergipe.

LOHMANN, Martin; HUBNER, Anna. Tourist behavior and weather Understanding the role of preferences, expectations and in-situ adaptation, **Mondes du Tourisme - OpenEdition Journals**, p. 1-17, 2013.

MARTIN, María; LÓPEZ, Xosé; IBARRA, Emilio. Tourists, Weather and Climate. Official Tourism Promotion Websites as a Source of Information, **Atmosphere**, 2017.

MOHANTY, Sachi; CHATTERJEE, Jyotir; JAIN, Sarika. **Recommender System with Machine Learning and Artificial Intelligence: Practical Tools and Applications in Medical, Agricultural and Other Industries**. Hoboken: Wiley, 2020.

PSYLLIDS, Achilleas. et. al. Points of Interest (POI): a commentary on the state of art, challenges and prospects for the future. **Computational Urban Science**, p.1-13, 2022.

RASOOL, Haroon; MAQBOOL, Shafat; TARIQUE, Md. The relationship between tourism and economic growth among BRICS countries: a panel cointegration analysis. **Future Business Journal**, p. 1-11, 2021.

RESCHKE, Julian. **The 'Basic' HTTP Authentication Scheme: RFC 7617**. IETF. p. 3, 2015.

RICCI, Francesco; ROKACH, Lior; SHAPIRA, Bracha. **Recommender Systems Handbook**. 3 Ed. Nova York: Springer, 2022.

ROY, Deepjyoti; DUTTA, Mala. A systematic review and research perspective on recommender systems. **Journal of Big Data**, p. 1-36, 2022.

SCHRAGE, Michael. **Recommendation Engines**. Cambridge: MIT Press, 2020.

STAMATELATOS, Giorgos. et.al. Point-of-interest lists and their potential in recommendation systems. **Information Technology & Tourist**, p.210-239, 2021.

TRATTNER, Christoph. et al. Understanding the Impact of Weather for POI Recommendations. **ACM**, p.1-8, 2016.

YU, Huang. et al. **Research on Personalized Recommender System for Tourism**. Guangdong, China, p. 1-15, 2013. Monografia - Faculdade de Turismo de Shenzhen da Universidade de Jinan.

ZANGERLE, Eva; BAUER, Christine. Evaluating Recommender Systems: Survey and Framework. **ACM Computing Surveys**, p.1-38, 2022.