



## **Sistema de Recomendação Nutricional para Pacientes com Diabetes Mellitus Tipo 2**

**SARA CATARINA MENDES BATISTA**  
novembro de 2020

# **Sistema de Recomendação Nutricional para Pacientes com Diabetes Mellitus Tipo 2**

**Sara Batista**

Dissertação apresentada no Instituto Superior de Engenharia do Porto para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Computação e Instrumentação Médica

Orientadores: Luís Conceição e Diogo Martinho

**Porto, 31 de Outubro de 2020**



*“Vitality shows not only in the ability to persist,  
but in the ability to start over.”*

F. Scott Fitzgerald



# Agradecimentos

Quero começar por agradecer às pessoas que ajudaram a tornar tudo isto possível, isto é, aos meus orientadores. Ao professor Luís Conceição e ao Diogo Martinho, por toda a disponibilidade demonstrada desde a primeira reunião, que culminou na realização do trabalho desta dissertação. Agradeço ainda todo o apoio e preocupação que mostraram ter ao longo das várias etapas que constituíram o mesmo.

Ao professor Carlos Ramos, diretor do curso, agradeço por se ter mostrado disponível quando foi apresentada esta proposta de trabalho e por todo o apoio demonstrado desde então.

Agradeço ao GECAD, pela disponibilização de todas as ferramentas necessárias que permitiram a realização e construção do trabalho desenvolvido nesta dissertação.

À minha amiga Rita Marques um sincero obrigada pela ajuda e paciência que teve comigo durante todo este tempo, por nunca me ter deixado desmotivar e ter sido a amiga que eu precisei.

Ao meu colega João Godinho, agradeço por ter participado comigo neste trabalho.

A todos os meus colegas de mestrado, um grande obrigada por terem feito parte deste meu percurso académico.

Por fim, mas não menos importante, agradeço à minha família, nomeadamente, aos meus pais e à minha irmã, que nunca arredaram pé ao longo de todos estes anos e foram a força que muitas vezes precisei. Por me terem dado a possibilidade de continuar a crescer, a aprender e de ser mais e melhor. Pelo amor que sempre me transmitiram, porque sem eles, não teria chegado aqui.



# Resumo

A diabetes mellitus tipo 2 é considerada uma das doenças crónicas mais comuns no mundo. Atualmente ainda não existe uma cura, mas o tratamento assenta num controlo e acompanhamento contínuo da mesma. A autogestão da doença faz parte de uma das soluções previstas, uma vez que pode incentivar à adoção de hábitos saudáveis. São vários os métodos que podem ser praticados nesta autogestão, nomeadamente métodos tradicionais que estão dependentes do uso de papel e caneta, como diários de alimentos, que se revelam pouco eficazes e não correspondem, sempre, às necessidades do utilizador. Isto leva à necessidade de desenvolver sistemas que mitiguem esses problemas e que sejam capazes de auxiliar o paciente no controlo da doença no seu dia a dia.

Sendo assim, faz sentido estudar uma abordagem que permita ao utilizador registar o seu perfil, a sua rotina diária obtendo, por fim, recomendações tendo em conta esses dados. Para atingir esse objetivo foi desenvolvido, no trabalho descrito nesta dissertação, um sistema de recomendação, associado a uma aplicação móvel, que visa proporcionar ao paciente uma autogestão da doença em questão. Este sistema, recomenda ao utilizador alimentos, de acordo com o seu registo diário e com as suas preferências alimentares, adaptando-se às necessidades do mesmo. Para o desenvolvimento do sistema de recomendação, optou-se por um algoritmo cuja técnica abordada é baseada em filtragem colaborativa, sendo que considera os alimentos que o utilizador classificou, mas também classificações atribuídas por outros utilizadores, apresentando-os como uma possível solução.

Para perceber os comportamentos do sistema desenvolvido, foram definidos casos de teste para analisar os diferentes cenários de um dia a dia do paciente, no que diz respeito ao alimentos que ingere, e aos valores nutritivos dos mesmos. Por fim, os resultados obtidos permitem concluir que o sistema desenvolvido recomenda de acordo com as preferências do utilizador, mas também de outros através das classificações que foram atribuídas aos alimentos.

**Palavras-chave:** Sistemas de Recomendação, Filtragem Colaborativa, Diabetes Mellitus Tipo 2.



# Abstract

Type 2 diabetes mellitus is considered one of the most common chronic diseases in the world. There is currently no cure, but the treatment is based on continuous control and monitoring. Self-management of the disease is part of one of the solutions provided since it can encourage the adoption of healthy habits. There are several methods that can be practiced in this self-management, namely traditional methods that are dependent on the use of paper and pen, such as food diaries, which prove to be ineffective and do not always correspond to the user's needs. This leads to the need to develop systems that mitigate these problems and that can assist the patient in controlling the disease daily.

Therefore, it makes sense to study an approach that allows the user to register their profile, their daily routine, finally obtaining recommendations considering these data. To achieve this goal, a recommender system was developed in the work described in this dissertation, associated with a mobile application, which aims to provide the patient with self-management of the disease in question. This system recommends food to the user, according to his daily record and his food preferences, adapting to his needs. For the development of the recommender system, we opted for an algorithm whose technique is based on collaborative filtering, considering the foods that the user has classified, but also ratings assigned by other users, presenting them as a possible solution.

In order to understand the behaviours of the developed system, test cases were defined to analyse the different scenarios of the patient's daily life, with regard to the food he eats, and their nutritional values. Finally, the results obtained allow us to conclude that the developed system recommends according to the user's preferences, but also from others, through the classifications that have been attributed to food.

**Keywords:** Recommender Systems, Collaborative Filtering, Type 2 Diabetes Mellitus.



# Conteúdo

<b>Índice de Figuras</b>	<b>xiii</b>
<b>Índice de Tabelas</b>	<b>xv</b>
<b>Índice de Equações</b>	<b>xvii</b>
<b>Glossário</b>	<b>xix</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Enquadramento	1
1.2 Motivação	2
1.3 Objetivos	4
1.4 Organização do documento	5
<b>2 Diabetes</b>	<b>7</b>
2.1 Diabetes Mellitus Tipo 2	8
2.2 O Papel da Alimentação	10
<b>3 Sistemas de Recomendação</b>	<b>13</b>
3.1 Técnicas utilizadas nos Sistemas de Recomendação	13
3.1.1 Filtragem baseada em Conteúdo	14
3.1.2 Filtragem Colaborativa	15
3.1.3 Filtragem Híbrida	16
3.2 Arquitetura e modelação de dados	17
3.3 Sistemas de Recomendação para a Diabetes	19
<b>4 Desenvolvimento do Sistema de Recomendação</b>	<b>25</b>
4.1 Tecnologias	26
4.2 Enquadramento do Sistema de Recomendação	26
4.2.1 Modelo de Domínio	28
4.2.2 Base de Dados	29
4.3 Arquitetura do Sistema de Recomendação	31
4.4 Modulação do Sistema de Recomendação	33
4.5 Implementação do Sistema de Recomendação	35
4.5.1 Serviços REST API	35
4.5.2 Abordagem Colaborativa	36
4.5.3 Testes de Integração	40

4.5.4 Librec .....	41
<b>5 Experiências e Avaliação.....</b>	<b>43</b>
5.1 Cenários de teste .....	43
5.2 Resultados Obtidos .....	49
<b>6 Conclusões .....</b>	<b>57</b>
6.1 Síntese e conclusões .....	57
6.2 Impacto Científico .....	59
6.3 Trabalho Futuro .....	60
<b>Bibliografia.....</b>	<b>61</b>
<b>Anexos.....</b>	<b>67</b>
Anexo I Exemplos da tabela dos alimentos.....	67
Anexo II Exemplos da tabela das refeições .....	72
Anexo III Exemplos da tabela de Classificações .....	73
Anexo IV Testes de Integração .....	74

# Índice de Figuras

Figura 3.1- Abordagens utilizadas no desenvolvimento de Sistemas de Recomendação (Villegas et al., 2018) .....	14
Figura 3.2- Exemplo de arquitetura de um sistema de recomendação (Harris, 2018) ...	18
Figura 4.1- Arquitetura da aplicação móvel .....	27
Figura 4.2- Página principal da aplicação móvel .....	27
Figura 4.3 -Modelo de Domínio .....	28
Figura 4.4 - Tabelas incluídas na base de dados criada.....	30
Figura 4.5 - Arquitetura do Sistema de Recomendação .....	32
Figura 4.6 - Fluxo do Sistema de Recomendação .....	33
Figura 4.7 - Teste de Integração realizado utilizando o Postman.....	41



## Índice de Tabelas

Tabela 3.1 - Exemplos de aplicações já desenvolvidas .....	21
Tabela 5.1- Resumo e apresentação dos dados de entrada para os cenários definidos ..	43
Tabela 5.2 - Resultados obtidos para o cenário 1 .....	49
Tabela 5.3 - Resultados obtidos para o cenário 2 .....	51
Tabela 5.4 - Resultados obtidos para o cenário 5 .....	51
Tabela 5.5 - Itens relevantes vs. Itens recomendados para cada cenário.....	54
Tabela 5.6 – Resultados obtidos para os cálculos da Precisão, Recall e F-Measure.....	54



## Índice de Equações

Equação 5.1- Equação para o cálculo da precisão.....	53
Equação 5.2 - Equação para o cálculo do Recall.....	53
Equação 5.3 - Equação para o cálculo do F - Measure.....	53



## Glossário

DFI	Departamento de Física
ISEP	Instituto Superior de Engenharia do Porto
Colesterol LDL	Lipoproteína de baixa densidade
Hiperglicemia	Níveis elevados de açúcar (glicose) no sangue
Hipoglicemia	Baixa de açúcar no sangue
API	Interface de Programação de Aplicações ( <i>Application Programming Interface</i> )
IntelliJ	IDE para desenvolvimentos em Java



# 1 Introdução

Este capítulo pretende introduzir o tema abordado nesta dissertação, na qual foi desenvolvido um sistema de recomendação associado a uma aplicação móvel direcionada a pessoas com diabetes mellitus tipo 2. Deste sistema, resultam recomendações que são apresentadas ao paciente, tendo em conta as suas preferências e necessidades.

Na secção 1.1 é realizado o enquadramento do tema, de seguida, na secção 1.2 são apresentadas as motivações que levaram à realização deste trabalho e na secção 1.3 são descritos os objetivos do mesmo. Por fim, na secção 1.4, é descrita a estrutura e organização desta dissertação.

## 1.1 Enquadramento

A diabetes mellitus tipo 2 é considerada uma das doenças crónicas mais comuns, sendo responsável por cerca de 90% de todos os casos de diabetes. É caracterizada por apresentar uma resistência à insulina e ao aumento da glicose no sangue, associada à adoção de um estilo de vida menos saudável, nomeadamente à diminuição da atividade física, levando ao sedentarismo e a um conseqüente aumento da obesidade (R. Goyal & Jialal, 2019). Quando não tratada corretamente, pode gerar complicações cerebrais, renais, problemas de visão, entre outras. É uma doença que não apresenta nenhuma cura, no entanto, é necessário haver um controlo da mesma. Mudanças no estilo de vida, como redução de peso, prática de exercício físico e planear uma dieta são frequentemente recomendados, no entanto, a longo prazo, podem ser difíceis de manter (El-Tantawy, 2019).

Promover o bem-estar do paciente é muito importante na gestão da doença para que seja criada uma adesão do mesmo ao controlo desta. Sendo assim, é essencial acompanhar e apoiar os pacientes na sua rotina diária para que seja promovido o estilo de vida adaptado e personalizado a cada um (Gonzalez et al., 2015). As ferramentas tradicionais usadas para concretizar este acompanhamento geralmente baseiam-se no uso de papel e caneta. Estas não são consideradas totalmente confiáveis e com capacidade suficiente para auxiliar o paciente sempre que ele necessita, resultando, por vezes, numa desmotivação e no conseqüente descontrolo da doença (Wang & Hu, 2018).

Para que sejam ultrapassados os métodos mais tradicionais, e se promova a participação ativa do paciente no processo da gestão da doença, é sugerido o desenvolvimento de um sistema de recomendação a fim de ajudar o paciente nos diferentes momentos do dia, apoiando-o, essencialmente, na adoção de hábitos saudáveis. Este deve ser adaptado ao perfil de cada paciente e constituir dietas saudáveis personalizadas e alteráveis conforme a condição do mesmo. Em comparação com os métodos tradicionais, têm a vantagem de, num momento de indecisão, recomendar ao utilizador uma possível solução, tendo em conta o seu histórico, e, caso este aceite o que lhe é recomendado, registar automaticamente os valores nutritivos consumidos pelo mesmo. Permite, ainda, um registo em tempo real da sua rotina diária, através da aplicação móvel que suporta o sistema.

Antes de surgirem as recomendações ao paciente, existe um tratamento de dados associado às suas preferências e ao seu perfil clínico, nomeadamente, à dieta que foi definida para o mesmo. Nestas dietas, definidas para cada tipo de perfil de paciente, são atribuídos os valores nutritivos, relativamente aos macronutrientes e micronutrientes, que o paciente pode ingerir por dia. Sendo assim, o sistema de recomendação precisa, primeiramente, de aceder aos dados correspondentes à dieta e, de seguida, às suas preferências, para que não sejam recomendados itens que não se moldem aos seus gostos e às suas necessidades.

## **1.2 Motivação**

A qualidade de vida da população diabética é cada vez mais valorizada, consistindo numa preocupação cada vez maior, sendo o principal foco o cuidado e o controlo da doença, uma vez que esta não apresenta uma cura. Fatores como hipertensão, inatividade física, estado emocional, idade e fatores genéticos são os principais fatores de risco que podem interferir na qualidade de vida desta população, constituindo o maior desafio dos cuidadores de saúde, para que não resultem doenças mais graves (De Oliveira et al., 2017).

O controlo da diabetes varia de acordo com o tipo e a gravidade da doença. Para pacientes do tipo 1, a insulina consiste num tratamento eficaz, através de injeções de doses múltiplas ou bombas de insulina, conjugada com uma gestão e controlo dos níveis glicémicos, da pressão arterial e do colesterol. Este controlo depende, ainda, dos níveis

de glicose, que devem ser verificados várias vezes ao longo do dia, modificando a quantidade de insulina que é injetada, a dieta ou a atividade física. Para pacientes com diabetes do tipo 2, a gestão da doença concentra-se principalmente na mudança total do estilo de vida, com implementação de dietas saudáveis e atividade física regular e, caso necessário, pode incluir o uso de medicamentos antidiabéticos orais. Por vezes, é usada a insulina no lugar desses medicamentos, com a finalidade de obter valores glicémicos ideais (Veazie et al., 2018).

A autogestão da diabetes, por parte do paciente, é considerada uma das formas de tratamento da mesma, desempenhando um papel importante na prevenção de complicações maiores. Esta poderá providenciar uma educação da doença ao paciente, incentivando o mesmo a adotar hábitos saudáveis na sua rotina diária (S. Goyal et al., 2016). Para além de incentivar à autonomia do paciente, a autogestão tem ainda a vantagem de aliviar a carga sobre o sistema de saúde, permitindo o controlo da doença para além dos ambientes clínicos (Muralidharan et al., 2017). O objetivo da autogestão inclui a medição e revisão dos níveis de glicose no sangue, incentivando uma adesão à medicação ou insulina, nomeadamente a toma destes nas horas certas (Fu et al., 2017).

O avanço da tecnologia oferece várias soluções tanto aos prestadores de cuidados de saúde, como aos respetivos pacientes, permitindo um maior acompanhamento da doença. De forma a apoiar a autogestão da doença, foram desenvolvidas plataformas de software e aplicações móveis, que surgiram como uma ferramenta promissora, revelando-se motivadores em relação às técnicas mais tradicionais ou ao apoio obtido através e apenas por consultas médicas (Cai et al., 2020), (Desveaux et al., 2016). A maioria das aplicações desenvolvidas permitem a criação de um “diário de diabetes”, personalizado por cada paciente, que consiste no registo da sua rotina diária e na apresentação desses dados por meio de gráficos. Ao mesmo tempo, é apresentado um feedback do seu progresso, de forma ao paciente ter a perceção dos seus registos e, se for o caso, melhorá-los (Offringa et al., 2018).

Sendo a diabetes mellitus tipo 2 das doenças crónicas mais comuns mundialmente e, reconhecida como uma das quatro principais doenças não transmissíveis que exige uma maior atenção dos cuidadores e pacientes, é necessário criarem-se técnicas que permitam controlar e prevenir a mesma, e possíveis problemas de saúde mais graves (Oguntibeju, 2019). A tecnologia é importante neste sentido e, através de aplicações móveis

desenvolvidas, é possível apoiar e acompanhar o paciente em tempo real, através de um registo contínuo da sua rotina, promovendo, simultaneamente, o seu bem estar, através de hábitos alimentares mais saudáveis e prática de exercício físico, despromovendo a obesidade e sedentarismo, fatores de risco para esta doença. Com o registo contínuo da rotina diária do paciente, é possível ter acesso aos valores nutritivos dos alimentos que este ingere e conseguir aconselhá-lo com as melhores soluções alimentares ao longo do dia, e de acordo com uma dieta definida para o mesmo. Isto proporciona-lhe um estilo de vida saudável, permite que não haja um descontrolo da doença e que o paciente possa fazer uma autogestão da mesma, cumprindo com aquilo que é recomendado para ele.

### **1.3 Objetivos**

O trabalho descrito nesta dissertação enquadra-se na área da tecnologia aplicada à saúde, nomeadamente à doença diabetes mellitus tipo 2 e visa o desenvolvimento de um sistema de recomendação associado a uma aplicação móvel para apoiar na autogestão desta doença. O principal objetivo é que o sistema de recomendação desenvolvido consiga recomendar ao utilizador os melhores alimentos que este deve ingerir, tendo em conta o que já ingeriu até aquele momento. Para além deste histórico, o sistema de recomendação precisa de considerar ainda os seus gostos alimentares, definidos através de classificações, para que sejam apresentadas, ao paciente, soluções de acordo com as suas necessidades, mas, também, com as suas preferências. Desta forma, o sistema de recomendação contempla o seguinte:

- Valores nutritivos já ingeridos pelo utilizador e aqueles que ele ainda pode ingerir;
- Classificações atribuídas pelo mesmo aos alimentos;
- Alimentos e valores nutritivos associados aos mesmos.

Os dados acima referidos são importantes para que esta solução corresponda ao perfil do paciente e consiga, ainda, adaptar-se a cada um. Sendo assim, o sistema elaborado nesta dissertação tem como objetivo ser capaz de originar recomendações de acordo com os dados e valores referidos anteriormente, e que se encontram corretamente armazenados numa base de dados. A partir disto, os utilizadores têm a possibilidade de fornecer feedback sobre as recomendações que lhe são apresentadas, de forma a manter os registos sempre devidamente atualizados. Este feedback é, então, armazenado na base de dados,

que influenciará futuras recomendações solicitadas pelo utilizador.

## **1.4 Organização do documento**

Esta dissertação está dividida em 6 capítulos. O primeiro capítulo, que faz parte esta secção, corresponde à Introdução, na qual é realizado um enquadramento do tema, apresentadas as motivações que levaram ao desenvolvimento deste trabalho e descritos os objetivos que são pretendidos atingir.

No Capítulo 2, Diabetes, é apresentado o tema da diabetes, os problemas e as causas que levam ao aparecimento da mesma e o seu impacto a nível mundial e nacional. Associado ainda à doença, é referida a importância de adotar bons hábitos alimentares como forma de tratamento e controlo.

No Capítulo 3, Sistemas de Recomendação, é mostrada uma possível solução para uma autogestão da doença, através da implementação de sistemas de recomendação, associados a uma aplicação móvel, sendo ainda explicadas todas as técnicas de filtragem associadas ao mesmo e de que forma é que podem ser utilizadas na área da saúde, mais especificamente, para a diabetes. Por fim, são exibidas algumas aplicações já desenvolvidas neste âmbito.

O Capítulo 4, Desenvolvimento do Sistema de Recomendação, mostra, de acordo com os capítulos anteriormente abordados, o desenvolvimento da solução proposta, começando por apresentar a arquitetura global, da qual faz parte o sistema de recomendação, seguida da estrutura e relações entre as tabelas da base de dados criada. É também explicado a modulação do sistema de recomendação desenvolvido e, por fim, é descrita a implementação da solução, através dos diferentes cálculos realizados.

No Capítulo 5, Experiências e Avaliação, são descritos e representados os cenários de teste definidos, de forma a testar e validar o sistema de recomendação desenvolvido, apresentando, ainda, os resultados obtidos para cada um deles.

Finalmente, no Capítulo 6, Conclusões, são apresentadas todas as conclusões do trabalho realizado, publicações científicas efetuadas no âmbito do mesmo e ainda perspectivas para melhorias e trabalhos futuros.



## 2 Diabetes

A diabetes é uma doença caracterizada pela incapacidade de o organismo produzir insulina, ou de esta ser devidamente utilizada, e pela presença de elevadas concentrações de glicose no sangue, uma vez que a insulina é responsável pela entrada da glicose nas células. Dessa forma, ao haver falta de insulina, a glicose permanece no sangue em vez de fornecer energia às células. A doença diabetes pode ser classificada em formas diferentes, sendo elas (American Diabetes Association, 2020):

1. Diabetes mellitus tipo 1, que ocorre devido à destruição autoimune de células beta, que resulta numa deficiência absoluta de insulina.
2. Diabetes mellitus tipo 2, sucedido de uma perda progressiva da secreção de insulina das células beta e consequentemente a uma resistência da insulina.
3. Diabetes mellitus gestacional, que correspondem a diabetes diagnosticado no segundo ou terceiro semestre da gravidez que não tinham sido diabetes evidentes no período anterior à gravidez. Pode acontecer devido as hormonas produzidas pela placenta, durante uma gravidez, dificultarem a ação da insulina e a estabilização dos valores de glucose no sangue.
4. Tipos específicos de diabetes por outros motivos, como por exemplo, síndromes de diabetes monogênicas (que correspondem a diabetes neonatal e a diabetes de início da fase de maturidade dos jovens), doenças do pâncreas exócrino e diabetes originada pela indução de drogas ou químicos, como por exemplo o tratamento HIV/AIDS.

Em todo o Mundo, 463 milhões de pessoas vivem com diabetes e prevê-se que 193 milhões de pessoas tenham diabetes não diagnosticada. A diabetes mellitus tipo 2 é responsável por mais de 90% dos doentes com diabetes o que resulta em complicações micro e macro vasculares que causam grandes problemas psicológicos e físicos não só aos pacientes que sofrem da doença, mas também aos seus cuidadores colocando ainda uma carga considerável nos sistemas de saúde (Chatterjee et al., 2017).

Neste capítulo começa por ser abordado o tema da diabetes e o seu impacto no Mundo (secção 2.1). Na última secção deste capítulo (secção 2.2) é apresentado o papel

da alimentação e da prática de exercício físico, descrevendo alguns hábitos que devem ser considerados, como forma de obter um estilo de vida saudável.

## **2.1 Diabetes Mellitus Tipo 2**

A diabetes mellitus tipo 2 é uma doença metabólica, em que é caracterizado pela deficiência relativa da insulina, onde o pâncreas torna-se incapaz de fabricar insulina em quantidade suficiente para controlar os níveis de açúcar, que vão aumentando de forma progressiva. Simultaneamente, o comprometimento das células beta levam à hiperglicemia que é uma das principais marcas da doença. Pode acontecer ainda que o organismo se torne resistente à insulina (insulinorresistência), pois existe uma desregulação do metabolismo de carboidratos, lípidos e proteínas e resulta na secreção de insulina prejudicada, resistência à insulina ou uma combinação de ambos (Chatterjee et al., 2017), (De Rosa et al., 2018).

Ao contrário da diabetes mellitus tipo 1, a pessoa não nasce com diabetes mellitus tipo 2, desenvolvendo a doença devido a vários anos de hábitos de vida pouco saudáveis, especialmente o consumo excessivo de carboidratos na alimentação e estilo de vida sedentário. No entanto, diabetes mellitus tipo 2 pode acontecer com outras condições médicas, como diabetes mellitus gestacional que ocorre no segundo ou terceiro trimestre de gravidez ou doenças pancreáticas que podem caracterizar pelo igual aumento de glucose (açúcar) no sangue e o organismo não é capaz de aumentar a produção de insulina (Xiang et al., 2018).

Existem diversas complicações que podem advir deste tipo de diabetes, e podem resultar na incapacidade permanente ou morte, entre as quais (DeFronzo et al., 2015):

- Doenças cardiovasculares;
- Lesões renais;
- Lesões neurológicas;
- Doenças oculares e cegueira;
- Doenças digestivas;
- Síndrome do pé diabético, que pode obrigar à amputação.

A detecção atempada da diabetes permite o início do tratamento centrado e adequado

ao paciente, de forma a melhorar o controlo glicémico e minimizar as complicações acima referidas. Depois da diabetes ser diagnosticada, é necessário existir uma autogestão, por parte do paciente, ao longo da vida, visto tratar-se de uma condição médica crónica, que requer uma abordagem através não só do paciente mas de toda uma equipa composta pelos profissionais de saúde, nutricionistas, educadores dos pacientes e respetivos familiares (Wu et al., 2017).

Na maioria dos casos, a administração de insulina é o melhor tratamento para a doença, e permite regularizar os níveis de açúcar no sangue. Esta é uma hormona que controla o açúcar no sangue e, em condições normais, o pâncreas é capaz de produzir a quantidade suficiente de forma a atuar e a manter os níveis de açúcar equilibrados. Contudo, será ainda necessário aplicar algumas alterações na dieta e no estilo de vida, incluindo o exercício físico na rotina diária, reduzindo o peso, fazendo uma dieta saudável, evitar o tabaco, moderar o consumo de álcool, entre outros. As intervenções e alterações realizadas na rotina diária de um paciente devem ser apoiados por programas estruturados, autogestão no momento do diagnóstico combinados, se necessário, com apoio psicológico (Chaudhury et al., 2017).

A expectativa média de vida no mundo aumentou substancialmente nas últimas décadas. Embora as pessoas vivam durante mais tempo, a população mais idosa costuma lidar com doenças crónicas, tais como diabetes, doenças cardiovasculares e/ou cancro sendo a diabetes a de maior incidência (Li et al., 2020).

O número de pessoas com diabetes mellitus quadruplicou nas últimas três décadas e cerca de 1 em 11 adultos, em todo o mundo são pacientes desta doença, 90% dos quais têm a diabetes mellitus tipo 2 resultando em, aproximadamente, 415 milhões de adultos e estima-se que este número aumente para 642 milhões até 2040. Consistem na diabetes mais frequentes e representa cerca de 90-95% de todos os casos de diabetes a nível mundial. Ocorre, na sua maioria, em adultos, resultado de a incapacidade do organismo responder à ação da insulina (Zheng et al., 2018).

Embora a tendência genética determine de uma forma parcial a suscetibilidade individual a esta doença, uma dieta pouco saudável e um estilo de vida sedentário, associado a uma redução da atividade física, destaca-se como uma importante causa no surgimento da mesma (Kolchraiber et al., 2018).

Há cerca de 25 anos era considerada uma doença de adultos que se manifestava após uma vida sedentária e de anos de obesidade. No entanto, nos últimos anos, o significativo aumento da obesidade nas crianças e adolescentes conduziu ao aparecimento desta doença em grupos etários cada vez mais jovens. Desta forma, o aumento do número de pacientes com diabetes mellitus tipo 2 poderá estar ainda associado ao aumento da obesidade infantil em muitos países, que resulta igualmente de maus hábitos alimentares e estilos de vida sedentários, podendo tornar-se um problema de saúde pública global. Tal pode verificar-se em países desenvolvidos, e variar muito em função da etnia e da região geográfica, sendo que se verifica um aumento mais significativo de crianças e adolescentes com diabetes mellitus tipo 2 nos Estados Unidos da América, representado por 30% de novos casos identificados. No entanto, esta doença continua a ser bastante incomum em crianças com idades inferiores a 10 anos, e começa a ser mais comum em adolescentes entre as idades 11 e 19 anos (Zheng et al., 2018).

Em Portugal esta doença afeta 13% dos portugueses, sendo superior a 1 milhão da população, no entanto apenas 700 mil estão diagnosticadas uma vez que a doença é, na maior parte dos casos, assintomática. No entanto, estima-se um aumento anual de 60 mil a 70 mil novos casos, sendo a sua maioria diabetes mellitus tipo 2 (Magkos et al., 2020).

De acordo com a Direção Geral da Saúde, em Portugal, esta doença é mais fatal no sexo feminino, pois morrem anualmente cerca de 2200 a 250 mulheres, que corresponde a 4%, e cerca de 1600 a 1900 dos homens, correspondente a 3%, devido a esta doença (SNS - Serviço Nacional de Saúde, 2018).

## **2.2 O Papel da Alimentação**

Uma alimentação saudável e equilibrada, combinado com a prática regular de exercício físico e, em alguns casos, conjugadas com medicação (insulinoterapia e/ou antidiabéticos orais) são parte integrante do tratamento da pessoa com a diabetes. Os objetivos principais desse tratamento, passam por (Magkos et al., 2020):

- Obter ou manter um peso adequado;
- Manter valores desejáveis de glicémia, pressão arterial e um perfil lipídico (colesterol LDL) adequado;
- Prevenir o desenvolvimento ou evitar a progressão de complicações da diabetes

(micro e macro vasculares – retinopatia, neuropatia e nefropatia, doença coronária, doença cerebral, doença arterial dos membros inferiores e hipertensão arterial).

Uma dieta constituída em alto teor de gordura e baixo teor em fibras contribui não só para um aumento da obesidade, mas também para o aumento do desenvolvimento da intolerância do sistema à glicose e da diabetes mellitus tipo 2 (Wang & Hu, 2018).

A obesidade e a diabetes estão fortemente ligados, uma vez que os excessos alimentares contribuem para uma maior formação do tecido adiposo que influencia a sensibilidade celular à insulina, resultando na insulinoresistência e, conseqüentemente, conduz à diabetes mellitus tipo 2. Desta forma, é essencial obter um padrão alimentar mais saudável, para facilitar na proteção e prevenção ao desenvolvimento da doença (Wang & Hu, 2018).

A reeducação alimentar nos doentes diabéticos é crucial para ajudar a combater ou a controlar a doença, pelo que é fundamental que este aprenda a fazer uma alimentação equilibrada e variada. É essencial ter em atenção as quantidades a ingerir de cada alimento e manter uma dieta diária que contenha os alimentos de todos os grupos da roda dos alimentos. Esta dieta consiste na ingestão de uma variedade de alimentos nutritivos, em quantidades moderadas e em horários regulares de refeição, sendo que para o conseguir, é importante haver disciplina e moderação. O cuidado da alimentação deverá basear-se nos seguintes aspetos (AdvanceCare, 2019):

- Privilegiar o consumo de hidratos de carbono provenientes de fontes como cereais integrais, frutas, leite e iogurtes magros. Existem vários fatores que influenciam a resposta glicémica, como a quantidade de hidratos de carbono presentes na dieta. Este aspeto é particularmente importante em caso de insulino terapia, em que a quantidade de insulina administrada deve ser ajustada à quantidade de hidratos de carbono ingeridos na refeição.
- Limitar o consumo de produtos açucarados e com hidratos de carbono refinados, tais como açúcar, mel, sumos e refrigerantes, bolos, bolachas e cereais açucarados.
- Garantir um elevado consumo de fibra, encontrando-se este nutriente em alimentos como frutas, hortícolas, cereais integrais e leguminosas.
- Não consumir alimentos ricos em gordura saturada, excluindo alimentos como

carnes gordas, enchidos, queijos gordos, salgados, folhados e produtos de pastelaria.

- Evitar o consumo excessivo de bebidas alcoólicas, recomendando-se, no máximo, 1 porção diária de vinho ou cerveja para mulheres e o dobro para os homens. Para pessoas com diabetes, é especialmente importante que as bebidas alcoólicas sejam ingeridas juntamente com alimentos, de modo a minimizar as flutuações na glicémia.
- Balanço energético, sendo fundamental ir controlando o peso. No caso de excesso de peso, recomenda-se a adoção de um estilo de vida que favoreça a perda de peso, de modo a melhorar a resposta metabólica em geral. Estudos demonstram que perdas ponderais de cerca de 5% promovem a melhor resposta à ação da insulina, controlando melhor a glicémia.

Uma dieta diabética constitui uma dieta individualizada e deve ser ajustável conforme o paciente e adaptado às suas condições de vida. No entanto, é um método que deve ser utilizado de forma a prevenir, retardar ou tratar complicações que possam aparecer na doença, sendo que o não cumprimento de uma dieta saudável poderá aumentar o risco de outras complicações associadas à diabetes, tais como doenças cardíacas ou enfartes (Waqas et al., 2017).

### **3 Sistemas de Recomendação**

A sociedade moderna, com o avanço das tecnologias, viu mudar o paradigma de controlo e gestão da saúde e avançou para a prevenção de doenças e diagnóstico precoce de medidas e acompanhamento e tratamento pós doenças. A tecnologia pode ser usada para complementar e ajudar nos cuidados de diabetes para os prestadores de saúde, através de um suporte educacional e motivacional, que fornece dados em tempo real. A educação pode ser obtida através do uso da tecnologia que permite aos pacientes adquirir novas práticas e rotinas (Hunt, 2015).

Neste capítulo é descrito o papel e importância da implementação de sistemas de recomendação, e as respetivas técnicas associadas ao mesmo (secção 3.1). De seguida, é demonstrado a arquitetura que se encontra envolvida na construção de um sistema de recomendação e a modelação dos seus dados (secção 3.2). Por fim, na secção 3.3, é explicada a vantagem dos sistemas de recomendação para a doença diabetes mellitus tipo 2, apresentando, ainda, algumas aplicações já desenvolvidas no contexto dessa dissertação

#### **3.1 Técnicas utilizadas nos Sistemas de Recomendação**

Com o aumento das tecnologias de *big data* e análise de dados, os sistemas de recomendação passaram a ser essenciais e necessários para uma gestão personalizada de dados, de acordo com o utilizador. Desempenham um papel essencial em vários temas devido ao aumento de informações disponíveis e visam seleccionar e propor determinados itens, serviços ou ofertas que sejam relevantes para o utilizador de acordo com o histórico, preferências ou opiniões. Vieram ainda contribuir para uma redução de desperdício de tempo na procura e ajudar o utilizador a aceder a tudo dentro dos seus interesses (Villegas et al., 2018).

Tudo isto é possível devido à generalização dos telemóveis e da computação omnipresente que deu aos sistemas de recomendação acesso a informações de contexto, com o objetivo de se expandir e incluir todas as faixas etárias. Os Sistemas de recomendação com reconhecimento de contexto (CARS - *Context-Aware Recommender Systems*) consistem em sistemas mais avançados que os tradicionais pois incluem informações de contexto tais como tempo, localização e rotinas do utilizador, de forma a

perceber melhor os seus hábitos e a influência nas preferências do mesmo. A incorporação de informações de contexto em Sistemas de Recomendação aproveita o valor dos mesmo para melhorar a relevância das recomendações no que diz respeito às necessidades dos utilizadores (Champiri et al., 2015).

Em suma, sistemas de recomendação são programas de software especiais projetados para recomendar itens aos seus utilizadores, com base nos seus interesses o que requer uma análise das suas rotinas diárias. Uma das áreas onde isto poderá ser aplicado será na área da saúde, onde será possível que pacientes com determinadas patologias usufruam das tecnologias em benefício de um acompanhamento mais preciso e exato, promovendo estilos de vida mais saudáveis (Khan et al., 2017).

São consideradas várias abordagens para o desenvolvimento de sistemas de recomendação, nomeadamente a filtragem colaborativa, filtragem baseada em conteúdo ou filtragem híbrida, como mostra a Figura 3.1.

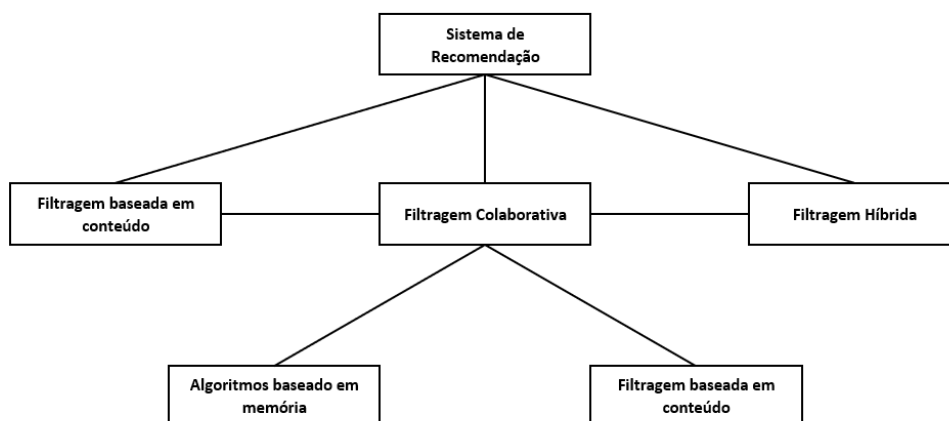


Figura 3.1- Abordagens utilizadas no desenvolvimento de Sistemas de Recomendação (Villegas et al., 2018)

### 3.1.1 Filtragem baseada em Conteúdo

Na técnica de filtragem baseada em conteúdo, a recomendação é feita com base no perfil do utilizador, através de um histórico, usando recursos extraídos do conteúdo dos itens que o utilizador avaliou no passado. Aqueles itens que estiverem relacionados com itens de classificação positiva, serão recomendados ao utilizador. São usados diferentes tipos de modelos para encontrar a semelhança entre documentos, a fim de gerar recomendações significativas, entre os quais o Modelo de Espaço Vetorial, para modelar a relação entre diferentes documentos. Essas técnicas geram recomendações de acordo

com o modelo subjacente com análise estatística ou *Machine Learning*. Não é necessário existir perfis de outros utilizadores, pois não têm influência na recomendação. Caso um perfil de utilizador alterar, a técnica de filtragem baseada em conteúdo ajusta-se às recomendações dentro de um curto intervalo de tempo (De Gemmis et al., 2015).

### **3.1.2 Filtragem Colaborativa**

A filtragem colaborativa consiste numa filtragem ou avaliação de domínio independente, de acordo com opiniões de outras pessoas, que não pode ser simplesmente descrito através de meta dados. Conclui que pessoas com preferências semelhantes atribuam classificações semelhantes a um determinado elemento. Este processo utiliza perfis para especificar a relação ou semelhança entre os utilizadores e começa pela criação de uma matriz de elementos de utilizadores e as respetivas preferências. De seguida, calcula a semelhança entre os perfis dos utilizadores para detetar e obter utilizadores com interesses comuns com a finalidade de recomendar. A esse grupo de utilizadores é chamado de “vizinhança”. Qualquer utilizador pode obter recomendações para novos elementos, caso estes já tenham sido classificados pela mesma (Zhang et al., 2019).

Técnicas puras baseadas em conteúdo foram consideradas insuficientes para ajudar a encontrar os documentos e avaliações certas, de acordo com o que um utilizador pretendia. Dessa forma, a ideia da filtragem colaborativa foi inspirada no comportamento humano, pois desde sempre aplicamos na nossa rotina diária a partilha de opiniões e pontos de vista com outras pessoas (Nilashi et al., 2018).

Os algoritmos utilizados no desenvolvimento de filtragem colaborativa são algoritmos baseados em memória e recomendações baseadas em modelo:

#### **A. Algoritmos baseados em memória**

Os algoritmos baseados em memória fazem com que todas as informações sobre certos itens, utilizadores e respetivas classificações sejam armazenadas na memória. É ainda conhecida como aprendizagem lenta, onde os utilizadores são agrupados de acordo com os seus interesses (Nilashi et al., 2018).

Existem duas técnicas de filtragem colaborativa a ser utilizadas, sendo estas a técnica baseada no utilizador e a técnica baseada em itens (Nilashi et al., 2018):

- i. A técnica baseada no utilizador calcula a semelhança entre dois utilizadores comparando as classificações atribuídas a um item.
- ii. A técnica baseada em itens determina previsões usando a semelhança entre itens invés da semelhança entre utilizadores.

As medidas de semelhança definem como calcular o quanto os utilizadores ou os itens são semelhantes entre si, e pode ser utilizado para gerar recomendações baseadas no utilizador ou no item (Mustafa et al., 2017).

## **B. Recomendações baseadas em modelo**

Os algoritmos baseados em modelo criam um resumo dos padrões de classificação offline, usando o histórico das classificações para aprender um modelo e detetar um padrão. Para construir um modelo podem ser usadas duas técnicas: *Machine Learning* ou *Data Mining*. Estes algoritmos analisam a matriz dos itens do utilizador para identificar as respetivas relações entre os mesmos. Em seguida, usam essas relações detetas para criar a lista das N principais recomendações encontradas (Mustafa et al., 2017).

Podem-se distinguir duas técnicas de filtragem colaborativa, nomeadamente a técnicas probabilística e não probabilística (Villegas et al., 2018):

- i. Na técnica probabilística, um algoritmo é considerado probabilístico se for baseado num modelo probabilístico e representar distribuições de probabilidade ao produzir previsões ou recomendações. É uma técnica mais comum em *Machine Learning*, usando estruturas e envolvem árvores de decisão ou técnicas de cluster probabilístico / redução de dimensionalidade.
- ii. Técnicas não probabilísticas são técnicas usadas por profissionais.

### **3.1.3 Filtragem Híbrida**

A técnica de filtragem híbrida combina diferentes técnicas de recomendação para se obter uma melhor otimização do sistema, com a finalidade de evitar algumas limitações e problemas dos sistemas de recomendação (Unnikrishnan et al., 2019).

O objetivo associado às técnicas híbridas consiste numa combinação de algoritmos que vai fornecer recomendações mais precisas e eficazes do que um único algoritmo, pois

as desvantagens de um algoritmo podem ser superadas por outro algoritmo. O uso de várias técnicas de recomendação pode suprimir os pontos fracos de uma técnica individual num modelo combinado. A combinação de abordagens pode ser feita de uma destas formas: implementação separada de algoritmos e combinação do resultado, utilizando filtragem baseada em conteúdo na abordagem colaborativa ou através da filtragem colaborativa na abordagem baseada em conteúdo, criando um sistema de recomendação unificado que inclui as duas abordagens referidas (Tarus et al., 2018).

### **3.2 Arquitetura e modelação de dados**

O rápido crescimento da Internet, da Web e das tecnologias em geral fez com que aumentasse também o número de dados nas mais variadas áreas existentes, dificultando a tarefa de tomada de decisões sensatas e corretas, através das informações disponíveis, de forma rápida e eficaz. Desta forma, e para que todo este processo fosse facilitado, e as dificuldades referidas ultrapassadas, surgiu a necessidade de desenvolver e implementar sistemas de recomendação para ajudar o utilizador na tomada de decisões, de acordo com as preferências do mesmo (Nisha & Mohan, 2019).

Um sistema de recomendação é uma ferramenta ativa e utilizada na filtragem de informações, implementada em ambientes online complexos e dinâmicos, e fornece informações mais relevantes e precisas ao utilizador, com base nos seus gostos. Com base nos comportamentos reais do utilizador, os sistemas de recomendação orientam os mesmos a descobrir informações personalizadas e em tempo real, a partir de um espaço de pesquisa amplo, complexo e dinâmico (Nisha & Mohan, 2019).

O desenvolvimento de um sistema de recomendação requer uma projeção de uma arquitetura que execute as recomendações dos itens ao utilizador. Dessa forma, esta atua como um intermediário entre o utilizador e as diferentes técnicas de filtragem existentes (Boratto et al., 2017).

A descrição dos valores de registo normalmente não apresenta uma estrutura, o que cria a necessidade de pré-processamento da informação, de forma a obter a mais relevante. Dada uma fonte de informação, representada pelas descrições dos valores de registo, a mesma será processada e será sujeita a aplicação dos vários filtros (Boratto et al., 2017).

Os sistemas de recomendação são suportados por uma arquitetura que contempla as diferentes técnicas de filtragem. Na Figura 3.2, podemos ver um exemplo de uma arquitetura que junta as duas técnicas de filtragem, para o tratamento de dados de forma a obter as informações importantes usadas para construir o sistema de recomendação.

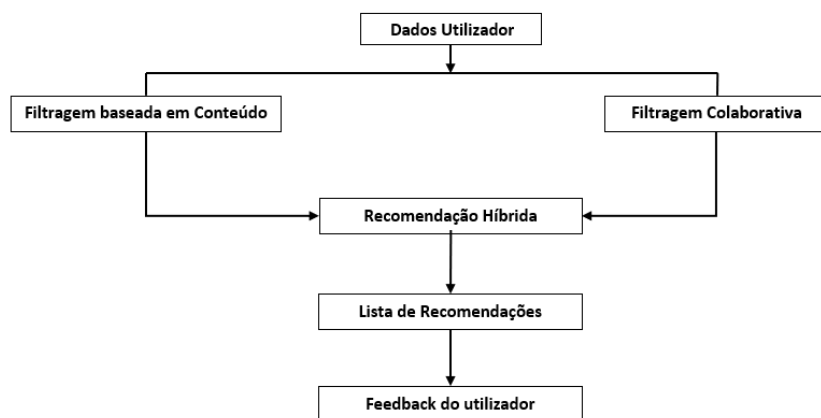


Figura 3.2- Exemplo de arquitetura de um sistema de recomendação (Harris, 2018)

Os dados de um utilizador, introduzidos pelo mesmo utilizando, por exemplo, uma aplicação, são constantemente recebidos e tratados pelo sistema e arquitetura associados. Através da filtragem colaborativa, o sistema de recomendação, verifica, com base registos da base de dados, as informações do respetivo utilizador e compara-as com as informações de outros que possuam interesses semelhantes. Tem ainda a capacidade de criar perfis, e ainda modificar de acordo com as diferentes classificações que os utilizadores atribuem aos itens (Unnikrishnan et al., 2019).

Utilizando um filtro com base no conteúdo, os dados são recebidos e tratados considerando apenas as suas preferências. Sendo assim, o objetivo deste tipo de filtragem é recomendar ao utilizador os itens que o utilizador atribui uma melhor classificação. Essas recomendações são geradas de acordo com o que consta registado na base de dados do utilizador, que consta os registos efetuados pelo mesmo. Após consulta dessa base de dados, a arquitetura associada ao sistema considera e mostra os itens que melhor refletem as preferências do utilizador (Unnikrishnan et al., 2019).

Através da junção destes filtros, constrói-se uma arquitetura mais capaz, permitindo, com mais segurança, filtrar e selecionar aquilo que terá mais interesse e vantagens para o utilizador, construindo uma arquitetura com base a filtragem híbrida. Desta forma, tem o objetivo de interpretar os dados que recebe do utilizador, coordenar as duas filtragens e

interagir de forma correta com o utilizador nas situações mais incertas. Através dos registos da base de dados associada, onde constam as preferências do utilizador e as suas classificações de itens, conjuga os interesses dos outros utilizadores, com os seus próprios interesses e é capaz de gerar recomendações mais concretas e sólidas, excluindo o possível ruído que poderia ser incluído ao utilizar apenas um dos métodos referidos, que possuem critérios menos rigorosos (Unnikrishnan et al., 2019).

A lista de recomendações é por fim proposta ao utilizador, que os aceita ou rejeita. Ao atribuir classificação às recomendações, estas serão armazenadas na respetiva base de dados e utilizado pelo sistema para ir atualizando e moldando o perfil do mesmo (Boratto et al., 2017).

### **3.3 Sistemas de Recomendação para a Diabetes**

O mais recente vinco de doenças crónicas, com a ajuda dos avanços tecnológicos, requer sistemas de saúde omnipresentes capazes de monitorizar e auxiliar o paciente no seu dia-a-dia. Sendo a diabetes uma das doenças crónicas mais comuns, os dispositivos móveis podem ser uma mais valia para o seguimento e controlo dos mesmos. Sendo assim, um sistema de recomendação para a diabetes, irá consistir principalmente num software que ajuda o paciente, através de um registo contínuo da sua rotina, a tomar decisões sobre os alimentos que deverá ingerir (Jung & Chung, 2016).

A doença, quando não tratada, corretamente, pode gerar complicações cardíacas, cerebrais, renais, problemas de visão, entre outras. É sugerido, por meio de técnicas de gestão de dados, um sistema de informação que se comporte como um sistema de recomendação a fim de indicar ou sugerir tipos e quantidades de atividades físicas, tipos e quantidades de alimentos, por exemplo, para ajudar o paciente no controlo mais eficaz da doença (Rodrigo Rath et al., 2015). Promover o bem-estar do paciente é muito relevante na gestão da diabetes. A angústia associada à doença, por exemplo, é vivida por pessoas com diabetes mellitus, resultando em maus resultados de saúde e afetando a adesão à medicação (Gonzalez et al., 2016).

As ferramentas tradicionais que são utilizadas no apoio da monitorização não são comuns no quotidiano dos pacientes e ainda não demonstram capacidade suficiente no que diz respeito à pesquisa e podem consumir muito tempo e não serem totalmente

confiáveis. Todos os dias são tomadas decisões relacionadas com comida, no sentido de saber o que comer, onde e o valor nutricional que o alimento tem e a influência do mesmo para uma alimentação saudável. Os sistemas de recomendação para a diabetes, têm como objetivo o registo e apoio de uma dieta regulada, sugerindo as melhores soluções de acordo com a condição específica do paciente, sendo a gestão da dieta um fator chave para prevenção e tratamento de doenças crónicas como obesidade e a diabetes (Kundan Shumsher Rana, 2016).

A sociedade moderna, com o avanço das tecnologias, viu mudar o paradigma de controlo e gestão da saúde e avançou para a prevenção de doenças e diagnóstico precoce de medidas e acompanhamento e tratamento pós doenças. A tecnologia pode ser usada para complementar e ajudar nos cuidados da diabetes para os prestadores de saúde, através de um suporte educacional e motivacional, que fornece dados em tempo real. A educação pode ser obtida através do uso da tecnologia que permite aos pacientes adquirir novas práticas e rotinas (Hunt, 2015) .

Existem já algumas aplicações desenvolvidas com a finalidade de apoiar e ajudar um paciente a gerir a sua rotina diária e a registar os diferentes valores associados ao paciente e à diabetes. Podemos verificar que cada paciente tem a possibilidade de fazer um registo do seu perfil onde o paciente cria o seu próprio perfil, sendo esta uma característica comum nas várias soluções já desenvolvidas. Isto indica a facilidade de cada aplicação se tornar pessoal e se adaptar a cada paciente e às suas rotinas diárias.

No entanto, nem todas as aplicações são completamente livres e nem todas as funcionalidades associadas às mesmas estão disponíveis para todos os pacientes gratuitamente. A maioria das aplicações oferece um mínimo dos seus serviços, ou por um tempo determinado, o que pode levar ao utilizador a ter custos complementares caso queira continuar a usufruir das mesmas. Em alguns casos, existe ainda uma limitação do sistema operativo do seu dispositivo móvel. Desta forma, são várias as limitações e conflitos que podemos encontrar nas ferramentas já existentes para auxiliar na gestão da diabetes.

Na Tabela 3.1, podemos encontrar em alguns dos seguintes exemplos de algumas das aplicações já desenvolvidas com a finalidade de acompanhar doentes com diabetes e ajudar o mesmo na gestão da doença e das suas rotinas diárias.

Tabela 3.1 - Exemplos de aplicações já desenvolvidas

<b>Aplicação</b>	<b>Descrição</b>
<b>mySugr<sup>1</sup></b>	<p>Esta aplicação é gratuita e está disponível para Android e iOS. Foi criada para pessoas diabéticas, com o objetivo de os utilizadores elaborarem um diário da doença, de forma a facilitar e ajudar na sua rotina diária.</p> <p>No entanto, nem todas as funcionalidades desta aplicação estão disponíveis gratuitamente para o utilizador, existindo uma versão PRO, mais completa, com um custo de 3,68€ por mês, ou 34,43€ por ano.</p>
<b>Diabetes Pal<sup>2</sup></b>	<p>Esta aplicação possibilita o apoio na gestão da diabetes, utilizando a mesma metodologia de um diário de bordo para diabetes. Está disponível para iOS e para Android e é completamente gratuita</p> <p>Esta aplicação tem um sincronismo automático com a MyTelcare.com, que recebe os dados automaticamente, enviados para um dispositivo habilitado. No entanto, não é necessário possuir quaisquer produtos Telcare para usufruir desta app pois existe, em simultâneo, a opção de inserir dados manualmente.</p>
<b>BlueLoop<sup>3</sup></b>	<p>Esta aplicação foi desenvolvida para ser utilizada principalmente por crianças e pelos adultos que as acompanham diariamente. Pode ser encontrada e obtida gratuitamente tanto para iOS, como para Android.</p> <p>Nesta aplicação é permitido documentar, armazenar e partilhar dados sobre a diabetes do paciente em tempo real, nomeadamente dos valores da glicemia, carboidratos e medicamentos associados, tais como insulina. São geradas notificações instantâneas, através de email ou mensagem conforme o aquilo que o utilizador configura.</p>
<b>Glucose Buddy<sup>4</sup></b>	<p>Consiste numa aplicação que acompanha os níveis de açúcar no sangue, assim como as medicações necessárias e ainda inclui um registo do</p>

<sup>1</sup> <https://www.accu-check.pt/mysugr-app>

<sup>2</sup> [https://www.diabetespal.ch/?page\\_id=17](https://www.diabetespal.ch/?page_id=17)

<sup>3</sup> <https://blueloop.mycareconnect.com/>

<sup>4</sup> <https://www.glucosebuddy.com/>

	perfil do paciente. É gratuita e está disponível para iOS e Android. No entanto, existe uma versão Premium desta aplicação, com o custo de 5,00€ por mês associado.
<b>Glucool Diabetes<sup>5</sup></b>	É uma aplicação cujo objetivo é amparar o utilizador na gestão e controlo dos seus diabetes, através de um registo dos níveis de glicose no sangue, ingestão de carboidratos, assim como registo da medicação necessária, como por exemplo, as doses de insulina. Inclui ainda um registo do perfil do paciente, com os registos do seu peso, altura e calculo do IMC respetivo. É uma aplicação disponível apenas para Android, e é gratuita no entanto, existe uma versão Premium mais completa, com um custo de 4,58€ por mês, sendo a versão gratuita muito limitada.

Todas as aplicações apresentadas nesta tabela, têm em comum os seguintes aspetos que auxiliam o controlo da doença:

- Criação de um perfil de paciente, com os seus dados pessoais e médicos;
- Registo da rotina diária do paciente, elaborando um diário da doença com os valores dos níveis de glicose e ingestão de outros nutrientes;
- Medicação a ser consumida pelo paciente, incentivando a toma correta, no devido tempo, da mesma.

Apesar destes registos, que possibilitam um melhor controlo e acompanhamento da doença, tanto por parte dos pacientes, como dos seus cuidadores de saúde, podemos verificar que estas não apresentam um sistema de recomendação associado. Este facto pode tornar as aplicações menos eficazes no que diz respeito a estar presente e corresponder às necessidades do utilizador, num determinado momento do dia, uma vez

---

<sup>5</sup> <http://myhealthapps.net/app/details/210/glucool-diabetes-premium>

que o sistema recomendação visa apoiar e ajudar o paciente, apresentando-lhe soluções por meio de recomendações, conforme seja solicitado pelo mesmo.

Em suma, o simples registo da rotina diária e acompanhamento da mesma, como é visto nas aplicações apresentadas, pode ser um método adotado. No entanto, pode não se revelar suficiente, pois não será capaz de recomendar/ sugerir ao paciente os melhores alimentos, que se vão revelar as melhores soluções que este deve optar para uma determinada refeição.



## 4 Desenvolvimento do Sistema de Recomendação

De acordo com a teoria abordada nos capítulos anteriores, é proposto, para desenvolvimento, um sistema de recomendação associado a uma aplicação móvel, cujo intuito é ser utilizado por pacientes com diabetes do tipo 2. O objetivo principal desta aplicação consiste em auxiliar e permitir o registo contínuo da rotina do paciente, e, através do sistema de recomendação implementado, assistir na tomada de decisões, como por exemplo, recomendar um determinado alimento numa refeição, de acordo com o seu valor nutritivo e o registo do próprio utilizador.

Para que a aplicação seja adaptada a cada paciente, tendo em conta as necessidades de cada um, é importante que estes tenham a possibilidade de criar o seu perfil, onde constam todos os seus dados pessoais e médicos. Desta forma, a aplicação móvel considera o perfil de cada utilizador, sendo que começa por criar e inserir os seus dados pessoais. De acordo com estes dados, é formado um perfil médico para o utilizador, onde constam todos os limites nutritivos que este pode ingerir por dia.

Todos estes dados, que constituem o diário do paciente com diabetes mellitus tipo 2, são essenciais e importantes para que o sistema de recomendação responda de acordo com o que o utilizador precisa. Este sistema de recomendação, para além de comparar os registos nutritivos ingeridos por cada utilizador, recomenda conforme os gostos deste, atribuídos através de classificações aos alimentos existentes na base de dados associada, considerando ainda classificações atribuídas por outros utilizadores.

Neste capítulo começa-se por descrever as tecnologias utilizadas no desenvolvimento deste trabalho (secção 4.1). De seguida, na secção 4.2, é representado o enquadramento do sistema de recomendação na aplicação móvel associada, apresentado ainda o modelo de domínio e a base de dados correspondente. Na secção 4.3, é exposta a arquitetura adotada para a solução desenvolvida e na secção 4.4, é abordada a modulação do sistema de recomendação. Finalmente, na secção 4.5, é explicada de forma foi efetuada a implementação do mesmo, através da descrição dos micro serviços utilizados que o suportam, as abordagens utilizadas e respetivos cálculos realizados.

## 4.1 Tecnologias

A linguagem adotada para o desenvolvimento do sistema de recomendação foi a linguagem Java, que consiste numa linguagem de programação orientada a objetos. Esta foi aplicada através do *IntelliJ*, onde foram criadas as diferentes classes e objetos necessários.

A implementação do sistema de recomendação requer um servidor web que permita que o sistema esteja sempre disponível, e, desta forma, obter recomendações sempre que é pretendido. Isto é possível através do “Apache Tomcat”, que consiste num servidor web em java, que permite implementar o código da solução no mesmo, apresentado as suas respostas.

Posto isto, antes de o código ser enviado para este servidor web, é compilado pelos seus artefactos, onde é gerado um ficheiro do tipo *.war*, posteriormente carregado no Tomcat. De seguida, o endpoint associado ao sistema é criado, e permite o acesso às recomendações.

Na aplicação móvel, funciona na medida em que, quando o utilizador seleciona a opção de escolher uma recomendação, é realizada uma chamada a este serviço pelo mesmo endpoint, que as retorna de acordo com os valores enviados nos campos respetivos.

## 4.2 Enquadramento do Sistema de Recomendação

O sistema de recomendação desenvolvido será integrado numa aplicação móvel usada pelo utilizador onde este conseguirá solicitar o mesmo e, mais tarde, visualizar as recomendações. Esta aplicação é suportada por uma arquitetura, orientada a serviços API, que indica os diferentes componentes de software e hardware que serão utilizados e as suas respetivas ligações e relações. A ligação entre o cliente e a base de dados/ sistema de recomendação é realizada por micro serviços REST API, que permite ao utilizador chamar a respetiva aplicação numa interface móvel conforme é demonstrado na Figura 4.1.

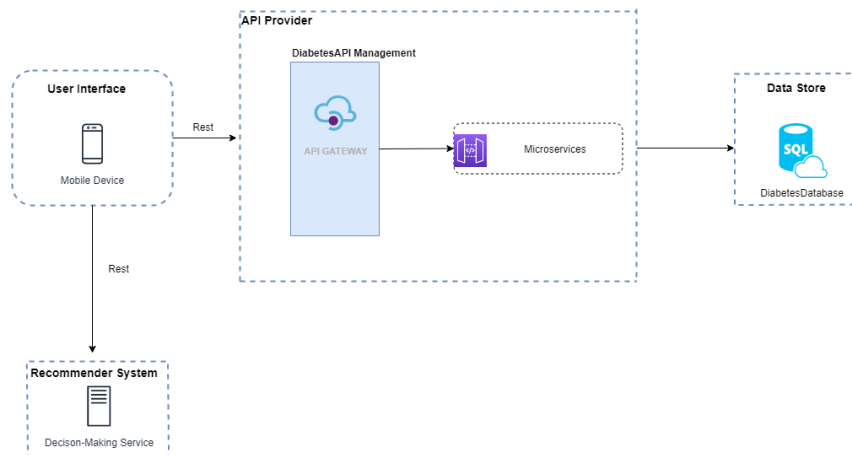


Figura 4.1- Arquitetura da aplicação móvel

O sistema de recomendação precisa de obter dados para, posteriormente, sugerir determinados alimentos para uma refeição ao utilizador, de acordo com os seus valores nutricionais. Para que isso aconteça, são criados serviços a partir das tabelas da base de dados existente, que contém a informação dos diferentes tipos de alimentos, as classificações atribuídas às mesmas e os dados nutritivos já ingeridos pelo paciente.

Após serem obtidos os dados do utilizador, resultam as recomendações dos alimentos, que são enviadas ao mesmo que as classifica no caso de ainda não o ter feito, atualizando a base de dados com os novos registos. Este registo na base de dados é importante considerar para melhorar recomendações futuras.

Na Figura 4.2 podemos ver a página principal da aplicação desenvolvida, onde o utilizador pode observar os seus registos e obter as recomendações que pretende.

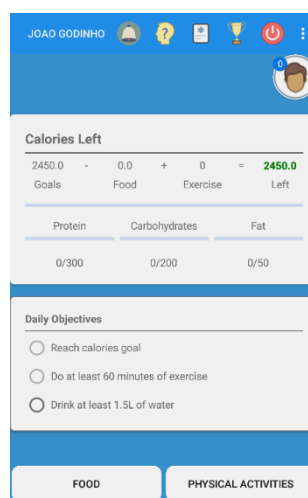


Figura 4.2- Página principal da aplicação móvel

## 4.2.1 Modelo de Domínio

Fazem parte do trabalho desenvolvido entidades que a constituem e as relações existentes entre elas que formam o seu modelo de domínio, responsável por apresentar as classes conceituais existentes. De seguida, é apresentado, na Figura 4.3, o modelo de domínio desenvolvido para a solução proposta, onde são incluídos os seus atributos e as diferentes relações entre as mesmas.

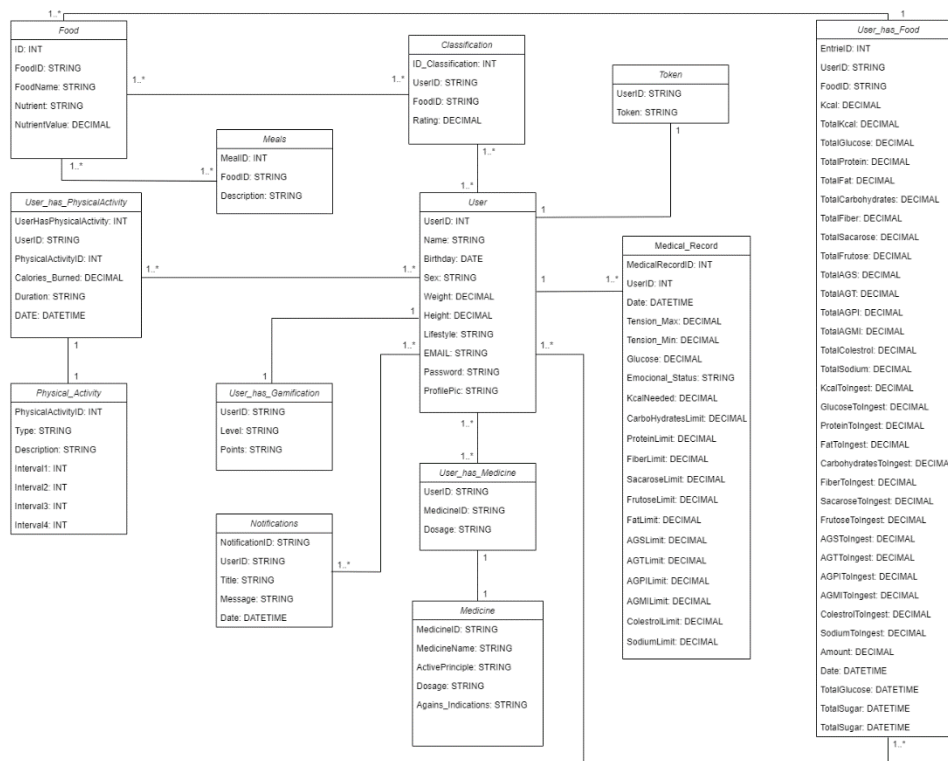


Figura 4.3 -Modelo de Domínio

O modelo de domínio apresentado é aquele que é utilizado para a solução completa, ou seja, incluindo a aplicação móvel que suporta o sistema de recomendação. No entanto, podem-se destacar as seguintes entidades e atributos, utilizados para o desenvolvimento do sistema de recomendação:

- A entidade *Food*, onde são incluídos todos os dados relativos aos alimentos, nomeadamente os seus ID's, *FoodID*, o nome dos alimentos, *FoodName*, descrição dos diferentes micro e macro nutrientes, *Nutrient*, e respetivos valores, *NutrientValue*.
- No caso da entidade *Measls*, que é usada no caso de um utilizador especificar uma refeição, contém os atributos correspondentes ao *MealID*, *FoodID* e respetiva refeição representada pela *Description*.

- Para a entidade *User\_has\_food*, dentro de todos os atributos apresentados, apenas são utilizados aqueles que dizem respeito aos valores nutritivos que o utilizador ainda pode ingerir, entre os quais: *KcalToIngest*, *GlucoseToIngest*, *ProteinToIngest*, *FatToIngest*, *CarbohydratesToIngest*, *FiberToIngest*, *SacaroseToIngest*, *FructoseToIngest*, *AGTToIngest*, *AGPIToIngest*, *AGMIToIngest*, *ColestrolToIngest*, *SodiumToIngest*, *SugarToIngest*.
- Por fim, a entidade *Classifications*, onde fazem parte os atributos correspondentes ao registo da classificação realizada, *ID\_Classification*, de acordo com o que o utilizador que classifica, *UserID*, o alimento que é classificado, *FoodID* e respetiva classificação, *Rating*.

#### 4.2.2 Base de Dados

A existência da base de dados associada a esta aplicação e ao sistema de recomendação, é essencial para que seja possível o registo de dados associados ao utilizador, aos alimentos e aos exercícios físicos. Foi necessário, numa fase inicial, analisar quais as tabelas necessárias para que os diferentes registos fossem possíveis, e quais os campos que fariam parte das mesmas.

Relativamente aos dados dos alimentos estes foram obtidos através de uma base de dados disponível online, *FoodData Central*, que disponibiliza um vasto número de alimentos com os respetivos dados associados, nomeadamente de todos os macro e micro nutrientes (US Department of Agriculture, 2020). No que diz respeito aos dados da atividade física, estes foram igualmente obtidos online, do *BMI Calories* que consiste numa base de dados com as diversas atividades físicas existentes e as respetivas calorias queimadas conforme o peso do utilizador (Calories, 2020).

Esta foi criada através do *Microsoft SQL Server Management Studio* e é composta pelas 13 tabelas demonstradas na Figura 4.4:

User_has_Food	User_has_Gamification	User_has_PhysicalActivity	Classification	Medical_Record
<ul style="list-style-type: none"> <li>EntryID</li> <li>UserID</li> <li>FoodID</li> <li>Kcal</li> <li>TotalKcal</li> <li>TotalProtein</li> <li>TotalFat</li> <li>TotalCarbohydrates</li> <li>TotalSacarose</li> <li>TotalFructose</li> <li>TotalFiber</li> <li>TotalAGS</li> <li>TotalAGT</li> <li>TotalAGPI</li> <li>TotalAGMI</li> <li>TotalColesterol</li> <li>TotalSodium</li> <li>KcalToIngest</li> <li>GlucoseToIngest</li> <li>ProteinToIngest</li> <li>FatToIngest</li> <li>CarbohydratesToIngest</li> <li>FiberToIngest</li> <li>SacaroseToIngest</li> <li>FructoseToIngest</li> <li>AGSToIngest</li> <li>AGTToIngest</li> <li>AGPIToIngest</li> <li>AGMIToIngest</li> <li>ColesterolToIngest</li> <li>SodiumToIngest</li> <li>Amount</li> <li>Date</li> <li>TotalGlucose</li> <li>TotalSugar</li> <li>SugarToIngest</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>UserID</li> <li>[Level]</li> <li>Points</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>UserHasPhysicalActivity</li> <li>UserID</li> <li>PhysicalActivityID</li> <li>Calories_Burned</li> <li>Duration</li> <li>Date</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>ID_Classification</li> <li>UserID</li> <li>FoodID</li> <li>Rating</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>MedicalRecordID</li> <li>UserID</li> <li>Date</li> <li>Tension_Max</li> <li>Tension_Min</li> <li>Glucose</li> <li>Emocional_Status</li> <li>KcalNeeded</li> <li>CarbohydratesLimit</li> <li>ProteinLimit</li> <li>FiberLimit</li> <li>SacaroseLimit</li> <li>FructoseLimit</li> <li>FatLimit</li> <li>AGSLimit</li> <li>AGTLimit</li> <li>AGPLimit</li> <li>AGMILimit</li> <li>ColesterolLimit</li> <li>SodiumLimit</li> <li>SugarLimit</li> <li>GlucoseLimit</li> </ul>
	<ul style="list-style-type: none"> <li>EntryID</li> <li>UserID</li> <li>MedicineID</li> <li>Dosage</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>UserID</li> <li>Value</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>NotificationID</li> <li>UserID</li> <li>Title</li> <li>Message</li> <li>Date</li> </ul>	
	<ul style="list-style-type: none"> <li>UserID</li> <li>Name</li> <li>BirthDay</li> <li>Sex</li> <li>Weight</li> <li>Height</li> <li>Lifestyle</li> <li>Email</li> <li>Password</li> <li>ProfilePic</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>PhysicalActivityID</li> <li>Type</li> <li>Description</li> <li>Interval1</li> <li>Interval2</li> <li>Interval3</li> <li>Interval4</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>ID</li> <li>FoodID</li> <li>FoodName</li> <li>Nutrient</li> <li>NutrientValue</li> </ul>	
		<ul style="list-style-type: none"> <li>MedicineID</li> <li>MedicineName</li> <li>ActivePrinciple</li> <li>Dosage</li> <li>Against_Indications</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>MealID</li> <li>FoodID</li> <li>Description</li> </ul>	

Figura 4.4 - Tabelas incluídas na base de dados criada

O registo do perfil pessoal do paciente pode ser feito e armazenado na tabela *User*, sendo que, por outro lado, o registo da sua ficha médica, constituindo o seu perfil médico, é realizada na tabela *MedicalRecord*.

No caso do registo dos alimentos, este encontra-se na tabela *Food*, e, uma vez que estes são ingeridos pelo utilizador, havendo uma ligação entre estes, cria-se a tabela *User\_has\_Food*, que é responsável pelo armazenamento do registo dos alimentos ingeridos. Ainda associado ao registo dos alimentos, foi criada a tabela *Meal*, onde se atribui a cada alimento uma refeição específica. Nos 0e Anexo II podemos ver alguns exemplos representativos destas tabelas *Food* e *Meal*, respetivamente.

No que diz respeito à atividade física, é representada pela tabela *Physical\_Activity*, que contém diferentes atividades físicas a ser praticadas pelo utilizador. Uma vez que o utilizador regista a atividade física que realiza, é criada uma tabela que relaciona esta com o utilizador, *User\_has\_PhysicalActivity*, responsável pelo registo dos exercícios praticados pelo mesmo.

Quanto às Classificações atribuídas aos alimentos, pelos utilizadores, estas são apresentadas na tabela *Classifications*. No Anexo III são apresentados alguns exemplos de classificações atribuídas pelos utilizadores.

Relativamente ao conceito de joguificação, os pontos obtidos pelo utilizador, e o nível a que este se encontra, pertencem à tabela *User\_has\_Gamification*.

Os registos de todos os medicamentos encontram-se na tabela *Medicine*, e sendo estes administrados pelo utilizador, cria-se uma tabela em relação à última e à do utilizador, *User\_has\_Medicine*, que contém todos os medicamentos que o utilizador tomou.

Por fim, criaram-se mais duas tabelas que permitem o envio de notificações ao utilizador, por parte da aplicação, *Notifications*, e uma outra responsável pela recuperação da palavra passe, *Token*, por meio de um token registado e associado ao utilizador.

Destas tabelas apresentadas, que fazem parte da solução global, destacam-se as seguintes para o desenvolvimento do sistema de recomendação:

- *Food*, onde serão enviados todos os alimentos;
- *User\_has\_Food*, para que seja possível obter os registos do paciente;
- *Meals*, onde serão obtidos os alimentos filtrados por refeição;
- *Classifications*, para adquirir as classificações atribuídas por todos os utilizadores ao alimentos que fazem parte da base de dados.

### **4.3 Arquitetura do Sistema de Recomendação**

O objetivo de construir um sistema de recomendação para diabetes é ser possível sugerir os melhores alimentos a consumir numa refeição de acordo com um determinado perfil.

No momento de uma refeição, são vários os cuidados a ter, e várias as decisões que precisam de ser tomadas nesse sentido, de forma a escolher os alimentos certos para manter uma dieta saudável.

É importante então considerar a nutrição alimentar, através do nível de nutrientes ingeridos, assim como as calorias gastas pelo utilizador, por exemplo, através do exercício físico, que resulta no número de nutrientes que este pode ingerir. Desta forma, o sistema de recomendação considera este valor referido, recomendado apenas os alimentos que correspondem ao valor nutritivo definido, sendo este igual ou inferior. Posteriormente é considerando, ainda, as classificações atribuídas a cada alimento.

Relativamente à estratégia seguida para executar as recomendações, considera-se um sistema colaborativo que avalia, para além das preferências do utilizador, as preferências de outros utilizadores que também poderão tornar-se numa possibilidade. Para este sistema de recomendação os itens vão corresponder aos alimentos a ingerir. A arquitetura deste sistema de recomendação encontra-se representado na Figura 4.5.

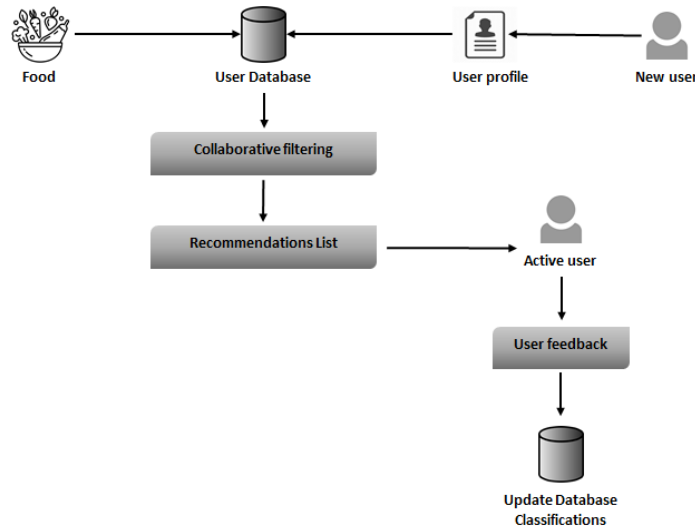


Figura 4.5 - Arquitetura do Sistema de Recomendação

A técnica, representada no esquema anterior, e já abordada previamente, vai ser aplicada da seguinte forma:

- Filtragem colaborativa: este tipo de filtragem é aplicado de forma a prever alimentos para o utilizador com base nas classificações do mesmo e de outros, previamente realizadas. Uma das vantagens deste algoritmo é que não limita o utilizador apenas às suas preferências e consegue obter itens diferentes daqueles que já lhe foram recomendados. Para além das classificações atribuídas pelo utilizador aos itens, serão consideradas as classificações atribuídas por outros e que possam ter preferências idênticas.

O sistema constituirá um serviço desenvolvido em Java, onde, posteriormente, a aplicação vai comunicar com este servidor por API REST. As comunicações da aplicação para o servidor *DevOps*, vão resultar nas recomendações que surgirão sempre que o utilizador recorrer a esta funcionalidade e precisar de alguma sugestão na hora de uma decisão, ou seja, no momento de uma refeição. A lista de recomendações é finalmente proposta ao utilizador, que, no caso de ainda não ter atribuído a sua classificação, as aceita ou rejeita. No caso de ainda não ter classificado o alimento que lhe é sugerido, tem a

oportunidade de o fazer, armazenado esse registo na base de dados. Este fluxo de acontecimentos pode ser visualizado através do esquema representado na Figura 4.6.

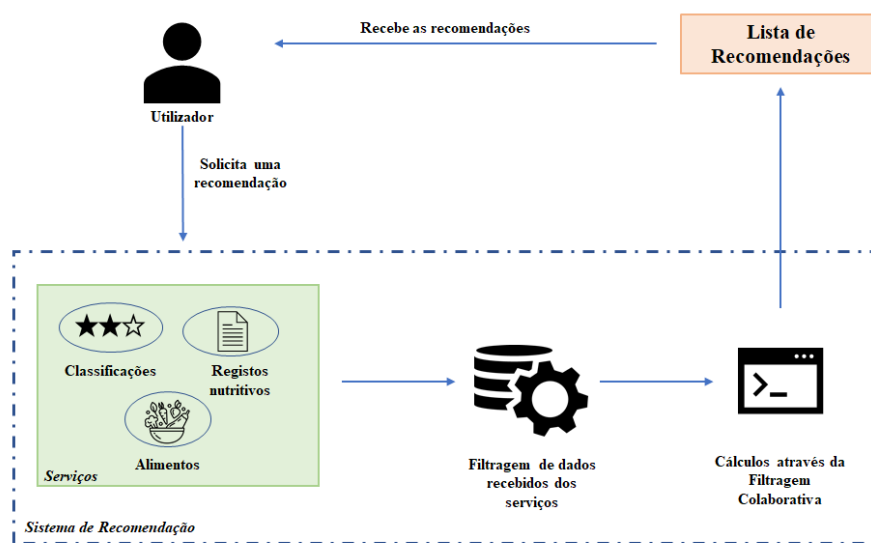


Figura 4.6 - Fluxo do Sistema de Recomendação

## 4.4 Modulação do Sistema de Recomendação

Para a construção e implementação do sistema de recomendação, são várias as etapas a considerar, uma vez que tem de haver uma recolha de dados, associada a um perfil de um utilizador, para uma futura filtragem e processamento dos mesmos, por forma a resultar uma recomendação em conformidade com o expeável. Podemos então contemplar as seguintes:

### A. Criação do perfil, de acordo com dados médicos e preferências pessoais

Inicialmente, é fundamental criar o perfil do utilizador, para que seja registado, mais do que os seus dados pessoais, os seus dados médicos que são definidos através do seu perfil pessoal, uma vez que, quando um utilizador introduz os dados relativos ao seu peso, tamanho e estilo de vida, são definidos os valores máximos para cada nutriente que o paciente pode ingerir por dia. Desta forma, fazem parte da tabela *User\_has\_food*, que corresponde ao registo médico do utilizador, os valores do último alimento ingerido, assim como os valores totais dos nutrientes ingeridos e daqueles que ainda pode ingerir.

Constitui ainda o perfil do utilizador as suas preferências a nível dos seus gostos alimentares para que, com esses registos, cada recomendação esteja sempre de acordo

com as preferências do mesmo. São definidas no momento da criação do paciente, e armazenadas na tabela *Classifications*, com atribuição de classificações na escala de 1-5.

## **B. Filtragem dos dados**

Antes da realização dos cálculos por parte da técnica abordada, é necessário perceber, de acordo com o perfil do paciente, quais os dados que devem ser tratados, nomeadamente, que alimentos que podem ser consumidos, efetuando essa filtragem. Aqui, são considerados os valores nutritivos já ingeridos pelo utilizador, para que não seja recomendado um alimento com um valor nutritivo superior ao que ele pode ingerir naquele momento do dia, prejudicando assim a sua saúde. Por isso, é necessário recolher dados dos alimentos que constam em 2 tabelas distintas: *Food* ou *Meals*.

Na aplicação, quando é pedida uma recomendação, o utilizador pode tomar uma de duas decisões distintas, ou seja, escolher apenas uma recomendação para uma refeição específica, como pequeno almoço, almoço, lanche ou jantar, sendo que neste caso o sistema de recomendação recolhe dados da tabela *Meals*. Por outro lado, pode não escolher uma refeição em específico, sendo que neste caso em particular, todos os alimentos estão à disposição do utilizador. Neste último caso, o sistema de recomendação recolhe dados da tabela *Food*. Esta diferença é retratada num campo definido por “*mealType*”, que, dependendo do que for escolhido pelo utilizador, vão ser obtidos os dados das tabelas anteriormente referidas. A recolha de dados será por meio de micro serviços REST API, que realizam chamadas à base de dados para obter as respostas pedidas e será explicado no tópico seguinte.

Após a escolha, por parte do utilizador, independentemente desta, o comportamento e tratamento de dados será o mesmo, ou seja, serão filtrados inicialmente, os dados obtidos pelas tabelas *Food* ou *Meals*, de forma a adquirir alimentos ou comidas que tenham valor nutritivo inferior ao que ainda pode ser ingerido. De acordo com os dados anteriores, serão filtrados os registos retirados da tabela *Classifications* para que sejam considerados apenas aqueles que foram atribuídas classificações por parte de todos os utilizadores. Com esta filtragem e seleção de dados, resulta uma lista de dados que serão avaliados pelo do sistema de recomendação, através dos cálculos de previsão das classificações, realizados pela técnica de filtragem colaborativa.

## C. Apresentação das recomendações ao utilizador

Após avaliação dos dados por parte do sistema de recomendação, nomeadamente, após a realização dos cálculos que serão explicados na secção seguinte, estes são apresentados ao paciente e constituem as recomendações finais. Caso seja recomendado um alimento ou comida que ainda não tenha sido atribuída uma classificação, o utilizador tem possibilidade de classificar o mesmo, sendo esse registo armazenado na base de dados na tabela correspondente.

## 4.5 Implementação do Sistema de Recomendação

De acordo com o que foi previamente referido, é possível desenvolver o sistema de recomendação e trabalhar com os dados obtidos pelos serviços descritos. Este será desenvolvido em java e contém o algoritmo correspondente à técnica de filtragem colaborativa. No entanto, inicialmente foi considerada uma abordagem diferente, que não se mostrou exequível, tal como será explicado nas secções seguintes.

Para o tratamento de dados, realização dos cálculos e obtenção das recomendações, é preciso recolher os dados que tornem isso possível. Esses dados são adquiridos pelos micro serviços apresentados na secção seguinte.

### 4.5.1 Serviços REST API

O sistema de recomendação obtém os registos da base de dados através de micro serviços REST API, representados por um endpoint que envia as informações sob o formato *json*. Desta forma, é possível adquirir os valores referidos anteriormente e que permitem a modulação do sistema de recomendação. O módulo de micro serviços desenvolvidos para o sistema de recomendação tem os seguintes endpoints:

- <http://192.168.2.202:8080/api/RS>: obtém todas as classificações atribuídas por todos os utilizadores da aplicação.
- <http://192.168.2.202:8080/api/UserHasFood/Last/id=<userID>>: obtém os valores nutritivos da última refeição feita pelo utilizador que está a usar a aplicação, sendo que está indicado através do campo “*userID*”. A referência deste é importante para que não sejam enviados outros registos para o sistema de recomendação que não os correspondentes ao paciente em questão.

- <http://192.168.2.202:8080/api/Meal/Type=<mealType>>: obtém todos os alimentos e comidas associados a um determinado tipo de refeição, definido através do “*mealType*”. Este é obtido no momento em que o paciente escolhe para que refeição pretende ter uma recomendação, nomeadamente, uma das opções: “*Breakfast*”, “*Lunch*”, “*Dinner*”, “*Snack*” .
- <http://192.168.2.202:8080/api/Food>: são retornados todos os alimentos existentes na base de dados, com os respetivos valores nutritivos. Este endpoint é usado quando não é escolhida nenhuma refeição pelo utilizador ou seja, quando opta pela opção “*All*”. Desta forma, o sistema de recomendação obtém todos os alimentos.

A partir dos endpoints referidos, começa a implementação do sistema de recomendação, com as respetivas filtragens de dados, e a consequente apresentação da lista final de recomendações ao utilizador.

#### **4.5.2 Abordagem Colaborativa**

Foi desenvolvido, no âmbito deste trabalho, um algoritmo cuja técnica abordada é a filtragem colaborativa, baseada em itens, incluída nos algoritmos baseados em memória. Este considera tanto os alimentos avaliados por outros utilizadores, como aqueles que o próprio utilizador avaliou. Na lista final, os alimentos recomendados, são apresentados por ordem decrescente da sua classificação, onde o utilizador os aceita ou rejeita.

Como já foi referido na secção 4.4, antes de perceber quais as classificações atribuídas aos alimentos, é necessário perceber quais os alimentos que o utilizador pode ingerir, uma vez que cada utilizador tem um limite diário que não deve ser ultrapassado e que se deve ter em conta. Desta forma, são recebidos os dados, através do respetivo serviço, que correspondem aos valores nutritivos possíveis de consumir, quando é solicitada uma recomendação. Posteriormente, estes valores são comparados com os valores dos macronutrientes dos alimentos enviados pelo serviço.

Quando um dos macronutrientes, ou micronutrientes, de um certo alimento, for maior que o valor dos limites definidos para o utilizador, o alimento deixa de ser considerado e o algoritmo segue para o próximo, ou define apenas os dados finais, caso não haja mais nenhum alimento a analisar. A partir desta filtragem de alimentos, obtém-se a lista correspondente aos alimentos que o utilizador ainda pode consumir e que vão ser

posteriormente analisados de acordo com as suas classificações.

O principal objeto considerado neste algoritmo é o “*ClassificationsDTO*” que recebe, através do serviço já mencionado, todas as classificações atribuídas pelos diferentes utilizadores, aos diversos alimentos existentes. Este objeto contém os ID’s da classificação, do utilizador, do alimento e as respetivas classificações, sendo que a estrutura assenta na seguinte:

```
public class ClassificationDTO{
    private String ID_Classification;
    private String UserID;
    private String FoodID;
    private double Rating;
```

A lista final de alimentos obtida, referida nos parágrafos anteriores, diz respeito aos alimentos que serão tratados ao longo do algoritmo. Estes são verificados, através dos seus ID’s, para perceber quais são aqueles a que foi atribuída uma classificação. Assim sendo, é verificado se os ID’s dos alimentos, que são recebidos pelo serviço associado ao *Classifications*, correspondem aos ID’s da lista de alimentos obtida. Os que corresponderem, fazem parte da lista final de itens, que inclui o ID do utilizador, *userID*, ID do alimento, *foodID*, e respetiva classificação, *rating*.

Este tratamento de dados inclui toda a filtragem de dados que são recebidos dos diferentes serviços que fazem parte da construção do perfil do utilizador, e que torna o sistema de recomendação personalizável para a cada um. Adquirindo estes dados de entrada, o algoritmo efetua os cálculos e recomenda com base nestes mesmos resultados.

No primeiro método desenvolvido, são calculadas as relações entre os itens e o número de vezes que são classificados pelos utilizadores, através das classificações que cada utilizador atribuiu aos alimentos, verificando ainda se este já faz parte da matriz, ou seja, se já tem alguma classificação atribuída e, caso não exista, é inserido um novo registo. Estas verificações são feitas da seguinte forma:

```
for (HashMap<Item, Double> user : data.values()) {
    for (Entry<Item, Double> e : user.entrySet()) {
        if (!diff.containsKey(e.getKey())) {
            diff.put(e.getKey(), new HashMap<Item, Double>());
            freq.put(e.getKey(), new HashMap<Item, Integer>());
        }
    }
}
```

No caso da primeira matriz, são calculadas as diferenças entre as classificações

efetuadas pelo utilizador e armazenadas como *double*. Na segunda matriz, é averiguado o número de ocorrências do item e as suas respetivas classificações.

Posteriormente as classificações de todos os alimentos são comparadas, através das diferenças destas e da frequência com que os alimentos são classificados, uma vez que, caso algum utilizador já tenha o avaliado anteriormente, o valor de frequência aumenta. O código que se segue apresenta de que forma é que estas comparações são realizadas.

```
for (Entry<Item, Double> e2 : user.entrySet()) {
    int oldCount = 0;
    if (freq.get(e.getKey()).containsKey(e2.getKey())) {
        oldCount = freq.get(e.getKey()).get(e2.getKey());
    }
    double oldDiff = 0.0;
    if (diff.get(e.getKey()).containsKey(e2.getKey())) {
        oldDiff = diff.get(e.getKey()).get(e2.getKey());
    }
}
```

Começa-se por se verificar a frequência anteriormente calculada para um item (*oldCount*), que consiste no número de vezes em que o item é classificado, e a diferença de classificações do respetivo (*oldDiff*). Obtém-se ainda a diferença média entre os valores das classificações, que resulta no *observedDiff*:

```
double observedDiff = e.getValue() - e2.getValue();
```

Com estes cálculos devidamente efetuados, os valores que correspondem ao número de ocorrências do item e as diferenças entre as classificações são atualizados somando estas diferenças e armazenando nas matrizes anteriormente referidas:

```
freq.get(e.getKey()).put(e2.getKey(), oldCount + 1);
diff.get(e.getKey()).put(e2.getKey(), oldDiff + observedDiff);
```

Finalmente, são calculadas as semelhanças entre as matrizes, dividindo a diferença da classificação do item calculado, pelo número em que este ocorre.

```
for (Item j : diff.keySet()) {
    for (Item i : diff.get(j).keySet()) {
        double oldValue = diff.get(j).get(i);
        int count = freq.get(j).get(i);
        diff.get(j).put(i, oldValue / count);
    }
}
```

No método seguinte, são previstas classificações a alimentos que ainda não tenham sido classificados por parte do utilizador e de acordo com os dados existentes. Deste modo, são comparadas as classificações dos alimentos do utilizador com a matriz de diferença calculada no método anterior. No caso de existirem alimentos que nunca tenham sido classificados por nenhum utilizador, o algoritmo atribuir o valor -1, uma vez que não é possível prever uma classificação de alimentos que nunca foram classificados, e nunca devem ser apresentados ao utilizador.

```

for (Entry<User, HashMap<Item, Double>> e : data.entrySet()) {
    for (Item j : e.getValue().keySet()) {
        for (Item k : diff.keySet()) {
            try {
                double predictedValue = diff.get(k).get(j) +
                    e.getValue().get(j);
                double finalValue = predictedValue *
                    freq.get(k).get(j);
                uPred.put(k, uPred.get(k) + finalValue);
                uFreq.put(k, uFreq.get(k) + freq.get(k).get(j));
            } catch (NullPointerException e1) {
            }
        }
    }
}

```

Por fim é construído um novo mapa, com os valores das diferentes classificações previstas para os respetivos alimentos.

```

HashMap<Item, Double> clean = new HashMap<>();
for (Item j : uPred.keySet()) {
    if (uFreq.get(j) > 0) {
        clean.put(j, uPred.get(j) / uFreq.get(j));
    }
}

```

Ainda através deste, construímos o *classificationDTO*, onde serão adicionados e retornados estes mesmos resultados na resposta final do serviço. Os dados enviados para serviço são apresentados por ordem decrescente de acordo com a sua classificação.

Perante os cálculos realizados, o algoritmo é implementado e enviado para o servidor web utilizado, o *Tomcat*, e, posteriormente, a aplicação comunica com o sistema de recomendação através do endpoint:

- <http://192.168.2.202:9090/RecommenderServiceRest/getRecommendations?userID=<userID>&mealType=<mealType>>: devolve, e demonstra na aplicação, as recomendações finais através dos dados obtidos. Neste endpoint é recebido o ID

do utilizador que está a usufruir da aplicação, representado no campo “*userID*”, e o tipo de refeição que o mesmo escolheu, no campo “*mealType*”. Caso não seja escolhida nenhuma refeição, este é enviado com o valor “*All*” e a recolha de dados recaí sobre a tabela “*Food*”, como já foi explicado. Para além disso, os valores destes dois campos são ainda importantes e usados nos endpoints anteriores.

Se o sistema de recomendação não tiver recomendações a apresentar ao paciente, a resposta deste endpoint será vazia e na aplicação será apresentada uma mensagem a indicar o mesmo.

### **4.5.3 Testes de Integração**

Para verificar o bom funcionamento e desempenho do endpoint desenvolvido, relativamente ao sistema de recomendação, são executados testes de integração que têm o objetivo de encontrar falhas de integração deste mesmo serviço. Estes testes são realizados utilizando o *Postman* como forma de simular as respostas obtidas pelo mesmo. Assim sendo, foram consideradas as seguintes condições:

- Obter um código de resposta “200 OK”, que indica que o pedido ao serviço foi realizado com sucesso e é obtida uma resposta por parte do mesmo;
- Tempo de resposta ser inferior a 200ms, que indica que o serviço mostra disponibilidade e responde em tempo considerado “razoável”;
- Verificar que os campos do pedido vêm preenchidos com o que é suposto, nomeadamente com o ID do utilizador, e o tipo de refeição, garantindo que estão a ser pedidos os dados correspondentes aos restantes serviços.

Na Figura 4.7 podemos verificar um exemplo de teste realizado, quando temos os seguintes campos: `userID = 2` e `mealType = Breakfast`.

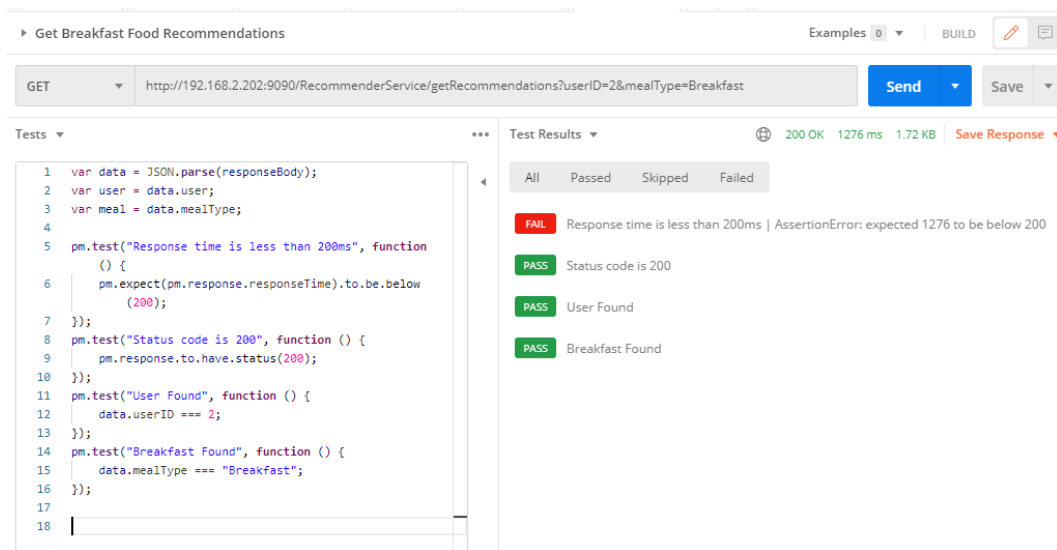


Figura 4.7 - Teste de Integração realizado utilizando o Postman

Podemos verificar que o teste executado para o tempo de resposta do serviço falhou, demonstrando um tempo de 1276ms. Isto releva que o serviço não é tão disponível quanto o desejado, mostrando um tempo de resposta maior do que o suposto, devido aos diferentes serviços envolvidos na implementação deste sistema, e a quantidade de informação que cada um devolve, que influencia o resultado deste teste.

No Anexo IV são incluídos os restantes testes de integração executados.

#### 4.5.4 Librec

Inicialmente, o sistema de recomendação seria desenvolvido com base numa biblioteca em Java, nomeadamente o *Librec*, que implementa um conjunto de algoritmos de recomendação que abordam as diferentes técnicas de filtragem: filtragem por conteúdo, filtragem colaborativa e filtragem híbrida sendo esta última aquela que seria utilizada por compreender as duas técnicas anteriores. O tipo de filtragem a ser utilizada era definida através de um ficheiro de configurações, que faz parte da biblioteca, da seguinte forma:

```
rec.recommender.class=hybrid
rec.hybrid.lambda=0.1
```

Esta biblioteca foi desenvolvida de forma a ler os dados de entrada em pastas que fazem parte da mesma, e enviar os resultados obtidos da mesma forma. Fazem parte do

mesmo ficheiro de configurações, anteriormente referido, as pastas que o algoritmo deve obter as informações, assim como colocar os resultados obtidos das filtragens:

```
dfs.data.dir=../data  
dfs.result.dir=../result
```

Desta forma, foi necessário formatar os dados recebidos dos serviços acima mencionados, para que correspondessem ao formato de dados que esta biblioteca estaria preparada para receber.

No entanto, apesar do formato dos dados estar conforme o esperado, esta biblioteca, com o ficheiro de configurações que foi cedido, não estava preparada para o tipo de dados que era enviado, nomeadamente o intervalo de classificações considerado neste trabalho, 0 a 5, mas sim de 0 a 1. Isto influenciava os cálculos das previsões, que não eram realizados conforme o esperado, pois era atribuída uma média geral de classificações aos alimentos, resultando numa recomendação em que todos os alimentos tinham a mesma classificação e, por vezes, alimentos errados. Esta média geral era obtida porque o algoritmo desenvolvido nesta biblioteca nunca encontrava uma correlação de similaridade entre as matrizes dos dados de treino e dados de teste, que eram definidos pelos alimentos e respetivas classificações, estando, uma vez mais, relacionado com a estrutura de dados que era enviado.

Consequentemente, não era capaz de recomendar de acordo com as necessidades do utilizador, recomendando, por vezes, alimentos que teriam uma classificação mais baixa, desvalorizando os que tinham uma melhor classificação. Atualmente a biblioteca não tem disponível informação válida e sucinta que explique como as diferentes configurações devem ser feitas, de forma a receber e trabalhar com qualquer tipo de estrutura dados, o que dificultou a tarefa da implementação da mesma. Foi então encontrada como solução o desenvolvimento do algoritmo de filtragem colaborativa já explicado.

## 5 Experiências e Avaliação

Neste capítulo são apresentados os métodos utilizados para a experimentação e avaliação da solução proposta nesta dissertação. Inicialmente, na secção 5.1, começa-se por descrever os cenários de teste definidos para tornar essa avaliação possível. Na seguinte secção, 5.2, são mostrados os diferentes resultados obtidos e a respetiva análise dos mesmos.

### 5.1 Cenários de teste

Para conseguir avaliar o sistema desenvolvido, foram desenhados cenários de teste, que usam os dados reais da base de dados para conseguir o pretendido. O objetivo consiste em modificar os dados de entrada, que o sistema recebe dos serviços incluídos, que recorrem à base de dados, relativamente a um utilizador, e perceber de que forma é que o sistema se vai comportar com essa alteração.

Na Tabela 5.1 encontra-se um resumo dos cenários de teste definidos, onde fazem parte os diferentes dados de entrada utilizados para a realização de cada um, enviados através dos respetivos serviços.

Tabela 5.1- Resumo e apresentação dos dados de entrada para os cenários definidos

Cenário	Utilizador	Alimentos	Valores nutritivos	Classificações
1	2	Alimentos correspondentes ao pequeno almoço.  mealType=Breakfast	KcalToIngest:2450; GlucoseToIngest:0; ProteinToIngest:300; FatToIngest:50; CarbohydratesToIngest:200; FiberToIngest:20; SacaroseToIngest:63; FructoseToIngest:9999; AGSToIngest:172; AGTToIngest:1; AGPIToIngest:27; AGMIToIngest:54; CoolestrolToIngest:10; SodiumToIngest:200; SugarToIngest:38.	Classificações atribuídas aos alimentos por todos os utilizadores.

<b>2</b>	2	Alimentos correspondentes ao jantar.  mealType=Dinner	KcalToIngest:2026; GlucoseToIngest:0; ProteinToIngest:283; FatToIngest:43; CarbohydratesToIngest:180; FiberToIngest:20; SacaroseToIngest:40; FructoseToIngest:9987; AGSToIngest:165; AGTToIngest:1; AGPIToIngest:20; AGMIToIngest:48; ColestrolToIngest:5; SodiumToIngest:1858; SugarToIngest:15.	Classificações atribuídas aos alimentos por todos os utilizadores.
<b>3</b>	2	Alimentos correspondentes à ceia (Snack).  mealType=Snack	KcalToIngest:800; GlucoseToIngest:0; ProteinToIngest:50; FatToIngest:0; CarbohydratesToIngest:0; FiberToIngest:20; SacaroseToIngest:0; FructoseToIngest:1000; AGSToIngest:80; AGTToIngest:0; AGPIToIngest:20; AGMIToIngest:40; ColestrolToIngest:0; SodiumToIngest:500; SugarToIngest:0.	Classificações atribuídas aos alimentos por todos os utilizadores.
<b>4</b>	2	Alimentos correspondentes a um lanche.  mealType=Lunch	KcalToIngest:2414; GlucoseToIngest:0; ProteinToIngest:300; FatToIngest:50; CarbohydratesToIngest:192; FiberToIngest:20; SacaroseToIngest:50; FructoseToIngest:9999; AGSToIngest:172; AGTToIngest:1; AGPIToIngest:27; AGMIToIngest:54; ColestrolToIngest:10; SodiumToIngest:1982; SugarToIngest:30.	Sem classificações atribuídas aos alimentos
<b>5</b>	2	Todos os alimentos	KcalToIngest:2414; GlucoseToIngest:0;	Classificações

	enviados pelo serviço.  mealType=All	ProteinToIngest:300; FatToIngest:50; CarbohydratesToIngest:192; FiberToIngest:20; SacaroseToIngest:50; FructoseToIngest:9999; AGSToIngest:172; AGTToIngest:1; AGPIToIngest:27; AGMIToIngest:54; CoolestrolToIngest:10; SodiumToIngest:1982; SugarToIngest:30.	atribuídas aos alimentos por todos os utilizadores.
--	--	---	---

Uma vez apresentados os cenários de teste, e os diferentes dados utilizados para cada um deles, na Tabela 5.1, os mesmos são explicados e descritos da seguinte forma:

### **Cenário 1: Obter recomendações para a primeira refeição do dia**

Neste primeiro cenário, pretende-se obter recomendações para a primeira refeição do dia. De seguida, são apresentadas as especificações para o mesmo.

**Objetivo:** Perceber como é que o sistema se comporta e o que recomenda a um utilizador, na primeira refeição do dia, que corresponderá ao pequeno almoço, onde os seus registos diários ainda correspondem aos limites máximos que podem ser ingeridos.

**Pré condições:** Ser a primeira refeição do dia, onde os valores diários ainda são os iniciais.

#### **Etapas:**

1. O utilizador acede à aplicação e pede recomendações para a primeira refeição do dia, escolhendo, no menu a opção “Breakfast”. Sendo a primeira refeição, os valores nutritivos encontram-se ainda nos seus valores máximos.
2. Ao solicitar uma recomendação, o Sistema de Recomendação recebe o ID do utilizador que está a utilizar a aplicação, e o tipo de refeição escolhida da seguinte forma, por exemplo:

userID=2&mealType=Breakfast

3. Como o mealType vem preenchido com o valor “Breakfast”, só devem ser enviados para o sistema de recomendação os alimentos correspondentes ao mesmo.
4. Portanto, só são recomendados ao utilizador aqueles alimentos que tiverem dentro do valor nutritivo que este pode ingerir e que têm uma classificação atribuída.

## **Cenário 2: Obter recomendações para uma refeição ao longo do dia, após ingerir a primeira refeição**

No segundo cenário, pretende-se obter recomendações para uma refeição diferente da primeira, e após esta, ou outras, já terem sido ingeridas. De seguida, são apresentados os pormenores para este cenário.

**Objetivo:** Analisar a resposta do sistema quando o utilizador pede uma recomendação, por exemplo, para o jantar, e já contém registos da sua rotina diária, nomeadamente, das suas refeições e respetivos alimentos consumidos. Ou seja, os limites dos seus valores nutritivos diários são diferentes daqueles que pode ingerir na primeira refeição do dia, aumentando a restrição de alimentos.

**Pré condições:** Não ser a primeira refeição do dia e haver um registo das refeições anteriores.

### **Etapas:**

1. O utilizador acede à aplicação e pede recomendações para uma refeição, escolhendo a opção “Dinner”. Uma vez que já consumiu outras refeições ao longo do dia, os valores nutritivos que este pode ingerir estão diferentes aos do início do dia.
2. Ao solicitar uma recomendação, o Sistema de Recomendação recebe o ID do utilizador que está a utilizar a aplicação, e o tipo de refeição escolhida da seguinte forma, por exemplo:  
$$\text{userID}=2\&\text{mealType}=\text{Dinner}$$
3. Como o mealType vem preenchido com o valor “Dinner”, só devem ser enviados para o sistema de recomendação os alimentos correspondentes ao mesmo.

4. Apenas são recomendados ao utilizador aqueles alimentos que tiverem dentro do valor nutritivo que este pode ingerir e que têm uma classificação atribuída.

### **Cenário 3: Obter recomendações para uma ceia, com o limite dos valores nutritivos já atingidos**

Para o terceiro cenário, pretende-se obter recomendações quando o utilizador já consumiu todos os alimentos que lhe eram permitidos, atingindo a sua meta nutritiva diária. De seguida, são apresentados os detalhes para este cenário.

**Objetivo:** Observar que recomendações o sistema envia ao utilizador quando este já atingiu os limites nutritivos diários estabelecidos, no momento da última refeição do dia, a Ceia.

**Pré condições:** Os valores nutritivos que o utilizador pode ingerir diariamente serem atingidos.

#### **Etapas:**

1. O utilizador acede à aplicação e pede recomendações para uma refeição, escolhendo a opção “Snack”. Uma vez que já consumiu todas as refeições diárias, os valores nutritivos que este pode ingerir estão diferentes aos do início do dia sendo que, neste caso, devem encontrar-se alguns nutrientes com o valor zero.
2. Ao solicitar uma recomendação, o Sistema de Recomendação recebe o ID do utilizador que está a utilizar a aplicação, e o tipo de refeição escolhida da seguinte forma, por exemplo:

`userID=2&mealType=Snack`

3. Sendo que o mealType vem preenchido com o valor “Snack”, só devem ser enviados para o sistema de recomendação os alimentos correspondentes ao mesmo.
4. Somente são recomendados ao utilizador aqueles alimentos que tiverem dentro do valor nutritivo que este pode ingerir e que têm uma classificação atribuída. Uma vez que, neste cenário, os valores nutritivos já foram atingidos/ultrapassados, não é possível obter os alimentos considerados mais corretos para serem recomendados e o sistema devolve uma resposta vazia.

#### **Cenário 4: Obter recomendações para uma refeição, sem classificações atribuídas aos alimentos**

No quarto cenário, pretende-se obter recomendações quando não existem alimentos classificados. De seguida, são apresentadas as características deste cenário.

**Objetivo:** analisar a resposta do sistema quando não são atribuídas classificações aos alimentos, quando este solicita recomendações para, por exemplo, o almoço.

**Pré condições:** Não haver nenhuma classificação atribuída aos alimentos.

#### **Etapas:**

1. O utilizador acede à aplicação e pede recomendações, escolhendo a opção “Lunch”. Uma vez que já consumiu outras refeições ao longo do dia, os valores nutritivos que este pode ingerir, estão diferentes aos do início do dia.
2. Ao solicitar uma recomendação, o Sistema de Recomendação recebe o ID do utilizador que está a utilizar a aplicação, e o tipo de refeição escolhida da seguinte forma, por exemplo:

`userID=2&mealType=Lunch`

3. Sendo que o mealType vem preenchido com o valor “Lunch”, só devem ser enviados para o sistema de recomendação os alimentos correspondentes ao mesmo.
4. Posto isto, são unicamente recomendados ao utilizador aqueles alimentos que tiverem dentro do valor nutritivo que este pode ingerir e que têm uma classificação atribuída. Assumindo que neste caso não existem alimentos classificados, o sistema não consegue calcular qual o melhor alimento a recomendar ao utilizador e envia uma resposta vazia.

#### **Cenário 5: Obter recomendações para todos os alimentos**

No quinto e último cenário, pretende-se obter recomendações para todos os alimentos disponíveis. De seguida, encontramos a descrição deste cenário.

**Objetivo:** Observar a resposta sistema de recomendação quando não é escolhida nenhuma refeição específica pelo utilizador, mas sim todas.

**Pré condições:** Pedir recomendações para todos as refeições.

**Etapas:**

1. O utilizador acede à aplicação e pede recomendações para todos os alimentos em geral, escolhendo a opção “All”. Uma vez que já consumiu outras refeições ao longo do dia, os valores nutritivos que este pode ingerir, estão diferentes aos do início do dia.
2. Ao solicitar uma recomendação, o Sistema de Recomendação recebe o ID do utilizador que está a utilizar a aplicação, e o tipo de refeição escolhida da seguinte forma, por exemplo:  

```
userID=2&mealType=All
```
3. Sendo que o mealType vem preenchido com o valor “All”, devem ser enviados para o sistema de recomendação todos os alimentos que se encontram na base de dados.
4. Apenas são recomendados ao utilizador aqueles que tiverem dentro do valor nutritivo que este pode ingerir e que têm uma classificação atribuída.

## 5.2 Resultados Obtidos

Com os cenários de teste definidos na secção 5.1, podemos executá-los e analisar as respostas do sistema para cada caso descrito, verificando a diferença entre os itens (alimentos) que são recomendados. Para esta execução utilizou-se o *Postman* como forma de simular e verificar aquilo que é enviado para a aplicação. Para cada cenário definido, pode-se então verificar os resultados obtidos:

No **cenário 1**, são recomendados cerca de 35 alimentos, entre os quais se encontram demonstrados na Tabela 5.2:

Tabela 5.2 - Resultados obtidos para o cenário 1

FoodID	FoodName
14185	Beverages, tea, Oolong, brewed
14190	Beverages, tea, green, ready-to-drink, diet
14196	Beverages, Cocoa mix, no sugar added, powder
14199	Beverages, tea, black, ready-to-drink, lemon, sweetened

14201	Beverages, coffee, brewed, prepared with tap water, decaffeinated
14202	Beverages, coffee, brewed, espresso, restaurant-prepared, decaffeinated
14206	Beverages, tea, green, ready-to-drink, sweetened
14207	Beverages, tea, ready-to-drink, lemon, diet
14209	Coffee, brewed, prepared with tap water
14210	Beverages, coffee, brewed, espresso, restaurant-prepared
14211	Beverages, tea, black, ready-to-drink, lemon, diet
14214	Beverages, coffee, instant, regular, powder
14216	Beverages, aloe vera juice drink, fortified with Vitamin C
14218	Beverages, coffee, instant, decaffeinated, powder
14237	Beverages, coffee substitute, cereal grain beverage, prepared with water
14247	Beverages, tea, black, ready to drink
14260	Beverages, tea, green, brewed, decaffeinated
14261	Beverages, tea, green, ready to drink, unsweetened
14278	Beverages, tea, green, brewed, regular
14280	Beverages, tea, black, ready to drink, decaffeinated, diet
14281	Beverages, tea, black, ready to drink, decaffeinated
14352	Beverages, tea, black, brewed, prepared with tap water, decaffeinated
14355	Beverages, tea, black, brewed, prepared with tap water
14356	Beverages, tea, instant, decaffeinated, lemon, diet
16139	Soymilk, original and vanilla, with added calcium, vitamins A and D
16227	Soymilk, chocolate and other flavors, light, with added calcium, vitamins A and D
18060	Bread, rye
18075	Bread, whole-wheat, commercially prepared
18459	Breakfast tart, low fat
20006	Barley, pearled, cooked
20033	Oat bran, raw
43100	Breakfast bars, oats, sugar, raisins, coconut (include granola bar)
8020	Cereals ready-to-eat, KELLOGG, KELLOGG'S Corn Flakes
8029	Cereals ready-to-eat, POST Bran Flakes
8031	Cereals ready-to-eat, KELLOGG'S FROSTED MINI-WHEATS, Big Bite

No **cenário 2**, são recomendados 4 alimentos, como mostra a Tabela 5.3:

Tabela 5.3 - Resultados obtidos para o cenário 2

<b>FoodID</b>	<b>FoodName</b>
11527	Tomatoes, green, raw
4013	Salad dressing, KRAFT Mayo Fat Free Mayonnaise Dressing
6159	Soup, tomato, canned, condensed
6172	Soup, stock, chicken, home-prepared

No **cenário 3**, nenhum alimento é recomendado, uma vez que os valores nutritivos já foram atingidos. A resposta do serviço do sistema de recomendação vazia: { "classificationDTOList": [] }.

No **cenário 4**, nenhum alimento é recomendado, uma vez que não existem alimentos avaliados pelos utilizadores, sendo a resposta do serviço do sistema de recomendação vazia: { "classificationDTOList": [] }.

No **cenário 5**, é o cenário onde são recomendados o maior número de alimentos, nomeadamente 55, apresentados na Tabela 5.4:

Tabela 5.4 - Resultados obtidos para o cenário 5

<b>FoodID</b>	<b>FoodName</b>
1016	Cheese, cottage, lowfat, 1% milkfat
1082	Milk, lowfat, fluid, 1% milkfat, with added vitamin A and vitamin D
11128	Carrots, canned, regular pack, drained solids
1117	Yogurt, plain, low fat, 12 grams protein per 8 ounce
11527	Tomatoes, green, raw
11529	Tomatoes, red, ripe, raw, year round average
11530	Tomatoes, red, ripe, cooked
11758	Carrots, canned, no salt added, solids and liquids
14179	Beverages, coffee, ready to drink, milk based, sweetened

14185	Beverages, tea, Oolong, brewed
14190	Beverages, tea, green, ready-to-drink, diet
14199	Beverages, tea, black, ready-to-drink, lemon, sweetened
14201	Beverages, coffee, brewed, prepared with tap water, decaffeinated
14202	Beverages, coffee, brewed, espresso, restaurant-prepared, decaffeinated
14206	Beverages, tea, green, ready-to-drink, sweetened
14207	Beverages, tea, ready-to-drink, lemon, diet
14209	Coffee, brewed, prepared with tap water
14210	Beverages, coffee, brewed, espresso, restaurant-prepared
14211	Beverages, tea, black, ready-to-drink, lemon, diet
14214	Beverages, coffee, instant, regular, powder
14216	Beverages, aloe vera juice drink, fortified with Vitamin C
14218	Beverages, coffee, instant, decaffeinated, powder
14237	Beverages, coffee substitute, cereal grain beverage, prepared with water
14247	Beverages, tea, black, ready to drink
14260	Beverages, tea, green, brewed, decaffeinated
14261	Beverages, tea, green, ready to drink, unsweetened
14278	Beverages, tea, green, brewed, regular
14280	Beverages, tea, black, ready to drink, decaffeinated, diet
14281	Beverages, tea, black, ready to drink, decaffeinated
14352	Beverages, tea, black, brewed, prepared with tap water, decaffeinated
14355	Beverages, tea, black, brewed, prepared with tap water
14356	Beverages, tea, instant, decaffeinated, lemon, diet
16139	Soymilk, original and vanilla, with added calcium, vitamins A and D
16227	Soymilk, chocolate and other flavors, light, with added calcium, vitamins A and D
18022	Bread, cornbread, dry mix, enriched (includes corn muffin mix)
18060	Bread, rye
18070	Bread, white, commercially prepared, toasted
18075	Bread, whole-wheat, commercially prepared
18459	Breakfast tart, low fat
20006	Barley, pearled, cooked
20033	Oat bran, raw

4013	Salad dressing, KRAFT Mayo Fat Free Mayonnaise Dressing
4016	Salad dressing, sesame seed dressing, regular
43100	Breakfast bars, oats, sugar, raisins, coconut (include granola bar)
6027	Soup, clam chowder, manhattan style, canned, chunky, ready-to-serve
6159	Soup, tomato, canned, condensed
6172	Soup, stock, chicken, home-prepared
6174	Soup, stock, fish, home-prepared
8020	Cereals ready-to-eat, KELLOGG, KELLOGG'S Corn Flakes
8029	Cereals ready-to-eat, POST Bran Flakes
8031	Cereals ready-to-eat, KELLOGG'S FROSTED MINI-WHEATS, Big Bite
9005	Apples, raw, without skin, cooked, boiled
9006	Apples, raw, without skin, cooked, microwave
9008	Apples, canned, sweetened, sliced, drained, heated
9012	Apples, dried, sulfured, stewed, without added sugar

Apresentados os resultados para cada cenário definido, é possível realizar os cálculos das Métricas de Precisão do Apoio à Decisão (Precisão, *Recall*, *F-Measure*). O objetivo destes cálculos consiste em avaliar a capacidade do sistema de recomendação de ajudar o utilizador a escolher os melhores alimentos. A Precisão determina o número de alimentos recomendados que o utilizador prefere, dentro de todos aqueles que foram recomendados. O *Recall* demarca o número de alimentos recomendados que o utilizador prefere, dentro de todos aqueles que ele prefere, para cada refeição. Finalmente o *F-Measure*, consiste na combinação dos dois anteriores (Chen & Liu, 2017). Estes podem ser obtidos através das equações 5.1, 5.2 e 5.3.

$$Precisão = \frac{N^{\circ} \text{ de itens relevantes recomendados}}{N^{\circ} \text{ de itens recomendados}} \quad (5.1)$$

$$Recall = \frac{N^{\circ} \text{ de itens relevantes recomendados}}{N^{\circ} \text{ total de itens relevantes}} \quad (5.2)$$

$$F - Measure = \frac{2 \times Precisão \times Recall}{(Precisão + Recall)} \quad (5.3)$$

Para isto ser possível é preciso explicar em que consiste o “Nº de itens relevantes recomendados”, “Nº total de itens recomendados”, e “Nº total de itens relevantes”, que variam conforme o cenário em questão. O valor do “Nº de itens recomendados” corresponde ao total de alimentos recomendados para cada cenário. Quanto ao valor do “Nº de itens relevantes recomendados” este é influenciado pelos alimentos recomendados que estão de acordo com as preferências do utilizador, através das suas classificações. Por fim, o “Nº total de itens relevantes”, corresponde ao número total de alimentos, para cada tipo de refeição, que o utilizador classificou correspondendo às suas preferências.

Deste modo, é possível obtermos a Tabela 5.5 que apresenta os dados para os conceitos anteriormente explicados e que permite os cálculos seguintes.

Tabela 5.5 - Itens relevantes vs. Itens recomendados para cada cenário

<b>Cenário</b>	<b>Nº de itens relevantes recomendados</b>	<b>Nº de itens recomendados</b>	<b>Nº total de itens relevantes</b>
<b>1</b>	22	35	40
<b>2</b>	3	4	3
<b>3</b>	0	0	0
<b>4</b>	0	0	0
<b>5</b>	28	55	55

Perante estes dados apresentados, é repetido o cálculo para os mesmos, que resulta na Tabela 5.6.

Tabela 5.6 – Resultados obtidos para os cálculos da Precisão, Recall e F-Measure

<b>Cenários</b>	<b>Precisão</b>	<b>Recall</b>	<b>F-Measure</b>
<b>1</b>	0.63	0.55	0.58667
<b>2</b>	0.75	1	0.857
<b>3</b>	1	1	1
<b>4</b>	1	1	1
<b>5</b>	0.51	0.51	0.51

Como esperado, devido à falta de um dos dados, para os cenários 3 e 4, não são obtidos registos pelo sistema de recomendação e não é possível o cálculo para os mesmos.

No entanto, uma vez que este é o comportamento expetável, assume-se, à partida, que a precisão para estes cenários é total, nomeadamente 1.

Tendo em conta que a solução desenvolvida assenta numa abordagem de filtragem colaborativa, são apresentados, ao utilizador, alimentos para além daqueles que ele avaliou como sendo da sua preferência, o que influencia o valor da precisão, tornando-o mais baixo. Isto deve-se ao facto de os alimentos classificados por outros utilizadores não são considerados como relevantes para o próprio. No entanto, podem vir a revelar-se importantes, caso o utilizador envie um feedback positivo acerca das recomendações que recebeu. Por outro lado, mesmo que um utilizador classifique um alimento como menos bom, é possível que este seja igualmente recomendado, no entanto, é apresentado no fim da lista. A diferença entre o número de itens recomendados e o número de itens relevantes recomendados deve-se a esse facto, uma vez que nem todas as recomendações correspondem às preferências do utilizador.

O número total de itens relevantes corresponde a todos os alimentos aos quais foi atribuída uma boa classificação por parte do utilizador, fazendo parte das suas preferências alimentares. No entanto, estes não são totalmente recomendados pois alguns dos alimentos não correspondem aos valores nutritivos que, no momento da recomendação, podem ser ingeridos. Isto justifica a diferença entre este número e o número de itens relevantes recomendados, assim como o valor obtido no *Recall*.

Com o sistema de recomendação desenvolvido consegue assumir-se que são recomendados, ao utilizador, alimentos que correspondem às respetivas refeições, assim como é garantido que não são enviados alimentos cujos valores são superiores ao que ele pode ingerir. Dentro destes parâmetros, e no que diz respeito às suas preferências, a abordagem adotada tem a vantagem de dar a conhecer ao utilizador outros alimentos para além daqueles avaliados pelo mesmo e, caso este ainda não tenha realizado nenhuma classificação, o sistema desenvolvido tem a capacidade de não deixar o utilizador sem nenhuma recomendação, apresentando soluções com alimentos estimados por outros. No entanto, pode revelar a desvantagem de, em todas as situações, nem sempre corresponder às preferências do utilizador, apresentando alimentos que não correspondem aos seus gostos.



## 6 Conclusões

Este capítulo apresenta todas as conclusões desta dissertação. Na secção 6.1 é efetuada uma descrição sucinta do trabalho desenvolvido, destacando os objetivos atingidos e as conclusões obtidas. Na secção 6.2 é apresentado o artigo científico publicado no âmbito deste trabalho. Por fim, na secção 6.3 são descritas as limitações da proposta atual e ideias para trabalhos futuros.

### 6.1 Síntese e conclusões

O avanço da tecnologia tem revelado várias vantagens em diversas áreas, nomeadamente na área da saúde, onde são desenvolvidas soluções que visam apoiar os pacientes, os seus cuidadores e até os profissionais de saúde, no controlo das próprias doenças. No caso da diabetes, sendo esta uma doença onde a cura é inexistente e o tratamento passa por um controlo diário contínuo, a tecnologia, e as suas soluções, tornam-se uma mais valia, proporcionando a autogestão e autonomia ao paciente. Existem já várias soluções desenvolvidas, nomeadamente aplicações móveis, que têm como objetivo incentivar o paciente ao registo da sua rotina diária. Contudo, para além deste registo diário, existem momentos que podem revelar alguma indecisão, nomeadamente em relação às melhores escolhas a nível alimentar para um determinado momento do dia, e esse registo pode não ser suficiente no controlo e tratamento da doença. O trabalho desenvolvido nesta dissertação pretende aumentar o apoio ao paciente nesses momentos, através de um sistema de recomendação, que terá sempre em conta as melhores soluções para o paciente, aquando a sua solicitação. Assim, este sistema avalia:

- Registos médicos do paciente, nomeadamente limites nutritivos que este pode atingir diariamente.
- Preferências alimentares do mesmo.

No capítulo dos Sistemas de Recomendação foram analisadas diferentes técnicas que podem ser abordadas no desenvolvimento de um sistema de recomendação. Inicialmente, a técnica escolhida foi a filtragem híbrida, devido a esta contemplar as filtragens colaborativas e baseada em conteúdo, através da implementação de uma biblioteca java denominada Librec. No entanto, surgiram algumas dificuldades no tratamento dos dados

recebidos através de serviços, pois os ficheiros de configuração não estavam preparados para receber aquela estrutura de dados e o sistema não respondia conforme o expectável. Perante esta dificuldade, e as restrições a nível de tempo, o algoritmo foi simplificado e optou-se por uma abordagem mais simples, nomeadamente a filtragem colaborativa que, para além de avaliar as preferências, através das classificações atribuídas pelo próprio utilizador, avalia também as classificações de outros. Desta forma, seriam recomendados alimentos ainda não classificados pelo utilizador, que tem a oportunidade de os classificar de acordo com os seus gostos sendo, posteriormente, armazenado na base de dados.

Antes desta avaliação, e de forma a corresponder ao objetivo de apenas serem recomendados alimentos que estão de acordo com a ficha médica do paciente, o sistema de recomendação recebe, dos diferentes serviços, a informação que precisa de comparar para que isto seja possível. Primeiramente, através dos valores correspondentes às restrições nutritivas, realiza uma filtragem de alimentos que podem ser ingeridos. De seguida, verifica, nessa lista de alimentos obtida, quais aqueles que foram avaliados pelos diferentes utilizadores para que sejam efetuados os cálculos necessários de acordo com o número de vezes que um alimento é recomendado, assim como as diferentes classificações que lhe são atribuídas. Por fim, é apresentada uma lista de alimentos ao utilizador, que este aceita ou rejeita, e, no caso de ainda não ter classificado, tem a oportunidade de o fazer, ficando armazenado na base de dados.

Uns dos objetivos da solução desenvolvida era responder conforme as necessidades do paciente e das suas preferências. No que diz respeito às suas necessidades, este está de acordo com o esperado e consegue apoiar os pacientes com aquelas que poderão ser as melhores soluções alimentares, de acordo com o momento do dia que este escolher e solicitar uma recomendação. Se este já tiver atingido os limites definidos no seu perfil médico, não são enviadas quaisquer recomendações. Caso contrário, e se não faltarem outros dados, como por exemplo, as classificações, o sistema recomenda sempre. Se não existirem alimentos classificados, por nenhum utilizador, não é possível efetuar os cálculos e, desta forma, não é possível recomendar.

Em relação às preferências do utilizador, avaliadas pelo cálculo da precisão, como vimos na secção dos Resultados Obtidos, esta tem um valor relativamente baixo, uma vez que, devido à abordagem utilizada ser uma filtragem colaborativa, considera todas as classificações existentes e enviadas pelo serviço e não apenas aquelas que o utilizador

realizou. Pode nem sempre corresponder ao esperado, pois podem ser enviados alimentos que o utilizador não gosta tanto. Por outro lado, também se revela uma vantagem visto que o utilizador poderá receber recomendações de alimentos que ainda não tinha conhecimento, ou que ainda não tinham sido classificados pelo mesmo, tendo a oportunidade de o fazer. Caso esteja de acordo com os seus gostos, atribui-lhe uma classificação mais positiva, caso contrário, mais negativa. Isto faz com que o sistema de recomendação não esteja apenas limitado aos gostos de um utilizador, e que consiga recomendar mesmo que o paciente ainda não tenha classificado nenhum alimento ou, caso os alimentos que ele classificou já não possam ser ingeridos por este, o sistema consegue responder com alimentos avaliados por outros.

Em suma, podemos destacar deste trabalho que:

- O sistema de recomendação recebe os dados do perfil do paciente e, conseqüentemente, a informação dos seus dados médicos. Esta contém os seus limites nutritivos a atingir, o que torna possível a validação e filtragem dos alimentos que este pode ingerir num determinado momento do dia;
- É possível receber classificações alimentares atribuídas por todos os utilizadores, de forma a não limitar o sistema apenas aos gostos do próprio, mas dando também a conhecer outros alimentos que ele ainda não classificou.

## 6.2 Impacto Científico

No decorrer do desenvolvimento deste trabalho, foi publicado o seguinte artigo científico:

- “A Recommendation System of nutrition and physical activity for patients with type 2 diabetes mellitus” (Godinho et al., 2020). Neste trabalho foi proposto o desenvolvimento de um Sistema de recomendação que visa auxiliar no acompanhamento da doença diabetes mellitus tipo 2, através de uma aplicação móvel, possibilitando uma gestão da doença mais eficaz. Este trabalho foi apresentado na conferencia online “*Intelligent Data Engineering and Automated Learning - IDEAL2020*”.

### 6.3 Trabalho Futuro

O trabalho apresentado nesta dissertação consiste num sistema de recomendação que aborda uma técnica de filtragem colaborativa. Este sistema recebe os diferentes dados do utilizador, nomeadamente do seu perfil médico, as classificações atribuídas pelos utilizadores e dos alimentos disponíveis na base dados. No entanto, é importante salientar que este sistema pode ser melhorado de forma a aumentar-se a precisão e a capacidade de agir em conformidade com o esperado. De forma a melhorar as respostas, e, face a algumas limitações existentes, identificam-se então os seguintes pontos de melhoria:

- O sistema desenvolvido tem como base a técnica colaborativa. Uma vez que o objetivo inicial seria a adoção de uma abordagem híbrida, de forma a cumprir com este objetivo, seria interessante considerar outras abordagens para tornar o sistema mais capaz de avaliar e comparar as classificações atribuídas por todos os utilizadores.
- Neste momento o sistema desenvolvido apenas recebe dados de alimentos, e das classificações dos mesmos. Uma vez que, para além de uma alimentação saudável, é importante manter um estilo de vida saudável, para o controlo e tratamento da doença, seria importante que o sistema em causa fosse capaz de receber e recomendar, também, atividades físicas que seriam mais adequadas ao paciente.
- O sistema desenvolvido apenas considera, nas classificações, o ID dos alimentos. Isto faz com que, uma vez que existem alimentos idênticos, mas com ID's e características diferentes, por exemplo, maçã com casca ou maçã sem casca, sejam recomendados dois alimentos praticamente iguais, mas com valores nutritivos diferentes. Deve ser feita uma melhor filtragem, resultando numa maior validação dos alimentos enviados, de forma a que o paciente não receba duas recomendações semelhantes.
- Realizar casos de estudo com participantes reais para avaliar o sistema desenvolvido.

# Bibliografia

- AdvanceCare. (2019). *Diabetes e alimentação: os segredos*. <https://advancecare.pt/para-si/blog/artigos/diabetes-e-alimentacao-os-segredos/>
- American Diabetes Association. (2020). Classification and diagnosis of diabetes: Standards of Medical Care in Diabetes-2020. *Diabetes Care*.
- Boratto, L., Carta, S., Fenu, G., & Saia, R. (2017). Semantics-aware content-based recommender systems: Design and architecture guidelines. *Neurocomputing*.
- Cai, X., Qiu, S., Luo, D., Wang, L., Lu, Y., & Li, M. (2020). Mobile Application Interventions and Weight Loss in Type 2 Diabetes: A Meta-Analysis. *Obesity*.
- Calories, B. (2020). *Calorie Intake Calculator*. <https://bmi-calories.com/calorie-intake-calculator.html>
- Champiri, Z. D., Shahamiri, S. R., & Salim, S. S. B. (2015). A systematic review of scholar context-aware recommender systems. In *Expert Systems with Applications*.
- Chatterjee, S., Khunti, K., & Davies, M. J. (2017). Type 2 diabetes. In *The Lancet*.
- Chaudhury, A., Duvoor, C., Reddy Dendi, V. S., Kraleti, S., Chada, A., Ravilla, R., Marco, A., Shekhawat, N. S., Montales, M. T., Kuriakose, K., Sasapu, A., Beebe, A., Patil, N., Musham, C. K., Lohani, G. P., & Mirza, W. (2017). Clinical Review of Antidiabetic Drugs: Implications for Type 2 Diabetes Mellitus Management. *Frontiers in Endocrinology*.
- Chen, M., & Liu, P. (2017). Performance evaluation of recommender systems. *International Journal of Performability Engineering*.
- De Gemmis, M., Lops, P., Musto, C., Narducci, F., & Semeraro, G. (2015). Semantics-aware content-based recommender systems. In *Recommender Systems Handbook, Second Edition*.
- De Oliveira, D. L., Stawicki, M., & Mezzomo, T. R. (2017). Relationship between quality of life and the metabolic-nutritional profile of individuals with type 2 diabetes mellitus. *Mundo Da Saude*.
- De Rosa, S., Arcidiacono, B., Chiefari, E., Brunetti, A., Indolfi, C., & Foti, D. P. (2018). Type 2 diabetes mellitus and cardiovascular disease: Genetic and

- epigenetic links. In *Frontiers in Endocrinology*.
- DeFronzo, R. A., Ferrannini, E., Groop, L., Henry, R. R., Herman, W. H., Holst, J. J., Hu, F. B., Kahn, C. R., Raz, I., Shulman, G. I., Simonson, D. C., Testa, M. A., & Weiss, R. (2015). Type 2 diabetes mellitus. *Nature Reviews Disease Primers*.
- Desveaux, L., Agarwal, P., Shaw, J., Hensel, J. M., Mukerji, G., Onabajo, N., Marani, H., Jamieson, T., Bhattacharyya, O., Martin, D., Mamdani, M., Jeffs, L., Wodchis, W. P., Ivers, N. M., & Bhatia, R. S. (2016). A randomized wait-list control trial to evaluate the impact of a mobile application to improve self-management of individuals with type 2 diabetes: a study protocol. *BMC Medical Informatics and Decision Making*.
- El-Tantawy, W. H. (2019). Nutrition in the management of type 2 diabetes mellitus: review. *Archives of Physiology and Biochemistry*, 1–18.  
<https://doi.org/10.1080/13813455.2019.1657899>
- Fu, H., McMahon, S. K., Gross, C. R., Adam, T. J., & Wyman, J. F. (2017). Usability and clinical efficacy of diabetes mobile applications for adults with type 2 diabetes: A systematic review. In *Diabetes Research and Clinical Practice*.
- Godinho, J., Batista, S., Martinho, D., & Conceição, L. (2020). *A Recommendation System of nutrition and physical activity for patients with type 2 diabetes mellitus*. 1–18.
- Gonzalez, J. S., Kane, N. S., Binko, D. H., Shapira, A., & Hoogendoorn, C. J. (2016). Tangled up in blue: Unraveling the links between emotional distress and treatment adherence in type 2 diabetes. *Diabetes Care*.
- Gonzalez, J. S., Shreck, E., Psaros, C., & Safren, S. A. (2015). Distress and type 2 diabetes-treatment adherence: A mediating role for perceived control. *Health Psychology*.
- Goyal, R., & Jialal, I. (2019). *Diabetes Mellitus Type 2*. StatPearls Publishing, Treasure Island (FL).
- Goyal, S., Morita, P., Lewis, G. F., Yu, C., Seto, E., & Cafazzo, J. A. (2016). The Systematic Design of a Behavioural Mobile Health Application for the Self-Management of Type 2 Diabetes. In *Canadian Journal of Diabetes*.
- Harris, S. (2018). Nutrition and exercise: A personalised approach. In *The Art and*

*Science of Personalising Care with Older People with Diabetes.*

- Hunt, C. W. (2015). Technology and diabetes self-management: An integrative review. *World Journal of Diabetes.*
- Jung, H., & Chung, K. (2016). Knowledge-based dietary nutrition recommendation for obese management. *Information Technology and Management.*
- Khan, M. M., Ibrahim, R., & Ghani, I. (2017). Cross domain recommender systems: A systematic literature review. In *ACM Computing Surveys.*
- Kolchraiber, F. C., De Souza Rocha, J., Jovê César, D., De Oliveira Monteiro, O., Andrade Frederico, G., & Antar Gamba, M. (2018). Nível de atividade física em pessoas com diabetes mellitus tipo 2. *Revista Cuidarte.*
- Kundan Shumsher Rana. (2016). *Food recommendation system based on content filtering algorithm.*
- Li, Y., Schoufour, J., Wang, D. D., Dhana, K., Pan, A., Liu, X., Song, M., Liu, G., Shin, H. J., Sun, Q., Al-Shaar, L., Wang, M., Rimm, E. B., Hertzmark, E., Stampfer, M. J., Willett, W. C., Franco, O. H., & Hu, F. B. (2020). Healthy lifestyle and life expectancy free of cancer, cardiovascular disease, and type 2 diabetes: Prospective cohort study. *The BMJ.*
- Magkos, F., Hjorth, M. F., & Astrup, A. (2020). Diet and exercise in the prevention and treatment of type 2 diabetes mellitus. *Nature Reviews Endocrinology*, 16(10), 545–555. <https://doi.org/10.1038/s41574-020-0381-5>
- Muralidharan, S., Ranjani, H., Anjana, R., Allender, S., & Mohan, V. (2017). Mobile health technology in the prevention and management of Type 2 diabetes. In *Indian Journal of Endocrinology and Metabolism.*
- Mustafa, N., Ibrahim, A. O., Ahmed, A., & Abdullah, A. (2017). Collaborative filtering: Techniques and applications. *2017 International Conference on Communication, Control, Computing and Electronics Engineering (ICCCCEE)*, 1–6.
- Nilashi, M., Ibrahim, O., & Bagherifard, K. (2018). A recommender system based on collaborative filtering using ontology and dimensionality reduction techniques. *Expert Systems with Applications.*
- Nisha, C. C., & Mohan, A. (2019). A social recommender system using deep

- architecture and network embedding. *Applied Intelligence*.
- Offringa, R., Sheng, T., Parks, L., Clements, M., Kerr, D., & Greenfield, M. S. (2018). Digital Diabetes Management Application Improves Glycemic Outcomes in People With Type 1 and Type 2 Diabetes. *Journal of Diabetes Science and Technology*.
- Oguntibeju, O. O. (2019). Type 2 diabetes mellitus, oxidative stress and inflammation: examining the links. *International Journal of Physiology, Pathophysiology and Pharmacology*.
- Rodrigo Rath, Zamberlan, A. de O., & Vieira, S. A. G. (2015). *Sistema de recomendação para controle da diabetes*. 54.
- SNS - Serviço Nacional de Saúde. (2018). *Diabetes*.  
<https://www.sns.gov.pt/noticias/2018/05/14/diabetes/>
- Tarus, J. K., Niu, Z., & Kalui, D. (2018). A hybrid recommender system for e-learning based on context awareness and sequential pattern mining. *Soft Computing*.
- Unnikrishnan, G., Mathew, D., Jose, B. A., & Arvind, R. (2019). Hybrid Route Recommender System for Smarter Logistics. *Proceedings - 5th IEEE International Conference on Big Data Security on Cloud, BigDataSecurity 2019, 5th IEEE International Conference on High Performance and Smart Computing, HPSC 2019 and 4th IEEE International Conference on Intelligent Data and Security*.
- US Department of Agriculture. (2020). *Food Data Center*.  
<https://fdc.nal.usda.gov/download-datasets.html>
- Veazie, S., Winchell, K., Gilbert, J., Paynter, R., Ivlev, I., Eden, K., Nussbaum, K., Weiskopf, N., Guise, J.-M., & Helfand, M. (2018). Mobile Applications for Self-Management of Diabetes. *Mobile Applications for Self-Management of Diabetes*.
- Villegas, N. M., Sánchez, C., Díaz-Cely, J., & Tamura, G. (2018). Characterizing context-aware recommender systems: A systematic literature review. *Knowledge-Based Systems*.
- Wang, D. D., & Hu, F. B. (2018). Precision nutrition for prevention and management of type 2 diabetes. In *The Lancet Diabetes and Endocrinology*.
- Waqas, S., Tahir, A., Nadeem Shafique, B., & Hamid, M. R. A. (2017). Effect of diet

- on type 2 diabetes mellitus: A review. *International Journal of Health Science*.
- Wu, Y., Yao, X., Vespasiani, G., Nicolucci, A., Dong, Y., Kwong, J., Li, L., Sun, X., Tian, H., & Li, S. (2017). Mobile app-based interventions to support diabetes self-management: A systematic review of randomized controlled trials to identify functions associated with glycemic efficacy. *JMIR MHealth and UHealth*.
- Xiang, A. H., Wang, X., Martinez, M. P., Getahun, D., Page, K. A., Buchanan, T. A., & Feldman, K. (2018). Maternal gestational diabetes mellitus, type 1 diabetes, and type 2 diabetes during pregnancy and risk of ADHD in offspring. *Diabetes Care*.
- Zhang, F., Lee, V. E., Jin, R., Garg, S., Choo, K. K. R., Maasberg, M., Dong, L., & Cheng, C. (2019). Privacy-aware smart city: A case study in collaborative filtering recommender systems. *Journal of Parallel and Distributed Computing*.
- Zheng, Y., Ley, S. H., & Hu, F. B. (2018). Global aetiology and epidemiology of type 2 diabetes mellitus and its complications. In *Nature Reviews Endocrinology*.



# Anexos

## Anexo I Exemplos da tabela dos alimentos

Tabela *Food*

ID	FoodID	FoodName	NutrientValue
1	1001	Butter, salted	Protein
2	1001	Butter, salted	Total lipid (fat)
3	1001	Butter, salted	Carbohydrate
4	1001	Butter, salted	Energy (KCAL)
5	1001	Butter, salted	Alcohol, ethyl
6	1001	Butter, salted	Water
7	1001	Butter, salted	Caffeine
8	1001	Butter, salted	Theobromine
9	1001	Butter, salted	Sugars
10	1001	Butter, salted	Fiber
11	1001	Butter, salted	Calcium
12	1001	Butter, salted	Iron
13	1001	Butter, salted	Magnesium
14	1001	Butter, salted	Phosphorus
15	1001	Butter, salted	Potassium
16	1001	Butter, salted	Sodium
17	1001	Butter, salted	Zinc
18	1001	Butter, salted	Copper
19	1001	Butter, salted	Selenium
20	1001	Butter, salted	Retinol
21	1001	Butter, salted	Vitamin A
22	1001	Butter, salted	Carotene
23	1001	Butter, salted	Carotene, alpha
24	1001	Butter, salted	Vitamin E
25	1001	Butter, salted	Vitamin D
26	1001	Butter, salted	Cryptoxanthin
27	1001	Butter, salted	Lycopene
28	1001	Butter, salted	Lutein + zeaxanthin
29	1001	Butter, salted	Vitamin C
30	1001	Butter, salted	Thiamin
31	1001	Butter, salted	Riboflavin
32	1001	Butter, salted	Niacin
33	1001	Butter, salted	Vitamin B-6
34	1001	Butter, salted	Folate
35	1001	Butter, salted	Vitamin B-12
36	1001	Butter, salted	Choline
37	1001	Butter, salted	Vitamin K

38	1001	Butter, salted	Folic acid
39	1001	Butter, salted	Folate, food
40	1001	Butter, salted	Folate, DFE
41	1001	Butter, salted	Vitamin E, added
42	1001	Butter, salted	Vitamin B-12, added
43	1001	Butter, salted	Cholesterol
44	1001	Butter, salted	Fatty acids, total saturated
45	1001	Butter, salted	Fatty acids, total monounsaturated
46	1001	Butter, salted	Fatty acids, total polyunsaturated
47	1002	Butter, whipped, with salt	Protein
48	1002	Butter, whipped, with salt	Total lipid (fat)
49	1002	Butter, whipped, with salt	Carbohydrate
50	1002	Butter, whipped, with salt	Energy (KCAL)
51	1002	Butter, whipped, with salt	Alcohol, ethyl
52	1002	Butter, whipped, with salt	Water
53	1002	Butter, whipped, with salt	Caffeine
54	1002	Butter, whipped, with salt	Theobromine
55	1002	Butter, whipped, with salt	Sugars
56	1002	Butter, whipped, with salt	Fiber
57	1002	Butter, whipped, with salt	Calcium
58	1002	Butter, whipped, with salt	Iron
59	1002	Butter, whipped, with salt	Magnesium
60	1002	Butter, whipped, with salt	Phosphorus
61	1002	Butter, whipped, with salt	Potassium
62	1002	Butter, whipped, with salt	Sodium
63	1002	Butter, whipped, with salt	Zinc
64	1002	Butter, whipped, with salt	Copper
65	1002	Butter, whipped, with salt	Selenium
66	1002	Butter, whipped, with salt	Retinol
67	1002	Butter, whipped, with salt	Vitamin A
68	1002	Butter, whipped, with salt	Carotene
69	1002	Butter, whipped, with salt	Carotene, alpha
70	1002	Butter, whipped, with salt	Vitamin E
71	1002	Butter, whipped, with salt	Vitamin D
72	1002	Butter, whipped, with salt	Cryptoxanthin
73	1002	Butter, whipped, with salt	Lycopene
74	1002	Butter, whipped, with salt	Lutein + zeaxanthin
75	1002	Butter, whipped, with salt	Vitamin C
76	1002	Butter, whipped, with salt	Thiamin
77	1002	Butter, whipped, with salt	Riboflavin
78	1002	Butter, whipped, with salt	Niacin
79	1002	Butter, whipped, with salt	Vitamin B-6
80	1002	Butter, whipped, with salt	Folate
81	1002	Butter, whipped, with salt	Vitamin B-12
82	1002	Butter, whipped, with salt	Choline

83	1002	Butter, whipped, with salt	Vitamin K
84	1002	Butter, whipped, with salt	Folic acid
85	1002	Butter, whipped, with salt	Folate, food
86	1002	Butter, whipped, with salt	Folate, DFE
87	1002	Butter, whipped, with salt	Vitamin E, added
88	1002	Butter, whipped, with salt	Vitamin B-12, added
89	1002	Butter, whipped, with salt	Cholesterol
90	1002	Butter, whipped, with salt	Fatty acids, total saturated
91	1002	Butter, whipped, with salt	Fatty acids, total monounsaturated
92	1002	Butter, whipped, with salt	Fatty acids, total polyunsaturated
93	1003	Butter oil, anhydrous	Protein
94	1003	Butter oil, anhydrous	Total lipid (fat)
95	1003	Butter oil, anhydrous	Carbohydrate
96	1003	Butter oil, anhydrous	Energy (KCAL)
97	1003	Butter oil, anhydrous	Alcohol, ethyl
98	1003	Butter oil, anhydrous	Water
99	1003	Butter oil, anhydrous	Caffeine
100	1003	Butter oil, anhydrous	Theobromine
101	1003	Butter oil, anhydrous	Sugars
102	1003	Butter oil, anhydrous	Fiber
103	1003	Butter oil, anhydrous	Calcium
104	1003	Butter oil, anhydrous	Iron
105	1003	Butter oil, anhydrous	Magnesium
106	1003	Butter oil, anhydrous	Phosphorus
107	1003	Butter oil, anhydrous	Potassium
108	1003	Butter oil, anhydrous	Sodium
109	1003	Butter oil, anhydrous	Zinc
110	1003	Butter oil, anhydrous	Copper
111	1003	Butter oil, anhydrous	Selenium
112	1003	Butter oil, anhydrous	Retinol
113	1003	Butter oil, anhydrous	Vitamin A
114	1003	Butter oil, anhydrous	Carotene
115	1003	Butter oil, anhydrous	Carotene, alpha
116	1003	Butter oil, anhydrous	Vitamin E
117	1003	Butter oil, anhydrous	Vitamin D
118	1003	Butter oil, anhydrous	Cryptoxanthin
119	1003	Butter oil, anhydrous	Lycopene
120	1003	Butter oil, anhydrous	Lutein + zeaxanthin
121	1003	Butter oil, anhydrous	Vitamin C
122	1003	Butter oil, anhydrous	Thiamin
123	1003	Butter oil, anhydrous	Riboflavin
124	1003	Butter oil, anhydrous	Niacin
125	1003	Butter oil, anhydrous	Vitamin B-6
126	1003	Butter oil, anhydrous	Folate
127	1003	Butter oil, anhydrous	Vitamin B-12

128	1003	Butter oil, anhydrous	Choline
129	1003	Butter oil, anhydrous	Vitamin K
130	1003	Butter oil, anhydrous	Folic acid
131	1003	Butter oil, anhydrous	Folate, food
132	1003	Butter oil, anhydrous	Folate, DFE
133	1003	Butter oil, anhydrous	Vitamin E, added
134	1003	Butter oil, anhydrous	Vitamin B-12, added
135	1003	Butter oil, anhydrous	Cholesterol
136	1003	Butter oil, anhydrous	Fatty acids, total saturated
137	1003	Butter oil, anhydrous	Fatty acids, total monounsaturated
138	1003	Butter oil, anhydrous	Fatty acids, total polyunsaturated
139	1004	Cheese, blue	Protein
140	1004	Cheese, blue	Total lipid (fat)
141	1004	Cheese, blue	Carbohydrate
142	1004	Cheese, blue	Energy (KCAL)
143	1004	Cheese, blue	Alcohol, ethyl
144	1004	Cheese, blue	Water
145	1004	Cheese, blue	Caffeine
146	1004	Cheese, blue	Theobromine
147	1004	Cheese, blue	Sugars
148	1004	Cheese, blue	Fiber
149	1004	Cheese, blue	Calcium
150	1004	Cheese, blue	Iron
151	1004	Cheese, blue	Magnesium
152	1004	Cheese, blue	Phosphorus
153	1004	Cheese, blue	Potassium
154	1004	Cheese, blue	Sodium
155	1004	Cheese, blue	Zinc
156	1004	Cheese, blue	Copper
157	1004	Cheese, blue	Selenium
158	1004	Cheese, blue	Retinol
159	1004	Cheese, blue	Vitamin A
160	1004	Cheese, blue	Carotene
161	1004	Cheese, blue	Carotene, alpha
162	1004	Cheese, blue	Vitamin E
163	1004	Cheese, blue	Vitamin D
164	1004	Cheese, blue	Cryptoxanthin
165	1004	Cheese, blue	Lycopene
166	1004	Cheese, blue	Lutein + zeaxanthin
167	1004	Cheese, blue	Vitamin C
168	1004	Cheese, blue	Thiamin
169	1004	Cheese, blue	Riboflavin
170	1004	Cheese, blue	Niacin
171	1004	Cheese, blue	Vitamin B-6
172	1004	Cheese, blue	Folate

173	1004	Cheese, blue	Vitamin B-12
174	1004	Cheese, blue	Choline
175	1004	Cheese, blue	Vitamin K
176	1004	Cheese, blue	Folic acid
177	1004	Cheese, blue	Folate, food
178	1004	Cheese, blue	Folate, DFE
179	1004	Cheese, blue	Vitamin E, added
180	1004	Cheese, blue	Vitamin B-12, added
181	1004	Cheese, blue	Cholesterol
182	1004	Cheese, blue	Fatty acids, total saturated
183	1004	Cheese, blue	Fatty acids, total monounsaturated
184	1004	Cheese, blue	Fatty acids, total polyunsaturated

## Anexo II Exemplos da tabela das refeições

**Tabela *Meals***

<b>MealID</b>	<b>FoodID</b>	<b>Description</b>
49	16227	Breakfast
50	18060	Breakfast
51	18064	Breakfast
52	18070	Breakfast
53	18075	Breakfast
54	18459	Breakfast
55	19165	Breakfast
56	20006	Breakfast
57	43100	Breakfast
58	6101	Lunch
59	6159	Lunch
60	6172	Lunch
61	6174	Lunch
62	6027	Lunch
63	11260	Lunch
64	2021	Lunch
65	2025	Lunch
66	2026	Lunch
67	2048	Lunch
68	4013	Lunch
69	4016	Lunch
167	17104	Dinner
168	17173	Dinner
169	17179	Dinner
170	17219	Dinner
171	19172	Dinner
172	19434	Dinner
173	22971	Dinner
174	15077	Dinner
175	15080	Dinner
176	17219	Dinner
177	19172	Dinner
178	12061	Snack
179	12065	Snack
180	12078	Snack
181	12085	Snack
182	12104	Snack
183	12109	Snack
184	12220	Snack

### Anexo III Exemplos da tabela de Classificações

*Tabela Classification*

<b>ID_ Classification</b>	<b>UserID</b>	<b>FoodID</b>	<b>Rating</b>
37	2	1082	5
38	2	18022	5
39	2	1001	5
40	2	1145	5
41	2	4601	4
42	2	20033	4
43	2	1117	5
44	2	7050	3
45	2	8020	4
46	2	8029	4
47	2	8031	3
48	2	12220	2
49	2	14179	5
50	2	14185	5
51	2	14190	4
52	2	14192	4
53	2	14196	4
54	2	14199	5
55	2	14201	1
56	2	14202	5
57	2	14206	5
58	2	14207	4
59	2	14209	4
60	2	14210	4
61	3	1082	4
62	3	18022	5
63	3	1001	5
64	3	1145	2
65	3	4601	5
66	3	20033	2
67	3	1117	4
68	3	7050	5
69	3	8020	1
70	3	8029	3
71	3	8031	5
72	3	12220	5
73	3	14179	5
74	3	14185	4

## Anexo IV Testes de Integração

### Teste de Integração para userID = 2 e mealType = Lunch

The screenshot shows a REST client interface for a GET request to `http://192.168.2.202:9090/RecommenderService/getRecommendations?userID=2&mealType=Lunch`. The test results are as follows:

- FAIL** Response time is less than 200ms | AssertionError: expected 4522 to be below 200
- PASS** Status code is 200
- PASS** User Found
- PASS** Lunch Found

```
1 var data = JSON.parse(responseBody);
2 var user = data.user;
3 var meal = data.mealType;
4
5 pm.test("Response time is less than 200ms", function () {
6   pm.expect(pm.response.responseTime).to.be.below(200);
7 });
8 pm.test("Status code is 200", function () {
9   pm.response.to.have.status(200);
10 });
11 pm.test("User Found", function () {
12   data.userID === 2;
13 });
14 pm.test("Lunch Found", function () {
15   data.mealType === "Lunch";
16 });
17
```

### Teste de Integração para userID = 2 e mealType = Snack

The screenshot shows a REST client interface for a GET request to `http://192.168.2.202:9090/RecommenderService/getRecommendations?userID=2&mealType=Snack`. The test results are as follows:

- FAIL** Response time is less than 200ms | AssertionError: expected 1350 to be below 200
- PASS** Status code is 200
- PASS** User Found
- PASS** Snack Found

```
1 var data = JSON.parse(responseBody);
2 var user = data.user;
3 var meal = data.mealType;
4
5 pm.test("Response time is less than 200ms", function () {
6   pm.expect(pm.response.responseTime).to.be.below(200);
7 });
8 pm.test("Status code is 200", function () {
9   pm.response.to.have.status(200);
10 });
11 pm.test("User Found", function () {
12   data.userID === 2;
13 });
14 pm.test("Snack Found", function () {
15   data.mealType === "Snack";
16 });
17
```

## Teste de Integração para Teste de Integração para userID = 2 e mealType = Dinner

The screenshot shows a REST client interface for a test titled "Get Dinner Food Recommendations". The HTTP method is GET and the URL is `http://192.168.2.202:9090/RecommenderService/getRecommendations?userID=2&mealType=Dinner`. The test results show a 200 OK status with a response time of 781 ms and 317 B of data. The test results are as follows:

- FAIL: Response time is less than 200ms | AssertionError: expected 781 to be below 200
- PASS: Status code is 200
- PASS: User Found
- PASS: Dinner Found

```
1 var data = JSON.parse(responseBody);
2 var user = data.user;
3 var meal = data.mealType;
4
5 pm.test("Response time is less than 200ms", function
6   () {
7     pm.expect(pm.response.responseTime).to.be.below
8       (200);
9   });
10 pm.test("Status code is 200", function () {
11   pm.response.to.have.status(200);
12 });
13 pm.test("User Found", function () {
14   data.userID === 2;
15 });
16 pm.test("Dinner Found", function () {
17   data.mealType === "Dinner";
18 });
```

## Teste de Integração para userID = 2 e mealType = All

The screenshot shows a REST client interface for a test titled "Get All Food Recommendations". The HTTP method is GET and the URL is `http://192.168.2.202:9090/RecommenderService/getRecommendations?userID=2&mealType=All`. The test results show a 200 OK status with a response time of 33.55 s and 2.02 KB of data. The test results are as follows:

- FAIL: Response time is less than 200ms | AssertionError: expected 33551 to be below 200
- PASS: Status code is 200
- PASS: User Found
- PASS: All Found

```
1 var data = JSON.parse(responseBody);
2 var user = data.user;
3 var meal = data.mealType;
4
5 pm.test("Response time is less than 200ms", function
6   () {
7     pm.expect(pm.response.responseTime).to.be.below
8       (200);
9   });
10 pm.test("Status code is 200", function () {
11   pm.response.to.have.status(200);
12 });
13 pm.test("User Found", function () {
14   data.userID === 2;
15 });
16 pm.test("All Found", function () {
17   data.mealType === "All";
18 });
```

## Teste de Integração para userID = 2 e mealType = Lunch (mas limites nutritivos já alcançados)

The screenshot displays a REST client interface for a test titled "Get None Recommendations". The request is a GET call to the URL `http://192.168.2.202:9090/RecommenderService/getRecommendations?userID=2&mealType=Lunch`. The test results show a 200 OK status with a response time of 1763 ms and 184 B of data. The test suite includes several assertions: a failed assertion for response time (1763 ms > 200 ms), and three passed assertions for status code (200), user ID (2), and meal type (Lunch).

```
1 var data = JSON.parse(responseBody);
2 var user = data.user;
3 var meal = data.mealType;
4
5 pm.test("Response time is less than 200ms", function
6   () {
7     pm.expect(pm.response.responseTime).to.be.below
8       (200);
9   });
10 pm.test("Status code is 200", function () {
11   pm.response.to.have.status(200);
12 });
13 pm.test("User Found", function () {
14   data.userID === 2;
15 });
16 pm.test("Lunch Found", function () {
17   data.mealType === "Lunch";
18 });
```

Test Results: 200 OK 1763 ms 184 B | Save Response

- FAIL Response time is less than 200ms | AssertionError: expected 1763 to be below 200
- PASS Status code is 200
- PASS User Found
- PASS Lunch Found