

# SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO E PERSONALIZAÇÃO DE TELEVISÃO

Márcio Micael Mendes Soares



Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Área de Especialização de Telecomunicações

Departamento de Engenharia Electrotécnica

Instituto Superior de Engenharia do Porto

1 de Julho de 2011



Este relatório satisfaz, parcialmente, os requisitos que constam da Ficha de Disciplina de  
Tese/Dissertação, do 2º ano, do Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de  
Computadores

Candidato: Márcio Micael Mendes Soares, N° 1060403, 1060403@isep.ipp.pt  
Orientação científica: Prof.<sup>a</sup> Doutora Paula Maria Marques Moura Gomes Viana,  
pmv@isep.ipp.pt



Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Área de Especialização de Telecomunicações

Departamento de Engenharia Electrotécnica

Instituto Superior de Engenharia do Porto

1 de Julho de 2011



## *Agradecimentos*

À Prof.<sup>a</sup> Doutora Paula Viana, orientadora do projecto no Instituto Superior de Engenharia do Porto (ISEP), agradeço a sua orientação, as suas sugestões e a disponibilidade manifestada para a revisão do trabalho.

Porque a realização deste trabalho não teria sido possível sem a colaboração, ao longo dos anos de realização do curso, de muitas pessoas, deixo os meus sinceros agradecimentos a todos aqueles que me ajudaram e apoiaram.



## *Resumo*

Com a expansão da Televisão Digital e a convergência entre os meios de difusão convencionais e a televisão sobre IP, o número de canais disponíveis tem aumentado de forma gradual colocando o espectador numa situação de difícil escolha quanto ao programa a visionar. Sobrecarregados com uma grande quantidade de programas e informação associada, muitos espectadores desistem sistematicamente de ver um programa e tendem a efectuar *zapping* entre diversos canais ou a assistir sempre aos mesmos programas ou canais. Diante deste problema de sobrecarga de informação, os sistemas de recomendação apresentam-se como uma solução.

Nesta tese pretende estudar-se algumas das soluções existentes dos sistemas de recomendação de televisão e desenvolver uma aplicação que permita a recomendação de um conjunto de programas que representem potencial interesse ao espectador. São abordados os principais conceitos da área dos algoritmos de recomendação e apresentados alguns dos sistemas de recomendação de programas de televisão desenvolvidos até à data. Para realizar as recomendações foram desenvolvidos dois algoritmos baseados respectivamente em técnicas de filtragem colaborativa e de filtragem de conteúdo. Estes algoritmos permitem através do cálculo da similaridade entre itens ou utilizadores realizar a predição da classificação que um utilizador atribuiria a um determinado item (programa de televisão, filme, *etc.*). Desta forma é possível avaliar o nível de potencial interesse que o utilizador terá em relação ao respectivo item. Os conjuntos de dados que descrevem as características dos programas (título, género, actores, *etc.*) são armazenados de acordo com a norma TV-Anytime. Esta norma de descrição de conteúdo multimédia apresenta a vantagem de ser especificamente vocacionada para conteúdo audiovisual e está disponível livremente. O conjunto de recomendações obtidas é apresentado ao utilizador através da interacção com uma aplicação *Web* que permite a integração de todos os componentes do sistema.

Para validação do trabalho foi considerado um *dataset* de teste designado de *htrec2011-movielens-2k* e cujo conteúdo corresponde a um conjunto de filmes classificados por diversos utilizadores num ambiente real. Este conjunto de filmes possui, para além das

classificações atribuídas pelos utilizadores, um conjunto de dados que descrevem o género, directores, realizadores e país de origem. Para validação final do trabalho foram realizados diversos testes dos quais o mais relevante correspondeu à avaliação da distância entre predições e valores reais e cujo objectivo é classificar a capacidade dos algoritmos desenvolvidos preverem com precisão as classificações que os utilizadores atribuiriam aos itens analisados.

### *Palavras-Chave*

Sistema de Recomendação, Sistemas de recomendação de programas de televisão, Filtragem colaborativa, Filtragem de conteúdo, TV-Anytime.



## *Abstract*

With the expansion of Digital Television and convergence between conventional broadcasters and television over IP, the number of available channels has increased gradually putting the viewer in a situation of difficult choices about the program to watch. Overloaded with a lot of programs, many viewers systematically give up watching a program and tend to make zapping between different channels or always watch the same shows or channels. Faced with this problem of information overload, the recommendation systems stand out as a solution.

This thesis aims to look into some of the existing solutions for TV recommender systems and to develop an application that allows the recommendations of a set of programs have potential interest to the viewer. It will examine the principal concepts in the area of recommendation systems as well as some of the recommender systems for television programs developed to date. To carry out the recommendations, two algorithms will be developed based on collaborative filtering and content filtering. These algorithms calculate the similarity between items or users to make the prediction of the rating a user would assign to a particular item (television, film, etc.). Thus it is possible to evaluate the level of potential interest that a user will have in relation to a specific item. The data sets that describe the characteristics of programs (title, genre, actors, etc.) are stored according to the TV-Anytime standard. This standard of multimedia content description has the advantage of being specifically geared towards audiovisual content as well as of being a freely available standard. The defined set of recommendations will be presented to the user through a Web application that guarantees the interoperability of the full set of software implemented.

To validate the work, an existing dataset designated htrec2011-2k-movielens and whose content corresponds to a set of films classified by multiple users in a real environment was considered. This set of films has, in addition to the ratings given by users, a set of data describing the genre, directors, producers and country of origin. For the final validation of the work, different tests were carried out. The most important corresponds to the evaluation of the distance between predictions and the real evaluation scores. The objective

is to classify the ability of the algorithms developed to predict the ratings that users give to items analyzed.

***Keywords***

Recommendation system, Recommendation systems for television, Collaborative filtering, Content filtering, TV-Anytime.

# Índice

<b>AGRADECIMENTOS</b> .....	<b>I</b>
<b>RESUMO</b> .....	<b>III</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>V</b>
<b>ÍNDICE</b> .....	<b>VII</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b> .....	<b>IX</b>
<b>ÍNDICE DE TABELAS</b> .....	<b>XI</b>
<b>ACRÓNIMOS</b> .....	<b>XIII</b>
<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>1</b>
1.1. OBJECTIVOS.....	2
1.2. ORGANIZAÇÃO DO RELATÓRIO .....	3
<b>2. SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO</b> .....	<b>5</b>
2.1. ESTRUTURA GERAL DE SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO .....	7
2.2. CLASSIFICAÇÃO DE SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO .....	12
2.3. SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO NO CONTEXTO AUDIOVISUAL .....	22
<b>3. ESQUEMAS DE DESCRIÇÃO DE CONTEÚDO</b> .....	<b>29</b>
3.1. <i>ELECTRONIC PROGRAM GUIDES</i> (EPGs).....	29
3.2. METADADOS.....	31
3.3. FORMATOS DE METADADOS .....	32
<b>4. ARQUITECTURA E IMPLEMENTAÇÃO</b> .....	<b>47</b>
4.1. MODELO DE DADOS .....	47
4.2. ALGORITMOS DE RECOMENDAÇÃO .....	59
4.3. ARQUITECTURA DO SISTEMA .....	65
<b>5. AVALIAÇÃO DOS ALGORITMOS DE RECOMENDAÇÃO</b> .....	<b>75</b>
5.1. METODOLOGIAS DE AVALIAÇÃO.....	75
5.2. CONJUNTO DE DADOS DE VALIDAÇÃO.....	75
5.3. MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO CONSIDERADAS.....	77
5.4. RESULTADOS EXPERIMENTAIS .....	78
<b>6. CONCLUSÃO</b> .....	<b>89</b>
<b>REFERÊNCIAS DOCUMENTAIS</b> .....	<b>95</b>
<b>ANEXO A. FUNCIONALIDADES DO WEB SERVICE DE PROGRAMAÇÃO DE TV</b> .....	<b>101</b>

<b>ANEXO B. TV-ANYTIME: DESCRIÇÃO DE CONTEÚDO.....</b>	<b>103</b>
<b>ANEXO C. ESQUEMA DA BASE DE DADOS DA APLICAÇÃO DESENVOLVIDA .....</b>	<b>105</b>
<b>ANEXO D. FLUXOGRAMA DOS ALGORITMOS DE RECOMENDAÇÃO .....</b>	<b>107</b>
<b>ANEXO E. INTERFACES GRÁFICAS DA APLICAÇÃO .....</b>	<b>109</b>
<b>ANEXO F. RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DOS ALGORITMOS DE RECOMENDAÇÃO .....</b>	<b>113</b>

## Índice de Figuras

Figura 1	Estrutura geral de um sistema de recomendação.....	7
Figura 2	Exemplo de avaliação explícita no site da <i>Amazon</i> relativa a um determinado produto	8
Figura 3	Predição da avaliação de um conjunto de filmes para um determinado utilizador na aplicação <i>MovieLens</i> .....	9
Figura 4	Interface do <i>PersonaLogic</i> correspondente às características do produto.....	15
Figura 5	Interface inicial do sistema de recomendação de restaurantes <i>Entree</i> [9].....	21
Figura 6	Interface do <i>TV Scout</i> .....	24
Figura 7	Processo de junção de perfis .....	27
Figura 8	Exemplo de EPG em formato horizontal [26].....	30
Figura 9	Exemplo de EPG em formato vertical [17].....	30
Figura 10	Demonstração de algumas propriedades da norma Dublin Core através codificação em RDF e apresentação em XML [64] .....	34
Figura 11	Modelo de referência do TV-Anytime [20].....	38
Figura 12	Ambiente de referência ao conteúdo [18] .....	40
Figura 13	Exemplo de descrição de metadados [67] .....	41
Figura 14	Esquema TV-Anytime correspondente à descrição de um programa [21].....	42
Figura 15	Esquema TV-Anytime correspondente ao histórico de utilização [21].....	43
Figura 16	Conjunto de atributos disponíveis para a descrição de conteúdo fornecidos pela norma TV-Anytime [22].....	49
Figura 17	Estrutura hierárquica da descrição de conteúdo [67] .....	50
Figura 18	Esquema da estrutura <i>Usage History</i> de acordo com a norma TV-Anytime .....	51
Figura 19	Conjunto de tabelas que constituem a base de dados .....	52
Figura 20	Esquema da base de dados relativo à descrição de programas VoD.....	54
Figura 21	Esquema da base de dados relativo ao histórico de utilizador .....	54
Figura 22	Esquema da base de dados relativo à recomendação de programas no contexto televisivo .....	55
Figura 23	Esquema da base de dados relativo à recomendação de programas no contexto VoD	56
Figura 24	Exemplo de descrição de um programa disponibilizada pelo <i>Web Service</i> .....	57
Figura 25	Matriz <i>Users x Itens</i> [2] .....	62
Figura 26	Conjunto de itens avaliados pelo utilizador $u_1$ .....	63
Figura 27	Arquitectura do Sistema de Recomendação e Personalização de Televisão .....	66
Figura 28	Representação do menu superior através do qual é possível a navegação pelos diferentes tipos de programas.....	68
Figura 29	Descrição detalhada do programa seleccionado.....	69

Figura 30	Apresentação das recomendações disponíveis para os diferentes ambientes de programas.....	69
Figura 31	Lista de canais disponíveis para consulta da programação e exibição de programas...	70
Figura 32	Apresentação do EPG relativo ao canal SIC .....	71
Figura 33	Pequena descrição de um programa televisivo seleccionado no EPG.....	72
Figura 34	Apresentação dos programas mais vistos e adicionados ao sistema recentemente .....	72
Figura 35	Apresentação da interface relativa à selecção de um programa .....	73
Figura 36	Proporção de cada classificação no conjunto de dados .....	77
Figura 37	Comparação entre o número de predições entre a técnica baseada em conteúdo e em filtragem colaborativa mediante o aumento do número de itens.....	79
Figura 38	Comparação entre o número de predições entre a técnica baseada em conteúdo e em filtragem colaborativa mediante o aumento de utilizadores .....	80
Figura 39	Comparação do valor médio cinco primeiras predições num contexto de variação do número de utilizadores .....	81
Figura 40	Comparação do valor médio das cinco primeiras predições num contexto de variação do número de itens .....	81
Figura 41	Comparação do valor médio das cinco primeiras predições num contexto de variação do número de utilizadores e itens .....	81
Figura 42	Semelhança entre os mesmos itens preditos para os primeiros 10 e 20 itens de cada técnica utilizada.....	82
Figura 43	Valores obtidos correspondentes às diferentes métricas aplicadas à abordagem colaborativa <i>user-to-user</i> variando o número de itens e utilizadores .....	83
Figura 44	Valores obtidos correspondentes às diferentes métricas aplicadas à abordagem colaborativa <i>user-to-user</i> considerando a variação do número de utilizadores.....	84
Figura 45	Valores obtidos correspondentes às diferentes métricas aplicado à abordagem baseada em conteúdo .....	85
Figura 46	Variação de valores da MAE, MAPE e MSE considerando um diferente conjunto de atributos para o cálculo da similaridade entre itens.....	86
Figura 47	Comparação de alguns dos valores obtidos para as diferentes métricas e técnicas consideradas .....	87
Figura 48	Esquema da base de dados relativa à aplicação desenvolvida.....	105
Figura 49	Fluxograma representativo do algoritmo implementado, relativo à abordagem de filtragem colaborativa <i>user-to-user</i> .....	107
Figura 50	Fluxograma representativo do algoritmo implementado, relativo à abordagem de filtragem baseada em conteúdo .....	108
Figura 51	Interface da página inicial correspondente aos canais e programas de televisão .....	109
Figura 52	Estrutura da apresentação da página <i>Web</i> correspondente à selecção de um canal de televisão específico.....	110
Figura 53	Interface VoD.....	111
Figura 54	Interface VoD relativa à escolha de um determinado item.....	112

## Índice de Tabelas

Tabela 1	Recomendação baseada em filtragem colaborativa.....	16
Tabela 2	Esquema de um metadado correspondente a um filme .....	31
Tabela 3	Elementos do Dublin Core simplificado .....	32
Tabela 4	Exemplo de um refinamento do elemento Dublin Core <i>Date</i> [61].....	33
Tabela 5	Tabela comparativa entre a norma MPEG-7, TV-Anytime e Dublin Core.....	44
Tabela 6	Atributos descritivos dos programas utilizados nas diferentes aplicações .....	48
Tabela 7	Descrição do conjunto de tabelas existentes na base de dados.....	52
Tabela 8	Atribuição de classificação forma implícita através da percentagem de tempo do programa assistido.....	60
Tabela 9	Conjunto de itens para análise da similaridade .....	64
Tabela 10	Caracterização da fonte de dados <i>htrec2011-movielens-2k data set</i> .....	76
Tabela 11	Funcionalidades fornecidas pelo <i>Web Service</i> de programação de televisão .....	101
Tabela 12	Descrição dos metadados relativos ao conjunto <i>BasicContentDescriptionType</i> [19] .....	103
Tabela 13	Resultados obtidos relativos à média de predições para cada utilizador .....	113
Tabela 14	Resultados obtidos relativos à média do valor das predições para as primeiras 5 predições em cada uma das técnicas implementadas .....	114
Tabela 15	Resultados obtidos relativos à semelhança entre predições .....	115
Tabela 16	Resultados obtidos relativos às métricas consideradas referentes ao algoritmo baseado em filtragem de conteúdo .....	116
Tabela 17	Resultados obtidos relativos às métricas consideradas referentes ao algoritmo baseado em filtragem colaborativa.....	117
Tabela 18	Variação de valores da MAE, MAPE e MSE considerando um diferente conjunto de atributos para o cálculo da similaridade entre itens.....	118





## *Acrónimos*

- AIMED – *Activities, Interests, Mood, Experiences, Demographic information*
- AJAX – *Asynchronous Javascript And XML*
- ANN – *Artificial Neural Networks*
- API – *Application Programming Interface*
- CRID – *Content Reference Identifier*
- CSS – *Cascading Style Sheets*
- DC – *Dublin Core*
- DCMES – *Dublin Core Metadata Element Set*
- DCMI – *Dublin Core Metadata Initiative*
- EPG – *Electronic Program Guide*
- ETSI – *European Telecommunications Standards Institute*
- HTML – *HyperText Markup Language*
- ID – *Identify Document*
- IP – *Internet Protocol*
- ISBN – *International Standard Book Number*
- ISEP – *Instituto Superior de Engenharia do Porto*
- JSP – *JavaServer Pages*
- MAE – *Mean Average Error*

- MAPE – *Mean Absolute Percentage Error*
- MSE – *Mean Squared Error*
- MPEG – *Multimedia Content Description Interface*
- PARC – *Palo Alto Research Center*
- SQL – *Structured Query Language*
- STB – *Set-Top-Box*
- TV – *Televisão*
- TVA – *TV-Anytime*
- URL – *Uniform Resource Locator*
- VoD – *Video-on-Demand*
- XML – *Extensible Markup Language*

# 1. INTRODUÇÃO

Com o aumento crescente da diversidade de programas de televisão disponibilizados pelos operadores, aumenta de forma proporcional a dificuldade do espectador seleccionar, de entre os programas disponíveis, um programa de televisão do seu interesse. A diversificação e introdução de novos serviços oferecidos pelos operadores, que incluem por exemplo o acesso a arquivos de programas (serviços de vídeo a pedido) contribuem também para cativar mais clientes mas, em simultâneo, para dificultar uma selecção adequada dos conteúdos disponíveis.

As ferramentas tradicionais de procura de conteúdos televisivos designados de guias de programação electrónicos (EPGs - *Electronic Program Guides*) não atendem de forma eficiente às necessidades dos espectadores. Estes guias apresentam listas extensas de programas de televisão que obrigam o utilizador a despende demasiado tempo na procura de programas potencialmente interessantes. Uma situação semelhante ocorre nos sistemas de vídeo a pedido onde as funcionalidades de pesquisa são bastante limitadas.

Este problema de sobrecarga de informação faz com que ferramentas de apoio que auxiliam o espectador no processo de escolha do conteúdo que melhor se adequa aos seus interesses sejam uma mais valia para todos os intervenientes envolvidos. O grau de satisfação do espectador vai potencialmente aumentar, fidelizando-o a um determinado serviço/produto e contribuindo dessa forma para uma maior rentabilização económica para

o fornecedor de serviços. As ferramentas que apoiam estes processos são normalmente designadas por sistemas de recomendação. Este tipo de sistemas baseia-se geralmente na criação de um perfil para cada espectador ou um perfil para um grupo de utilizadores e, dependendo das técnicas adoptadas, permitem recomendar programas que melhor se enquadrem nesse perfil. A obtenção do perfil do espectador pode ser realizada de forma explícita, obrigando o utilizador a fornecer informações sobre as suas preferências, ou de forma implícita, relegando para o sistema a análise do histórico de comportamento do espectador de forma a inferir as suas preferências.

## **1.1. OBJECTIVOS**

O objectivo principal deste trabalho centrou-se no desenvolvimento de um sistema de acesso a conteúdos audiovisuais que inclui um módulo de recomendação que permite a apresentação de um conjunto de sugestões ao espectador. A aplicação desenvolvida permite o acesso a um arquivo de conteúdos previamente armazenados, disponibilizando por isso um serviço típico de vídeo a pedido assim como o acesso a um conjunto de canais de televisão permitindo a visualização de conteúdos no instante de difusão.

Os algoritmos de recomendação desenvolvidos permitem fazer sugestões de conteúdos em ambos os serviços através da aplicação de diferentes técnicas de recomendação de forma a permitir efectuar a comparação e analisar o desempenho de cada uma delas.

As características inerentes a cada um dos serviços abordados (*Video-on-Demand* - VoD e Televisão) foram tidas em consideração tendo os algoritmos e arquitectura do sistema reflectido essa diferença.

Para obtenção da solução final, procedeu-se à subdivisão do trabalho em múltiplas tarefas:

- Estudo de serviços/aplicações que incluem os sistemas de recomendação, com especial atenção para os sistemas de recomendação de programas de televisão;
- Estudo do conjunto de técnicas de recomendação existentes;
- Estudo de algumas normas internacionais de descrição de conteúdo multimédia e posterior escolha daquela que seria utilizada no presente trabalho;
- Especificação do modelo de dados e arquitectura do sistema;

- Desenvolvimento dos algoritmos correspondentes às técnicas de recomendação baseadas em filtragem de conteúdo e filtragem colaborativa;
- Desenvolvimento de uma aplicação *Web* que forneça o suporte à apresentação do conjunto de programas recomendados ao espectador;
- Teste e avaliação dos algoritmos desenvolvidos utilizando um conjunto de dados de referência.

## **1.2. ORGANIZAÇÃO DO RELATÓRIO**

A dissertação encontra-se dividida em 6 capítulos. O Capítulo 1 corresponde à presente parte introdutória do trabalho.

O Capítulo 2 apresenta os conceitos fundamentais na área dos sistemas de recomendação sendo no final do capítulo referidos alguns sistemas já desenvolvidos especificamente na área de programas de televisão.

No Capítulo 3 aborda-se a temática de descrição de conteúdos, assim como algumas das normas disponíveis para a descrição de material no contexto multimédia.

No Capítulo 4 é apresentada a arquitectura do sistema desenvolvido assim como uma descrição mais detalhada de todos os elementos desenvolvidos que compõem a aplicação. No final do capítulo é descrita a interface gráfica que, por fim, permite a apresentação das recomendações consideradas válidas, ao utilizador.

No Capítulo 5 é apresentado um conjunto de testes realizados aos algoritmos de recomendação desenvolvidos, baseados em filtragem de conteúdo e filtragem colaborativa.

Por fim, no Capítulo 6 são apresentadas as principais conclusões e perspectivado o trabalho futuro.



## 2. SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO

Citando Burke [9], um sistema de recomendação pode definir-se como qualquer sistema com capacidade de realizar recomendações individualizadas ou direccionar um utilizador de forma personalizada a serviços, produtos ou conteúdos, potencialmente interessantes e úteis, diante de um conjunto diverso de opções.

Embora os sistemas de recomendação tenham começado a ser desenvolvidos nos finais dos anos 70, apenas no início dos anos 90 surgiram as primeiras aplicações comerciais deste tipo de sistemas [46]. Autores como Adomavicius & Tuzhilin [1] atribuíram o aparecimento desse tipo de sistemas como uma resposta ao elevado crescimento de informação disponível para o utilizador.

Em 1978 começou a ser projectado pela empresa *Sinclair Radionics Ltd.* em *Cambridge*, Inglaterra, aquele que viria a ser considerado o primeiro sistema de recomendação. O sistema designado de *Grundy NewBrain* [53] propunha a criação e uso de perfis como um mecanismo para a identificação de padrões de consumo dos utilizadores com base numa quantidade limitada de informações sobre cada utilizador, sendo a informação obtida através de um questionário. Através da utilização de perfis, o sistema *Grundy* efectuava a

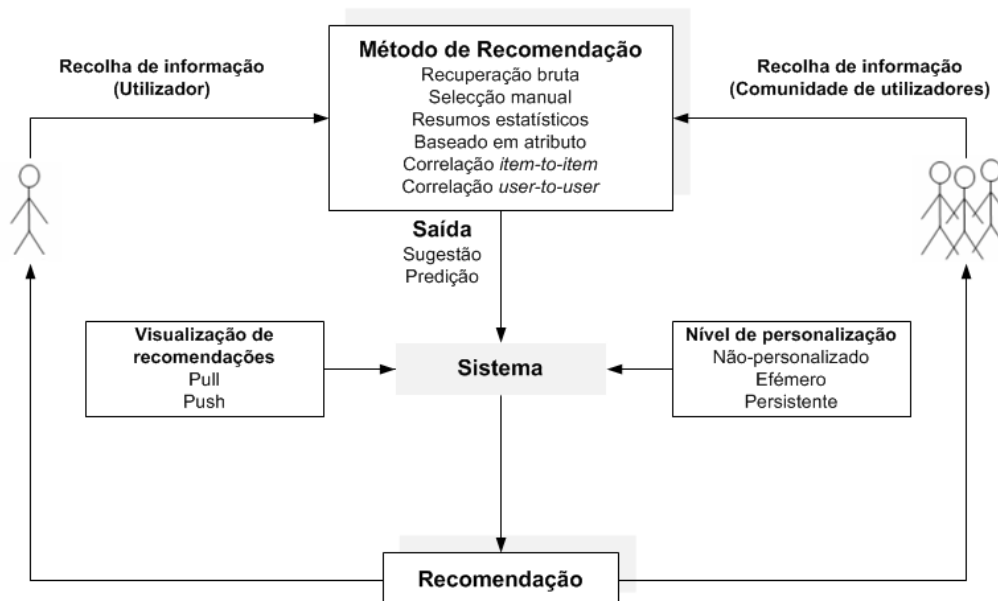
construção de um modelo adaptado a cada utilizador, que posteriormente era utilizado para a realização de recomendação de livros potencialmente interessantes [1].

Inicialmente os sistemas de recomendação foram denominados de “Sistemas de Filtragem Colaborativa” devido à utilização desse tipo de filtragem num sistema que surge em 1992 designado de *Tapestry Information Project*. O sistema *Tapestry* [25], desenvolvido pelo centro de pesquisa da *Xerox Palo Alto Research Center* (PARC), apresentou-se como um sistema experimental direccionado para o correio electrónico. Segundo Golberg *et al.* [25], a motivação para o seu desenvolvimento resultou do visível crescimento da utilização do correio electrónico. Este sistema permitia que os utilizadores avaliassem o conteúdo de uma mensagem e indicassem se a mesma tinha ou não interesse através de uma classificação de “bom” ou “mau”, ou ainda através de comentários que expressassem a sua opinião. As avaliações e comentários eram armazenados em conjunto com as mensagens de correio electrónico ficando acessíveis aos filtros aplicados pelos outros utilizadores do sistema. Dessa forma, um utilizador do sistema poderia filtrar as mensagens recebidas com base não apenas no seu conteúdo, mas também nas opiniões de outros utilizadores.

A introdução do termo mais genérico de “Sistemas de Recomendação” surge anos mais tarde, em 1997, por Resnick & Varian [51]. De acordo com estes autores o termo “recomendação” era mais apropriado por considerarem que em sistemas deste tipo, os utilizadores não tinham obrigatoriamente de colaborar entre si ou sequer se conhecerem.

Após o aparecimento dos primeiros sistemas de recomendação, esta área de investigação verificou o seu natural desenvolvimento tendo surgido na última década novos sistemas de recomendação com novas abordagens, que proporcionaram uma maior eficiência a este tipo de sistemas. Em [54] é apresentado um estudo que demonstra como o uso de sistemas de recomendação aplicados ao comércio electrónico tem possibilitado o aumento das vendas, ao auxiliar o utilizador a encontrar o produto desejado assim como produtos relacionados com o mesmo e de potencial interesse.





**Figura 1** Estrutura geral de um sistema de recomendação

## 2.1. ESTRUTURA GERAL DE SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO

Os sistemas de recomendação baseiam o seu funcionamento fundamentalmente na personalização de informação. Por sua vez, a personalização de informação encontra-se relacionada com o modo pela qual a informação e serviços podem ser ajustados às necessidades de um ou mais utilizadores.

De forma a representar a estrutura e modo de funcionamento de um sistema de recomendação, Shafter *et al.* [54] definiram uma estrutura geral direccionada aos sistemas de recomendação. A Figura 1 representa a estrutura de um sistema de recomendação, baseado neste modelo, sendo possível a combinação de diversos tipos de informação: utilizador, avaliação do utilizador relativa aos conteúdos e avaliações pela comunidade de utilizadores. Posteriormente é decidida a forma de saída das recomendações assim como o modo como as mesmas podem ser visualizadas. Opcionalmente, no caso de existir algum tipo de interacção por parte do utilizador em resposta à recomendação apresentada, esta pode ainda ser utilizada como entrada de dados adicional para futuras recomendações.

### 2.1.1. RECOLHA DE INFORMAÇÃO

Para que o perfil de utilizador possa ser determinado, é necessária a existência de uma ou mais interações do utilizador com o sistema até que as suas preferências possam ser identificadas de forma satisfatória. A recolha de informação nos sistemas de recomendação pode ocorrer essencialmente de duas formas: de forma implícita ou, em alternativa, de forma explícita [22,54].

A recolha de informação de forma implícita consiste numa abordagem em que não é perceptível, por parte do utilizador, este processo de recolha de informação realizado pelo sistema. A abordagem implícita é transparente ao utilizador e pode ser realizada por monitorização constante do seu comportamento. Consequentemente as avaliações implícitas são automaticamente inferidas, baseadas na interpretação das preferências do utilizador de acordo com o seu histórico de interação com o sistema (navegação, tempo de visualização de conteúdos, *etc.*). Este tipo de abordagem é ideal para utilizadores que não manifestem interesse ou disponibilidade para interagir com o sistema. Contudo, esta abordagem apresenta uma desvantagem relacionada com a fiabilidade da análise da informação recolhida, uma vez que fica a cargo do sistema prever as preferências do utilizador com base nessa informação.

Em contraste, na abordagem explícita, a informação é fornecida intencionalmente pelos utilizadores. Neste tipo de abordagem, o utilizador expressa, na maioria das vezes de forma quantitativa, a sua preferência por um determinado produto através de comentários, avaliações com diferentes níveis de valores (*e.g.* 1 a 5) (Figura 2), ou ainda, indicações binárias simples (*e.g.* “*did you like this?*”). Este tipo de informação é considerado mais precisa, uma vez que é fornecida pelo próprio utilizador. Contudo, exige da parte do mesmo uma maior disponibilidade para interação com o sistema.



Figura 2 Exemplo de avaliação explícita no site da Amazon relativa a um determinado produto

## 2.1.2. SAÍDA

A apresentação de recomendações representa a saída do sistema. Citando Shafter *al.* [54] as recomendações resultantes de um sistema de recomendação variam normalmente em tipo, quantidade e aparência. Segundo este autor, o tipo mais comum de representação das recomendações geradas pelo sistema é através da sugestão. A sugestão apresenta-se na interface do sistema, sob a forma “*try this*”, ou simplesmente “*this*”. Ao recomendar apenas um único item, a probabilidade de o utilizador considerar esse mesmo item aumenta consideravelmente. Existe contudo, o risco de o utilizador simplesmente ignorar esse item por já possuir conhecimentos sobre o mesmo ou simplesmente não gostar desse mesmo item. Em alternativa, e de uma forma mais comum, os sistemas de recomendação indicam um conjunto de sugestões a um utilizador específico de forma a fornecer um maior número de alternativas.

Um outro método de apresentação de recomendações apresentado por este autor designa-se de predição. A predição consiste na suposição de uma avaliação feita pelo utilizador caso este avaliasse o item respectivo. Neste tipo de abordagem o sistema apresenta um item associado a uma escala que prediz a sua relevância para o utilizador. Para o cálculo da predição pode ser considerada a avaliação de um utilizador com preferências semelhantes, ou o cálculo da similaridade do item respectivo com o perfil do utilizador em análise.

A Figura 3 apresenta um exemplo de predição realizado pela aplicação *Movielens*<sup>1</sup>, cuja funcionalidade é a recomendação de filmes.

Prediction or Rating ↕	Your Rating	Movie Information	Wish List
★★★★★	Not seen ▾	<b>Men of Means (1999)</b> VHS info   imdb   flag   Movie Tuner  Action, Drama [add tag] Popular tags: action homage    Disney 	<input type="checkbox"/>
★★★★	Not seen ▾	<b>Numskull Emptybrook in the Army (Uuno Turhapuro armeijan leivissä) (1984)</b> info   imdb   flag   Movie Tuner  Comedy - Finnish [add tag] Popular tags: Marjatta Raita    Spede Pasanen    Vesa-Matti Loiri 	<input type="checkbox"/>
★★★★	Not seen ▾	<b>Louis C.K.: Hilarious (2010)</b> info   imdb   flag   Movie Tuner  Comedy, Documentary [add tag] Popular tags: Louis C.K. 	<input type="checkbox"/>

Figura 3 Predição da avaliação de um conjunto de filmes para um determinado utilizador na aplicação *Movielens*

<sup>1</sup> www.movielens.org

<sup>2</sup> www.amazon.com

### 2.1.3. MÉTODOS DE RECOMENDAÇÃO

Podem definir-se diferentes métodos utilizados pelos sistemas de recomendação para fornecer recomendações [54]. Esses métodos variam, essencialmente na forma em que as informações recolhidas são utilizadas pelo sistema para gerar recomendações.

Os sistemas de recuperação bruta apresentam uma interface de pesquisa através da qual é possível realizar consultas a partir de uma base de dados. O utilizador pode efectuar pesquisas relativas a itens através de uma palavra-chave, sendo exibida por fim, uma lista de resultados considerados relevantes. Embora este tipo de abordagem seja actualmente bastante utilizado, por exemplo, em lojas de comércio electrónico, não representa propriamente uma recomendação no sentido mais restrito do termo, uma vez que esse tipo de método apenas recupera informações a partir de uma base de dados.

Outro tipo de método de recomendação bastante simples é designado de selecção manual. Neste caso editores, artistas, críticos e outros especialistas que conhecem o público-alvo, ou dados específicos, propõem as recomendações. As suas recomendações são frequentemente acompanhadas de comentários em formato de texto que auxiliam os utilizadores na análise da recomendação. Por exemplo, no caso de uma aplicação de recomendações de filmes em que o utilizador especifique um género sobre o qual gostaria de receber recomendações (*e.g.* Romance), o sistema pode retornar uma lista compilada por um crítico em que este considere os itens presentes na lista como os melhores filmes de “Romance” de sempre.

Em casos em que a personalização seja desnecessária, os sistemas de recomendação podem fornecer, de uma forma bastante eficiente, recomendações através de resumos estatísticos que representem as preferências da comunidade de utilizadores. Estes resumos incluem, por exemplo, o índice de popularidade de conteúdos ou ainda a média de classificação de um determinado item.

Por sua vez, recomendações com base nas propriedades sintácticas dos itens e dos interesses dos consumidores utilizam tecnologias baseadas em atributos. Um exemplo deste tipo de abordagem é o caso em que um utilizador procura um livro de culinária e o sistema fornece uma lista de três livros de culinária. As recomendações deste tipo são consideradas manuais na medida em que o utilizador precisa ordenar directamente uma recomendação ao sistema a partir das propriedades textuais do item desejado [46].

Outras aplicações utilizam correlação *item-to-item* para identificar itens que de alguma forma têm relação com itens pelo qual o utilizador demonstrou interesse. Um exemplo deste tipo de recomendação é a associação de itens: por exemplo, oferecer um par de meias quando o utilizador demonstra interesse por uns sapatos. A vantagem deste tipo de sistemas é oferecer um serviço que incentive o utilizador a visualizar ou adquirir itens que complementem os seus interesses tirando partido da predisposição ao consumo por parte do utilizador.

Por fim, os sistemas que utilizam métodos de recomendação *user-to-user* recomendam itens através da correlação entre utilizadores com preferências semelhantes. O princípio é que, se um utilizador com preferências semelhantes a outro mostrou interesse ou adquiriu um determinado item, o utilizador em análise também poderá gostar desse mesmo item.

Shafter *et al.* [54] refere que um ponto a ter em conta quando se considera o método de recomendação a utilizar relaciona-se com o facto de as recomendações poderem ser realizadas em tempo real, enquanto o utilizador interage com o sistema, ou em alternativa *offline* por motivos de desempenho. Recomendações em tempo real são preferíveis, pois podem responder de forma imediata às exigências do utilizador. Recuperação bruta, selecção manual, resumos estatísticos e recomendações baseadas em atributos podem, por possuir uma forma de cálculo mais simples, ser realizadas em tempo real. Por sua vez, recomendações *item-to-item* e *user-to-user*, por serem computacionalmente mais exigentes, são realizadas normalmente em modo *offline*. Nestes casos, é necessário garantir a actualização periódica da informação relacionada com o sistema de recomendação de forma a que o sistema utilize informações que correspondam ao comportamento actual do utilizador.

#### **2.1.4. GRAU DE PERSONALIZAÇÃO**

Os sistemas de recomendação podem fornecer recomendações com diferentes níveis de personalização. Para Shafter *et al.* [54] existem três níveis de sistemas de recomendação distintos: não-personalizado, efémero e persistente.

Quando os sistemas de recomendação fornecem recomendações idênticas a todos os utilizadores, o sistema é classificado como não-personalizado. Normalmente neste tipo de sistemas as recomendações fornecidas são baseadas em resumos estatísticos como conteúdos mais vendidos, mais vistos, *etc.*

Nos sistemas de recomendação efémeros, as recomendações encontram-se directamente relacionadas com a interacção do utilizador com o sistema. Os sistemas efémeros podem considerar-se como estando um nível acima em relação aos sistemas não-personalizados, uma vez que são sensíveis à interacção do utilizador com o sistema. No entanto, neste tipo de sistemas não é considerado o histórico de acções do utilizador.

Por fim, os sistemas de recomendação persistentes baseiam-se na identificação do utilizador tendo em consideração o histórico de interacções do mesmo com o sistema. Desta forma, este tipo de sistema permite a apresentação de recomendações de acordo com o perfil do utilizador, efectuando recomendações baseadas nas suas preferências pessoais.

### **2.1.5. VISUALIZAÇÃO DE RECOMENDAÇÕES**

A forma de apresentação aos utilizadores das recomendações geradas pelo sistema é uma decisão crítica num sistema de recomendação [54]. A apresentação dos resultados possui uma forte dependência da forma como o sistema de recomendação foi desenvolvido. Porém segundo Ávila [4] é evidente uma preferência em apresentar os dados como uma lista ordenada e limitada aos itens mais relevantes para o utilizador.

Segundo este autor, a apresentação de recomendações pode seguir duas abordagens. Na primeira, a apresentação das recomendações ocorre sem que o utilizador as solicite. Essa abordagem é designada de tecnologia *push*. A segunda abordagem, denominada como tecnologia *pull*, apresenta as informações somente quando solicitadas pelo utilizador.

## **2.2. CLASSIFICAÇÃO DE SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO**

Os sistemas de recomendação são geralmente classificados segundo a abordagem de recomendação utilizada.

Diversos autores [1,4,60] propõem as seguintes categorias:

**Sistemas baseados em conteúdo** – São recomendados itens semelhantes aqueles pelos quais o utilizador demonstrou interesse no passado.

**Sistemas baseados em filtragem colaborativa** – Neste tipo de sistemas, são geradas recomendações baseadas na correlação entre as preferências de um grupo de utilizadores com o conteúdo pelo qual o utilizador demonstrou interesse.

**Sistemas Híbridos** – Os sistemas híbridos resultam maioritariamente da combinação entre sistemas baseados em conteúdo e filtragem colaborativa.

Em algumas publicações [9,52] , são ainda referidos outros tipos de sistemas de recomendação, tais como sistemas demográficos, sistema baseados em conhecimento ou ainda sistemas baseados em comunidade ou utilidade. Contudo, de acordo com Lucas [39], alguns destes sistemas podem ser considerados como especializações dos sistemas anteriormente referidos.

Os sistemas de recomendação demográficos utilizam informações explícitas do utilizador, tais como idade, sexo, estado civil, local de habitação, para gerar recomendações. Como exemplo, Pazzani [47] cita o *LifeStyle Finder*. Este sistema tinha o objectivo de dividir a população americana em 62 grupos demográficos de acordo com os seus históricos de compra, estilo de vida e respostas a alguns questionários sobre práticas culturais. A vantagem de uma abordagem demográfica relaciona-se com o facto de não ser necessário o histórico de classificações de itens como no caso da abordagem baseada em conteúdo e filtragem colaborativa [9].

Os sistemas de recomendação baseados em conhecimento geram recomendações fundamentadas nas necessidades e preferências dos utilizadores e no conhecimento que têm armazenado sobre os itens, determinando como cada item pode satisfazer tais necessidades e preferências. Estes sistemas não necessitam da existência de um histórico de informação relativa ao utilizador, assim como não necessitam de recolher informação de um utilizador em particular, uma vez que as suas recomendações são independentes dos gostos individuais. Estes tipos de sistemas são especialmente apropriados para aplicações onde os utilizadores são esporádicos, ou seja, que apenas interagem com o sistema quando possuem uma necessidade específica relacionada com os serviços prestados pelo mesmo.

Burke apresenta em [9] alguns exemplos deste tipo de aproximações, entre os quais se pode referir o sistema *PickAFlick*. Neste sistema, de recomendação de filmes, com base no filme que o utilizador escolheu, do qual o sistema possui “conhecimento” sobre várias características, o sistema recomenda outros filmes através da semelhança de género, actores e director.

Os sistemas baseados em comunidade realizam recomendações com base nas preferências de utilizadores conhecidos pelo utilizador alvo. Evidências sugerem que a maioria das

pessoas tendem a confiar mais em recomendações realizadas por pessoas suas conhecidas do que em recomendações de utilizadores com preferências semelhantes, mas em contrapartida anónimos. Esta observação, combinada com a crescente popularidade das redes sociais, gera um crescente interesse por este tipo de abordagens [52]. Nestas é possível adquirir informações sobre a interacção social do utilizador e consequentemente sobre as preferências dos seus amigos, sendo as posteriores recomendações realizadas com base nas avaliações que foram fornecidas pelos amigos do utilizador.

Por sua vez, os sistemas baseados em utilidade realizam recomendações considerando quanto um determinado item é útil ao utilizador. Este tipo de abordagem fundamenta-se na construção de uma função de utilidade que considera os interesses do utilizador. O perfil de utilizador é representado pela função de utilidade que o sistema considera como entrada de dados, e que será utilizada para encontrar a melhor opção de acordo com as preferências do utilizador [9]. Neste tipo de sistemas devem ser consideradas todas as características dos itens na criação da função de utilidade. Além das características próprias dos itens, o sistema pode considerar outros factores que contribuam para a melhor análise de um produto, tais como o prazo de entrega, fornecedor, disponibilidade do produto, *etc.* Contudo, a consideração de todas as características disponíveis, na construção da função de utilidade, exige um elevado grau de interacção do utilizador com o sistema, que de certo modo pode ser considerado um inconveniente. Em [27] é apresentado um sistema de comércio electrónico designado *PersonaLogic*. Este sistema permite aos consumidores limitar a gama de produtos que melhor correspondem às suas necessidades através da interacção com um conjunto de opções e características (Figura 4). Por fim, um motor de satisfação de restrições ordena a lista de todos os produtos que obedecem às condições indicadas.

### **2.2.1. SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO BASEADOS EM CONTEÚDO**

Segundo Balabanovic & Shoham [5], os sistemas de recomendação baseados em conteúdo podem definir-se como sistemas que geram recomendações de novos conteúdos, com base no histórico de preferências do utilizador. A similaridade entre os conteúdos é medida na maioria dos casos através da análise de informação que caracteriza o conteúdo ou descreve os conteúdos, tais como o género de um filme ou o autor de um determinado livro [58]. A



**How important to you are the following characteristics?**

Bicycle characteristics will be most important to people who want to ride aggressively. If you don't plan to ride fast or tackle trails, we suggest that you skip this page and continue to the next.

**Frame durability** is the bike frame's ability to resist denting, cracking, and bending. The type of material used in the frame determines its durability.

The **weight** of the bike includes the components and wheels, not just the frame.

●  
● (several more Web pages of "deep interview")

**Figura 4** Interface do *PersonaLogic* correspondente às características do produto.

descrição dos interesses do utilizador é obtida através de informações fornecidas pelo próprio utilizador, ou em alternativa através da análise do seu perfil [28].

Como exemplos de sistemas que utilizam esta abordagem podem referir-se o *NewsWeeder* [35], um sistema de recomendação de notícias na *Web*. Neste, com base nas avaliações fornecidas pelo utilizador relativas às notícias consultadas, o sistema recomenda outras notícias que correspondam às preferências manifestadas pelo utilizador. Como exemplo, se o utilizador mostrar preferência por notícias relacionadas com desporto, o sistema irá recomendar outras notícias com conteúdo desportivo.

De acordo com Adomavicius & Tuzhilin [1], os sistemas baseados em conteúdo apresentam diversas limitações:

**Análise de conteúdos limitada** – Técnicas baseadas em conteúdo são limitadas pela informação que é explicitamente associada aos conteúdos a recomendar. Neste sentido, um dos problemas específicos de sistemas baseados em conteúdo relaciona-se com a possível inexistência de informação relativamente aos vários conteúdos, que permitiria o cálculo de similaridade entre estes [39]. Enquanto técnicas de recuperação de informação se apresentam bastante funcionais na extracção de informações de documentos de texto, noutros conteúdos a extracção de informação é de difícil aplicação (*e.g.* imagens, áudio e vídeo), sendo a atribuição manual na maior parte dos casos inviável devido a limitações de recursos. Além disso, os sistemas baseados em conteúdo não conseguem ter em consideração características como a qualidade do texto ou o prestígio do autor.

**Super especialização** – Em virtude dos sistemas baseados em conteúdo apoiarem as suas recomendações em conteúdos pelo qual o utilizador já demonstrou interesse, este tipo de sistemas acaba por limitar o resultado das recomendações unicamente a conteúdos já conhecidos do utilizador. Além disso, o problema de super especialização não se relaciona apenas com a falta de diversidade de conteúdos. Em certos casos, determinados conteúdos não deveriam ser recomendados no caso de apresentarem muitas semelhanças com conteúdos a que o utilizador já teve acesso (*e.g.* notícias que descrevam a mesma ocorrência).

**Problema do novo utilizador** – Para que um sistema de recomendação baseada em conteúdo possa apresentar recomendações fiáveis, é necessário um número significativo de dados relativos às preferências do utilizador. Um novo utilizador com um baixo nível de interacção com o sistema não poderá consequentemente obter recomendações que apresentem um elevado grau de precisão.

## 2.2.2. SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO BASEADOS EM FILTRAGEM COLABORATIVA

Considerada por Su & Khoshgoftaar [58] uma das abordagens mais eficientes utilizadas no âmbito dos sistemas de recomendação, os sistemas baseados em filtragem colaborativa utilizam as preferências conhecidas de um grupo de utilizadores para realizar recomendações a utilizadores com preferências semelhantes. Os interesses associados ao grupo de utilizadores são resultado das interacções dos utilizadores com o sistema, através de avaliações ou comentários relativos a itens [37].

A Tabela 1 apresenta, de uma forma aproximada, o modo de funcionamento de um sistema baseado em filtragem colaborativa. Como exemplo, supondo que se pretenda recomendar um produto ao utilizador António, o sistema irá procurar utilizadores com preferências de consumo semelhantes. No caso, o utilizador João e Carlos já adquiriram um produto

**Tabela 1** Recomendação baseada em filtragem colaborativa

Utilizador	Produto 1	Produto 2	Produto 3	Produto 4
João	√	√		
Carlos		√	√	
Ana	√			√
António	?	√	?	

semelhante àquele pelo qual o António demonstrou interesse (Produto 2). Posteriormente, o sistema recomenda ao utilizador António produtos que os utilizadores João e Carlos tenham adquirido e o António ainda não, como o Produto 1 e o Produto 3.

De acordo com alguns autores [1,11,48], os algoritmos de filtragem colaborativa encontram-se divididos em duas categorias: algoritmos baseados em memória (*memory-based*) e algoritmos baseados em modelos (*model-based*).

Os algoritmos baseados em memória mantêm uma base de dados com todos os utilizadores e respectivas preferências, sendo realizadas recomendações com base em todo o conteúdo da base de dados, por sua vez constituída pelo conjunto de utilizadores e/ou itens previamente avaliados.

Os algoritmos baseados em memória apresentam como vantagem a simplicidade de implementação, assim como a facilidade de adição de novos dados. Em contrapartida, este tipo de algoritmos tende a sofrer de problemas relacionados com a exigência computacional, na medida em que, com o aumento da base de dados, torna-se necessário a disponibilidade de maior número de recursos computacionais para realização das correlações necessárias às recomendações.

Os algoritmos baseados em memória podem subdividir-se em algoritmos baseados em utilizadores (*user-based*) e algoritmos baseados em itens (*item-based*) [1,36,39,48,62].

**Algoritmos baseados em utilizadores** - Em algoritmos baseados em utilizadores, com base nas preferências dos utilizadores são recomendados itens da preferência de utilizadores com iguais características ou atributos. Segundo Lucas [39] este tipo de abordagem revela uma boa precisão quando a maioria dos utilizadores tem uma forte correlação de interesses com outros utilizadores. Esta abordagem foi seguida no sistema *Grouplens* [50]. O *Grouplens* é um sistema de *netnews* que permite ao utilizador realizar avaliações (escala de 1 a 5) referentes aos artigos consultados. Posteriormente, as avaliações obtidas são relacionadas com utilizadores com avaliações semelhantes relativas ao mesmo artigo, de forma a sugerir novos artigos com base nessas informações.

**Algoritmos baseados em itens** - Algoritmos baseados em itens, baseiam-se na similaridade entre itens. Esta abordagem procura identificar itens associados a outros utilizadores que de alguma forma possuem uma relação com itens pelo qual o utilizador demonstrou interesse. De acordo com Adomavicius & Tuzhilin [1] este tipo de algoritmos apresenta um melhor desempenho e qualidade em relação aos algoritmos baseados em utilizadores, sendo por exemplo, o algoritmo utilizado pela *Amazon*<sup>2</sup>. Neste *site* de comércio *on-line*, o sistema recomenda itens semelhantes aos consultados, avaliados ou adquiridos pelo utilizador e efectua recomendações de itens adquiridos ou avaliados por outros utilizadores e que são semelhantes aos itens pelos quais o utilizador em causa demonstrou interesse.

Os algoritmos baseados em modelos utilizam um conjunto de dados para estimar ou assimilar um modelo, posteriormente utilizado para gerar as recomendações. Este tipo de algoritmos utiliza uma aproximação probabilística para tentar prever o valor esperado de uma classificação por parte do utilizador com base nas suas preferências prévias por outros itens. Para construção do modelo são normalmente utilizados algoritmos de aprendizagem, tais como redes *bayseanas* [11] e redes neuronais [7] entre outros [66]. De um modo geral, algoritmos baseados em modelos tendem a originar recomendações de forma mais rápida, embora para certas aplicações a complexidade e tempo para determinar o modelo possam ser considerados proibitivos.

Os sistemas de recomendação baseados em filtragem colaborativa não possuem algumas das limitações dos sistemas baseados em conteúdo. Através da interacção com outros utilizadores este tipo de sistemas podem recomendar qualquer tipo de conteúdo podendo apresentar aos utilizadores recomendações inesperadas, ou que o surpreendam. No entanto, segundo Adomavicius & Tuzhilin [1] este tipo de abordagem possui as suas próprias limitações:

**Problema do novo utilizador** – Tal como sucede nos sistemas baseados em conteúdo, de forma a realizar recomendações precisas o sistema deve primeiro assimilar as preferências do utilizador baseadas na classificação de vários itens.

---

<sup>2</sup> [www.amazon.com](http://www.amazon.com)

**Novo item** – Novos itens são regularmente adicionados aos sistemas de recomendação. Uma vez que os sistemas de recomendação baseados em filtragem colaborativa dependem unicamente das preferências de outros utilizadores para realizar recomendações, enquanto um novo item não se encontrar associado a um significativo número de avaliações não poderá ser recomendado.

**Esparsidade (*Sparsity*)** - Se o número de utilizadores é pequeno em relação ao volume do número total de itens presentes no sistema, existe a forte possibilidade de as classificações atribuídas se tornarem muito dispersas. Por exemplo, num sistema de recomendação de filmes, os filmes que forem classificados por poucos utilizadores serão raramente recomendados, mesmo que lhes sejam atribuídas classificações elevadas. Uma forma superar este problema é a utilização, em conjunto, de informação relativa ao perfil do utilizador no cálculo da similaridade entre utilizadores. Isto é, dois utilizadores podem ser considerados similares não apenas se avaliarem igualmente o mesmo item, mas também se possuírem características de perfil semelhantes (idade, interesses, *etc.*). Em [47], é apresentado um sistema de recomendação que utiliza informações relacionadas com o perfil do utilizador, como a idade, sexo, informação demográfica, educação e emprego para efectuar a recomendações de restaurantes.

**Ovelha cinzenta (*grey sheep*)** – Este problema relaciona-se com a existência de utilizadores com preferências incomuns, dificultando dessa forma a correlação com outros utilizadores [9].

**Escalabilidade** – Os sistemas de recomendação baseados em filtragem colaborativa podem tornar-se pouco eficientes com a existência de um número elevado de utilizadores ou itens [39]. Este aumento tem como consequência o aumento de recursos computacionais necessários para determinar as correlações necessárias à realização de recomendações. Devido ao elevado tempo de resposta por parte do sistema, o problema da escalabilidade tem maior representação em sistemas que realizam o processamento de dados em tempo real.

### 2.2.3. SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO HÍBRIDOS

Os sistemas de recomendação híbridos resultam da combinação de duas ou mais técnicas de recomendação, diminuindo dessa forma as limitações da utilização de apenas uma abordagem.

Os sistemas híbridos podem ser implementados sob a forma de métodos distintos e de acordo com o modo de combinação das diferentes abordagens. Em relação aos diferentes métodos de implementação de sistemas híbridos, Burke [9] identificou as seguintes possibilidades:

**Ponderado (*Weighted*)** – As recomendações das várias técnicas integrantes do sistema são ponderadas, através da consideração de cada um dos pesos. A recomendação final é obtida através da combinação das avaliações obtidas individualmente. Um exemplo da utilização desta técnica é descrito em [12]. O *P-Tango*, um sistema de recomendação de notícias num jornal *on-line*, inicialmente realiza recomendações baseadas em filtragem colaborativa e em conteúdo com igual peso, mas gradualmente ajusta a ponderação, de acordo com a resposta positiva ou negativa, por parte do utilizador, às recomendações apresentadas.

**Alternado (*Switching*)** – O sistema efectua a escolha entre técnicas de recomendação de acordo com o contexto actual ou um critério definido. Por exemplo, se o resultado da utilização de filtragem baseada em conteúdo não retornar resultados satisfatórios, a recomendação é realizada utilizando a abordagem baseada em filtragem colaborativa.

**Mistas (*Mixed*)** – As recomendações provenientes de diferentes técnicas são apresentadas simultaneamente. O sistema PTV [13] aplica técnicas baseadas em conteúdo às descrições textuais dos programas de televisão e técnicas baseadas em filtragem colaborativa para apresentar recomendações baseadas nas preferências de outros utilizadores. Como resultado final, são apresentadas simultaneamente recomendação de novos programas de televisão baseadas nos diferentes tipos de abordagem.

**Cascata (*Cascade*)** – Ao contrário do que sucede nos anteriores métodos de implementação de sistemas híbridos, o método em cascata envolve um processo

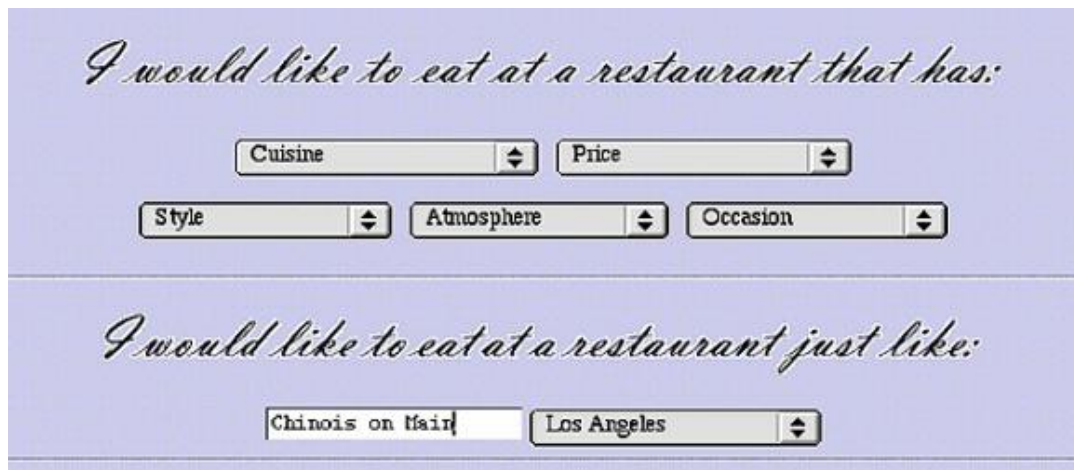


Figura 5 Interface inicial do sistema de recomendação de restaurantes *Entree* [9]

faseado de forma a criar uma estrutura hierárquica. Neste tipo de sistemas, uma determinada técnica de recomendação é aplicada inicialmente de forma a obter um conjunto de resultados. Posteriormente, de forma sequencial, é possível aplicar outro tipo de técnicas de forma a refinar os resultados obtidos anteriormente. O sistema de recomendação de restaurantes *Entree*, descrito em [9], é um exemplo de um sistema de recomendação em cascata. Inicialmente, o utilizador interage com o sistema através da indicação de um restaurante do qual pretenda obter recomendações de restaurantes semelhantes. Pode também, em alternativa, seleccionar um conjunto de critérios que pretende que se encontrem presentes nos restaurantes recomendados. A apresentação da interface do sistema *Entree* encontra-se representada na Figura 5. Perante os resultados obtidos, o utilizador pode ainda, de forma sequencial, especificar o tipo de restaurante que pretende através da interacção de um conjunto de características apresentadas, tais como preços, ambiente ou tipo de restaurante.

**Meta-nível (*Meta-level*)** – O modelo resultante da aplicação de uma técnica de recomendação é utilizado como entrada de uma outra técnica. Em [5] é apresentado o *Fab*, um sistema de recomendação de páginas *Web*. Este sistema combina a recomendação baseada em conteúdo com técnicas de recomendação baseadas em filtragem colaborativa, procurando dessa forma eliminar as desvantagens associadas a cada uma das abordagens aplicadas individualmente. Inicialmente, o modelo de utilizador é criado com base num conjunto palavras-chave que representam os seus interesses. Posteriormente, o sistema determina um conjunto

de utilizadores com perfis semelhantes ao utilizador em análise, de forma a ser possível a aplicação de técnicas baseadas em filtragem colaborativa. Assim, é possível ao utilizador receber recomendações de um item se este se enquadra no seu perfil ou com o perfil de um utilizador semelhante. Por utilizar um modelo de utilizador construído com base em técnicas baseadas em conteúdo como entrada de uma técnica colaborativa, esse sistema é considerado *Meta-level*.

Em suma, as estratégias híbridas apresentadas devem ser utilizadas de acordo com cada situação, por exemplo, privilegiando técnicas baseadas no conteúdo quando existem poucas correlações entre utilizadores e técnicas colaborativas no caso da ausência de conteúdos descritivos sobre os itens ou de similaridade entre estes. Desta forma, é possível ultrapassar as desvantagens de cada técnica utilizada individualmente e melhorar a precisão do sistema [39]. Estas afirmações são corroboradas em [10] onde o autor apresenta uma comparação entre as várias técnicas descritas anteriormente (ponderado, alternado, mistas, cascata, meta-nível), apresentando os respectivos resultados.

## **2.3. SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO NO CONTEXTO AUDIOVISUAL**

Ao longo dos anos, diversas investigações e implementação de sistemas experimentais têm sido realizados no âmbito da recomendação de programas de televisão. Nas secções seguintes apresentam-se alguns desses trabalhos.

### **2.3.1. PTV - INTELLIGENT PERSONALISED TV GUIDES**

O PTV - *Intelligent Personalised TV Guides* [13] foi um dos projectos pioneiros na área de recomendação de conteúdo personalizado para televisão digital, sendo uma referência para muitos dos trabalhos que surgiram posteriormente [57].

O PTV é descrito como um sistema que permite uma aprendizagem automática sobre as preferências pessoais dos utilizadores, fornecendo-lhes diariamente um guia personalizado de programas baseados no seu perfil. Para a recomendação de programas, este sistema é baseado nos métodos de filtragem de conteúdo e filtragem colaborativa sendo as recomendações fornecidas resultado do cruzamento da lista de recomendação de ambas as abordagens.

O perfil de utilizador é registado inicialmente de forma explícita, onde são especificados os seus interesses de entre as várias opções disponíveis (canais de televisão disponíveis,



horários de visualização, género de programas, *etc.*). De forma a aumentar a eficiência do sistema e aumentar a interacção com o utilizador os programas recomendados podem ainda ser classificados pelo utilizador de forma positiva ou negativa através de um conjunto de ícones que surgem conjuntamente com a lista de programas recomendados.

O sistema PTV foi desenvolvido de forma a poder ser acedido através de uma página *Web*, ou em alternativa através de um telefone móvel com ligação à *internet*.

### **2.3.2. TV SCOUT**

Um outro sistema de recomendação desenvolvido para a plataforma *Web*, *TV Scout*, é apresentado em [6]. Os autores abordam a problemática de para os sistemas de recomendação baseados em métodos de filtragem, ser necessário recolher informações sobre os interesses dos utilizadores antes da realização de qualquer processo de recomendação de conteúdo. O *TV Scout* foi assim originalmente desenvolvido de forma a ser apresentado aos utilizadores, não directamente como um sistema baseado em métodos de filtragem, mas como um sistema de monitorização de informação onde toda a interacção do utilizador com a aplicação conduz a resultados imediatos. Desta forma, a abordagem adoptada no desenvolvimento do *TV Scout* presume que os utilizadores irão preferencialmente optar por um sistema que ofereça benefícios imediatos, em contraste com um sistema que permita maiores benefícios a longo prazo. Mediante esta abordagem, o objectivo principal do *TV Scout* é reunir de forma contínua e discreta informações de forma implícita, sobre os interesses do utilizador evoluindo de uma forma progressiva para um sistema baseado em métodos de filtragem.

A interface do *TV Scout* é constituída por um conjunto de menus e por uma zona de apresentação de conteúdos (Figura 6).

Num primeiro acesso ao sistema, é necessário que o utilizador efectue um registo de forma explícita. Através da interacção com os menus é possível realizar pesquisas, seleccionar canais ou consultar os programas disponíveis nos guias de programas apresentados. Neste sistema, as escolhas do utilizador são, de forma implícita, armazenadas. O sistema permite ainda que o utilizador consulte e edite o seu perfil manualmente, de forma a aumentar a eficácia do sistema. Quando solicitado é apresentada uma lista de programas recomendados, baseados no perfil do utilizador e nas informações recolhidas pelo sistema.



Figura 6 Interface do TV Scout

### 2.3.3. AIMED - ACTIVITIES, INTERESTS, MOOD, EXPERIENCES, DEMOGRAPHIC INFORMATION

Em [32] é apresentado um sistema de recomendação personalizado que não se baseia apenas nas informações recolhidas e armazenadas no perfil do utilizador, mas usa também informação que pode variar em cada acesso do utilizador (*e.g.* humor). Neste sistema, o mecanismo de recomendação tem em consideração algumas características inerentes ao utilizador, tais como actividades, interesses, humor, experiências e informações demográficas (*AIMED - Activities, Interests, Mood, Experiences, Demographic information*). Segundo os autores do projecto, os programas de recomendação tradicionais que apenas consideram informações como a localização demográfica, embora importantes, não determinam com precisão as necessidades dos utilizadores. Devem ser consideradas informações como o estilo de vida do utilizador, de forma a ser possível gerar uma imagem precisa das preferências do espectador. Segundo os autores, alguns estudos realizados [23,24] confirmam efectivamente que as preferências de visualização dos espectadores estão directamente relacionadas com o seu estilo de vida. De uma forma semelhante, características como o humor devem também ser consideradas. Também para este caso,

estudos realizados [49,68] indicam que as preferências de visualização de diferentes géneros de programas se encontram directamente relacionadas com o estado de espírito do espectador. Desta forma, a análise deste tipo de características, não consideradas normalmente, teve como objectivo aumentar significativamente a precisão de recomendação e diminuir os erros em relação ao modelo convencional.

O sistema utiliza a técnica de redes neuronais artificiais (*Artificial Neural Networks* - ANN) para gerar o modelo de predição de recomendação e prever eficazmente as preferências dos utilizadores.

O AIMED apresenta-se como um sistema de recomendação híbrido baseando a recomendação de programas em métodos de filtragem de conteúdo em conjunto com métodos de filtragem colaborativa.

Neste sistema, todos os utilizadores que acedam pela primeira vez ao sistema, devem registar-se através do preenchimento de um questionário que reúne dados demográficos, estilo de vida e preferências relativas a programas de televisão. As informações adquiridas são armazenadas na *Set-Top-Box* (STB) constituindo dessa forma o perfil de utilizador. Posteriormente, o perfil de utilizador é associado a um modelo de grupo compatível, que é frequentemente actualizado.

Durante a visualização de programas, os espectadores devem indicar o seu estado de espírito (humor) através de um conjunto de botões presentes no mecanismo de controlo remoto. Além disso, enquanto assiste, o utilizador pode classificar o programa de acordo com as suas preferências. O prestador de serviços regista a classificação de forma a criar *rankings* de classificação dos programas. O modelo de recomendação de cada utilizador é desta forma formado de acordo com a correspondência entre o perfil de utilizador e o modelo de grupo a que se encontra associado.

#### **2.3.4. PERSONALIZATION - IMPROVING EASE-OF-USE, TRUST AND ACCURACY OF A TV SHOW RECOMMENDER**

Buczack *et al.* apresenta em [8] um sistema de recomendação ou que os programas correspondentes às recomendações apresentadas pela aplicação podem ser gravadas em formato digital no disco rígido do sistema. Esta diferente abordagem surge da percepção dos autores de que utilizadores que faziam uso de vídeo gravadores maioritariamente optavam por assistir a programas de televisão gravados em alternativa a programas de

televisão em tempo real. Nesse contexto os autores desenvolveram uma aplicação que da mesma forma que o espectador pudesse solicitar recomendações de programas disponíveis no EPG, fosse também possível ao espectador, solicitar recomendação de programas para serem gravados.

Durante a fase de testes, observaram que existiam diferentes atitudes por parte dos utilizadores, na forma como estes pretendiam interagir com o sistema. Nesse sentido, foram definidos três tipos de utilizadores: os utilizadores passivos (“*Do it for me*”), que pretendem um sistema totalmente automatizado; os utilizadores que procuram algum controlo (“*Let's do it together*”), mas que não pretendem perder muito tempo a ajustar parâmetros; e por fim, utilizadores que pretendem o controlo total do sistema (“*Let me drive*”), por exemplo, alterando explicitamente o seu perfil, ou configurando o número de recomendações que serão apresentadas.

Ainda durante a fase de testes os autores aperceberam-se que quando o sistema recomendava programas regularmente vistos, os utilizadores consideravam que o sistema funcionava correctamente. Contudo, quando o sistema recomendava programas desconhecidos aos utilizadores, estes consideravam que o sistema não funcionava correctamente questionando a sua eficiência. Para resolução do que Buczack *et al.* [8] consideraram um problema, foi desenvolvido um algoritmo designado de *reflective view history*. Este algoritmo apercebe-se da existência de novos programas, e indica ao espectador que se trata de um programa que ainda não foi visto, por exemplo por se tratar de um programa que surgiu recentemente ou que nunca foi exibido. Esta metodologia, em que são justificadas ao utilizador o fundamento das recomendações, permite melhorar a confiança por parte dos utilizadores em relação às recomendações do sistema.

Para obtenção das recomendações, o sistema referido faz uso de redes neurais artificiais, obtendo no final resultados bastante satisfatórios.

### **2.3.5. TV4M - TV PROGRAM RECOMMENDATION FOR MULTIPLE VIEWERS BASED ON USER PROFILE MERGING**

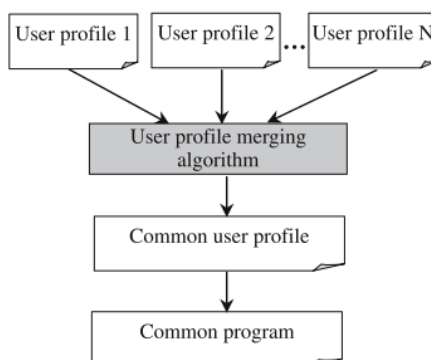
Em Zhien *et al.* [68] é apresentado um sistema de recomendação de programas para multi-espectadores baseado na junção do perfil dos vários espectadores. Os autores do sistema TV4M pressupõem que o ambiente televisivo é grande parte das vezes formado por um grupo de espectadores. Nesse contexto, os autores consideram que os sistemas de

recomendação não devem apenas fornecer programas personalizados a utilizadores individuais, mas devem também ser capazes de realizar recomendações a vários utilizadores, no caso dos mesmos se encontrarem a assistir a conteúdos televisivos em conjunto e no mesmo local.

Neste sistema, todos os perfis dos utilizadores são inicialmente são agrupados de forma a construir um perfil comum. Posteriormente, o sistema origina várias recomendações que considere reflectir de forma mais aproximada a maioria das preferências do grupo. O esquema deste processo encontra-se representado na Figura 7.

Exemplificando de uma forma simples, considerem-se o utilizador A, B, C, D e E. Os utilizadores A e B assistem a um filme do género “Romance”. Posteriormente os utilizadores C, D e E assistem em conjunto a um programa de entretenimento e a um filme do género “Romance”. Num momento posterior, no caso dos utilizadores A, B, C, D e E assistirem televisão conjuntamente, uma recomendação muito provável deverá ser filmes do género “Romance” uma vez que o sistema automaticamente irá associar o género de filmes de “Romance” como um parâmetro comum a todo o grupo.

Embora, segundo os autores do sistema, este tipo de abordagem seja bastante simples e directa, possui o inconveniente de não ser flexível e adaptável. Isto porque é necessário que uma amostra significativa do grupo assista televisão em conjunto durante um longo espaço de tempo, de forma que o sistema detecte as preferências de todos os utilizadores que compõem o grupo.



**Figura 7** Processo de junção de perfis

O sistema TV4M foi testado por 25 utilizadores e 200 programas de TV, filmes e publicidade. Os resultados comprovaram que a união do perfil dos utilizadores pode reflectir de forma aproximada as preferências da maioria dos membros de um grupo. Porém, observou-se que o sistema apresentou melhores resultados em grupos homogéneos, uma vez que os grupos heterogéneos testados não ficaram satisfeitos com as recomendações.

# 3. ESQUEMAS DE DESCRIÇÃO DE CONTEÚDO

A difusão de conteúdo televisivo implica uma série de etapas para a construção do sinal a ser transmitido. Na televisão digital, além dos fluxos de vídeo e de áudio, existe um terceiro tipo de fluxo que também pode ser difundido: dados. Esse conjunto de dados representa normalmente informações úteis ao sistema, tais como informações adicionais em forma de texto que permitem fornecer informação sobre os programas/canais transmitidos designados guias de programação electrónica (*Electronic Program Guides-EPGs*).

## 3.1. *ELECTRONIC PROGRAM GUIDES (EPGs)*

A evolução das técnicas de codificação e compressão digital possibilitaram nos últimos anos um aumento significativo do número de canais e programas de televisão que podem ser oferecidos ao consumidor final. Devido a esse aumento de disponibilidade de conteúdo audiovisual, tornou-se essencial a existência de funcionalidades capazes de reunir a informação sobre todos os programas ou serviços, e de apresentá-lo ao espectador de modo a auxiliar a escolha de um programa. Tais interfaces denominam-se de Guias de Programação Electrónicas (EPG) [43].

		■ Todas ■ Filmes ■ Notícias ■ Desporto ■ Documentários ■ Séries									
		« - 12 h		« - 6 h		Agora		+ 6 h »		+ 12 h »	
1	ATP1	21:29 Quem Quer Ser Milionário - Alta Pressão	22:31 Herman 2011	23:21 O Fugitivo	1:51 Coco Chanel	3:26 Futebol: Magazine Liga Dos Campeões	3:49 T				
2	ATP2	20:54 National Geographic	21:47 A Hora Da Sorte	21:57 Um Poema Por Semana	22:00 Hoje	22:37 Diário Câmara Clara	22:47 O Mentalista	23:33 Reg			
3		21:45 Peso Pesado T.1 Ep.16	22:30 Laços de Sangue T.1 Ep.209	23:30 Araguaia T.1 Ep.44	0:30 Mentos Criminosos T.6 Ep.12	1:30 C.S.I. Nova Jorque T.5 E					
4	tvI	21:28 Remédio Santo	22:30 Anjo Meu	23:20 Sedução	0:30 Sala de Pânico	2:30 O Escritório VI	2:55 Eureka III	3:46 A Jôia de África	4:37 Batanetes	5:	
5	SIC5	21:00 Jornal das Nove	22:00 Notícias	22:10 O Dia Seguinte T.4 Ep.17	0:00 Jornal da Meia-Noite	1:00 Notícias	1:10 Primeira Página	1:30 Espaços & Casa			

**Figura 8 Exemplo de EPG em formato horizontal [26]**

De entre a informação apresentada por um EPG consta normalmente o nome do canal, bem como o nome, descrição do conteúdo do programa, hora de início, duração. Essa informação corresponde aos chamados metadados dos programas.

O conjunto de informação apresentado pelas aplicações que gerem a informação dos EPGs representa, na maioria das vezes, o guia de programação de todos os canais disponíveis sendo também possível visualizar apenas o guia do canal seleccionado. Alguns EPGs oferecem ainda a possibilidade de o espectador seleccionar eventos de forma a obter mais informações relativas ao programa pretendido (quando disponíveis), ou ainda, seleccionar o programa para futura gravação.

A Figura 8 apresenta um exemplo de um guia de programação, que exhibe a programação de diferentes canais. A Figura 9 ilustra um outro exemplo de um EPG mas num formato diferente.

Whats on Now		19:17
DGI	19:00	A Cmskkwoi ksolc
XYZ	19:15	Sport
JRU	18:30	Wpowlivm
MNQ	19:10	Film
RST	19.00	Mioso
UVWX	19.00	Erijokd
Ligt om shre oxuhtwry okjde. Ablwomvu iuzslulxp...		
Back	More	Info Record

**Figura 9 Exemplo de EPG em formato vertical [17]**



### 3.2. METADADOS

Metadados são normalmente definidos como “dados sobre dados” ou dados que descrevem outros dados através de um conjunto de informações específicas.

A Tabela 2 apresenta um exemplo de um esquema de metadados relativo a um filme.

Porém, o uso de metadados não se encontra limitado ao exemplo da Tabela 2. A sua utilização, por exemplo, em sistemas multimédia, nomeadamente em contextos televisivos, permite a descrição de informações como o tipo de codificação, identificação do fornecedor de serviço, perfil de utilizador relativo ao consumo de conteúdos, *etc* [3].

Devido à diversidade e complexidade da informação nas diferentes áreas de aplicação, surgiu a necessidade de normalizar os metadados de forma a estes poderem dar resposta aos diferentes tipos de conteúdo e aplicações. Neste sentido, diversos esforços têm sido realizados de forma a estabelecer um modelo semântico comum.

No contexto multimédia, as normas mais frequentemente referidas correspondem aos modelos de descrição propostos pelo grupo *Moving Picture Experts Group* (MPEG) e pelo TV-Anytime [59], sendo este último direccionado especificamente para o domínio dos conteúdos televisivos e que foi o adoptado no presente trabalho.

Para além das normas referidas anteriormente existem também outras normas que incluem esquemas de metadados para descrição de informação genérica de recursos electrónicos, tais como o Dublin Core.

**Tabela 2** Esquema de um metadado correspondente a um filme

<b>Element Name</b>	<b>Value</b>
<b>Title:</b>	Ghost Rider
<b>Genre</b>	Action
<b>Director</b>	Mark Steven Johnson
<b>Actors</b>	Nicolas Cage, Raquel Alessi, Angry Anderson, Arthur Angel, Eva Mendes

### 3.3. FORMATOS DE METADADOS

#### 3.3.1. DUBLIN CORE (DC)

O Dublin Core (DC) é uma norma de metadados que visa descrever recursos electrónicos, tais como, textos, vídeos, imagens, sons, base de dados ou *websites*. Considerada um dos esquemas mais simples de descrição de metadados, tem como principais objectivos: simplicidade na criação dos metadados, semântica comum e de fácil percepção e expansibilidade. Actualmente o esquema é mantido pela *Dublin Core Metadata Initiative* (DCMI) [31].

O Dublin Core inclui dois níveis de especificação: simples e qualificado.

O nível de especificação simples (*Simple Dublin Core Metadata*) é constituído por um conjunto de 15 elementos - *Dublin Core Metadata Element Set* (DCMES) – agrupados em três categorias como representado na Tabela 3 [40,61]. Cada elemento é opcional e pode ser repetido [56].

Tabela 3 Elementos do Dublin Core simplificado

<b>Categoria</b>	<b>Elemento</b>	<b>Descrição</b>
<i>Content</i>	<i>Title</i>	Nome pelo qual o recurso é conhecido
	<i>Subject</i>	Descrição do conteúdo do recurso
	<i>Coverage</i>	Extensão ou alcance do conteúdo do recurso
	<i>Description</i>	Descrição do conteúdo do recurso
	<i>Type</i>	Natureza do conteúdo do recurso
	<i>Relation</i>	Referência a um recurso relacionado
	<i>Source</i>	Referência ao recurso de onde o presente recurso possa ser derivado
<i>Intellectual Property</i>	<i>Contributor</i>	Entidade responsável por qualquer contribuição para o conteúdo do recurso
	<i>Creator</i>	Entidade (indivíduo ou instituição) responsável pela existência do recurso
	<i>Publisher</i>	Entidade responsável por tornar o recurso acessível
	<i>Rights</i>	Informação sobre os direitos do recurso (direitos de autor, de propriedade intelectual ou outros direitos)
<i>Instantiation</i>	<i>Date</i>	Data associada a um evento do ciclo de vida do recurso
	<i>Format</i>	Manifestação física ou digital do recurso. Deve incluir a

	identificação das aplicações ou equipamento necessário para utilizar o recurso bem como as dimensões (tamanho e duração) do recurso
<i>Identifier</i>	Referência do recurso. Geralmente através de um sistema de identificação formal, como URL ou ISBN
<i>Language</i>	Idioma do conteúdo intelectual do recurso

---

O nível de especificação qualificado (*Qualified Dublin Core Metadata*) inclui um número superior de elementos e um conjunto de qualificadores que permitem refinar a semântica dos elementos, e assim, melhorar os níveis da recuperação da informação.

O Dublin Core qualificado é uma extensão do Dublin Core simplificado. Como tal, utiliza os 15 elementos referentes ao Dublin Core simplificado mais os elementos *Audience*, *Provenance*, *Rights holder*, *Instructional method*, *Accrual*, *Accrual periodicity* e *Accrual policy*.

Um exemplo de refinamento pode ser consultado na Tabela 4.

No caso de um agente não compreender o termo do refinamento, específico para um determinado elemento, ignorá-lo-á e processará apenas o valor do metadado como se o elemento em questão não se encontrasse refinado. Contudo, mesmo que um esquema de codificação não possa ser entendido por um agente, o valor continuará a ser útil e legível para um ser humano [56].

De acordo com as especificações do DCMI, tanto o nível de especificação referente ao Dublin Core simplificado como o qualificado podem ser codificados em *Resource*

**Tabela 4 Exemplo de um refinamento do elemento Dublin Core *Date* [61]**

<b>Elemento</b>	<b>Refinamento</b>	<b>Descrição</b>
<i>Date</i>	<i>Created</i>	Data de criação do recurso
	<i>Valid</i>	Data (geralmente um intervalo) de validade do recurso
	<i>Available</i>	Data (geralmente um intervalo) em que o recurso vai ou não ficar disponível
	<i>Issued</i>	Data da emissão forma (e.g. publicação) do recurso
	<i>Modified</i>	Data correspondente à alteração do recurso

```

<?xml version="1.0"?>
<rdf:RDF
  xmlns:rdf="http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#"
  xmlns:dc="http://purl.org/dc/elements/1.1/">
  <rdf:Description rdf:about="http://www.w3schools.com">
    <dc:description>W3Schools - Free tutorials</dc:description>
    <dc:publisher>Refsnes Data as</dc:publisher>
    <dc:date>2008-09-01</dc:date>
    <dc:type>Web Development</dc:type>
    <dc:format>text/html</dc:format>
    <dc:language>en</dc:language>
  </rdf:Description>
</rdf:RDF>

```

**Figura 10 Demonstração de algumas propriedades da norma Dublin Core através codificação em RDF e apresentação em XML [64]**

*Description Framework* (RDF) [65], para além de ser expresso em *Extensible Markup Language* (XML).

Um exemplo da representação da descrição semântica de recursos fazendo uso de RDF e XML encontra-se apresentado na Figura 10.

### 3.3.2. MPEG-7

O MPEG-7 [33] é uma norma ISO/IEC desenvolvida pelo MPEG (*Moving Picture Experts Group*). Formalmente conhecido como “interface de descrição de conteúdo multimédia” visa a definição de modelos para a descrição de conteúdo multimédia (imagens, vídeos, áudio, etc.).

O MPEG-7 diferencia-se das versões anteriores das normas MPEG (MPEG-1, MPEG-2, MPEG-4) no sentido em que o que é representado não é a informação em si, mas a informação sobre a informação (metadados). O MPEG-7 diferencia-se ainda das restantes normas de metadados por suportar vários níveis de abstracção. Por exemplo, para um conteúdo visual, uma abstracção de baixo nível pode representar-se como uma descrição da forma, tamanho, textura, cor, movimento e posição, enquanto informação de alto nível seria algo como "uma cena com um gato branco na direita e uma bola verde que cai à esquerda, como o som de pássaros que cantam ao fundo". Existe ainda a informação de nível intermédio como a classificação do conteúdo e género [44].

Formalmente, a norma MPEG-7 encontra-se dividida em sete partes [41]:

- MPEG-7 *System*;
- MPEG-7 *Description Definition Language* (DDL);
- MPEG-7 *Visual*;
- MPEG-7 *Audio*;
- MPEG-7 *Multimedia Description Schemes* (MDS);
- MPEG-7 *Reference Software*;
- MPEG-7 *Conformance*.

De acordo com Martínez [41] as ferramentas de descrição do MPEG-7 permitem criar descrições de conteúdos que podem incluir:

- Informação descritiva dos processos de criação e produção de conteúdo (director, título, *etc.*);
- Informação relativa à utilização do conteúdo (*copyright*, histórico de utilização, horário de emissão, *etc.*);
- Informação das características de armazenamento do conteúdo (formato, codificação);
- Informação estruturada das componentes espacial, temporal e espaço-temporais dos conteúdos (segmentação em regiões, cortes de cena, *etc.*);
- Informações sobre características de baixo nível do conteúdo (cores, texturas, timbres sonoros, descrições de melodias);
- Informação sobre a interação do utilizador com o conteúdo (preferências do utilizador e histórico de visualização).

Os principais elementos da norma MPEG-7 são:

**Descritores (D)** - Definem a sintaxe e a semântica de cada elemento de metadados. Os descritores foram criados para descrever características de baixo nível, como cor, textura, localização e tempo, que podem ser extraídas automaticamente por aplicações [44], ou de alto nível, como título ou autor de um vídeo. Por exemplo, de forma a descrever um filme, pode-se ter um descritor que contenha o título, outro descritor com a informação do género e assim sucessivamente para cada um dos tipos de informação considerados pela norma.

**Esquema de descrição (DS)** - Definem a estrutura e semântica dos relacionamentos entre os seus componentes, que podem ser descritores ou mesmo outros esquemas de descrição.

**Linguagem de Definição de Descrição (DDL)** - Linguagem que permite a criação de novos esquemas de descrição e descritores e definir relacionamentos entre os descritores e esquemas de descrição.

**Ferramenta de sistema** – Ferramenta para dar suporte a descrições, mecanismos de entrega, representações codificadas para armazenamento, transmissão eficientes, *etc.*

O MPEG-7 utiliza XML como linguagem para a representação textual da descrição de conteúdos, permitindo dessa forma a flexibilidade necessária às ferramentas de descrição. Neste sentido, e associado ao elevado nível de descrição fornecido por esta norma, o MPEG-7 suporta uma abrangente gama de utilizações, tais como bibliotecas digitais, selecção do meio de transmissão ou ainda comércio electrónico (*e.g.* publicidade personalizada) [44].

### 3.3.3. TV-ANYTIME

Fundado em 1999 o TV-Anytime Forum [59] é uma associação de organizações que desenvolve um conjunto de normas públicas que permitem aos fornecedores de conteúdo, fornecedores de serviço e consumidores, a manipulação de conteúdos em dispositivos com capacidade de armazenamento digital [3]. Apesar das especificações se terem iniciado

neste fórum, actualmente, a norma TV-Anytime encontra-se publicada pela *European Telecommunications Standards Institute*<sup>3</sup> (ETSI).

Evain [21] descreve como principais objectivos do TV-Anytime:

- Garantir que os utilizadores tenham acesso a conteúdo personalizado (*i.e.*, de acordo com os seus interesses específicos) proveniente de diversos fornecedores de conteúdo;
- Permitir que os utilizadores acessem ao conteúdo quando e onde pretenderem, sem restrições;
- Garantir a independência de tecnologia no que se refere aos meios de transmissão e recepção de conteúdo;
- Desenvolver especificações para permitir a interoperabilidade e integração entre sistemas.

O Forum encontra-se organizado em diferentes grupos, que representam diferentes especificações:

- Sistema;
- Metadados;
- Interface de transporte;
- Referência ao conteúdo;
- Gestão de direitos de autor.

As duas primeiras especificações envolvem, respectivamente, um modelo funcional de referência para o sistema e um modelo para os metadados. Esses modelos, a serem apresentados na presente secção, foram os considerados relevantes no contexto em que o trabalho descrito na presente dissertação se encontra inserido.

---

<sup>3</sup> Instituto Europeu responsável pela normalização das telecomunicações na Europa cujo objectivo é a definição de normas a serem usadas na área das telecomunicações na Europa.

### 3.3.3.1. MODELO DE REFERÊNCIA TV-ANYTIME

O modelo de referência especificado pelo TV-Anytime encontra-se ilustrado na Figura 11. Cada um dos elementos funcionais representa uma função do sistema TV-Anytime podendo ser implementada de diferentes formas pelos diversos fornecedores de serviço. A função de acesso encontra-se ilustrada como uma nuvem e representa uma função de conectividade entre os elementos funcionais. O TV-Anytime especifica também um sistema de gestão de direitos e segurança representado pelo retângulo cinza que envolve todos os elementos do modelo.

O fluxo básico do conteúdo é representado no modelo (Figura 11) pela linha contínua, sendo o fluxo dos metadados representado pela linha tracejada de cor azul. O conteúdo é encaminhado desde o criador de conteúdo (*Content creation*), a um fornecedor de conteúdo (*Content service provision*) e então para o dispositivo de armazenamento local (*Local storage management*). Por fim, o conteúdo é decodificado pela unidade funcional de apresentação de conteúdos (*Content presentation*) e exibido ao utilizador (*Consumer*) [3].

De uma forma mais sucinta, as unidades funcionais do TV-Anytime podem ser descritas da seguinte forma [3,55]:

**Criação de conteúdo (*Content creation*)** - O criador de conteúdo produz programas/serviços e os seus respectivos metadados associados. Por exemplo, uma produtora de vídeo, responsável pela criação de um programa de televisão, pode ser

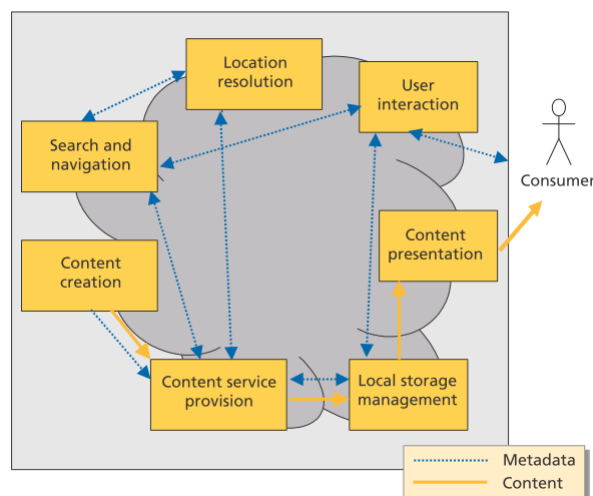


Figura 11 Modelo de referência do TV-Anytime [20]



considerada como um produtor de conteúdo. Os metadados relacionados com o conteúdo podem incluir dados sobre: título, codificação, tipo de conteúdo, género, *etc.*

**Fornecimento de conteúdo (*Content service provision*)** - O fornecimento de conteúdo é efectuado por um fornecedor que agrega o conteúdo de várias fontes produtoras e transfere esse conteúdo (programas/serviços e metadados) para os utilizadores. Por exemplo, um canal de televisão apresenta-se normalmente como um fornecedor de conteúdo. Um fornecedor de conteúdo pode ainda adicionar metadados relevantes para os seus serviços, como horários de programação, essenciais, por exemplo, no caso do canal de televisão já referido no exemplo anterior.

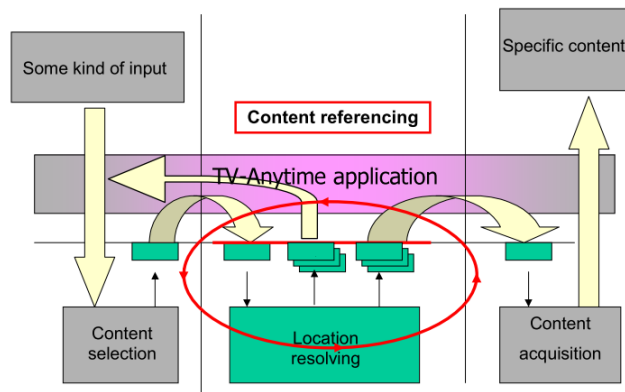
**Gestão de armazenamento local (*Local storage management*)** - Permite gravar, exhibir, apagar conteúdo e metadados relacionados.

**Apresentação de conteúdo (*Content presentation*)** - Esta unidade funcional, descodifica e apresenta o conteúdo ao utilizador.

**Interação como o utilizador (*User interaction*)** - Representa a interface entre o utilizador e os elementos que executam a procura e aquisição de conteúdo, incluindo resolução de localização para obter a real localização do conteúdo solicitado.

**Resolução de localização (*Location resolution*)** - Utiliza um *Content Reference Identifier* (CRID) (Secção 3.3.3.2) como entrada e produz uma lista de localizações a partir do qual o conteúdo pode ser acedido. Essas localizações podem tratar-se de canais de televisão ou um endereço *Uniform Resource Locator* (URL) na *internet*.

**Procura e navegação (*Search and navigation*)** - Corresponde a um serviço para o utilizador, ou um agente executado em nome do utilizador, para pesquisar o conteúdo desejado. Essa unidade funcional utiliza informações do maior número de fontes possível (tais como fornecedores de conteúdo). O serviço utiliza essa informação como entrada de dados, durante a fase de procura, produzindo como saída um CRID a ser utilizado pelo elemento resolução de localização.



**Figura 12 Ambiente de referência ao conteúdo [18]**

**Acesso (Access)** - Fornece a ligação que permite a transferência de conteúdo e informações de um elemento funcional para outro.

### 3.3.3.2. *CONTENT REFERENCE IDENTIFIER (CRID)*

Considerado como um dos conceitos fundamentais do TV-Anytime e definido como um identificador que referencia conteúdo, o CRID, tem como função separar a referência ao conteúdo, das informações de acesso ao conteúdo propriamente dito. Desta forma, é garantido que o sistema seja interpretável independentemente do formato de obtenção do conteúdo. O CRID pode referir-se a um conteúdo específico ou em alguns casos a um ou mais CRIDs [3,17,18].

O CRID apresenta-se segundo a sintaxe `crid://<authority>/<data>` onde, `<authority>` corresponde à entidade certificada a fornecer conteúdo e `<data>` corresponde à localização de acesso ao conteúdo, por exemplo, `crid://company.com/footbar` em que *footbar* é o conteúdo e *company.com* é a autoridade fornecedora de serviço [3,19].

Na Figura 12 encontra-se representado o processo de referência ao conteúdo em que é possível identificar três diferentes fases [18,55]:

1. O processo de selecção de conteúdo resulta num CRID.
2. O serviço de resolução de localização (*Location resolving*), que resulta num ou mais endereços de fornecedores de conteúdo ou num ou mais CRIDs. A resolução em outros CRIDs é utilizada, por exemplo, no caso da escolha de uma série. Por exemplo, na série "Uma Aventura", o CRID original é

resolvido noutros CRIDs que referenciam por exemplo os episódios "Uma Aventura na Praia", "Uma Aventura na Serra de Sintra", *etc.*

3. O processo de retorno do conteúdo utilizando o endereço fornecido.

### 3.3.3.3. MODELO DE METADADOS DO TV-ANYTIME

Por questões de interoperabilidade, o TV-Anytime, adoptou o XML como formato de representação dos metadados. Um exemplo de descrição de metadados de um conteúdo televisivo em formato XML é apresentado na Figura 13.

O conjunto de metadados do TV-Anytime reutiliza alguns dos esquemas especificados na norma MPEG-7, principalmente no que se refere às preferências de utilizador e histórico de uso. A distinção entre qual o elemento descritivo pertence ao TV-Anytime ou MPEG-7 é realizada através de espaços de nomes (*namespaces*) [3].

No TV-Anytime foram definidas quatro diferentes categorias de metadados:

- Descrição de conteúdo (*content description*);
- Descrição de instância (*instance description*);
- Utilizador (*consumer*);
- Segmentação (*segmentation*).

```
<?xml version="1.0"?>
<ProgramInformationTable>
  <ProgramInformation>
    <BasicDescription>
      <Title>Gone with the Wind</Title>
      <Synopsis>
        Scarlett's first marriage was for spite, and her second
        marriage was for money, but one man kept weaving in
        and out of Scarlett's life, the dashing captain Rhett Butler.
      </Synopsis>
      <Keyword>love</Keyword>
      <Keyword>marriage</Keyword>
      <Keyword>war</Keyword>
      <Genre>Romance</Genre>
      <ChannelNo>cctv6</ChannelNo>
      <StartTime>2002-09-22T20:30:00+08:00</StartTime>
      <Language>en</Language>
    </BasicDescription>
  </ProgramInformation>
</ProgramInformationTable>
```

Figura 13 Exemplo de descrição de metadados [67]

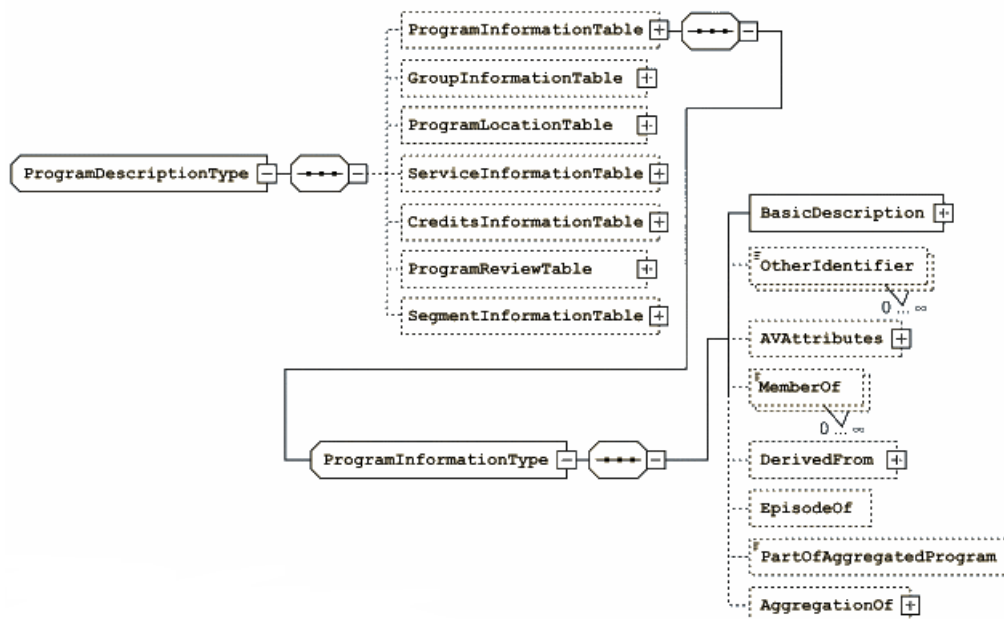
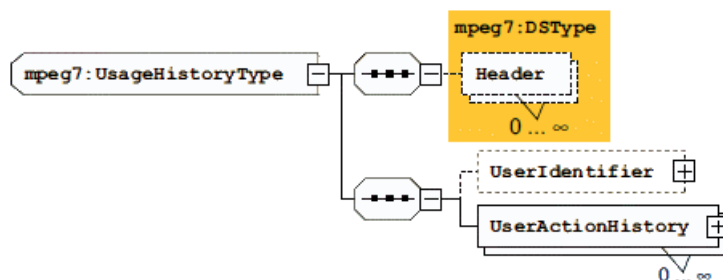


Figura 14 Esquema TV-Anytime correspondente à descrição de um programa [21]

A primeira categoria, descrição de conteúdo, corresponde à descrição de um programa ou um conjunto de programas através de informações como o seu título, sinopse, *etc.* Os programas podem ser classificados como membro de uma série ou como um elemento isolado de um programa. A Figura 14 apresenta o esquema de representação do TV-Anytime correspondente aos diferentes tipos de metadados disponíveis para descrição de um determinado programa. A segunda categoria, descrição de instância, define informações para dar suporte a mecanismos de localização e anúncios de serviços (*e.g.* no EPG). A terceira categoria, utilizador, determina estruturas de metadados para identificação de um utilizador (ou grupo de utilizadores), perfil e histórico de uso. O histórico de utilizador (Figura 15) permite a monitorização e acompanhamento das acções do utilizador durante o consumo de conteúdos. O utilizador pode, por exemplo, gravar, parar, avançar, entre outras acções, apresentadas no Anexo A.2 da norma TV-Anytime referida em [19]. A monitorização deste tipo de acções permite posteriormente a sua utilização para fins de desenvolvimento de um perfil de utilizador que poderá ser utilizado para coincidir o conteúdo disponível com as preferências do utilizador. Por fim, a última categoria, segmentação, refere-se à capacidade de definir, aceder e manipular intervalos temporais, dentro de um fluxo de áudio e vídeo. Cada fluxo de áudio e vídeo é dividido em segmentos ou grupos de segmentos. Cada segmento ou grupo de segmentos podem ser



**Figura 15** Esquema TV-Anytime correspondente ao histórico de utilização [21]

etiquetados com um conjunto de metadados específicos. Por exemplo, cada programa de notícias encontra-se normalmente dividido numa sequência de diversas notícias. Um cenário possível seria verificar a correspondência dos segmentos de notícias com o perfil ou histórico do utilizador apresentando apenas as notícias que lhe poderiam interessar [3,21,38].

Oliveira apresenta em [45] o resultado de uma análise comparativa, no contexto da Televisão Digital, entre a norma MPEG-7 e o TV-Anytime e de outras normas de metadados, nomeadamente o Dublin Core. Para a análise comparativa foram transcritos por Oliveira [45] alguns indicadores, dos quais se podem considerar para o presente trabalho os seguintes:

**Interactividade:** Capacidade de manipular e interagir com o conteúdo multimédia (gravar, criar fluxos de visualização, *etc.*).

**Personalização:** Capacidades que permitam identificar as preferências e histórico dos utilizadores dando suporte, a partir da informação adquirida, à sugestão de conteúdos personalizados.

**Extensão:** Capacidade de permitir que novas características sejam adicionadas ao esquema de descrição de forma a possibilitar novas categorias e tipos de metadados.

**Descrição de conteúdos multimédia:** Descrição de informações relativas ao conteúdo (metadados).

**Direitos de autor:** Estabelecimento de regras relacionadas com direitos de autor (cópia, modificação e partilha de conteúdo). Nesta categoria são ainda estabelecidas

regras de acesso (censura de conteúdos, controlo parental) e monitorização de uso (autorização de partilha de dados relativos ao utilizador).

**Reconhecimento por entidades certificadas:** Reconhecimento que confere maior credibilidade ao conjunto de normas. A continuidade e evolução da norma em geral são asseguradas por essas organizações, conferindo uma maior segurança a quem opta por utilizar uma determinada norma.

A partir dos indicadores referidos foi estabelecida uma tabela (Tabela 5) comparativa entre as diferentes soluções de metadados (MPEG-7, TV-Anytime, Dublin Core), em que, em relação aos indicadores apresentados, “+” representa suporte, “o” suporte parcial e “-” representa que não apresenta suporte.

Através da análise da Tabela 5 pode verificar-se que o TV-Anytime apresenta algumas limitações relacionadas com os direitos de autor, assim como, na descrição de conteúdos multimédia, uma vez que, em comparação com o MPEG-7 o nível de capacidade de descrição de conteúdos do TV-Anytime é inferior.

Por sua vez, o MPEG-7 é considerado uma solução consolidada no contexto multimédia, que se encontra direccionada para a descrição de conteúdos. Todavia, apresenta também algumas limitações, nomeadamente, no âmbito da personalização. Neste campo, em relação ao MPEG-7, o TV-Anytime apresenta a vantagem ao nível de monitorização do perfil do utilizador ao prever a existência uma secção própria que permite a identificação das várias acções realizadas pelo utilizador enquanto o mesmo interage com o conteúdo (*playStream, stop, pause, etc.*).

**Tabela 5 Tabela comparativa entre a norma MPEG-7, TV-Anytime e Dublin Core**

<b>Indicador</b>	<b>TV-Anytime</b>	<b>MPEG-7</b>	<b>Dublin Core</b>
<b>Interactividade</b>	+	+	-
<b>Personalização</b>	+	o	-
<b>Extensão</b>	+	+	+
<b>Descrição de conteúdo multimédia</b>	o	+	o
<b>Direitos de autor</b>	o	o	o
<b>Reconhecimento por entidades certificadas</b>	+	+	+

Por fim, a norma Dublin Core embora simples, não apresenta algumas características consideradas relevantes no âmbito dos conteúdos televisivos. Além disso, o facto de não fornecer suporte a funções de personalização, torna esta norma bastante limitada.

Em [15], Durand *et al.*, autores que contribuíram para a análise comparativa entre a norma TV-Anytime e MPEG7 apresentada referem que embora nenhum dos esquemas, individualmente, atenda de forma satisfatória ao conjunto de requisitos, no contexto da descrição semântica de conteúdos de TV, a norma TV-Anytime apresenta-se potencialmente como a melhor opção.





# 4. ARQUITECTURA E IMPLEMENTAÇÃO

Neste capítulo descreve-se a arquitectura e implementação do sistema desenvolvido. Começa-se por apresentar o modelo de dados da aplicação, nomeadamente, a descrição de conteúdo e histórico de utilizador, segundo a norma TV-Anytime, o armazenamento num servidor de base de dados de toda a informação necessária ao funcionamento do sistema e, por fim, a forma de recolha da informação do guia de programação dos canais disponíveis. Apresentam-se também os algoritmos de recomendação desenvolvidos, mencionando a forma como é realizada a recolha de informação relativa ao utilizador. No final do capítulo é abordada detalhadamente a arquitectura do sistema e o conjunto de elementos utilizados para a sua implementação. As interfaces gráficas do protótipo desenvolvido permitem ilustrar algumas das funcionalidades disponibilizadas.

## 4.1. MODELO DE DADOS

Para o desenvolvimento do sistema de recomendação descrito na presente dissertação foi necessário proceder à análise, recolha e estruturação de um conjunto de dados essenciais ao funcionamento do sistema. As secções seguintes descrevem de forma mais detalhada o conjunto de elementos que constituem o modelo de dados utilizado no presente trabalho.

#### 4.1.1. DESCRIÇÃO DE CONTEÚDO

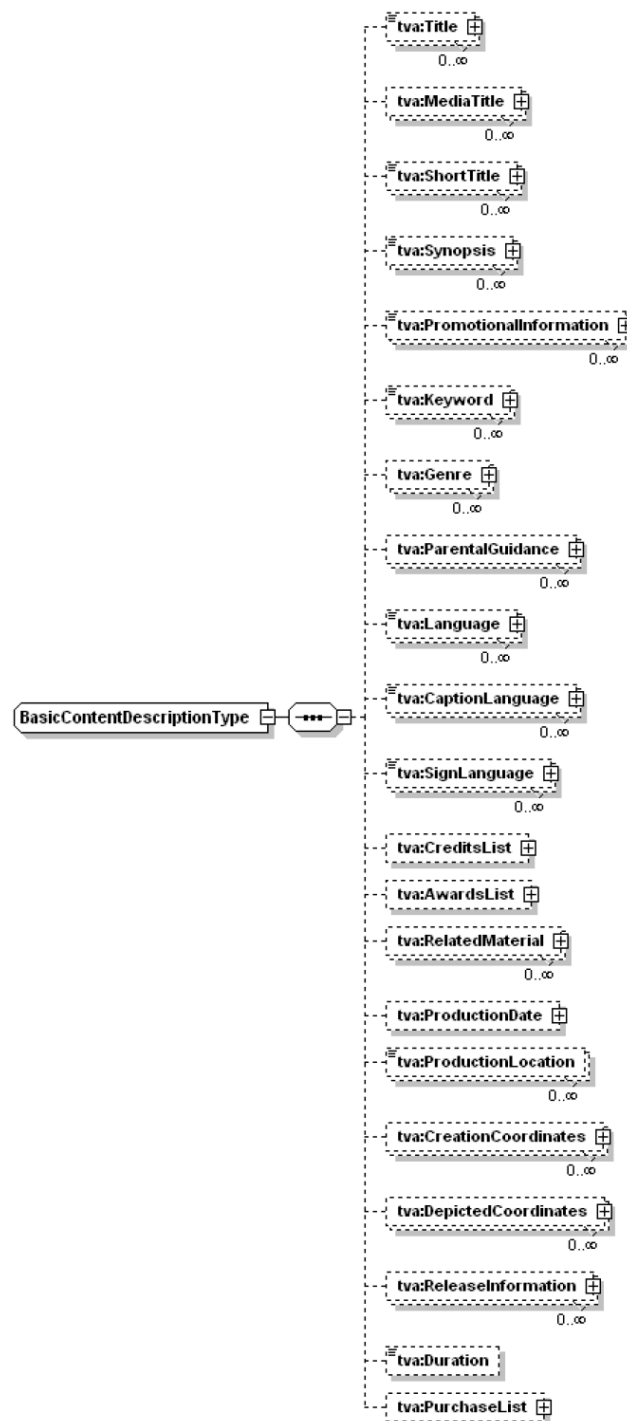
A norma TV-Anytime possui um conjunto de atributos, também designados por metadados, que permitem a descrição de diferentes programas de forma mais detalhada. Esta descrição vai permitir ao utilizador obter informações mais precisas relativas a um programa específico, assim como permitir ao sistema realizar operações sobre o conteúdo. É o caso do presente trabalho, em que através da análise dos metadados descritivos dos programas é possível identificar a similaridade entre estes.

Uma vez que o presente trabalho se encontra dividido em duas categorias de conteúdo, nomeadamente *Video-on-Demand* e conteúdo televisivo, existe uma pequena variação respeitante aos metadados considerados para descrição dos diferentes tipos de programa. O conjunto de metadados utilizado para a descrição de conteúdo em cada uma das aplicações encontra-se descrito na Tabela 6.

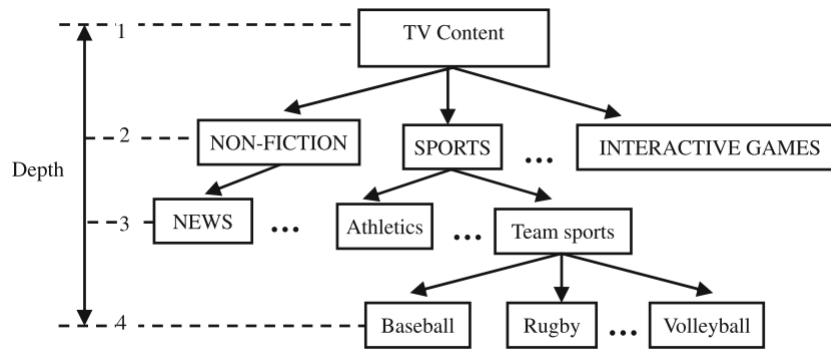
**Tabela 6** Atributos descritivos dos programas utilizados nas diferentes aplicações

<b>Aplicação</b>	<b>Atributos descritivos</b>
<i>Video-on-Demand</i>	<i>Title</i> <i>Synopsys</i> <i>Genre</i> <i>Language</i> <i>CaptionLanguage</i> <i>CreditList</i> <i>ProductionDate</i> <i>PriductionLocation</i> <i>Duration</i>
<b>Televisão em tempo real</b>	<i>Tilte</i> <i>Synopsys</i> <i>ShortTitle</i> <i>Duration</i>

Os atributos fornecidos pela norma TV-Anytime para descrição de conteúdo, dos quais alguns considerados no presente trabalho, podem ser consultados na Figura 16.



**Figura 16** Conjunto de atributos disponíveis para a descrição de conteúdo fornecidos pela norma TV-Anytime [22]



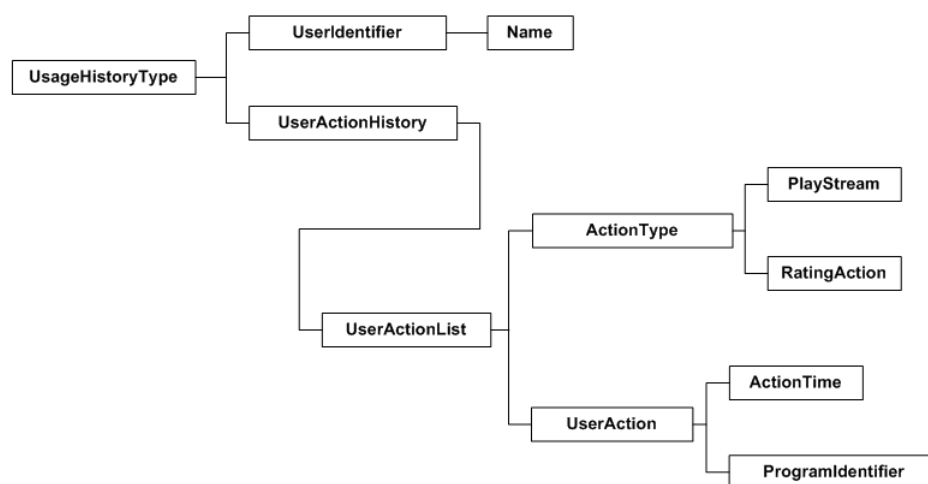
**Figura 17 Estrutura hierárquica da descrição de conteúdo [67]**

Para caracterização do género do programa (*Genre*) foram utilizadas as diferentes categorias definidas no Anexo A.8 da norma TV-Anytime. Cada categoria pode ainda subdividir-se hierarquicamente como ilustrado na Figura 17.

#### 4.1.2. HISTÓRICO DO UTILIZADOR

O histórico do utilizador tem por objectivo fornecer um conjunto de acções, associadas a um programa e realizadas por parte do utilizador durante um determinado período de tempo. A informação obtida pode posteriormente ser utilizada por métodos de análise para inferir as preferências do utilizador. A utilização de um formato normalizado para troca de informações sobre o histórico do utilizador é considerada bastante relevante, uma vez que permite a interoperabilidade entre vários dispositivos e plataformas. De entre as áreas de aplicação identificadas para o aproveitamento do histórico do utilizador, o TV-Anytime Forum cita por exemplo, a venda do histórico de preferências para empresas de publicidade, construção de um guia de televisão personalizado através da monitorização de hábitos de consumo do utilizador, *etc.*

O histórico de utilizador especificado por *Usage History DS*, é constituído por uma lista de acções executadas pelo utilizador ao longo de um determinado período de tempo. Cada acção é definida no atributo *ActionType*, sendo a lista de acções disponíveis, fornecida pelo Anexo A.2 (*Action Type CS*) da norma TV-Anytime [19]. Associado a cada acção, encontra-se o tempo de execução da mesma (*ActionTime*) e o identificador do programa (*ProgramIdentifier*) ao qual a respectiva acção se encontra associada.



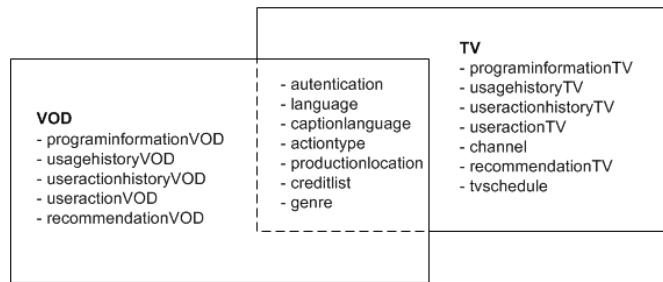
**Figura 18** Esquema da estrutura *Usage History* de acordo com a norma TV-Anytime

A Figura 18 representa o esquema aproximado da estrutura relativa ao histórico do utilizador (*Usage History DS*). As acções consideradas para o presente trabalho correspondem ao *PlayStream* e *RatingAction*. A acção *PlayStream* encontra-se associada ao acto de visualização de um determinado conteúdo por parte do utilizador, que associado ao tempo de acção permite a representação da informação obtida implicitamente. A acção *RatingAction* corresponde ao acto de o utilizador classificar um determinado programa tendo automaticamente associado um intervalo de tempo de valor igual a zero, uma vez que para este tipo de acção o campo relativo ao tempo não possui utilidade.

#### **4.1.3. BASE DE DADOS**

Para a implementação do presente trabalho foi definida uma base de dados que se encontra dividida em duas secções. Uma secção é direccionada para a recomendação de programas de televisão, e uma outra secção direccionada para a recomendação de programas transmitidos através de *Video-on-Demand*.

O servidor de base de dados é responsável pelo: 1) armazenamento de todos os programas disponíveis na aplicação VoD; 2) armazenamento da lista de programas a ser exibidos em ambiente televisivo no presente e futuro próximo; 3) registo do histórico de interacção do utilizador com o sistema (classificações de programas, tempo de visualização de programas); 4) armazenamento de todas as recomendações disponíveis para os diferentes cenários de aplicação (VoD e TV); 5) armazenamento de dados que permitem a identificação do utilizador, nomeadamente dados relativos à autenticação de utilizador.



**Figura 19** Conjunto de tabelas que constituem a base de dados

A base de dados é composta por 19 tabelas, que, como referido anteriormente se distinguem quanto à área de aplicação a que se destinam. A Figura 19 representa o conjunto de tabelas existentes na base de dados, assim como o cenário de aplicação a que se encontram associadas, podendo ainda existir tabelas, como no caso da tabela correspondente à autenticação do utilizador, cuja utilização é comum ao contexto relativo a programas de televisão e VoD.

A Tabela 7 representa, de forma resumida, a descrição de cada uma das tabelas presente na base de dados.

**Tabela 7** Descrição do conjunto de tabelas existentes na base de dados

<b>Tabela(s)</b>	<b>Descrição</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• authentication</li> </ul>	Tabela de armazenamento dos dados de autenticação do utilizador ( <i>username, password, etc.</i> )
<ul style="list-style-type: none"> <li>• programinformationTV</li> <li>• programinformationVOD</li> </ul>	Descrição de programas através de um conjunto de metadados definidos ( <i>e.g. título, sinopse, género</i> )
<ul style="list-style-type: none"> <li>• productionlocation</li> <li>• creditlist</li> <li>• language</li> <li>• captionlanguage</li> <li>• genre</li> </ul>	Conjunto de metadados associados à descrição de programas, que por poderem ser iguais em ambas as aplicações desenvolvidas se encontram em apenas uma tabela
<ul style="list-style-type: none"> <li>• usagehistoryTV</li> <li>• usagehistoryVOD</li> </ul>	Armazena o histórico de interação com o sistema, nomeadamente, a classificação que um utilizador atribui a um determinado programa, assim como, se a classificação resultante tem origem implícita ou explícita
<ul style="list-style-type: none"> <li>• useractionhistoryTV</li> <li>• useractionhistoryVOD</li> </ul>	Associa um utilizador a um programa
<ul style="list-style-type: none"> <li>• useractionTV</li> <li>• useractionVOD</li> </ul>	Regista o tipo acção realizada por um utilizador em relação a um programa

<ul style="list-style-type: none"> <li>• <code>recommendationTV</code></li> <li>• <code>recommendationVOD</code></li> </ul>	Tabelas onde se encontram armazenadas todas as recomendações
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <code>actiontype</code></li> </ul>	Lista de acções disponíveis relativas ao tipo de interacção do utilizador com o sistema
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <code>tvschedule</code></li> </ul>	Descrição de todos os programas de televisão que constituem o guia de programação para os canais disponíveis
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <code>channel</code></li> </ul>	Lista de canais disponíveis para exibição

Os dados correspondentes à descrição de programas *on-Demand* (e.g. título, género, linguagem, etc.) e canais de televisão disponíveis devem ser inseridos manualmente, sendo uma tarefa a executar num ambiente de utilização real, por um documentalista. Por sua vez, as informações relativas a programas de televisão são obtidas a partir da execução do *Web Service* de programação de televisão referido na secção 4.1.4. As tabelas correspondentes ao armazenamento de recomendações (`recommendationTV` e `recommendationVOD`) são preenchidas através da execução do módulo de recomendação. Os restantes dados, relativos ao histórico de utilização são preenchidos de forma automática, como resultado da interacção do utilizador com o sistema.

As figuras seguintes ilustram os esquemas que representam algumas das tabelas e campos responsáveis pelo armazenamento de dados essenciais ao funcionamento do sistema. Todas as referências ao conjunto de esquemas relativos ao contexto de programas de televisão são também válidas no contexto de VoD. Os esquemas específicos deste último contexto serão apenas referidos quando assim se considerar relevante. O esquema global da base de dados encontra-se disponível para consulta no Anexo C.

A Figura 20 representa a tabela correspondente à descrição dos programas direccionados para o contexto de TV. Nesta tabela são apresentados os campos de metadados (*title*, *synopse*, *genre*, etc.) que permitem a descrição dos programas e cuja denominação se encontra de acordo com a norma TV-Anytime. Para a descrição de programas no contexto VoD foram ainda adicionados à tabela de descrição de programas, campos relativos à data em que o programa é adicionado à base de dados, sendo assim possível, através deste campo, determinar quais os programas inseridos mais recentemente.

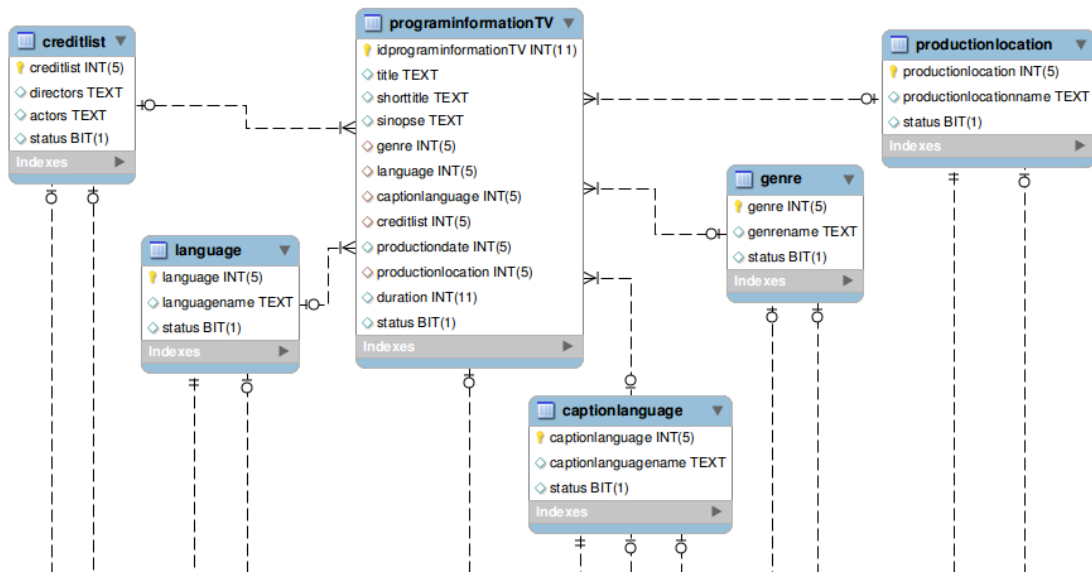


Figura 20 Esquema da base de dados relativo à descrição de programas VoD

A Figura 21 ilustra o conjunto de tabelas que permitem a construção do histórico de utilizador durante a interacção com sistema. A tabela `usagehistoryTV` representa o registo principal do histórico de utilizador, sendo nesta tabela registada a classificação que um utilizador atribui a um determinado programa. As acções realizadas sobre um

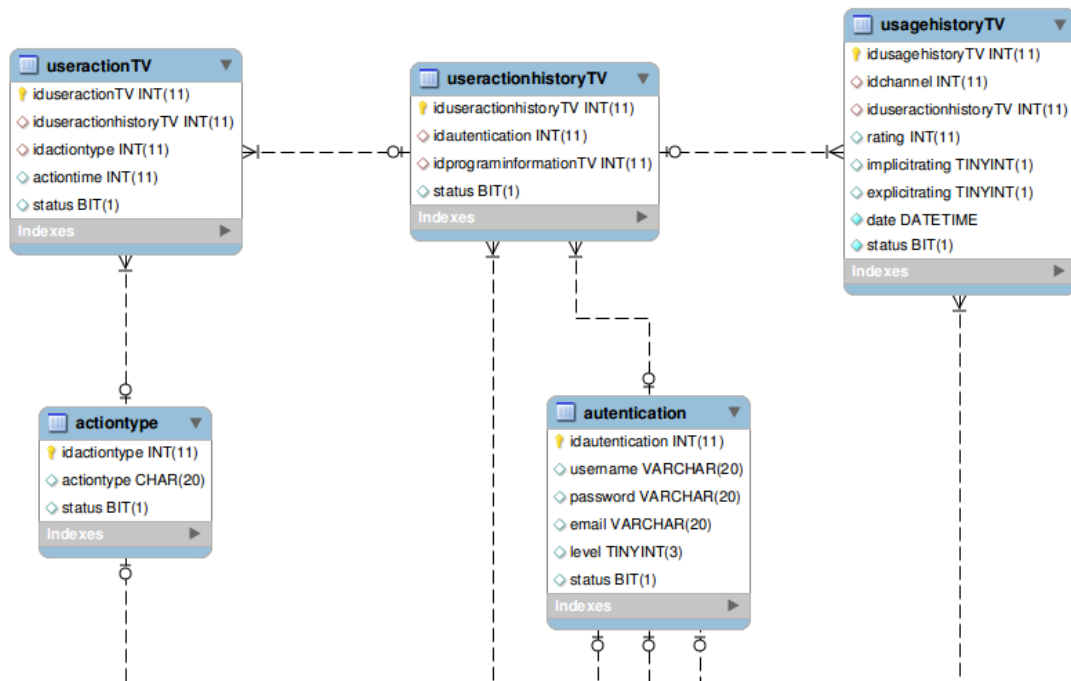
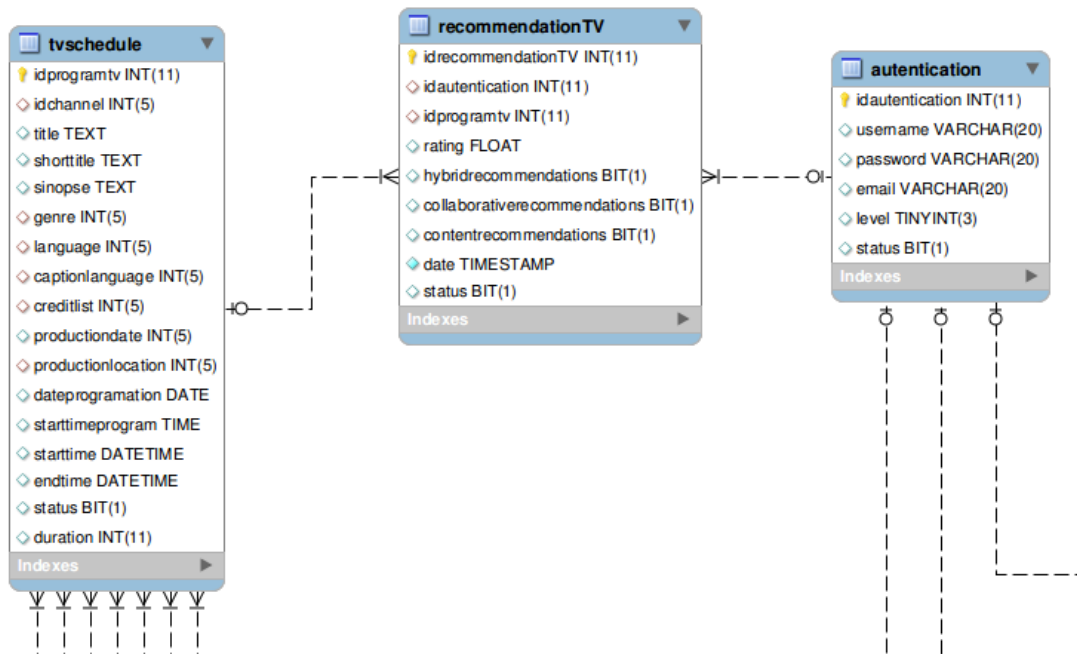


Figura 21 Esquema da base de dados relativo ao histórico de utilizador



programa, assim como o período de tempo de visualização, são registadas na tabela `useractionTV`. Os tipos de acções, já referidas na secção 4.1.2, serão responsáveis por determinar se a classificação atribuída ao programa corresponde a uma classificação implícita ou explícita. No caso de existir um registo de acções que permitam a classificação de forma implícita e explícita simultaneamente, foi definido que a classificação de forma explícita tem prioridade em relação à implícita, uma vez que a classificação explícita representa de forma mais precisa as preferências do utilizador. De um modo geral, este conjunto de tabelas permite o registo de uma classificação atribuída a um programa por um determinado utilizador, resultado de uma determinada acção.

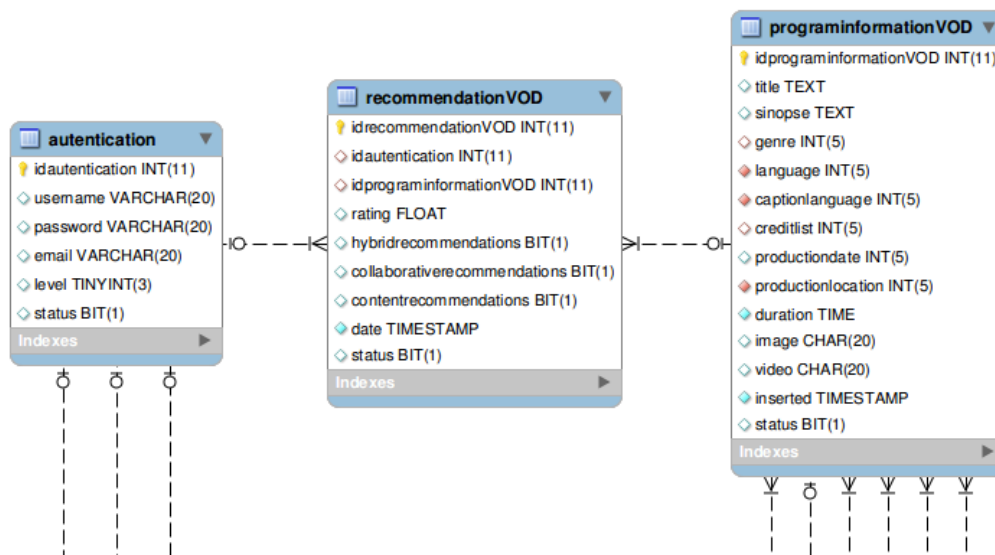
Na Figura 22 encontra-se ilustrada a tabela responsável por armazenar todas as recomendações originadas após a execução do módulo do sistema de recomendação. Juntamente com cada recomendação encontra-se associada uma predição (*rating*) que representa o potencial nível de interesse que o utilizador poderá demonstrar em relação ao programa recomendado. As recomendações armazenadas correspondem aos programas que constituem o guia de programação, armazenado na tabela `tvshchedule`. As recomendações armazenadas podem ser diferenciadas de acordo com o tipo de abordagem



**Figura 22** Esquema da base de dados relativo à recomendação de programas no contexto televisivo

utilizado, nomeadamente, abordagem baseada em conteúdo, abordagem baseada em filtragem colaborativa e abordagem híbrida. Desta forma é possível diferenciar as recomendações provenientes de cada uma das abordagens, podendo ser utilizadas individualmente, caso assim se pretenda.

A Figura 23 apresenta o esquema relativo à recomendação de programas no contexto VoD. O conjunto de tabelas tem uma estrutura semelhante ao conjunto de tabelas descritas na Figura 22. Os conteúdos recomendados no âmbito de programas *on-Demand*, correspondem a um subconjunto de programas armazenados no servidor. Já no contexto televisivo, estes são provenientes do guia de programação armazenado na tabela *tvshchedule*. Com base nesta diferença é importante salientar que o conjunto de programas disponíveis para serem recomendados no contexto VoD correspondem a programas estáticos, que mesmo que não sejam considerados no presente pelo utilizador, podem voltar a ser considerados no futuro, inclusive, com uma nova previsão de predição, resultado da uma actualização do histórico relativo ao utilizador. Por sua vez, os programas recomendados no contexto televisivo correspondem a programas temporários, provenientes da transmissão em tempo real, pelo que se o programa recomendado não for visualizado no horário respectivo a recomendação torna-se inválida passando a ser desconsiderada.



**Figura 23** Esquema da base de dados relativo à recomendação de programas no contexto VoD

#### 4.1.4. DESCRIÇÃO DE CONTEÚDOS TELEVISIVOS

De forma a ser possível a construção de um EPG, é essencial a existência de informação relativa aos programas de televisão disponíveis. Para obtenção da informação correspondente aos programas de televisão associados aos seus respectivos canais foi utilizado um *Web Service* disponibilizado pela SAPO [63], o qual permite a consulta de programação de TV (actualmente de todos os canais do MEO). Através da selecção de um dos vários canais disponíveis é possível solicitar ao serviço o guia de programação desse mesmo canal, dentro de um intervalo temporal especificado. Todas as funcionalidades permitidas pelo *Web Service* encontram-se representadas no Anexo A.

Neste serviço, os metadados descritivos dos programas de televisão e possíveis de ser representados segundo a norma TV-Anytime correspondem apenas ao título (*title*), título reduzido (*short title*), sinopse (*sinopse*), e duração (*duration*). Um exemplo do conjunto de campos disponíveis para descrição de um determinado programa, fornecido pelo serviço *Web* no formato XML, encontra-se ilustrado na Figura 24.

Este número reduzido de metadados coloca limitações no desempenho das recomendações baseadas em conteúdo. Neste conjunto de metadados disponíveis, apenas a sinopse, o título e a sua versão mais reduzida (*short title*) podem ser utilizados para procura e comparação de similaridade com outros programas. Contudo, uma vez que não foram consideradas

```
<Program>
  <Id>3413122</Id>
  <Title>Jornal Da Noite</Title>
  <Description>
    Toda a actualidade sobre as principais notícias do dia.
  </Description>
  <Category/>
  <Culture/>
  <Actor/>
  <Director/>
  <ExecutiveProducer/>
  <GuestStar/>
  <Producer/>
  <Writer/>
  <StartTime>2011-06-01 20:00:00</StartTime>
  <Duration>5400</Duration>
  <ChannelName>SIC</ChannelName>
  <ChannelSigla>SIC</ChannelSigla>
  <EndTime>2011-06-01 21:30:00</EndTime>
  <EpisodeTitle/>
  <ShortDescription>Jornal Da Noite</ShortDescription>
  ...
</Program>
```

Figura 24 Exemplo de descrição de um programa disponibilizada pelo *Web Service*

técnicas de *text mining* o campo sinopse não tem, para o presente trabalho, utilidade. Para além disso, o conteúdo da própria sinopse não apresenta na maioria dos casos similaridade entre programas, mesmo para programas pertencentes a uma mesma série (*e.g.* sinopses de episódios de uma telenovela em que cada dia é apresentado um resumo do episódio). De forma a exemplificar as limitações da existência de um número reduzido de metadados para cálculo da similaridade entre programas, pode referir-se o caso em que um utilizador assiste ao “Jornal Da Noite” e classifica este programa positivamente. Considerando apenas o título do programa, o sistema apenas poderá encontrar alguma similaridade com outros programas que apresentem as palavras “Jornal” ou “Noite” no seu título, mesmo no caso em que existam outros programas disponíveis relacionados com notícias.

Um cenário ainda mais limitado ocorre no caso em que o título do programa não forneça nenhum tipo de informação sobre o mesmo. Nesse caso, o sistema apenas poderia recomendar o mesmo programa a que o utilizador assistiu, no caso de o programa ou uma variante (outro episódio no caso de uma série) voltasse a ser transmitido. Desta forma, é necessário adicionar manualmente alguns dados, de forma a ser possível determinar com maior precisão a similaridade entre programas, tais como a categoria de dados correspondente ao género (*genre*).

Para obtenção dos respectivos metadados a partir do serviço *Web* disponibilizado, foi desenvolvido um cliente do *Web Service* em linguagem de programação *Java*. Foi especificado um intervalo temporal correspondente a cinco dias desde a data em que esse mesmo cliente é executado. Dessa forma, ao executar o *Web Service*, é armazenada no servidor da base de dados toda a informação necessária para a construção do EPG, para os diferentes canais disponíveis. O intervalo de tempo da informação recolhida, corresponde a cinco dias a contar desde a data de execução do serviço, no intervalo das 00:00:00 às 23:59:59 horas. Os campos da informação recolhida correspondem nomeadamente ao título do programa (*Title*), descrição reduzida do título (*ShortDescription*), descrição (*Description*), data de início do programa (*StartTime*), data em que o programa termina (*EndTime*) e duração do programa (*Duration*) e canal (*Channel*). Durante a recolha de informação na base de dados é ainda feita a correspondência da informação recolhida com a norma do TV-Anytime, nomeadamente a correspondência da descrição do programa (*Description*) e descrição reduzida do título (*ShortDescription*) ao campo *sinopse* e ao campo *shorttitle* do TV-Anytime, respectivamente.

## **4.2. ALGORITMOS DE RECOMENDAÇÃO**

São diversas as técnicas de recomendação e respectivos algoritmos utilizadas no âmbito dos sistemas de recomendação.

A abordagem adoptada nesta dissertação foi baseada no trabalho apresentado por Adomavicius *et al.* [2]. Foram desenvolvidos dois algoritmos que implementam, respectivamente, recomendações baseadas em conteúdo e recomendações baseadas em filtragem colaborativa. Estes algoritmos podem ser divididos em duas fases distintas:

- Numa 1ª etapa, o perfil de utilizador em causa é comparado com outros perfis (filtragem colaborativa), ou directamente com as características de itens disponíveis para visualização e ainda a ser acedidos (filtragem baseado em conteúdo), sendo avaliado o grau de similaridade entre eles.
- Numa 2ª fase são considerados o conjunto de perfis (ou itens) mais similares. A informação relacionada a estes perfis ou itens mais similares é posteriormente utilizada para realizar a predição classificativa (avaliação) em relação aos itens que o utilizador em análise ainda não experienciou.

### **4.2.1. RECOLHA DE INFORMAÇÃO**

O sistema desenvolvido permite recolher informação de forma explícita e implícita para ser utilizada pelos algoritmos de recomendação. A recolha de informação de forma explícita é realizada através da classificação, por parte do utilizador, dos itens seleccionados por este para visualização. O utilizador pode ainda optar por não atribuir qualquer classificação caso assim o pretenda. A classificação varia entre 1 e 5.

A informação recolhida de forma implícita tem como base o tempo que um utilizador permanece a assistir a um programa *on-Demand* ou a um programa de televisão. Esta é sobretudo utilizada no caso de um utilizador visualizar algum programa e voluntariamente não o classificar explicitamente. Nesse caso, este intervalo de tempo recolhido automaticamente pelo sistema, de forma implícita, é transformado numa classificação quantitativa de 1 a 5. A classificação atribuída implicitamente corresponde à razão entre o tempo de visualização e tempo de duração do programa. A Tabela 8 apresenta a correspondência entre a percentagem de tempo do programa visualizado por um utilizador e a respectiva classificação atribuída.

**Tabela 8** Atribuição de classificação forma implícita através da percentagem de tempo do programa assistido

Percentagem de visualização	Classificação
Menor que 20%	1
Entre 20% e 40%	2
Entre 40% e 60%	3
Entre 60% e 80%	4
Entre 80% e 100%	5

Esta forma de classificação é sem dúvida limitada, uma vez que o facto de um utilizador visualizar um programa completo não significa que tenha gostado do mesmo ao ponto de avaliar o programa com a classificação 5, podendo inclusive ter-se ausentado em determinado ponto de exibição do programa. Contudo esta abordagem apresenta uma estimativa de classificação aproximada, sendo que, no caso de o utilizador pretender classificar o programa explicitamente, esta classificação terá sempre prioridade em relação à classificação atribuída indirectamente de forma implícita.

Para recolha da informação, prevê-se que a identificação do utilizador seja realizada através da autenticação do mesmo no sistema, com a indicação de dados como o nome de utilizador e *password*.

#### **4.2.2. ALGORITMOS DE RECOMENDAÇÃO COLABORATIVA USER-TO-USER**

As técnicas de recomendação baseadas na abordagem colaborativa *user-to-user* consistem, no fundo, em estimar a classificação que um utilizador atribuiria a um determinado item, com base nas avaliações que utilizadores similares atribuíram a esse mesmo item. Para estimar a avaliação de um utilizador sobre um item é realizada uma soma ponderada da multiplicação das avaliações de outros utilizadores similares pelo peso da sua similaridade.

Sendo  $R(u', i)$  a classificação que o utilizador  $u'$  (similar ao utilizador  $u$ ) atribui ao item  $i$ , a classificação do utilizador  $u$  atribuída ao item  $i$ , representada por  $R(u, i)$ , é dada por:

$$R(u, i) = z \sum_{u' \in N(u)} sim(u, u') \cdot R(u', i) \quad (1)$$

em que  $z$  é um factor de normalização definido por:

$$z = 1 / \sum_{u' \in N(u)} |sim(u, u')| \quad (2)$$

e  $N(u)$  representa o conjunto de utilizadores similares ao utilizador  $u$ .

O tamanho do conjunto  $N(u)$  pode variar de 1 a todos os utilizadores do conjunto de dados. Limitar o tamanho da vizinhança a um número específico vai determinar o número de utilizadores semelhantes que serão utilizados no cálculo da classificação  $R(u, i)$ .

A similaridade entre utilizadores,  $sim(u, u')$ , é calculada através da similaridade de cosseno. Supondo que  $I(u, u')$  representa o conjunto de itens avaliados por ambos os utilizadores,  $u$  e  $u'$ , o cálculo da similaridade de cosseno é calculado de acordo com a seguinte equação:

$$sim(u, u') = \left( \sum_{i \in I(u, u')} R(u, i) R(u', i) \right) / \left( \sqrt{\sum_{i \in I(u, u')} R(u, i)^2} \sqrt{\sum_{i \in I(u, u')} R(u', i)^2} \right) \quad (3)$$

Como exemplo da abordagem adoptada no presente trabalho, considere-se uma aplicação de recomendação de filmes, onde os utilizadores fornecem ao sistema de recomendação uma classificação (entre 1 e 10) para cada filme a que assistiram. Neste caso, de acordo com a equação (1), a estimativa da classificação que o utilizador  $u$  atribuiria ao filme  $i$  será calculada com base nas classificações atribuídas a esse mesmo filme por utilizadores similares, isto é,  $R(u, i)$  será calculado a partir das classificações  $R(u', i)$ . A similaridade entre utilizadores é determinada com base na semelhança das avaliações atribuídas a filmes que ambos os utilizadores  $u$  e  $u'$  visualizaram.

Um exemplo do processo de predição encontra-se ilustrado na Figura 25. A matriz *Users x Itens* apresentada na figura é constituída por cinco utilizadores ( $u_1, \dots, u_5$ ) e cinco filmes ( $i_1, \dots, i_5$ ). Pretende obter-se a classificação que o utilizador  $u_1$  atribuiria ao item  $i_5$ . Todas as restantes classificações, para este caso, são conhecidas. Inicialmente são considerados os dois utilizadores mais similares a  $u_1$  e que tenham igualmente visto o filme  $i_5$ . Neste caso,  $u_2$  e  $u_3$  parecem ser "pares perfeitos" para o utilizador  $u_1$ , uma vez que todos

	Item $i_1$	Item $i_2$	Item $i_3$	Item $i_4$	Item $i_5$
Target user User $u_1$	5	7	5	7	?
Users most similar to the target user	User $u_2$	5	7	5	7
	User $u_3$	5	7	5	7
User $u_4$	6	6	6	6	5
User $u_5$	6	6	6	6	5

**Figura 25 Matriz Users x Itens [2]**

eles atribuíram a mesma classificação aos mesmos filmes que foram vistos entre este conjunto de utilizadores ( $u_1, u_2, u_3$ ). Uma vez que ambos os utilizadores ( $u_2$  e  $u_3$ ) classificaram o filme  $i_5$  com o valor 9, o valor  $R(u, i)$  resultante da aplicação da equação vai ser previsto como 9.

O fluxograma do algoritmo desenvolvido para o cálculo da classificação atribuída a um determinado item com base em filtragem colaborativa *user-to-user* encontra-se apresentado no Anexo D.

Realizando uma análise preliminar pode concluir-se que a aplicação da abordagem baseada em filtragem colaborativa *user-to-user* apresentará um desempenho mais limitado no contexto de programas de televisão em comparação com o conjunto de programas disponíveis *on-Demand*. Ao contrário dos programas disponíveis de forma permanente, como um conjunto de filmes num servidor, os programas de televisão apenas podem ser visualizados quando são exibidos. Dessa forma, no caso em que os utilizadores apenas possam classificar um programa durante a sua exibição, o algoritmo colaborativo não poderá inferir uma avaliação relativa ao programa, uma vez que um programa não transmitido, não possui quaisquer avaliações associadas a si mesmo. Esta limitação encontra-se directamente relacionada com o problema do novo item, referido na secção 2.2.2. As classificações atribuídas aos programas, podem porém, ser utilizadas no caso de programas periódicos, tal como programas pertencentes a uma série.

#### **4.2.3. ALGORITMO DE RECOMENDAÇÃO BASEADO NO CONTEÚDO**

As técnicas de recomendação baseadas em conteúdo tiram partido do conteúdo dos itens, baseando-se na estimação da similaridade entre os itens com base nas informações que os descrevem. Como vimos, no domínio da recomendação de programas de televisão, cada



item é caracterizado por alguns atributos, tais como, título do programa, género, realizadores, actores, apresentadores, *etc.* Com esses atributos é possível a aplicação de métricas de similaridade de forma a obter o nível de similaridade entre os diferentes programas com base nesses mesmos atributos.

Para realizar o cálculo da similaridade entre os diferentes itens, optou-se no presente trabalho por recorrer também à similaridade de cosseno mantendo assim alguma semelhança entre os dois algoritmos desenvolvidos. Embora no trabalho de Adomavicius *et al.* [2] os autores não tenham abordado a temática de técnicas de recomendação baseadas em conteúdo, é possível reutilizar a equação (1) mediante algumas alterações.

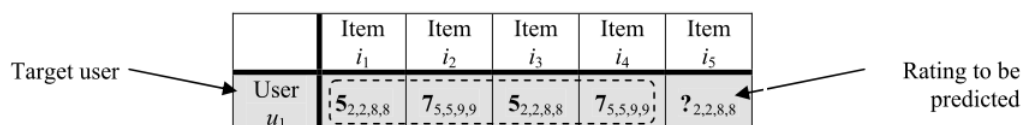
Assim, sendo  $i'$  um item similar ao item  $i$  (ainda não classificado),  $sim(i, i')$  a similaridade entre itens, e  $R(u, i')$  a classificação que o utilizador  $u$  atribui a  $i'$ , a classificação do utilizador  $u$  atribuída ao item  $i$ , representada por  $R(u, i)$ , é dada por:

$$R(u, i) = z \sum_{i' \in N(i)} sim(i, i') \cdot R(u, i') \quad (4)$$

em que  $N(i)$  representa o conjunto de itens similares ao item  $i$ .

Como exemplo desta abordagem pode considerar-se o mesmo cenário da secção anterior (4.2.2), correspondente a uma aplicação de recomendação de filmes.

A Figura 26 ilustra o conjunto de itens avaliados pelo utilizador  $u_1$  assim como o item do qual se pretende obter uma estimativa de classificação ( $i_5$ ). Cada item possui um índice de atributos que simulam as características de cada item. O sistema começa por identificar os dois itens mais similares a  $i_5$ , que neste caso correspondem ao item  $i_1$  e  $i_3$ , uma vez que estes apresentam os mesmos atributos (2,2,8,8). Através da aplicação da equação (4) o sistema realiza uma estimativa da classificação atribuída pelo utilizador  $u_1$  ao item  $i_5$ , que para este caso, corresponde a 5.



**Figura 26** Conjunto de itens avaliados pelo utilizador  $u_1$

Um exemplo da similaridade entre itens pode ser exemplificado com base na Tabela 9. Através da análise dos itens apresentados, neste caso correspondentes a filmes, verifica-se que os dois primeiros itens possuem o mesmo realizador, alguns actores em comum assim como o mesmo género e local de produção, *etc.* Por sua vez, o terceiro item não possui aparentemente qualquer similaridade com os restantes. Através da aplicação da similaridade de cosseno aos itens referidos é possível determinar o valor numérico representativo do grau de similaridade entre itens. Considerando a similaridade entre o item 1 e 2 obtêm-se um valor, relativo à similaridade de cosseno de 0,82. Por sua vez, a similaridade de cosseno entre o item 1 e o item 3 apresenta o valor de 0,07. Através da análise deste conjunto de resultados é possível afirmar que no caso de um utilizador demonstrar interesse pelo item 1 lhe será recomendado o item 2 e vice-versa. Pelo contrário, o item 3 muito dificilmente seria recomendado dado o baixa similaridade.

No Anexo D encontra-se representado o fluxograma correspondente ao algoritmo implementado para o cálculo da classificação, atribuída a um determinado item, como base em filtragem baseada em conteúdo.

**Tabela 9 Conjunto de itens para análise da similaridade**

	<b>Item 1</b>	<b>Item 2</b>	<b>Item 3</b>
<b>Título</b>	Piratas das Caraíbas: Nos Confins do Mundo	Piratas das Caraíbas: O Cofre do Homem Morto	A Bela e o Papparazzo
<b>Género</b>	Acção	Acção	Comédia
<b>Realizador</b>	Gore Verbinski	Gore Verbinski	António Pedro Vasconcelos
<b>Actores</b>	Johnny Depp, Geoffrey Rush, Orlando Bloom, Keira K	Johnny Depp, Orlando Bloom, Keira Knightley	Soraia Chaves, Marco D'Almeida, Pedro Laginha, Nuno Markl, Virgílio Castelo
<b>Linguagem</b>	Inglês	Inglês	Português
<b>Local de produção</b>	Estados Unidos	Estados Unidos	Portugal

Em resumo, as técnicas baseadas em conteúdo exigem a existência de informação válida sobre os itens, o que nem sempre se verifica. Por outro lado, as técnicas colaborativas exigem a existência de um número significativo de classificações por parte de todos os utilizadores. Como tal, estas limitações dificultam por vezes a inferência de classificações. Neste sentido, a combinação de diferentes técnicas pode ser utilizada para tirar partido das vantagens de cada uma das técnicas, atenuando as limitações.

### **4.3. ARQUITECTURA DO SISTEMA**

Na impossibilidade de desenvolver o Sistema de Recomendação e Personalização de Televisão num contexto real, ou seja, directamente direccionado para uma *Set-Top-Box* (STB), optou-se por desenvolver o sistema como uma aplicação *Web*.

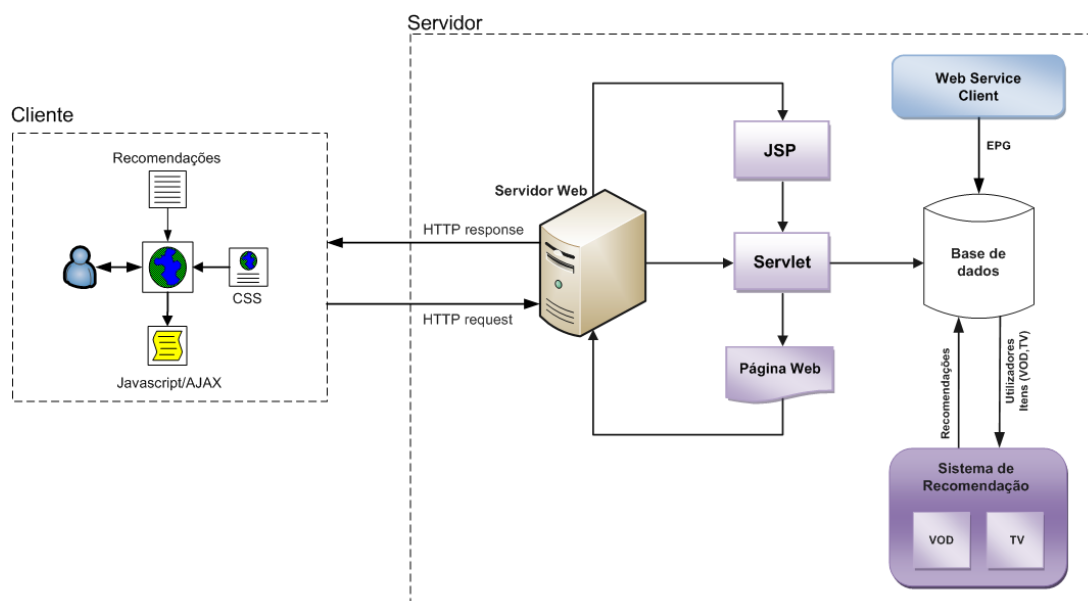
O Sistema de Recomendação e Personalização de Televisão, descrito na presente dissertação divide-se em diversos componentes, implementados de forma independente. De seguida, são listados de forma resumida as linguagens de programação, tecnologias e *software* utilizado no desenvolvimento do projecto:

- *Ubuntu Server 10.04*;
- Servidor *Apache Tomcat 6*;
- Servidor de base de dados *MySQL*;
- *Integrated Development Environment (IDE) Netbeans*;
- Tecnologia *JavaServer Pages (JSP)* e *Servlet*;
- Linguagens de programação *Java* e *JavaScript*;
- *Asynchronous Javascript And XML (AJAX)*;
- *HyperText Markup Language (HTML)* e *Cascading Style Sheet (CSS)*.

A arquitectura da aplicação desenvolvida (Figura 27) divide-se fundamentalmente em duas partes, nomeadamente, cliente e servidor. A aplicação do lado do cliente, corresponde à interface *Web*, desenvolvida em *JSP*, com a qual o utilizador interage, e através da qual serão recolhidas informações por parte do sistema. As informações resultantes da

interacção do utilizador com o sistema são recolhidas através de um conjunto de *scripts* em *Javascript* com *AJAX* integrado. Desta forma, a recolha de informação é totalmente imperceptível por parte do utilizador, assim como não existe a necessidade de recarregar a página *Web* para o envio de informações ao servidor. A informação recolhida de forma implícita ou explícita é posteriormente processada por um conjunto de *servlets*, responsáveis pelo armazenamento da informação recolhida, no servidor de base de dados *MySQL*.

Por sua vez, no lado do servidor, encontram-se instalados o servidor *Web Apache Tomcat*, responsável pelo processamento das páginas *Web* e um servidor de base de dados *MySQL* cuja função é o armazenamento de informações relativas ao registo de dados do utilizador, como dados de autenticação ou dados relativos ao histórico de interacção do utilizador com o sistema. O servidor de base de dados é ainda responsável pelo armazenamento de programas e guias de programação dos canais disponíveis, assim como de todas as recomendações possíveis de ser apresentadas ao utilizador. Os guias de programação, armazenados na base de dados, são obtidos através da execução de um *Web Service*. Através da execução do *Web Service* são obtidas informações relativas aos programas de televisão, tais como, título, descrição do programa, horário de exibição, duração, *etc.* O conjunto de todos os programas forma o *EPG* que posteriormente será apresentado na interface *Web*.



**Figura 27** Arquitectura do Sistema de Recomendação e Personalização de Televisão

O núcleo do sistema é composto pelo sistema de recomendação, desenvolvido em *Java* e responsável por gerar todas as recomendações. Este módulo, é responsável por criar, a partir da base de dados, a matriz *utilizadores x itens* e posteriormente, aplicar à matriz criada, as técnicas de recomendação baseadas em conteúdo e em filtragem colaborativa. Através da aplicação das técnicas referidas, é calculado, para cada utilizador e programa com o qual o utilizador ainda não teve interacção (visualizou ou classificou), o valor da predição da classificação que o utilizador atribuiria a um determinado item ainda não visualizado. O cálculo de todas as predições é por fim, no servidor da base de dados, juntamente com a referência ao programa, utilizador e tipo de técnica de recomendação a que se encontram associadas. O sistema de recomendação é executado em modo *offline*, devendo o mesmo ser executado periodicamente, para que o sistema utilize informações que correspondam ao comportamento actual do utilizador.

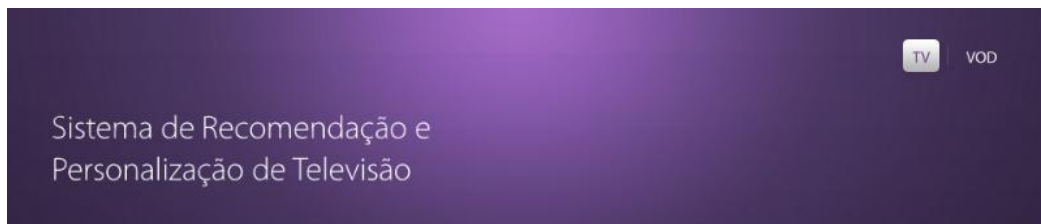
#### **4.3.1. VIDEO PLAYER**

Para a exibição de programas *on-Demand*, ou conteúdos televisivos em tempo real, foi necessário proceder à escolha de um *Video Player* que atendesse às necessidades do projecto. Neste sentido, foi utilizado o *FlowPlayer*<sup>4</sup>, um *Video Player Open Source* desenvolvido em *Flash* direccionado para a execução de conteúdos multimédia em páginas *Web*. De entre as várias funcionalidades disponíveis podem citar-se a sua flexibilidade de personalização, suporte a *stream* de vídeo ou ainda suporte à inserção de publicidade simultaneamente com a execução vídeos ou *stream's*.

Para além das funcionalidades referidas, o *FlowPlayer* possui ainda disponível, uma API em *Javascript*, relativamente bem documentada, através da qual é possível uma interacção mais complexa, através da utilização de um considerável conjunto de funções. No presente trabalho, a utilização desta API teve directamente influência na recolha de informações de forma implícita. O desenvolvimento de um *script* associado ao *FlowPlayer*, permite monitorizar as interacções do utilizador com o programa a ser exibido, tais como, *play* ou *pause*. Para além da capacidade de detecção destas acções é também monitorizado o tempo de visualização de um programa, tanto *on-Demand* como programas televisivos. Desta

---

<sup>4</sup> <http://flowplayer.org/>



**Figura 28** Representação do menu superior através do qual é possível a navegação pelos diferentes tipos de programas

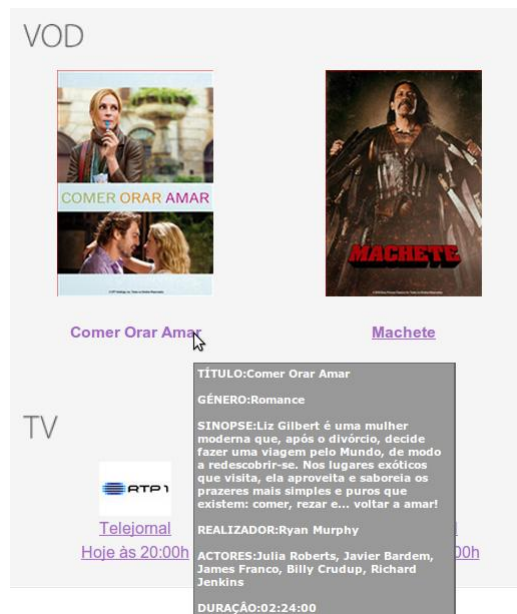
forma, é possível considerar esse intervalo de tempo para inferir uma classificação, como referido na secção 4.2.1. A informação implícita é fornecida ao servidor sempre que o utilizador fecha, actualiza ou retrocede a página *Web* em que decorre a monitorização.

#### **4.3.2. INTERFACE GRÁFICA DA APLICAÇÃO**

Como culminar, para implementação do conjunto de elementos descritos ao longo do capítulo, foi desenvolvido uma interface gráfica *Web* que permitisse, a apresentação das recomendações disponíveis ao utilizador final.

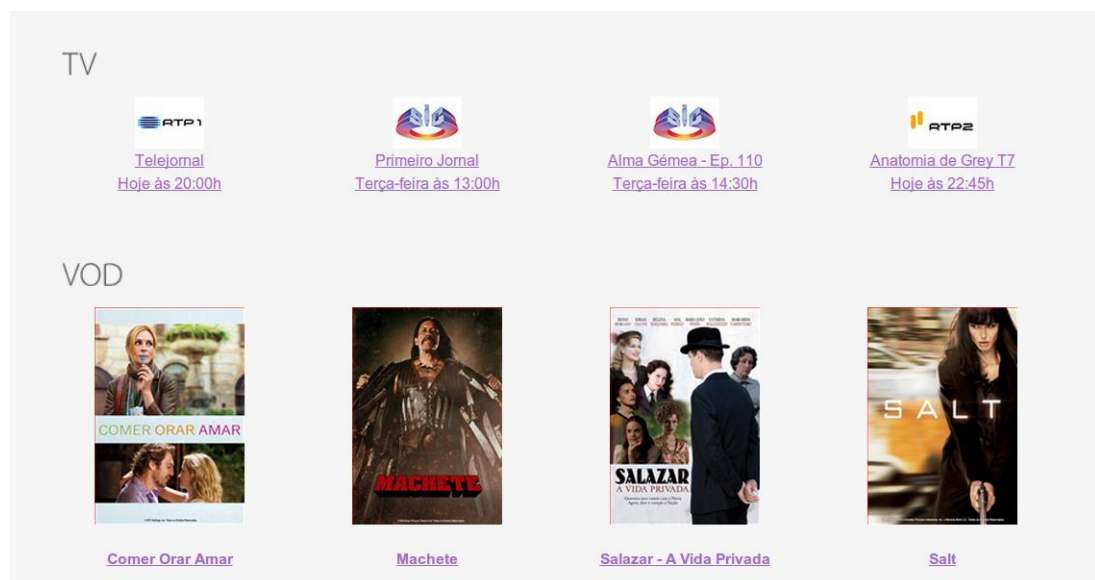
Para além da apresentação das recomendações determinadas previamente, a aplicação permite funcionalidades de reprodução de conteúdos, através da existência de um *Vídeo Player* e, no caso dos programas de televisão, a consulta do guia de programação dos canais disponíveis. A selecção do tipo de serviço, ou contexto de utilização (TV ou VoD) é possível pela existência de um menu localizado na página de entrada da aplicação como mostra a Figura 28.

Para ambos os cenários, as recomendações são apresentadas de forma destacada podendo o utilizador, opcionalmente, através da passagem do ponteiro do rato sobre o item recomendado, obter alguma informação preliminar em relação ao programa pretendido. No caso de programas de televisão essa informação corresponde a uma pequena descrição do programa, e no caso dos programas *on-Demand* corresponde à apresentação do género, sinopse, realizador, actores, ano de produção e duração total do programa (Figura 29).



**Figura 29** Descrição detalhada do programa seleccionado

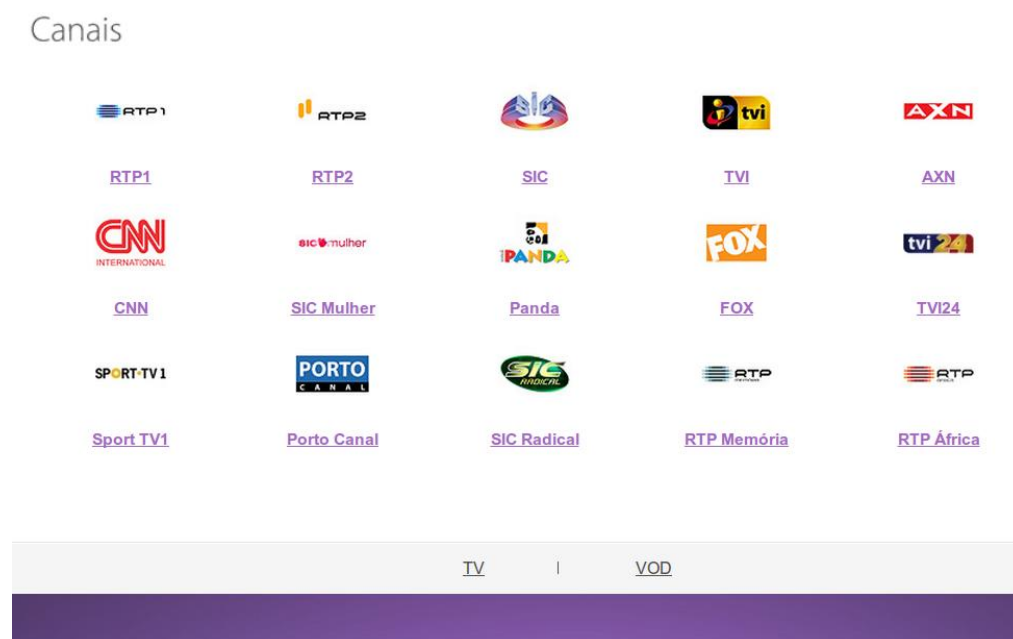
No caso das recomendações correspondentes aos programas de televisão é ainda indicado o horário e o dia da semana em que o programa será exibido, sendo as recomendações apresentadas da esquerda para a direita pela ordem temporal de exibição dos programas. Um exemplo das recomendações referidas encontra-se ilustrado na Figura 30.



**Figura 30** Apresentação das recomendações disponíveis para os diferentes ambientes de programas

O conjunto de recomendações encontra-se presente em todas as páginas da aplicação, embora a ordem de apresentação dessas mesmas recomendações dependa da selecção do serviço que se fez na página inicial. No caso da secção correspondente ao ambiente televisivo, as recomendações, relativas aos programas de televisão, são apresentadas numa posição de destaque. O contrário acontece se está no contexto de utilização associado ao serviço de VoD. Desta forma evidenciam-se as recomendações relativas ao contexto de aplicação actual, mantendo a referência aos dois ambientes de visualização de programas. O número de recomendações apresentadas, tanto para programas de TV como para programas VoD é configurável, sendo o valor por defeito igual a quatro.

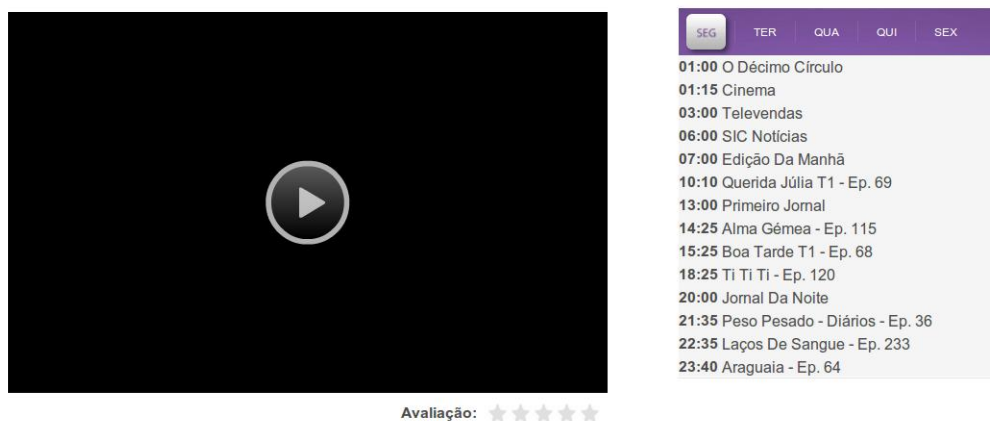
Na página principal relativa ao contexto televisivo, para além das recomendações já referidas, é também apresentado a lista de canais disponíveis para exibição de conteúdos e sobre os quais é possível consultar o respectivo guia de programação (Figura 31).



**Figura 31** Lista de canais disponíveis para consulta da programação e exibição de programas



SIC



**Figura 32 Apresentação do EPG relativo ao canal SIC**

Seleccionado um canal específico, para além do *Video Player*, onde se prevê a exibição do conteúdo televisivo correspondente ao canal seleccionado, é apresentado o EPG desse canal (Figura 32).

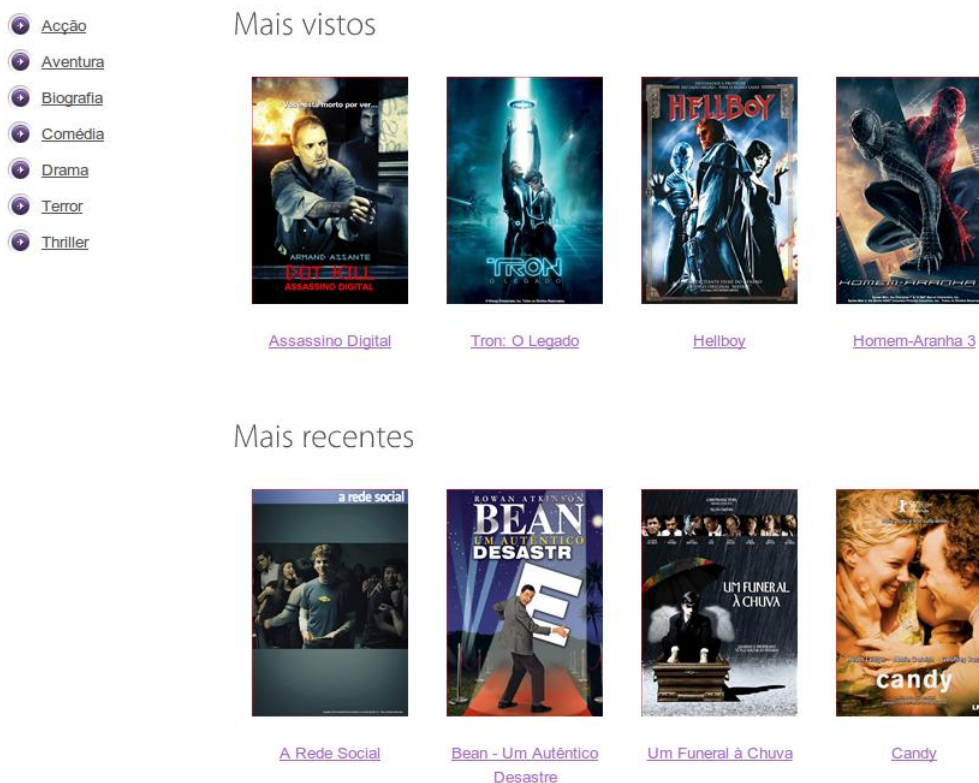
Ao ser seleccionado um canal específico e ao ser iniciada a exibição do programa correspondente ao horário de acesso, o sistema inicia, automaticamente, a recolha de informação relativa ao tempo que o utilizador permanece a visualizar o programa em exibição. Caso o programa em exibição termine e o utilizador permaneça no canal seleccionado, o sistema, através da informação recolhida implicitamente, associa uma avaliação ao programa que terminou e inicia, em relação ao próximo programa a ser exibido, uma nova monitorização do tempo de permanência de visualização por parte do utilizador. No caso de o utilizador fechar a aplicação ou aceder a outro programa ou canal sem o programa ter terminado, o sistema associa, de igual forma para este caso, através do tempo de visualização, uma classificação ao programa. O utilizador pode também explicitamente classificar o programa em exibição atribuindo um valor dentro da gama disponível (1 a 5). Dessa forma garante uma avaliação mais precisa.

Através do EPG apresentado é possível consultar o guia de programação do canal pretendido correspondente ao dia actual, assim como para os quatro dias seguintes. De forma semelhante ao que foi implementado para os programas recomendados, o utilizador pode obter uma pequena descrição de um programa contido no EPG através da passagem do ponteiro do rato pelo programa pretendido (Figura 33).



**Figura 33 Pequena descrição de um programa televisivo seleccionado no EPG**

A página principal apresenta, no caso do serviço de VoD, na zona abaixo das recomendações apresentadas, um menu e uma lista dos programas mais vistos e mais recentemente adicionados (Figura 34). O menu referido corresponde ao conjunto de



**Figura 34 Apresentação dos programas mais vistos e adicionados ao sistema recentemente**

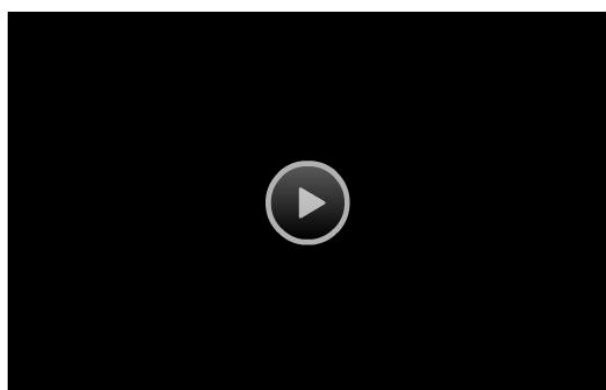
categorias (género) em que se encontram divididos os programas disponíveis. Desta forma, é possível ao utilizador, aceder ao conjunto de programas que representem uma preferência de género específica. A apresentação dos programas mais vistos representa por si só, uma forma de recomendação como referido na secção 2.1.3. A utilização de abordagens que incluem a identificação do conjunto de programas mais vistos e mais recentes, podem constituir um estímulo ao consumo de conteúdos. Este tipo de recomendação não personalizada é particularmente útil no caso de o utilizador não demonstrar interesse por nenhuma das recomendações apresentadas, não possuir uma ideia concreta do que pretenda ver, ou ainda, ser um utilizador recente do serviço.

Quando seleccionado um programa específico, a estrutura de apresentação da página é composta pelo conjunto de todos os programas recomendados, o *Video Player* e a descrição do programa seleccionado.

A apresentação de um conjunto de metadados predefinidos relativos a este programa permite informar com detalhe o utilizador do serviço sobre a selecção que efectuou (Figura 35).

No caso de o programa seleccionado corresponder a uma das recomendações relativas aos programas VoD, a recomendação deixa de ser incluída na lista de recomendações sendo apresentada a recomendação seguinte. No caso de o utilizador não visualizar o programa

### Comer Orar Amar



Avaliação: ★★★★★



**Sinopse:**Liz Gilbert é uma mulher moderna que, após o divórcio, decide fazer uma viagem pelo Mundo, de modo a redescobrir-se. Nos lugares exóticos que visita, ela aproveita e saboreia os prazeres mais simples e puros que existem: comer, rezar e... voltar a amar!

**Género:**Romance

**Realizador:**Ryan Murphy

**Actores:**Julia Roberts, Javier Bardem, James Franco, Billy Crudup, Richard Jenkins

**Ano de estreia:**2010

**Duração:**02:24:00

**Figura 35** Apresentação da interface relativa à selecção de um programa

correspondente à recomendação seleccionada, ou aceder a uma nova página da aplicação, a recomendação referida volta a ser inserida na lista de recomendações. A recomendação relativa ao item seleccionado é igualmente desconsiderada a partir do momento que o utilizador inicia a exibição do conteúdo. Neste caso, uma vez iniciada a apresentação do conteúdo (*play*), o sistema considera o item como visualizado desconsiderando automaticamente esse item para futuras recomendações.

A classificação de programas é possível, em ambos os cenários (TV e VoD) através da existência de um conjunto de cinco estrelas cujo preenchimento representam a classificação atribuída. No caso de reconsiderar a sua classificação, é possível ao utilizador alterar a avaliação atribuída ao programa classificado, sendo considerada para efeitos de avaliação a última classificação atribuída.

Por fim, na zona inferior de todas as páginas que constituem a aplicação *Web* existe um outro menu, com os mesmos campos de acesso do menu superior, de forma a permitir ao utilizador, caso o pretenda, interagir com os diferentes ambientes de forma mais célere.

Para uma melhor ilustrar a aplicação *Web* implementada, encontra-se apresentado no Anexo E um conjunto de imagens correspondentes a todas as páginas da aplicação *Web* desenvolvida.

# 5. AVALIAÇÃO DOS ALGORITMOS DE RECOMENDAÇÃO

## 5.1. METODOLOGIAS DE AVALIAÇÃO

A avaliação das técnicas de recomendação implementadas fez-se com recurso a uma estratégia de validação bastante comum. Nesta estratégia, são percorridas todas as classificações no sistema, e para cada uma delas infere-se a classificação utilizando cada uma das técnicas, ignorando a classificação real existente. Após completar o processo de predição é realizada a avaliação da diferença entre as predições e valores reais.

## 5.2. CONJUNTO DE DADOS DE VALIDAÇÃO

A existência de dados credíveis é um pré-requisito essencial para a validação de algoritmos de recomendação. Por este facto, várias organizações ou grupos de trabalho disponibilizam informação de referência com o objectivo de permitir a comparação de diferentes abordagens [39]. Um exemplo na área de aplicação que esta dissertação aborda é o *Movielens data set*, criado pelo grupo de investigação *Grouplens*, e que se refere ao domínio dos filmes.

Deve mencionar-se que nenhum dos conjuntos de dados listados por Lucas [39] contempla o domínio específico dos programas de televisão, muito embora o conjunto *Movielens* contemple, como já referido, um domínio relacionado, *i.e.* os filmes. Contudo, este conjunto de dados apresenta limitações significativas relativamente à descrição de itens, na medida que apenas define o género.

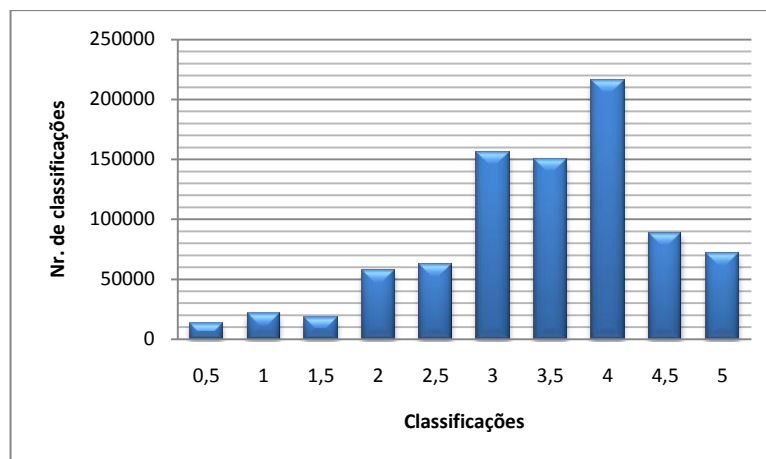
De forma a garantir um teste efectivo do sistema implementado, o conjunto de dados de referência deve obedecer aos seguintes requisitos: 1) se possível, ser relacionado com programas de televisão; 2) possuir um volume de itens minimamente significativo; 3) conter informação rica sobre os itens que permitam a utilização de métricas de similaridade entre os mesmos para efeitos de recomendações baseadas na similaridade de conteúdo.

Com base nestes requisitos, e após a análise de várias opções, seleccionou-se para utilização no presente trabalho o *data set* designado de *htrec2011-movielens-2k* [30]. Este conjunto de dados é uma adaptação do conjunto de dados *Movielens* de forma a considerar um maior número de atributos para descrição dos itens. No conjunto de dados *htrec2011-movielens-2k* são apenas incluídos os utilizadores que já classificaram pelo menos 20 itens. Este número mínimo de avaliações apresenta alguma relevância, uma vez que só se consegue testar abordagens colaborativas quando os utilizadores do sistema já classificaram vários itens.

A caracterização da fonte de dados seleccionada é apresentada na Tabela 10.

**Tabela 10** Caracterização da fonte de dados *htrec2011-movielens-2k data set*

<b>Nome</b>	<b>htrec2011-movielens-2k</b>
<b>Domínio</b>	Filmes
<b>Classificações</b>	855598
<b>Itens</b>	10197
<b>Utilizadores</b>	2113
<b>Mínimo de classificações inseridas por utilizador</b>	20
<b>Domínio das classificações</b>	{0.5,1,...,4.5,5}
<b>Principais informações dos itens</b>	Título, Género, Actores, Realizadores, País de origem, Data da classificação
<b>Principais informações dos utilizadores</b>	-



**Figura 36** Proporção de cada classificação no conjunto de dados

A Figura 36 apresenta a distribuição das classificações atribuídas. Como se pode verificar, a maioria das classificações é de 3 ou superior. Estes dados sugerem que os utilizadores classificam maioritariamente os itens de que tenham gostado.

### 5.3. MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO CONSIDERADAS

Várias métricas têm sido propostas para avaliar o desempenho dos algoritmos aplicados no âmbito dos sistemas de recomendação. A grande maioria da literatura relacionada [29,52], propõe a utilização de conjuntos de dados contendo classificações dadas por utilizadores a itens, para aferir a qualidade e desempenho das diferentes técnicas.

Uma das métricas mais utilizadas é designada de *Mean Average Error* (MAE) que indica o erro médio associado às recomendações. Esta métrica mede o erro médio absoluto entre a predição e a classificação real atribuída pelo utilizador podendo ser calculada através da seguinte equação [29]:

$$MAE = \sum_{i=1}^N \frac{|p_i - r_i|}{N} \quad (5)$$

em que  $p_i$  representa a predição resultante do algoritmo,  $r_i$  a classificação real atribuída e  $N$  o conjunto de utilizadores considerados.

O *Mean Squared Error* (MSE) e o *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) são outras das variantes do MAE frequentemente utilizadas. De acordo com Herlocker *et al.* [29] o cálculo do MSE dá um maior ênfase à consistência das técnicas. Segundo este autor,

enquanto o MAE é uma média aritmética simples que não valoriza significativamente os erros, no caso do MSE bastam algumas previsões para que o valor suba consideravelmente, pelo que uma técnica com baixo MSE terá sempre uma margem de erro baixa. O MSE e MAPE são calculados pelas equações (6) e (7) respectivamente.

$$MSE = \sum_{i=1}^N \frac{|p_i - r_i|^2}{N} \quad (6)$$

$$MAPE = \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} \left| \frac{p_i - r_i}{p_i} \right| \quad (7)$$

#### 5.4. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Nas secções seguintes serão analisados os resultados obtidos, num conjunto de testes realizados aos algoritmos desenvolvidos e aplicados ao conjunto de dados referidos anteriormente. Foram considerados diferentes cenários: variação do número de utilizadores mantendo-se o número de itens; variação do número de itens mantendo-se o número de utilizadores; variação simultânea do número de utilizadores e do número de itens.

Durante a fase de testes foi perceptível que os algoritmos desenvolvidos poderiam ser optimizados relativamente ao tempo de cálculo necessário para realizar cálculo das previsões. Após algumas reestruturações aos algoritmos desenvolvidos, foi possível obter um tempo de cálculo cerca de quatro vezes inferior em comparação com o algoritmo inicial.

Com o objectivo de fazer uma análise detalhada do desempenho dos algoritmos desenvolvidos e também uma comparação entre ambos foram calculados os seguintes valores:

- Média e desvio padrão da quantidade de previsões obtidas para a cada utilizador;
- Média e desvio padrão do valor classificativo das previsões efectuadas para os primeiros 5 itens de cada utilizador;
- Número médio de itens que são semelhantes, nas diferentes técnicas, nos 10 e 20 primeiros itens recomendados a cada utilizador;



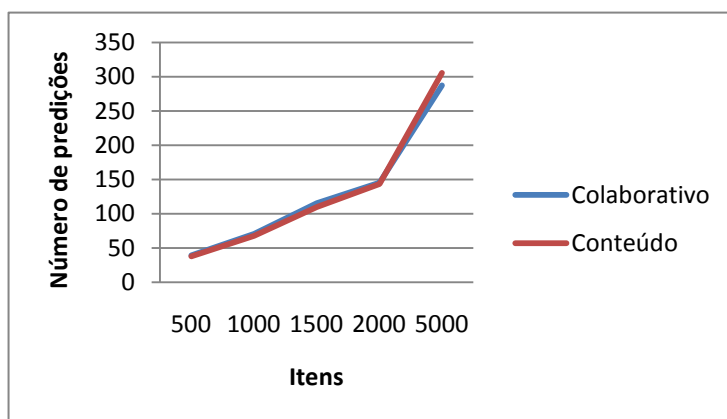
- Distância entre as predições e valores reais.

No Anexo F apresentam-se com detalhe, os resultados obtidos em cada uma das experiências realizadas. Nas secções seguintes serão apresentados graficamente alguns desses resultados, assim como a sua respectiva análise e discussão.

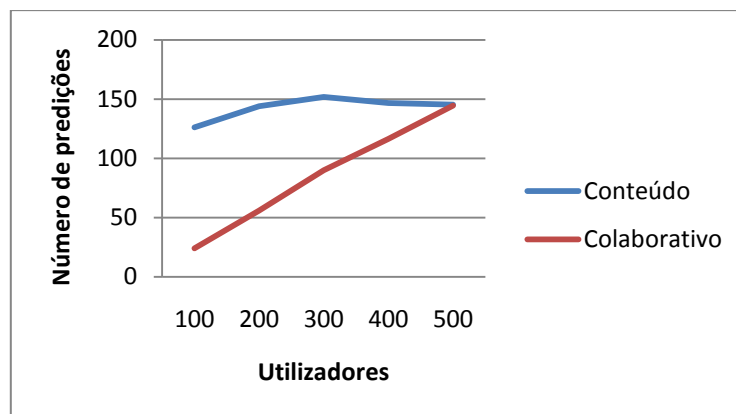
#### 5.4.1. NÚMERO DE PREDIÇÕES OBTIDAS POR UTILIZADOR

A Figura 37 representa o gráfico correspondente ao número médio de predições realizado a cada utilizador, num cenário em que ocorre a variação do número de itens mantendo-se constante o número de utilizadores. Tal como seria de esperar, é possível observar que o número de predições aumenta com o aumento do número de itens, uma vez que, quanto maior o número de itens disponíveis e avaliados, maior é o conjunto de itens que podem ser recomendados com base em cada uma das técnicas utilizadas.

Relativamente a um cenário com um número fixo de itens e aumento do número de utilizadores, verifica-se tal como no cenário anterior, o aumento do número de predições e consequentemente possíveis recomendações (Figura 38). Neste cenário, quanto maior o número de utilizadores maior a probabilidade de um item ser classificado e assim, utilizado para inferir uma classificação a um outro item. Pela análise da Figura 38 é possível observar que ao contrário do cenário anterior, em que a média do número de predições efectuadas a cada utilizador para as diferentes técnicas se encontravam bastante



**Figura 37** Comparação entre o número de predições entre a técnica baseada em conteúdo e em filtragem colaborativa mediante o aumento do número de itens



**Figura 38 Comparação entre o número de predições entre a técnica baseada em conteúdo e em filtragem colaborativa mediante o aumento de utilizadores**

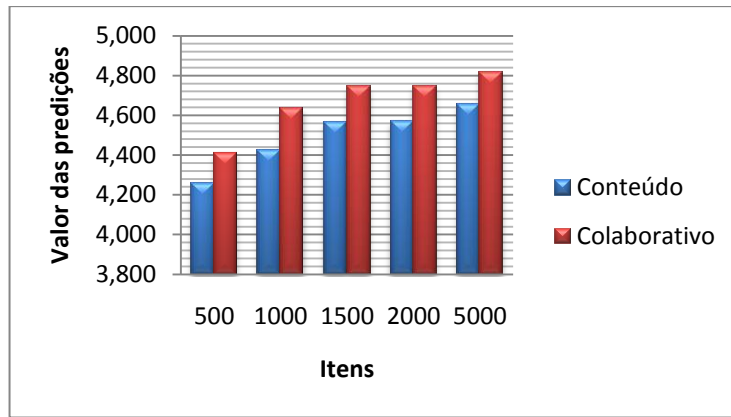
próximos, para este caso é clara uma maior variação do número das predições efectuadas na abordagem baseada em filtragem colaborativa *user-to-user*. Uma vez que as predições são efectuadas com base nas avaliações aos itens realizadas por outros utilizadores, quanto maior o número de utilizadores maior a possibilidade de um utilizador encontrar um outro utilizador com um perfil de classificações semelhante e assim permitir ao sistema o cálculo da predição para um determinado item. Por sua vez, na abordagem baseada em conteúdo, como o número de predições depende unicamente do número de itens e estes se mantêm num valor constante não ocorrem variações significativas.

Num cenário de variação simultânea do número de utilizadores e itens obtêm-se como resultado um aumento do número de predições para cada utilizador, o que é concordante com os resultados descritos nos cenários anteriores.

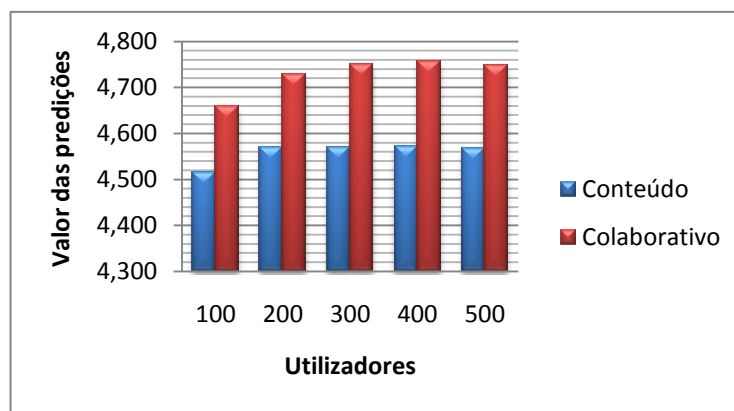
#### **5.4.2. VALOR NUMÉRICO DAS PREDIÇÕES EFECTUADAS**

Nesta secção é considerado o valor médio das cinco primeiras predições para cada utilizador. Pela análise da Figura 39, Figura 40, Figura 41 verifica-se que para o conjunto de dados considerado, o valor médio das 5 primeiras predições para cada utilizador apresenta, para a abordagem baseada em filtragem colaborativa, um valor superior para todos os cenários considerados.

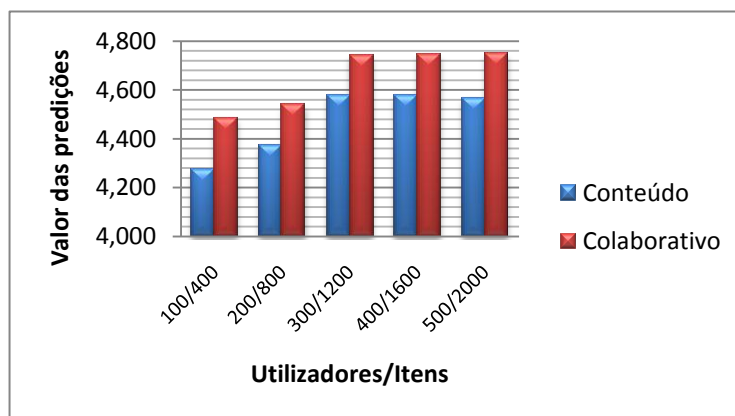
Esta conclusão é importante se se pretender implementar os sistemas de recomendação híbridos que listam em conjunto os resultados obtidos pelos diferentes algoritmos e apresentam as N primeiras recomendações obtidas. Pela análise dos presentes resultados,



**Figura 39** Comparação do valor médio cinco primeiras predições num contexto de variação do número de utilizadores



**Figura 40** Comparação do valor médio das cinco primeiras predições num contexto de variação do número de itens



**Figura 41** Comparação do valor médio das cinco primeiras predições num contexto de variação do número de utilizadores e itens

ordenando todas as recomendações pelo valor da sua predição, as recomendações resultantes da aplicação da filtragem colaborativa iriam ser tendencialmente favorecidas. Uma possível forma de contornar a diferença do valor de predições entre técnicas seria a

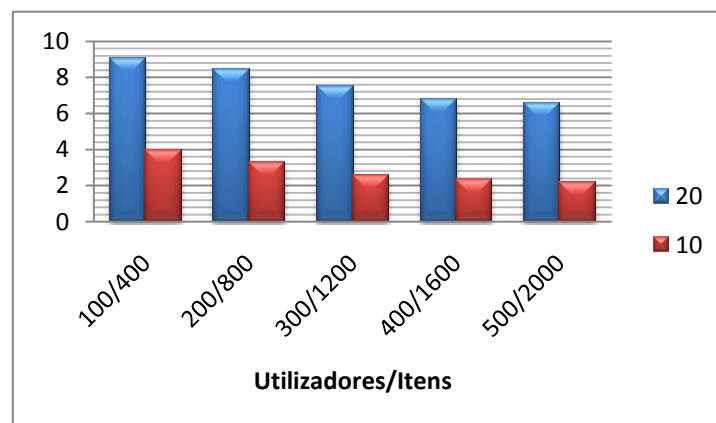
normalização do valor de predição obtido, através da relação entre o valor da predição obtido e a média do valor de todas as predições da técnica utilizada.

### 5.4.3. SEMELHANÇA DE PREDIÇÕES ENTRE AS TÉCNICAS APLICADAS

Na Figura 42 apresenta-se a variação do número de itens semelhantes, nas 10 e 20 primeiras predições, ordenadas do maior para o menor valor numérico, num cenário em que o número de utilizadores varia simultaneamente com o numero de itens. Neste cenário é perceptível uma diminuição do número de itens semelhantes nas primeiras 10 ou 20 predições, com o aumento do número de itens e utilizadores, para ambas as técnicas aplicadas.

Como já demonstrado (secção 5.4.1), quanto menor o número de utilizadores ou itens, menor o número de predições realizadas por utilizador, pelo que, para um menor número de predições, maior a possibilidade dos itens recomendados convergirem num mesmo intervalo. Por exemplo, para o caso de apenas serem realizadas, para cada uma das técnicas, 15 predições para um determinado utilizador, a correspondência entre itens será bastante elevada, uma vez que estes se encontram completamente inseridos num dos intervalos especificados.

Por outro lado quanto maior o número de itens e/ou utilizadores maior o número de predições, logo, uma maior possibilidade de os itens divergirem.



**Figura 42 Semelhança entre os mesmos itens preditos para os primeiros 10 e 20 itens de cada técnica utilizada**

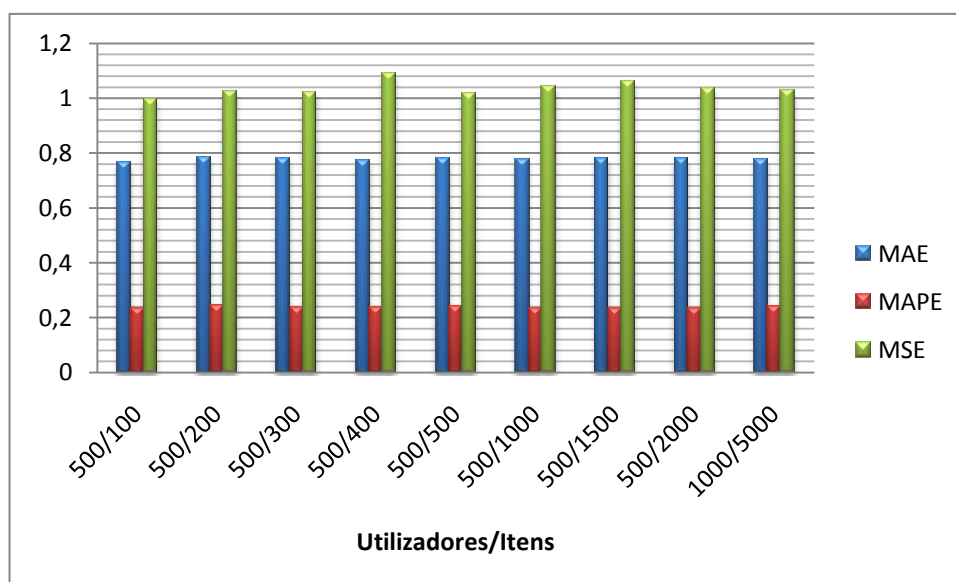
A análise deste conjunto de resultados permite verificar que as diferentes técnicas atribuem diferentes classificações aos mesmos itens, o que demonstra efectivamente uma abordagem diferente, no cálculo da predição de cada item. É possível também verificar que a maioria das semelhanças entre predições ocorre a partir do 10º item da lista de recomendações, pelo que, as diferentes técnicas aplicadas consideram diferentes itens como os potencialmente mais interessantes ao utilizador.

Os pressupostos considerados para o cenário da Figura 42 são igualmente válidos para os restantes contextos considerados para análise de resultados e cujos resultados obtidos podem ser consultados mais detalhadamente na Tabela 15 no Anexo F.

#### 5.4.4. AVALIAÇÃO DA DISTÂNCIA ENTRE PREDIÇÕES E VALORES REAIS

Nesta secção são apresentados os resultados obtidos após a realização da avaliação da distância entre as predições de cada técnica e os valores reais das classificações atribuídas pelos utilizadores. A totalidade dos valores obtidos relativos a esta secção encontram-se apresentados na Tabela 16 e Tabela 17 do Anexo F.

Para a abordagem baseada em filtragem colaborativa, através da análise da Figura 43, verifica-se que a variação do número de itens não provoca variações significativas em

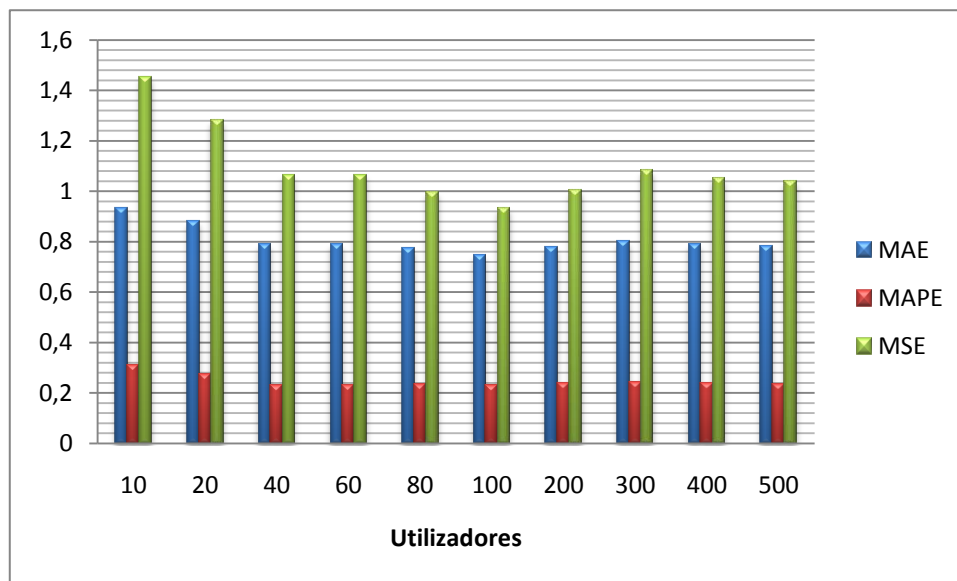


**Figura 43** Valores obtidos correspondentes às diferentes métricas aplicadas à abordagem colaborativa *user-to-user* variando o número de itens e utilizadores

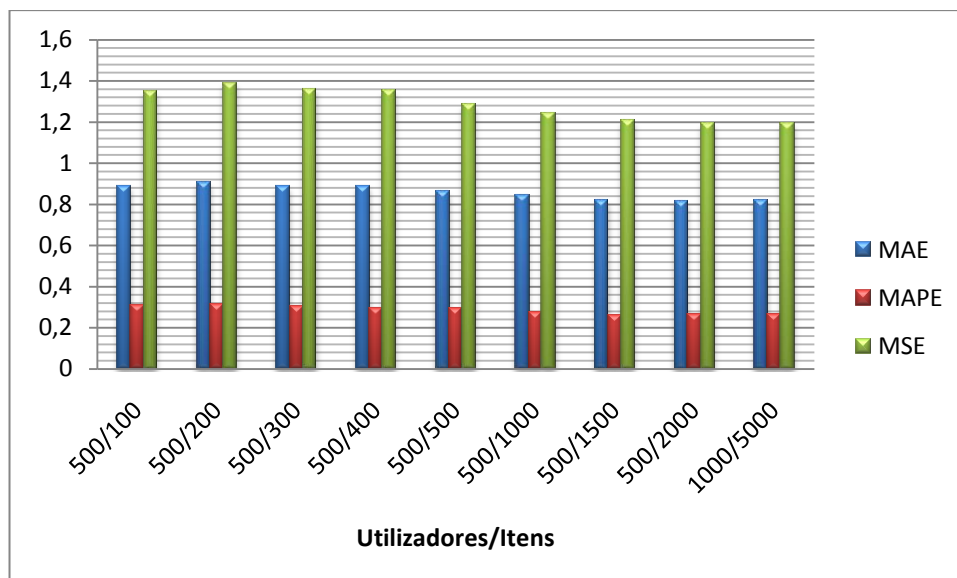
qualquer uma das métricas consideradas. Já na Figura 44, representativa do conjunto de dados resultantes da variação do número de utilizadores, observa-se um aumento do valor da métrica MAE e MSE para o caso específico do número de utilizadores mais reduzido (10 e 20 utilizadores).

Através da análise dos resultados é possível concluir que a diminuição do número de utilizadores na abordagem colaborativa influencia directamente a capacidade do algoritmo desenvolvido conseguir prever a classificação que um utilizador atribuiria a um determinado item. Por sua vez a variação de itens não causa variações significativas nos resultados. Assim, pode afirmar-se que a abordagem colaborativa *user-to-user* será mais eficiente num cenário com um número significativo de utilizadores.

A existência de um número significativo de classificações por utilizador é também importante, uma vez que, um elevado número de classificações permite um aumento na precisão do cálculo de similaridade entre utilizadores podendo assim identificar-se os utilizadores com perfis de classificação mais semelhantes.



**Figura 44** Valores obtidos correspondentes às diferentes métricas aplicadas à abordagem colaborativa *user-to-user* considerando a variação do número de utilizadores

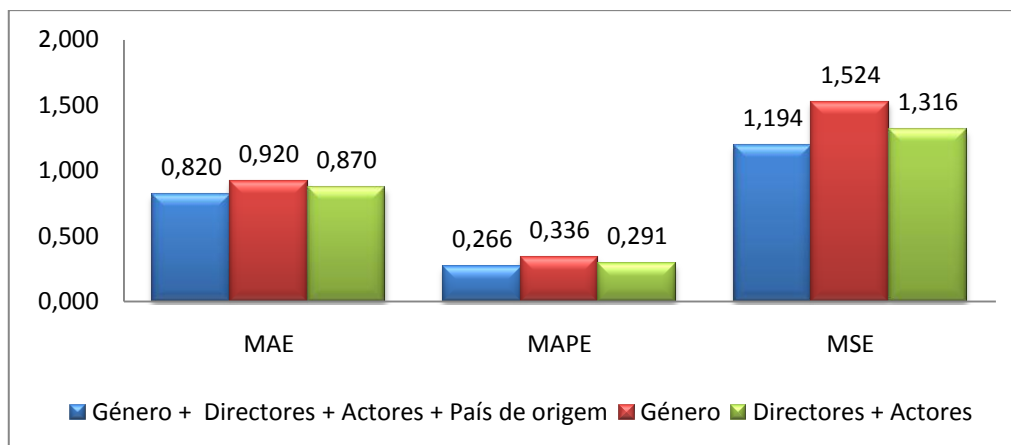


**Figura 45 Valores obtidos correspondentes às diferentes métricas aplicado à abordagem baseada em conteúdo**

Relativamente aos resultados obtidos referentes à abordagem baseada em conteúdo, é possível observar, através da análise da Figura 45, que não existem variações significativas nos valores obtidos pela aplicação das métricas de avaliação consideradas. É possível, contudo, observar que os valores mais altos relativos às métricas MAE, MAPE e MSE ocorrem num ambiente com um menor número de itens.

Através da análise do desvio padrão destas medidas é possível também verificar que é para este mesmo cenário que ocorrem as maiores variações dos valores destas medidas entre utilizadores. Esta anomalia pode ter a sua causa justificada pelo facto de o algoritmo baseado em conteúdo depender unicamente de outros itens classificados pelo utilizador. Assim, um número reduzido de itens e a conseqüente impossibilidade de encontrar itens, os mais similares possíveis ao analisado, podem provocar discrepâncias mais significativas entre o valor da predição e a classificação real atribuída.

De forma a avaliar, na abordagem baseada em conteúdo, a variação do valor do MAE, MAPE e MSE considerando diferentes atributos ou metadados para o cálculo de similaridade entre itens, foi realizado uma simulação para um conjunto de 1000 utilizadores e 5000 itens, cujos resultados se encontram ilustrados na Figura 46.



**Figura 46** Variação de valores da MAE, MAPE e MSE considerando um diferente conjunto de atributos para o cálculo da similaridade entre itens

Os resultados apresentados na Figura 46 referem-se a três experiências em que se considerou para cálculo da similaridade entre itens os seguintes atributos: 1) género, directores, actores e país de origem; 2) género; 3) directores e actores.

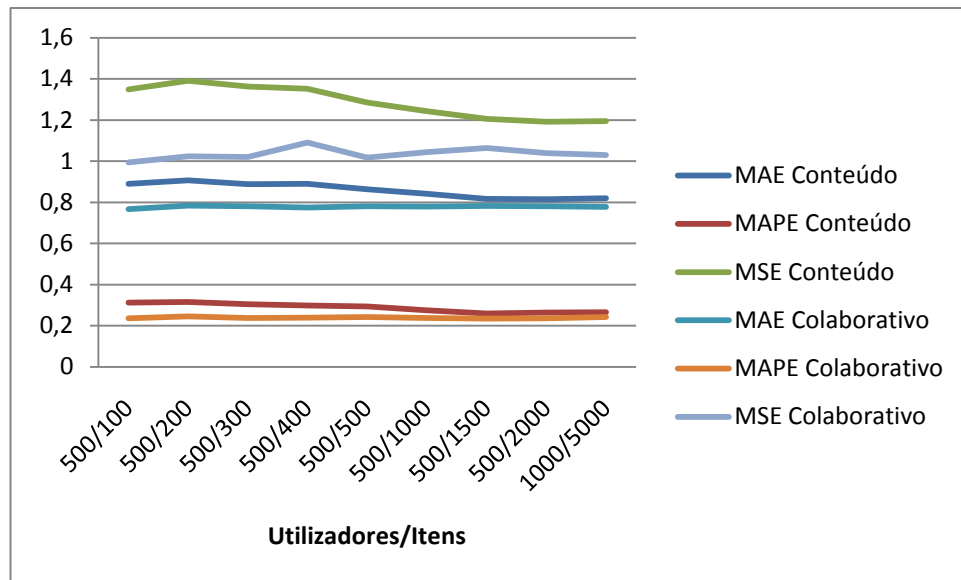
Pela análise da figura observa-se que ao diminuir o conjunto de atributos utilizados, para o cálculo da similaridade os valores MAE, MAPE e MSE aumentam. Através da análise do gráfico constata-se que quanto menor o número de atributos utilizados maior o valor dos erros resultantes. Neste sentido, é possível pressupor que o algoritmo baseado em conteúdo apresenta melhores resultado com a utilização de um maior número de metadados para o cálculo da similaridade entre itens.

Em geral, o algoritmo de predição baseado em conteúdo apresentou resultados inferiores em relação ao algoritmo baseado em filtragem colaborativa, uma vez que, apresenta valores de MAE e MSE superiores. Tais resultados demonstram que a maioria dos utilizadores não representa o seu grau de interesse apenas por alguns atributos de um programa, mas sobretudo pela qualidade percebida que não está explícita nas descrições que acompanham o programa. Por exemplo, é possível um utilizador gostar de um filme apenas com base no conteúdo visualizado mesmo não sendo os actores conhecidos deste utilizador. Além disso, nem sempre é possível aferir da forma mais correcta a similaridade entre itens com base nos seus metadados, apesar de terem sido consideradas os principais atributos de um programa. Como tal, a abordagem baseada em conteúdo tem como principal utilidade o complemento a outras abordagens, nomeadamente quando o utilizador tem poucos itens classificados em comum com outros



utilizadores ou quando o item em causa tiver sido sujeito a poucas ou nenhuma classificações.

A Figura 47 ilustra uma comparação gráfica referente a todas as métricas e técnicas utilizadas.



**Figura 47** Comparação de alguns dos valores obtidos para as diferentes métricas e técnicas consideradas



## 6. CONCLUSÃO

Os sistemas de recomendação têm sofrido desenvolvimentos significativos ao longo das últimas décadas. Diferentes sistemas têm vindo a ser disponibilizados recorrendo a várias técnicas, procurando dessa forma tornar o acesso a serviços audiovisuais mais eficiente.

O presente trabalho procurou estudar a área dos sistemas de recomendação, nomeadamente através do desenvolvimento de uma aplicação no contexto da recomendação de programas de televisão, domínio que apenas há alguns anos tem sido explorado por parte dos fornecedores de serviço. Estes sistemas têm de lidar com a subjectividade humana, sendo esse um dos principais desafios no desenvolvimento de soluções que procuram ir de encontro aos interesses dos utilizadores. Para efectuar recomendações personalizadas, é muito importante a contribuição consciente ou inconsciente de todos os utilizadores que com as suas classificações permitem que eles próprios e outros utilizadores sejam alvo de melhores recomendações e, deste modo, permitem obter uma melhor experiência na interacção com os conteúdos televisivos.

Foram apresentadas duas abordagens diferentes para determinação de itens com potencial interesse para o utilizador, nomeadamente, técnicas de recomendação baseadas em conteúdo e técnicas de recomendação baseadas em filtragem colaborativa *user-to-user*. Os algoritmos desenvolvidos permitem para ambas as técnicas prever uma classificação que o

utilizador supostamente atribuiria a um determinado item. Essa predição é realizada de duas formas distintas consoante a técnica de recomendação aplicada.

Na abordagem baseada em conteúdo, a predição é efectuada com base na similaridade entre itens recorrendo ao conjunto de metadados que descrevem os mesmos. Nesta técnica os resultados obtidos dependem unicamente das preferências do utilizador não tendo outros utilizadores quaisquer interferências nas predições apresentadas. Os conjuntos de metadados utilizados para o cálculo da similaridade entre itens foram definidos de acordo com uma parte da norma de descrição de metadados TV-Anytime. A escolha desta norma foi o resultado de um estudo prévio relativo a algumas normas de descrição de metadados no contexto multimédia.

Na abordagem baseada em filtragem colaborativa *user-to-user* a predição das classificações é realizado com base nas classificações atribuídas por outros utilizadores (*user-to-user*) ao item em análise. Nesta abordagem, o algoritmo procura um conjunto de utilizadores com o perfil de classificações mais similar e posteriormente, de acordo com a classificação que esse conjunto de utilizadores atribuíram ao item, é aplicada a expressão de cálculo respectiva para obtenção do valor da predição.

Para a validação e avaliação dos resultados foram consideradas algumas abordagens das quais se destaca a avaliação da distância entre predições e valores reais. O conjunto de dados considerado inclui classificações reais por parte de vários utilizadores a um conjunto de filmes. Os dados recolhidos são provenientes da aplicação *Movielens*, uma aplicação *Web* de recomendação de filmes. A utilização deste conjunto de dados surgiu da impossibilidade de encontrar dados que efectivamente se encontrassem inseridos no contexto de programas de televisão, sendo o conjunto de informação utilizada considerada uma alternativa válida.

Para a abordagem correspondente à avaliação da distância entre predições e valores reais, verificou-se que as técnicas de recomendações utilizadas apresentam diferentes resultados, tendo a abordagem baseada em filtragem colaborativa um melhor desempenho em comparação com a abordagem baseada em conteúdo. Comprovou-se também que a eficiência do algoritmo baseado em filtragem colaborativa tem uma forte dependência do número de utilizadores existentes no sistema, em contraste com o algoritmo baseado em conteúdo cuja eficiência depende directamente da quantidade de itens existentes. Contudo

esta métrica de avaliação ignora que cada utilizador possui um perfil de preferências diferente, e que cada um se pode identificar-se mais com uma técnica de recomendação do que com outra. Neste sentido, pode pressupor-se que a conjugação dos dois algoritmos desenvolvidos segundo uma abordagem híbrida, permitiria fornecer um conjunto de recomendações mas adequadas a longo prazo.

Durante a fase de testes verificou-se também que a aplicação dos algoritmos desenvolvidos para um número significativo de itens e utilizadores era necessário um tempo de processamento relativamente elevado. Uma possível solução para a integração num sistema real passaria por optar por uma linguagem de programação, que não *Java*, mais rápida e menos exigente computacionalmente para a implementação dos algoritmos (*e.g.* C/C++).

Para dar suporte ao trabalho realizado foi desenvolvida uma aplicação *Web* que permita ao utilizador interagir com as recomendações efectuadas, assim como visualizar conteúdos televisivos, consultar o EPG dos canais disponíveis e ainda ter acesso a um sistema de VoD. A aplicação *Web* foi desenvolvida com base em *Java*, JSP, HTML, CSS, *Javascript*, AJAX e *Web Services* que permitiu um aprofundamento da utilização das linguagens referidas, algumas das quais (*e.g.* AJAX), pouco ou nunca utilizadas no contexto académico.

Como principais contribuições deste trabalho para a área dos sistemas de recomendação e personalização de programas de televisão pode referir-se de forma sucinta:

- Criação de um protótipo com integração dos sistemas de TV e VoD e algoritmos de recomendação;
- Adaptação do algoritmo da referência [2] para a abordagem baseada em conteúdo;
- Proposta de metadados a ser utilizados pelos algoritmos em cada um dos serviços;
- Análise comparativa dos métodos implementados;
- Análise da influência de um conjunto de factores nos resultados dos algoritmos.

Para desenvolvimentos futuros podem ser considerados um conjunto de novas funcionalidades das quais se podem citar:

- *Adições de novas funcionalidades à aplicação Web desenvolvida*

À aplicação Web desenvolvida podem ser adicionadas funcionalidades de pesquisa, que permitam ao utilizador pesquisar por conteúdos do seu interesse, e cuja informação pode ser armazenada e utilizada posteriormente para a consideração dos interesses do utilizador. Para tornar o sistema operacional, deveria também ser criada uma área de perfil de utilizador onde este possa indicar explicitamente as suas preferências relativas a géneros de programas, canais preferidos, horário preferencial de visualização de programas (manhã, tarde, noite), sexo, profissão, passatempos preferidos, *etc.* Na versão actual do protótipo não foram desenvolvidas as interfaces gráficas relativas a esta funcionalidade. A criação de uma página de administração *on-line* onde se possa realizar a manutenção considerada necessária seria também uma mais valia para o sistema.

- *Monitorização implícita de um maior número de informações*

Mais direccionado ao contexto de programas de televisão, e à informação recolhida de forma implícita, pode considerar-se, para além do tempo de visualização de um determinado programa, informação relativa ao horário a que o utilizador acede ao sistema ou tempo de permanência do utilizador a visualizar programas de um determinado canal televisivo. O conjunto de informação relativa ao horário em que o utilizador assiste a programas de televisão pode ser utilizado para recomendar programas que sejam exibidos nesse horário. Por sua vez, o tempo de permanência de um utilizador num determinado canal pode ajudar a determinar qual o canal mais visto pelo espectador e assim dar destaque a recomendações que correspondam a esse mesmo canal. Este conjunto de informações pode ser utilizado em cascata permitindo ao sistema refinar o conjunto de recomendações obtido inicialmente até um resultado o mais personalizado possível.

- *Estudo e implementação de novos algoritmos de recomendação*

No âmbito desta dissertação pretendeu-se também, para além do estudo e implementação de algoritmo de recomendação, implementar um protótipo de um serviço de acesso integrado a programas de televisão e vídeos a pedido. Devido a esse objectivo, apenas foi possível a implementação de dois algoritmos distintos.

Futuramente, pode considerar-se a aplicação de novos algoritmos, como por exemplo, abordagens híbridas ou técnicas de recomendação baseadas em filtragem colaborativa *item-to-item*.

- *Novas métricas de avaliação de resultados*

Consideração de outras métricas de validação de resultados, tais como cobertura, exactidão, *etc.*

- *Consideração de novos parâmetros associados a cada classificação*

Neste trabalho não foi considerado nenhum dado adicional referente às classificações. Seria interessante considerar, por exemplo, a data das classificações, procurando desenvolver um algoritmo que ponderasse as classificações do utilizador de acordo com a sua antiguidade (*i.e.* dando mais relevância às classificações mais recentes e menor relevância às antigas).





## Referências Documentais

- [1] ADOMAVICIUS, Gediminas; TUZHILIN, Alexander. *Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions*. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering.
- [2] ADOMAVICIUS, Gediminas; KWON, Young. *New Recommendation Techniques for Multicriteria Rating Systems*. IEEE Intelligent Systems, 22 (3), pp 48-55, 2007.
- [3] ALVES, Luiz G. P. *COLLABORATVWARE: Uma infra-estrutura ciente de contexto para suporte a participação colaborativa no cenário TV Digital Interativa*. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Computação e Sistemas Digitais, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2008.
- [4] ALVES, Luiz Gustavo Pacola; KULESZA, Raoni; SILVA, Fábio Santos da; JUCÁ, Paulyne; BRESSAN, Graça. *Análise comparativa de metadados em TV digital*. Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores, pp 87-98, Curitiba, 2006.
- [5] BALABANOVIC, Marko; SHOHAM, Yoav. *Fab: content-based, collaborative recommendation*. Communications of the ACM, 40(3), pp 66–72, New York, March, 1997.
- [6] BAUDISCH, Patrick; BRUECKNER, Lars. *TV Scout: Guiding Users from Printed TV Program Guides to Personalized TV Recommendation*. In Proceedings of the 2nd Workshop on Personalization in Future TV, pp 157-166, Malaga, Spain, 2002.
- [7] BILLSUS, Daniel; PAZZANI, Michael J. *Learning collaborative information filters*. In Proceedings of the 15th International Conference on Machine Learning, pp 46-54, San Francisco, 1998.
- [8] BUCZAK, Anna L.; ZIMMERMAN, John; KURAPATI, Kaushal. *Personalization: Improving Ease-of-Use, Trust and Accuracy of a TV show Recommender*. Proc. of the AH'02 Workshop on Personalization in Future TV, pp 3-12, Malaga, Spain, 2002.
- [9] BURKE, Robin. *Hybrid recommender systems: Survey and experiments*. User Modeling and User-Adapted Interaction 12 (4), 2002.
- [10] BURKE, Robin. *Hybrid web recommender systems*. The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization (Lecture Notes in Computer Science), pp 377-408, Springer Berlin/Heidelberg, 2007
- [11] BREESE, John S.; HECKERMAN, David; KADIE, Carl. *Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering*. In Proceedings of The 14th Conference On Uncertainty in Artificial Intelligence. Madison, WI: Morgan Kaufmann, pp 43-52, July 1998.  
Disponível em: <http://citeseer.ist.psu.edu/breese98empirical.html>.

- [12] CLAYPOOL, Mark; GOKHALE, Anuja; MIRANDA, Tim; MURNIKOV, Pavel; NETES, Dmitry; STARTIN, Matthew. *Combining Content-Based and Collaborative Filters in an Online Newspaper*. SIGIR 99 Workshop on Recommender Systems: Algorithms and Evaluation. Berkeley, CA. 1999.
- [13] COTTER, Paul; SMYTH, Barry. *PTV: Intelligent Personalised TV Guides*. In: Proceedings of the 12th Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference, pp 957-964, 2000.
- [14] DCMI Metadata Terms Retrieved, <http://dublincore.org/documents/dcmi-terms/>
- [15] DURAND, Gwenaël; KAZAI, Gabriella; LALMAS, Mounia; RAUSCHENBACH, Uwe; WOLF, Patrick. *A Metadata Model Supporting Scalable Interactive TV Service*. In Proceedings of the 11th International Multimedia Modelling Conference, pp 386-391, 2005.
- [16] Gíngua-Ncl Virtual Box, <http://dtvgames.wordpress.com/category/dtv/ambiente/page/2/>.
- [17] ETSI. *Electronic Programme Guide (EPG); Protocol for a TV Guide using electronic data transmission*. European Standard (Telecommunications series) EN 300 707 V1.2.1, ETSI, 2003.
- [18] ETSI. *Broadcast and On-line Services: Search, select, and rightful use of content on personal storage systems ("TV-Anytime"); Part 4: Phase 1 - Content referencing*. ETSI TS 102 822-4 V1.5.1, 2010.
- [19] ETSI. *Broadcast and On-line Services: Search, select, and rightful use of content on personal storage systems ("TV-Anytime"); Part 3: Metadata; Sub-part 1: Phase 1 Metadata schemas*. ETSI TS 102 822-3-1 V1.6.1, 2007
- [20] EVAÏN, J. P. *TV-Anytime metadata. A preliminary specification on schedule*. EBU Technical Review Contents N .295, 2000.
- [21] EVAÏN, J. P.; MURRET-LABARTHE-TV. *Anytime Phase 1 – a decisive milestone in open standards for Personal Video Recorders*. EBU Technical Review Contents N. 295, 2003. Disponível em: [http://www.ebu.ch/en/technical/trev/trev\\_295-contents.html](http://www.ebu.ch/en/technical/trev/trev_295-contents.html)
- [22] FILHO, Vladimir Macário. *e-Recommender: Sistema Inteligente de Recomendação para Comércio Eletrônico*. Dissertação de Bacharelato de Engenharia da Computação, Universidade de Pernambuco, 2006.
- [23] FRANK, R.; GREENBERG. M. *The public's use of television: Who watches what and why*. Beverly Hills: Sage Publications, 1980.
- [24] GENA, C.; ARDISSONO, L. *On the Construction of TV Viewer Stereotypes Starting from Lifestyle Surveys*. Workshop on Personalization in Future TV, 8<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, Sonthofen, Germany, 2001.
- [25] GOLDBERG, David; NICHOLS, David; TERRY, Brian Using. *Collaborative Filtering to Weave an Information Tapestry Comm*. Communications of the ACM, 35 (12), pp 61-70, New York, December 1992.
- [26] Guia-TV, <http://tv cabo.pt/Televisao/Programacao.aspx?dia=0&package=9>

- [27] GUTTMAN, Robert H. *Merchant Differentiation through Integrative Negotiation in Agent-mediated Electronic Commerce*. Master's Thesis, School of Architecture and Planning, Program in Media Arts and Sciences, Massachusetts Institute of Technology, 1998.
- [28] HERLOCKER, Jonathan Lee. *Understanding and Improving Automated Collaborative Filtering Systems*. Phd thesis, University of Minnesota, 2000.
- [29] HERLOCKER, J.; KONSTAN, J.; TERVEEN, L.; RIEDL, J. *Evaluating collaborative filtering recommender systems*. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 22 (1), pp 5–53, 2004.
- [30] HetRec. Datasets, <http://ir.ii.uam.es/hetrec2011/datasets.html>.
- [31] HILLMANN, Diane—*Using Dublin Core - The elements*. 2005. Disponível em: <http://dublincore.org/documents/usageguide/>
- [32] HSU, Shang H.; WEN, Ming-Hui; LIN, Hsin-Chieh; LEE, Chun-Chia; LEE, Chia-Hoang. *AIMED-A personalized TV Recommendation System*. In Proceedings of EuroITV, pp 166-174, 2007.
- [33] ISO/IEC. Multimedia Content Description Interface. ISO/IEC International Standard 15938, ISO/IEC, 2002.
- [34] ISO/IEC 15938-5. *Information technology - Multimedia content description interface-Part 5: Multimedia description schemes*, 2003.
- [35] LANG, Ken. *NewsWeeder: Learning to filter netnews*. In Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning, California, 1995.
- [36] LINDEN, Greg; SMITH, Brent; YORK, Jeremy. *Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering*. IEEE Internet Computing, 7 (1), pp 76-80, January 2003
- [37] LOPES, Rafael Barbolo. *Sistemas de recomendação com Inteligência Artificial*. São Paulo. 2010. Disponível em: <http://www.lti.pcs.usp.br/pcs2059/trabalhos/Tema3-dia3.pdf>
- [38] LUGMAYR, Arthur; NIIRANEN, Samuli; KALLI, Seppo. *Digital Interactive TV and Metadata: Future Broadcast Multimedia*. Springer, 2004. ISBN 0-387-20843-7.
- [39] LUCAS, André de Trigueiros Pinção. *Recomendação de Programas de Televisão*. Dissertação de Mestrado em Engenharia Informática e de Computadores, Instituto Superior Técnico, 2006.
- [40] FERROS, Luís. *Extracção e concentração de metainformação distribuída por vários repositórios*. Dissertação de Mestrado em Sistemas de Dados e Processamento Analítica, Universidade do Minho, 2009.
- [41] MARTÍNEZ, J. M. *MPEG-7 Overview*, Disponível em: <http://www.chiariglione.org/mpeg/standards/mpeg-7/mpeg-7.htm>.
- [42] MONTEZ, Carlos; BECKER, Valdecir—*TV Digital Interativa: conceitos, desafios e perspectivas para o Brasil*. Editora da UFSC, 2005. 2ª edição. ISBN 85-328-0328-8

- [43] MORENO, Ferreira M.; NETO, Carlos; NAGATO, Felipe; SOARES, Luiz. *Uma Abordagem Declarativa para Geração e Adaptação de Aplicações de Guias Eletrônicos de Programação*. XIV Simpósio Brasileiro de Sistemas Multimídia e Web - WebMedia2008 Vila Velha, Brasil, Outubro 2008.
- [44] OLIVEIRA, Ana P. D. *Segmentação, classificação de vídeo e pesquisa através de metadados*. Dissertação de Mestrado em Engenharia Informática, Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, 2008.
- [45] OLIVEIRA, Roseli de Souza; SPANHOL, Greicy Kelli; GIGLIO, Kamil; SPANHOL, Fernando José—*Aplicações interativas em TVD suportadas por metadados*. INTERCOM/XXXII Congresso Brasileiro de Ciências da Comunicação, Curitiba, 2009.
- [46] OLIVEIRA, Rosi Marie Santini. *Os usuários e a desorganização da cultura: Os Sistemas de Recomendação e as consequências da classificação para os usos sociais da música na Internet*. Dissertação de Doutorado em Ciências da Informação, Universidade Federal Fluminense, 2010.
- [47] PAZZANI, Michael J. *A framework for collaborative, content-based and demographic filtering*. Artificial Intelligence Review, pp 393-408, December 1999.
- [48] PENNOCK, David M.; HORVITZ, Eric; LAWRENCE, Steve, GILES, C. Lee. *Collaborative Filtering by Personality Diagnosis: A Hybrid Memory And Model-Based Approach*. In Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, UAI 2000 Stanford, pp 473-480, 2000. Disponível em: <http://dpennock.com/papers/pd-uai-00.pdf>.
- [49] PERSE. E. M. *Implications of cognitive and effective involvement for channel changing*. Journal of Communication 48 (3), pp 49-68, 1998.
- [50] RESNICK, Paul; IACOVU, Neophytos; SUCHAT, Mitesh; BERGSTROM, Peter; RIEDL, Jonh. *GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews*. An open architecture for collaborative filtering of netnews. In CSCW, pp 175–186, 1994.
- [51] RESNICK, Paul; VARIAN, Hal R. *Recommender Systems*. Communications of the ACM New York, 40 (3), pp 56-58, March 1997.
- [52] RICCI, Francesco; ROKACH, Lior; SHAPIRA, Bracha; KANTOR, Paul B. *Recommender Systems Handbook*. Springer, 2010. ISBN 978-0-387-85819-7.
- [53] RICH, Elaine. *User Modeling via Stereotypes*. Cognitive Science, 3 (4), pp 329-354, 1979. Disponível em: <http://www.cs.utexas.edu/~ear/CogSci.pdf>.
- [54] SCHAFER, J.Ben; KONSTAN, Joseph A.; RIEDL, John. *E-Recommendation Applications*. GroupLens Research Project, Department of Computer Science and Engineering University of Minnesota, 2001.
- [55] SILVA, Luís. *VoDISEP Sistema de Video On Demand na norma TV-Anytime*. Dissertação de Licenciatura de Engenharia Electrotécnica - Electrónica e Computadores, Instituto Superior de Engenharia do Porto, 2006.

- [56] SILVA, Patrícia. *Bolsa de objectos de aprendizagem*. Dissertação de Mestrado de Engenharia Informática, Universidade da Madeira, 2007.
- [57] SILVA, Santos; ALVES, Luiz; BRESSAN, Graça. *PersonalTVware: A Proposal of Architecture to Support the Context-aware Personalized Recommendation of TV Programs*. Adjunct proceedings EuroITV 2009 Networked Television, 2009.
- [58] SU, Xiaoyuan; KHOSHGOFTAAR, Taghi M. *A Survey of Collaborative Filtering*. Journal Advances in Artificial Intelligence archive, January 2009.
- [59] TV-Anytime Forum, <http://www.tv-anytime.org/>.
- [60] VELUSAMY, Sudha; GOPAL, Lakshmi; BHATNAGAR, Shalabh; VARADARAJAN, Sridhar. *An efficient ad recommendation system for TV programs*. Multimedia Systems, 14 (2), pp 73-87, Springer, 2008.
- [61] VIANA, Paula. *Media Asset Management in Broadcasting-New approaches to enable the effective management of physical resources and media objects*. Dissertação de Doutoramento em Engenharia Electrotécnica e Computadores, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2008.
- [62] WANG, Jun; VRIES, Arjen P.; REINDERS, Marcel J.T. *Unifying User-based and Item-based Collaborative Filtering Approaches by Similarity Fusion*. In Proceedings of the 29th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, 2006.
- [63] Web Service de programação de TV, <http://developers.blogs.sapo.pt/4736.html>.
- [64] W3C. *RDF Dublin Core Metadata Initiative-RDF Example*. 2011. [http://www.w3schools.com/rdf/rdf\\_dublin.asp](http://www.w3schools.com/rdf/rdf_dublin.asp)
- [65] W3C. *RDF Vocabulary Description Language 1.0: RDF Schema*. W3C Recommendation, W3C, February 2004. <http://www.w3.org/TR/rdf-schema/>.
- [66] YU, Kay; SCHWAIGHOFER, Anton; TRESP, Volker; XU, Xiaowei; KRIEGEL, Hans-Peter. *Probabilistic Memory-based Collaborative Filtering*, IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, special issue on "Mining and Searching the Web", 16 (1), pp 56-69, January 2004.
- [67] YU, Zhiwen ; ZHOU, Xingshe; ZHOU , Liang; DU, Kejun. *A Hybrid Similarity Measure of Contents for TV Personalization*, ACM/Springer Multimedia Systems Journal (MMSJ), Springer Press, Vol. 16, No. 4, July 2010, pp. 231-241.
- [68] YU, Zhiwen; ZHOU, Xingshe; HAO, Yanbin; GU, Jianhua. *TV program recommendation for multiple viewers based on user profile merging*. User Modeling and User Adapted Interaction, 16, pp 62-82, 2006.



## Anexo A. Funcionalidades do *Web Service* de programação de TV

Tabela 11 Funcionalidades fornecidas pelo *Web Service* de programação de televisão

Funcionalidade	Descrição
<b>GetChannelByDateInterval</b>	Aceita a sigla de um canal e duas datas em texto no formato yyyy-mm-dd hh:mm:ss e devolve a lista de programas para aquele canal e naquele período de tempo
<b>GetChannelDetail</b>	Aceita a sigla de um canal e devolve todo o detalhe sobre o mesmo
<b>GetChannelList</b>	Devolve a lista de canais da oferta de determinado(s) fornecedor(es)
<b>GetChannelListByDateInterval</b>	Aceita uma lista de siglas de canais separadas por vírgulas e duas datas em texto no formato yyyy-mm-dd hh:mm:ss e devolve uma lista de programas de canais para aquele período de tempo.
<b>GetChannelListOrderByName</b>	Devolve a lista de canais da oferta de determinado(s) fornecedor(es) ordenada pelo nome dos canais
<b>GetMeoChannelListByCommercialOfferId</b>	Aceita um identificador de uma oferta comercial Meo e duas datas em texto no formato yyyy-mm-dd hh:mm:ss e devolve uma lista de canais para aquela oferta naquele período de tempo
<b>GetMeoCommercialOffers</b>	Devolve as ofertas comerciais do MEO
<b>GetProgramById</b>	Aceita um identificador de um programa (ID) e devolve todos os detalhes sobre esse programa
<b>GetProgramListByChannelDateInterval</b>	Aceita a sigla de um canal e duas datas em texto no formato yyyy-mm-dd hh:mm:ss e devolve todos os detalhes sobre os programas daquele período





## Anexo B. TV-Anytime: Descrição de conteúdo

Tabela 12 Descrição dos metadados relativos ao conjunto BasicContentDescriptionType [19]

Name	Definition
Synopsis	A textual description of the programme.
PromotionalInformation	A textual description containing promotional information.
Keyword	A list of keywords for the programme. A keyword can be a single word or an entire phrase made up of multiple words. Defined as a TV-Anytime datatype, KeywordType.
Genre	A genre for the programme. The thesaurus in annex B defines the normative TV-Anytime set of genres.
TVAParentalGuidance	A parental rating code for the programme. Defined as an TV-Anytime extension to the MPEG-7 datatype, ParentalGuidanceType (see clause 9.2.3 of ISO/IEC 15938-5 [34] for a detailed specification).
Language	Describes one spoken language for the programme. There may be more than one spoken language specified for a programme.
CaptionLanguage	Describes one language of the caption information included with the programme. The type of the caption information associated with the programme is denoted by the closed attribute. Closed captions can be turned on or off by the user, while open captions (or subtitles) are part of the picture itself and remain visible.
SignLanguage	Specifies the sign language provided for the multimedia content and, optionally, qualifies the use of signing as a primary language and/or as a translation of the spoken dialogue.
CreditsList	The list of credits (e.g. actors, directors, etc.) for the programme.
AwardsLis	The list of awards and/or award nominations for the programme.
RelatedMaterial	A reference to any other material related to a programme.
ProductionDate	The date or time period when the programme was produced, defined as a tva:TVATimeType.
ProductionLocation	The country in which the programme was produced. Defined as an MPEG-7 datatype, regionCode (see clause 5.6.4 of ISO/IEC 15938-5 [34] for a detailed specification).

---

CreationCoordinates	Describes the location(s) and date(s) of creation of the programme (optional).
DepictedCoordinates	Describes the location(s) and date(s) depicted in the programme (optional).
ReleaseInformation	Information about the country and date of release of a programme.
Duration	Indicates the approximate duration of the programme.
PurchaseList	A list of purchase items.

---

## Anexo C. Esquema da base de dados da aplicação desenvolvida

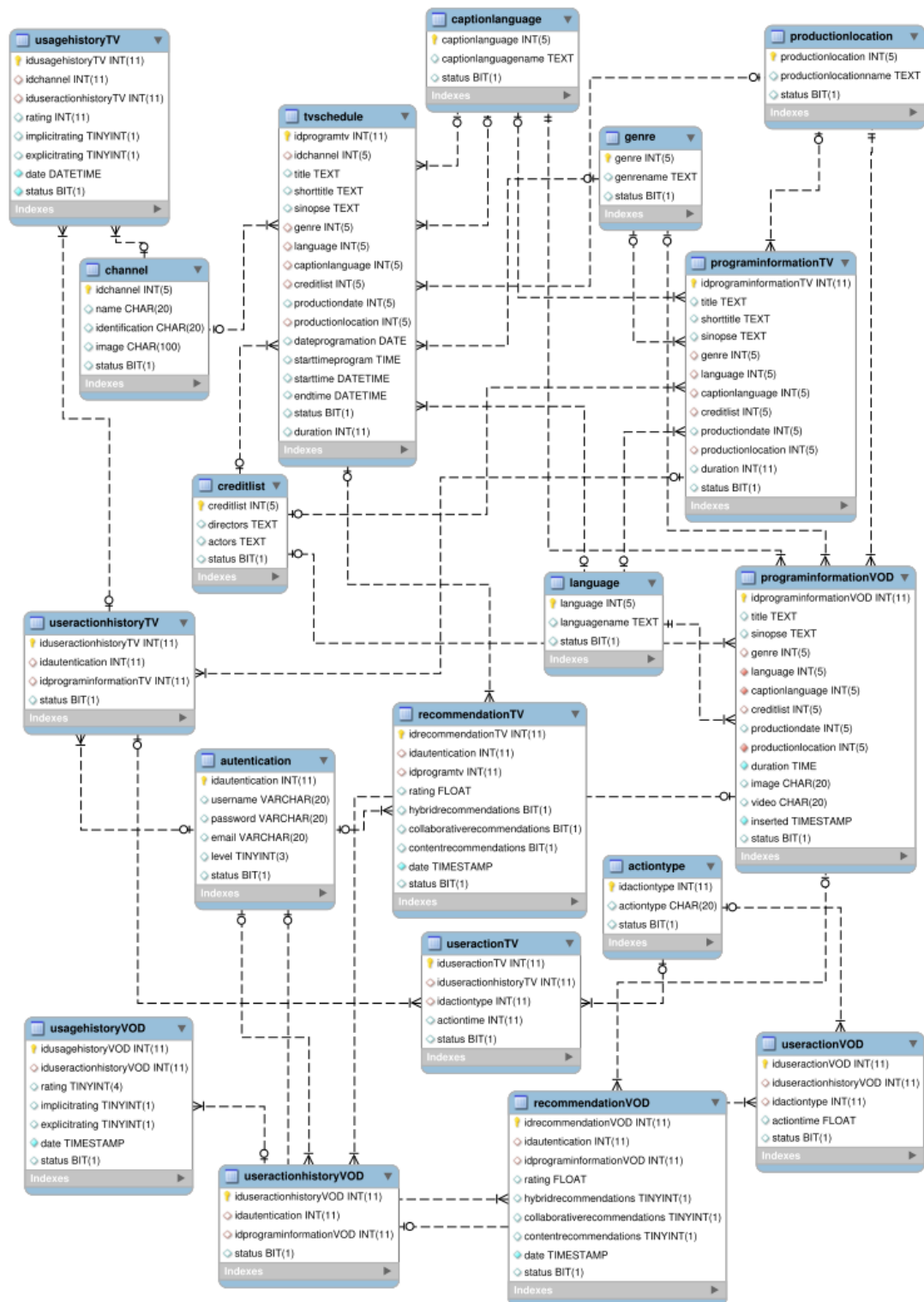


Figura 48 Esquema da base de dados relativa à aplicação desenvolvida



## Anexo D. Fluxograma dos algoritmos de recomendação

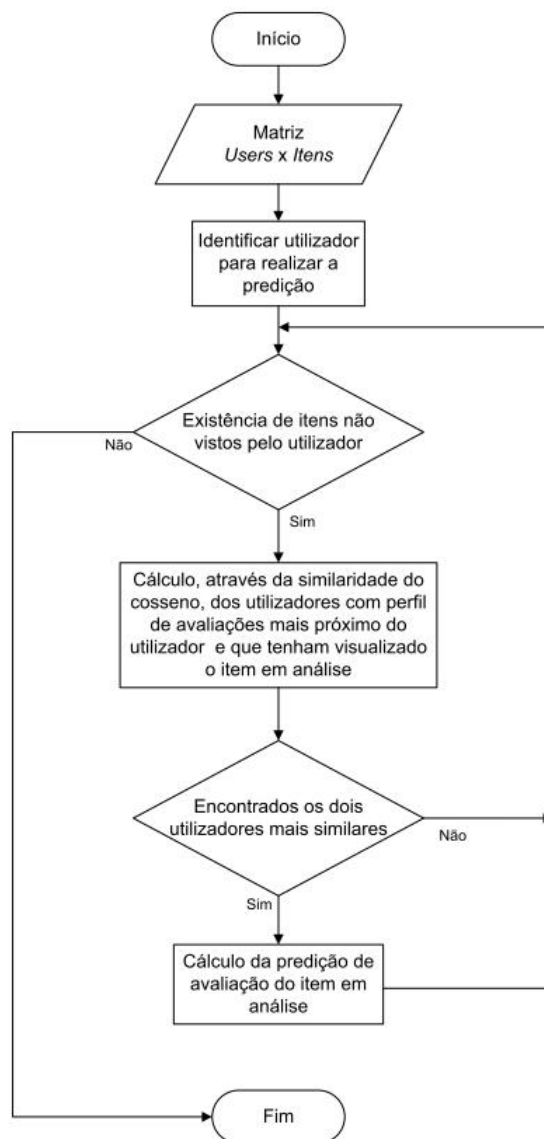
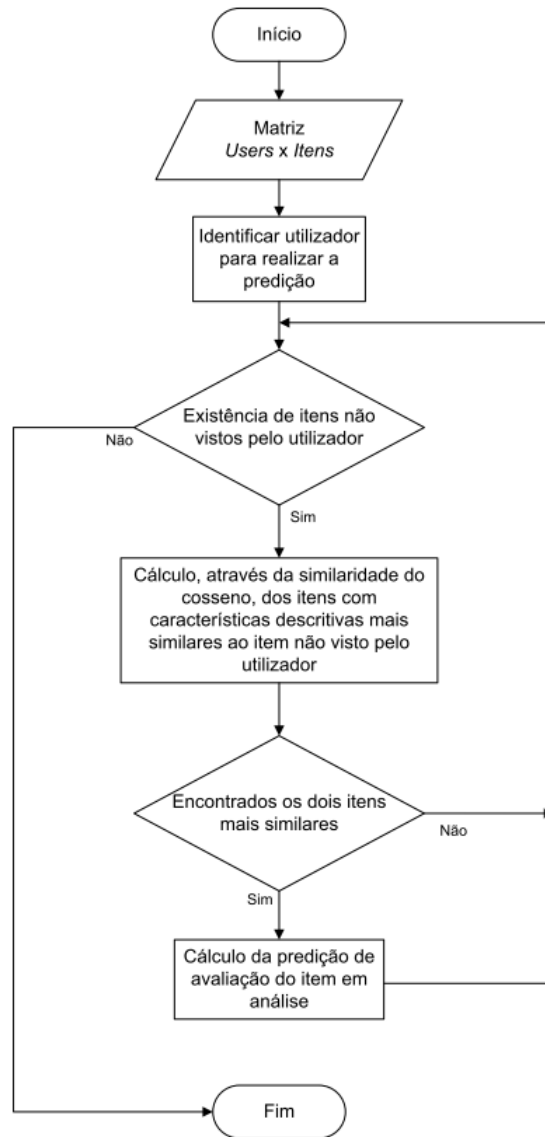


Figura 49 Fluxograma representativo do algoritmo implementado, relativo à abordagem de filtragem colaborativa *user-to-user*



**Figura 50 Fluxograma representativo do algoritmo implementado, relativo à abordagem de filtragem baseada em conteúdo**

## Anexo E. Interfaces gráficas da aplicação

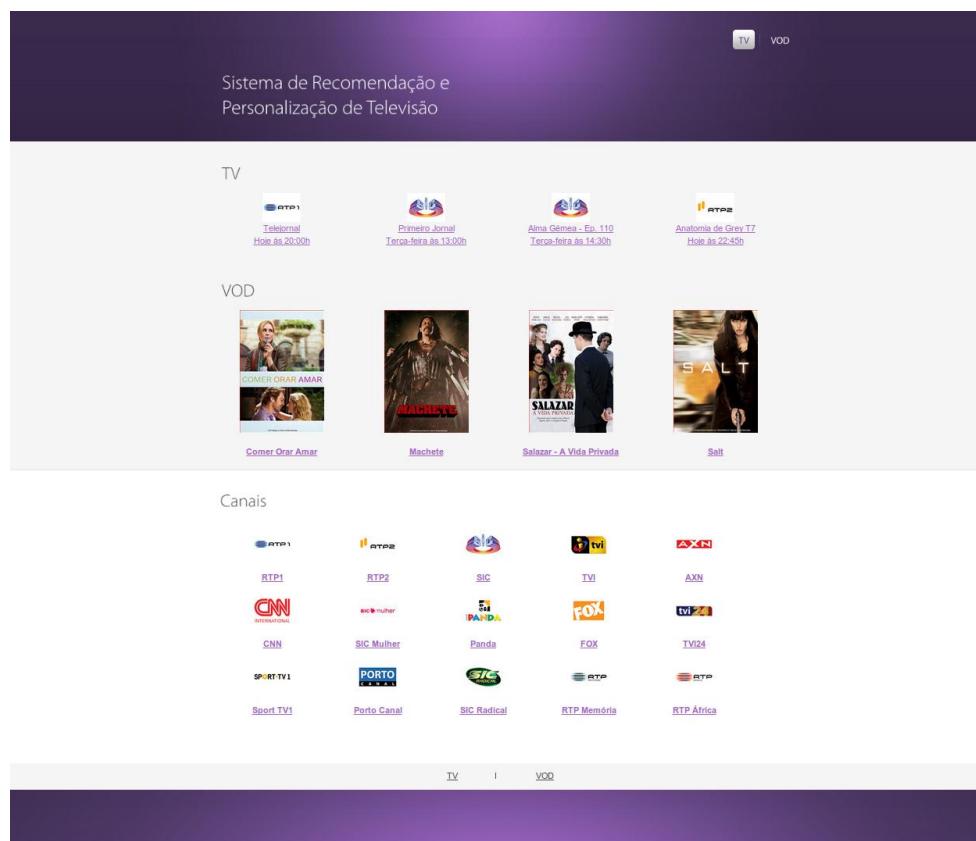
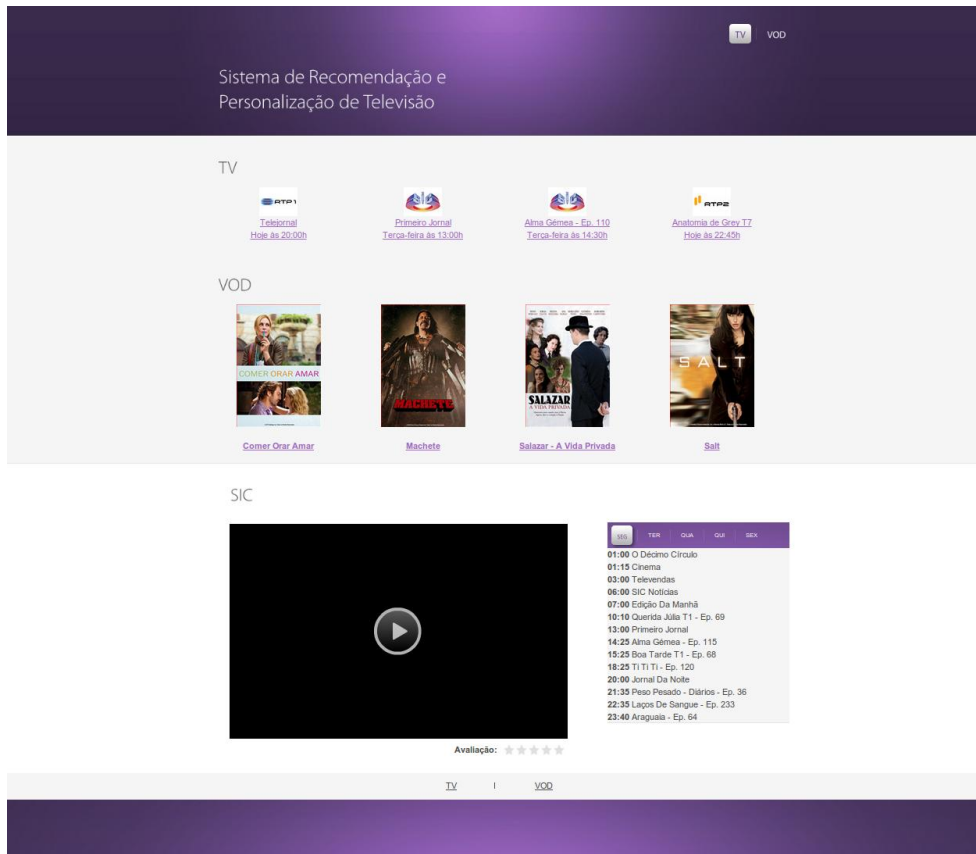


Figura 51 Interface da página inicial correspondente aos canais e programas de televisão



**Figura 52** Estrutura da apresentação da página *Web* correspondente à selecção de um canal de televisão específico



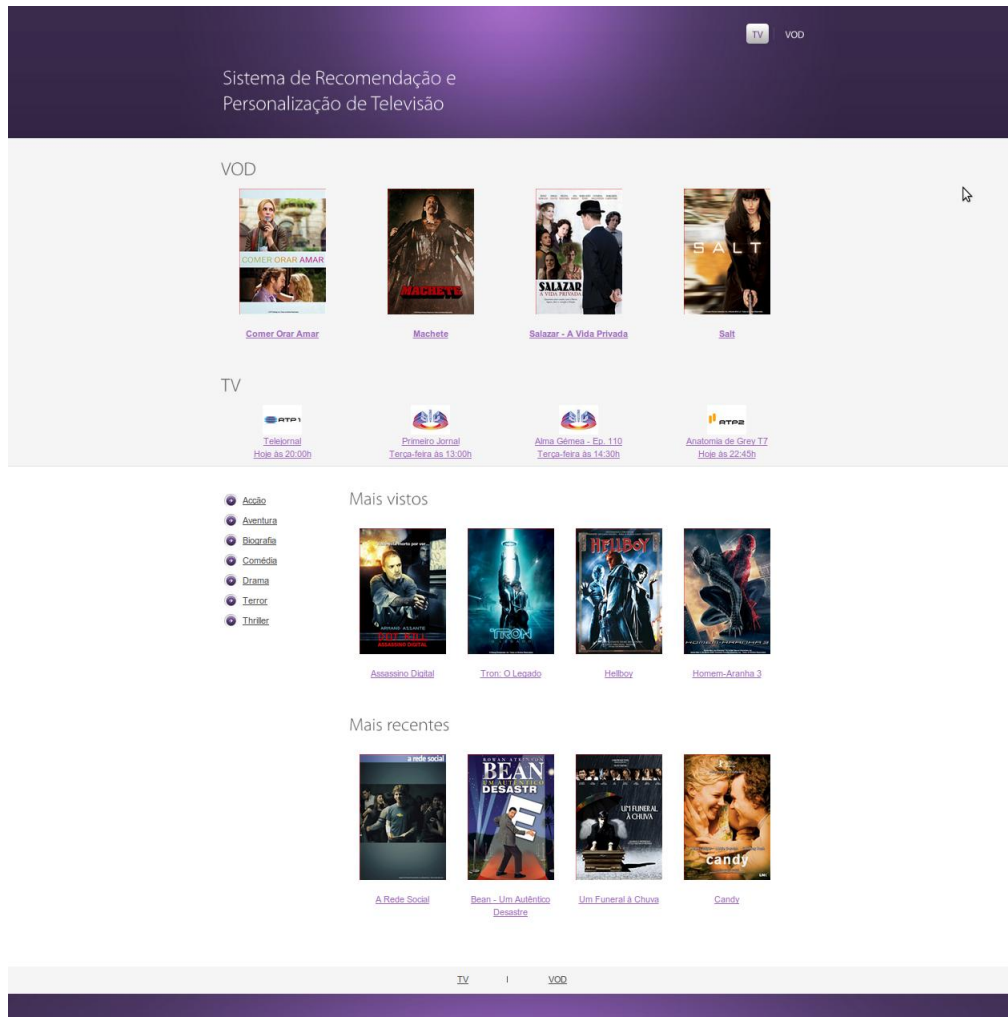



Figura 53 Interface VoD


TV VOD

## Sistema de Recomendação e Personalização de Televisão


VOD




[Comer Orar Amar](#)



[Machete](#)




[Salazar - A Vida Privada](#)




[Salt](#)


TV




[Telejornal](#)  
Hoje às 20:00h



[Primeiro Jornal](#)  
Terça-feira às 13:00h

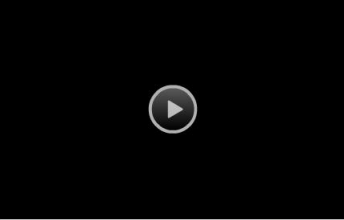



[Alma Gémea - Ep. 110](#)  
Terça-feira às 14:30h



[Anatomia de Grey 77](#)  
Hoje às 22:45h

### Comer Orar Amar





**Sinopse:** Liz Gilbert é uma mulher moderna que, após o divórcio, decide fazer uma viagem pelo Mundo, de modo a redescobri-se. Nos lugares exóticos que visita, ela aproveita e saboreia os prazeres mais simples e puros que existem: comer, rezar e... voltar a amar!

**Género:** Romance

**Realizador:** Ryan Murphy

**Actores:** Julia Roberts, Javier Bardem, James Franco, Billy Crudup, Richard Jenkins

**Ano de estreia:** 2010

**Duração:** 02:24:00

Avaliação: ★★★★★

TV | VOD

**Figura 54** Interface VoD relativa à escolha de um determinado item

## Anexo F. Resultados da avaliação dos algoritmos de recomendação

Tabela 13 Resultados obtidos relativos à média de predições para cada utilizador

Utilizadores Itens		Técnica de filtragem de conteúdo		Técnica de filtragem colaborativa	
		$\bar{x}$	$\sigma$	$\bar{x}$	$\sigma$
500	500	39,076	38,348	39,002	37,866
500	1000	70,648	68,681	70,264	67,768
500	1500	115,488	111,538	114,928	110,030
500	2000	145,234	145,467	144,396	143,467
1000	5000	286,996	308,281	285,611	305,390
100	2000	126,290	132,441	23,980	71,307
200	2000	143,920	147,914	56,048	111,709
300	2000	151,703	154,297	90,046	137,720
400	2000	146,795	143,241	116,510	138,378
500	2000	145,234	145,467	144,396	143,467
100	400	28,95	29	27,780	26,017
200	800	58,12	56	56,825	53,119
300	1200	100	96	99,237	93,731
400	1600	123,73	116	114,928	110,030
500	2000	145,234	145,467	122,838	114,076

**Tabela 14 Resultados obtidos relativos à média do valore das predições para as primeiras 5 predições em cada uma das técnicas implementadas**

Utilizadores Itens		Técnica de filtragem de conteúdo		Técnica de filtragem colaborativa	
		$\bar{x}$	$\sigma$	$\bar{x}$	$\sigma$
500	500	4,253	0,549	4,410	0,393
500	1000	4,425	0,484	4,635	0,320
500	1500	4,565	0,389	4,744	0,254
500	2000	4,567	0,412	4,748	0,269
1000	5000	4,656	0,326	4,817	0,209
100	2000	4,515	0,397	4,659	0,278
200	2000	4,570	0,395	4,729	0,251
300	2000	4,569	0,426	4,750	0,252
400	2000	4,571	0,400	4,758	0,254
500	2000	4,567	0,412	4,748	0,269
100	400	4,275	0,516	4,485	0,391
200	800	4,374	0,47	4,538	0,363
300	1200	4,579	0,419	4,741	0,271
400	1600	4,578	0,372	4,745	0,257
500	2000	4,567	0,412	4,748	0,269

**Tabela 15 Resultados obtidos relativos à semelhança entre predições**

Utilizadores Itens		Técnica de filtragem de conteúdo		Técnica de filtragem colaborativa	
		Primeiras 20 predições		Primeiras 10 predições	
		$\bar{x}$	$\sigma$	$\bar{x}$	$\sigma$
500	500	9,48	5,17	3,962	2,769
500	1000	8,51	5,28	3,192	2,550
500	1500	7,26	4,99	2,590	2,500
500	2000	6,61	5,11	2,174	2,350
1000	5000	4,86	5,31	2,500	1,906
10	2000	5,300	4,001	1,500	1,841
20	2000	6,750	4,598	2,900	2,673
40	2000	7,725	5,454	2,875	2,652
60	2000	7,650	5,623	2,733	2,686
80	2000	7,625	5,610	2,438	2,459
100	2000	7,520	5,885	2,290	2,463
200	2000	6,465	5,372	2,100	2,349
300	2000	6,450	5,322	2,133	2,298
400	2000	6,460	5,052	2,073	2,272
500	2000	6,608	5,114	2,174	2,350
100	400	9,040	5,554	3,990	2,848
200	800	8,460	5,227	3,265	2,668
300	1200	7,510	5,075	2,587	2,476
400	1600	6,815	4,986	2,308	2,407
500	2000	6,608	5,114	2,174	2,350

**Tabela 16 Resultados obtidos relativos às métricas consideradas referentes ao algoritmo baseado em filtragem de conteúdo**

Utilizadores	Itens	MAE		MAPE		MSE	
		$\bar{x}$	$\sigma$	$\bar{x}$	$\sigma$	$\bar{x}$	$\sigma$
500	100	0,889	0,418	0,312	0,227	1.349	1.176
500	200	0,906	0,391	0,315	0,21	1.391	1.213
500	300	0,888	0,374	0,304	0,274	1.363	1.202
500	400	0,889	0,334	0,298	0,203	1.352	0,993
500	500	0,863	0,324	0,294	0,212	1,285	0,972
500	1000	0,842	0,297	0,275	0,164	1,243	0,88
500	1500	0,817	0,279	0,26	0,154	1,206	0,843
500	2000	0,815	0,263	0,264	0,156	1,191	0,761
1000	5000	0,82	0,241	0,266	0,136	1,194	0,796
10	2000	0,854	0,283	0,289	0,146	1.305	0,76
20	2000	0,789	0,266	0,253	0,13	1,12	0,674
40	2000	0,752	0,254	0,234	0,119	1.067	0,7
60	2000	0,769	0,24	0,236	0,111	1.088	0,636
80	2000	0,762	0,225	0,232	0,103	1.053	0,597
100	2000	0,754	0,216	0,229	0,098	1.025	0,568
200	2000	0,787	0,222	0,243	0,104	1.099	0,586
300	2000	0,83	0,271	0,27	0,17	1.226	0,807
400	2000	0,811	0,265	0,262	0,159	1.178	0,761
500	2000	0,815	0,263	0,264	0,156	1,191	0,761
100	400	0,851	0,296	0,267	0,163	1.235	0,838
200	800	0,822	0,276	0,262	0,136	1.157	0,74
300	1200	0,82	0,292	0,253	0,144	1.206	0,873
400	1600	0,812	0,275	0,257	0,194	1,182	0,182
500	2000	0,815	0,263	0,264	0,156	1,191	0,761

**Tabela 17 Resultados obtidos relativos às métricas consideradas referentes ao algoritmo baseado em filtragem colaborativa**

Utilizadores	Itens	MAE		MAPE		MSE	
		$\bar{x}$	$\sigma$	$\bar{x}$	$\sigma$	$\bar{x}$	$\sigma$
500	100	0,767	0,407	0,236	0,138	0,994	1,209
500	200	0,784	0,333	0,245	0,111	1,024	0,861
500	300	0,781	0,289	0,238	0,094	1,021	0,786
500	400	0,775	0,262	0,239	0,085	1,090	0,67
500	500	0,781	0,26	0,243	0,083	1,018	0,692
500	1000	0,779	0,237	0,237	0,075	1,044	0,654
500	1500	0,783	0,264	0,234	0,076	1,064	0,9
500	2000	0,781	0,216	0,236	0,069	1,039	0,585
1000	5000	0,777	0,201	0,243	0,069	1,03	0,559
10	2000	0,933	0,161	0,309	0,6	1,451	0,405
20	2000	0,88	0,223	0,272	0,079	1,278	0,575
40	2000	0,789	0,204	0,226	0,063	1,063	0,51
60	2000	0,788	0,209	0,233	0,07	1,061	0,548
80	2000	0,771	0,19	0,234	0,064	0,995	0,48
100	2000	0,744	0,181	0,226	0,058	0,933	0,436
200	2000	0,777	0,194	0,239	0,063	1,004	0,487
300	2000	0,8	0,226	0,243	0,069	1,081	0,613
400	2000	0,787	0,223	0,239	0,071	1,051	0,605
500	2000	0,781	0,216	0,236	0,069	1,039	0,585
100	400	0,712	0,216	0,212	0,068	0,853	0,559
200	800	0,77	0,239	0,244	0,08	0,999	0,625
300	1200	0,788	0,266	0,234	0,071	1,054	0,608
400	1600	0,783	0,247	0,235	0,074	1,053	0,737
500	2000	0,781	0,216	0,236	0,069	1,039	0,585

**Tabela 18** Variação de valores da MAE, MAPE e MSE considerando um diferente conjunto de atributos para o cálculo da similaridade entre itens

Metadados	Utilizadores	Itens	MAE		MAPE		MSE	
			$\bar{x}$	$\sigma$	$\bar{x}$	$\sigma$	$\bar{x}$	$\sigma$
Género								
Directores	1000	5000	0,820	0,241	0,266	0,136	1,194	0,796
Actores								
Género	1000	5000	0,92	0,453	0,336	0,25	1,524	1,535
Directores	1000	5000	0,87	0,323	0,291	0,187	1	0,957
Actores								