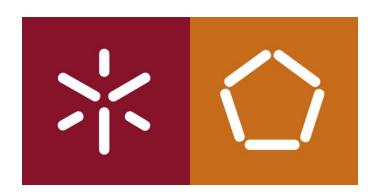
Universidade do Minho

MESTRADO INTEGRADO EM ENGENHARIA INFORMÁTICA



Sistemas Baseados em Similaridade

RELATÓRIO DO TRABALHO PRÁTICO

Conceção e implementação de um Sistemade Recomendação

Grupo 12



Nuno A78156

Silva



Rui A74658

Vieira

Conteúdo

1	Introdução e Objectivos	1					
2	Dataset	1					
3	Tratamento Dados	1					
4	4 Workflows						
5	Sistemas Recomendação	6					
	5.1 Baseado em Clusters	7					
	5.2 Baseado em Regras Associativas	7					
6	Resultados Obtidos	9					
	6.1 Baseado me Clusters	9					
	6.2 Baseado em Regras Associativas	11					
7	Sugestões e Recomendações	13					
8	8 Conclusão						

1 Introdução e Objectivos

O desenvolvimento de um sistema de recomendação, tem como principal objetivo indicar de maneira mais precisa e robusta, produtos que vão ao encontro dos gostos e preferências do consumidor em questão.

O sistema criado, para este trabalho prático, é um que visa a recomendação de filmes, para tal foi implementada uma tipologia híbrida, formada por sistemas baseados em conteúdo e de regras associativas. Permitindo a visualização de recomendações que foram baseadas em características do próprio filme, ou em tendências registadas.

De forma a apresentar a melhor recomendação possível, é de extrema importância, um bom tratamento sobre o *dataset*, com o objetivo de tirar o melhor proveito da informação.

2 Dataset

Os sistemas recomendação criados, utilizam um dataset nomeado "movie_metadata", este dataset foi recolhido da plataforma Kaggle, ao qual era referente a uma competição. Possuindo dados, claro está, que caracterizam um filme tal como "Color", "Gross", "Year", "Aspect Ratio", "Imdb Score", "Language", etc.

Este dataset possui cerca de 5043 linhas e 28 colunas, sendo que não se trata de um dataset completo pois falta-lhe informação, perto de 32512 células vazias. Sendo que estas mesmas células e as restantes serão tratadas. Onde de seguida será explicado o tratamento aplicado.

3 Tratamento Dados

O tratamento dos dados foi realizado, após uma análise gráfica e à leitura do *CSV* que possui a informação utilizada. Este mesmo tratamento, é dividido em 2 processos, um principal (o de baixo) e um secundário (o de cima).

Para o processo secundário, primeiro de tudo a coluna "Genres" foi dividida, pois seguia o formato "género1|...", assim diversas tabelas, cada contendo um único registo sobre o género de cada filme. Estas mesmas colunas e células que sofrerão diversas junções de forma a obter-mos uma única coluna contendo todos os géneros cinematográficos registados. De seguida, no processos primário, é removida a linha 4447, uma linha completamente desformatada, provocando a criação de colunas sem qualquer finalidade, onde estas também serão removidas. De seguida, é criada um coluna por cada género onde é

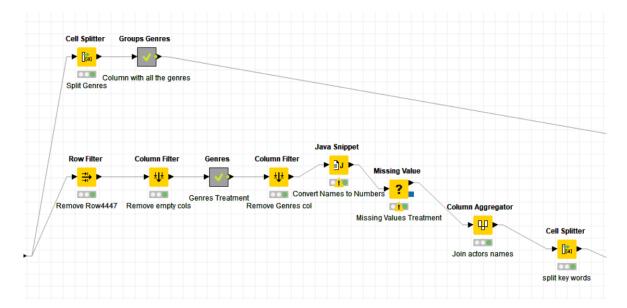


Figura 1: Tratamento utilizado sobre os dados

notado em cada célula o valor 1 caso o género esteja presente, caso contrário 0. A seguir são removidas todas as linhas que tenham em falta strings, por sua vez os valores inteiros e com décimais serão tratados por via de interpolação linear.

Por fim as tabelas contendo o nome dos atores foram agregadas, e a coluna contendo as palavras chave que caracterizam um filme, foi decomposta.

4 Workflows

O projeto criado é composto por 6 workflows, "Import Data", "Data Treatment", "Cluster Creation", "Data Representation", "Association Rules", e "Interface".

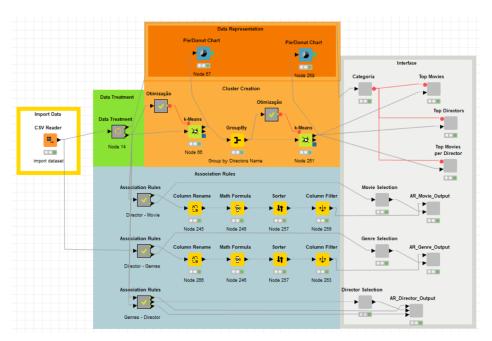


Figura 2: Visão geral sobre o projecto criado

Estes workflows criados, permitem uma melhor compreensão sobre a evolução do sistema, e em simultâneo facilitar a sua escalabilidade e atualização. O sistema, tal como referido na secção anterior, começa na leitura e tratamento do dataset utilizado. Onde o workflow "Data Treatment"fica encarregue da preparação dos dados, aos diferentes sistemas de recomendação implementados.

De seguida, os dados passam por um sistema de recomendação baseado em *Clusters*, fazendo uso do algoritmo *K-Means* de forma a agregar-mos os dados tratados previamente. O principio base, é a segmentação dos dados com base no tipo de filme, caraterizado pelo seu género e o rating atribuído.

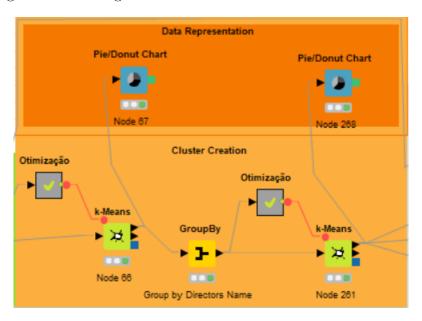


Figura 3: Workflows "Cluster Creation" e "Data Representation"

A recomendação é feita tendo em conta a preferência de um utilizador para com um género, tendo por base os dados recolhidos do cluster que mais se assemelha. Durante a utilização do K-Means, é necessário indicar previamente um número de clusters ideais, sobre o qual os dados serão segmentados. Este valor será previamente calculado e otimizado, utilizado o "método cotovelo".

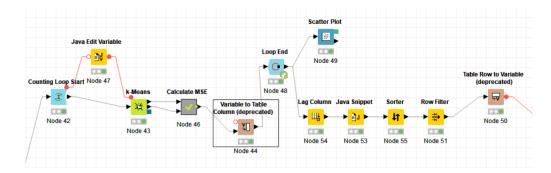


Figura 4: Método cotovelo

Em que constatamos que o número ideal de clusters será determinado, tendo em conta o MSE(Mean Squared Error).

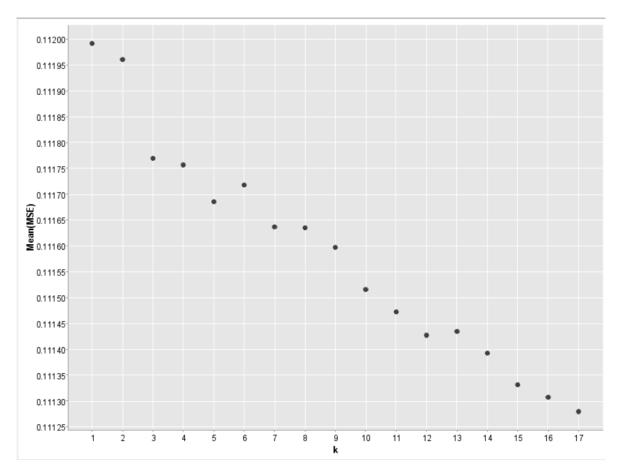


Figura 5: Visualização gráfica método cotovelo

Pelo método referido, constatamos que os dados serão segmentados utilizando 2 clusters, pois é entre 2 e 3 que ocorre uma descida mais acentuada no MSE.

A segunda componente do nosso projecto, corresponde aos sistema de recomendação baseado em regras associativas.

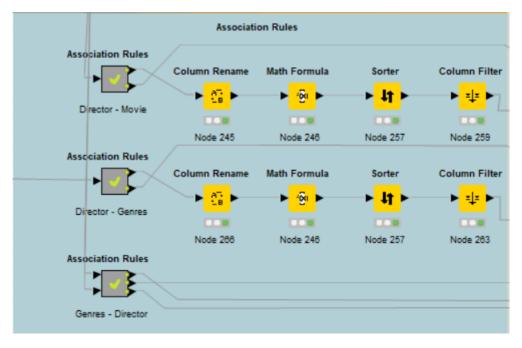


Figura 6: Workflow "Association Rules"

A construção das regras é feita em torno dos filmes e géneros que os realizadores

fizeram e uma outra com base nos géneros para obter os melhores directores. Para isso são utilizados os nodos "Association Rule Learner" e "Association Rule Learner (Borgelt)". A configuração para "Association Rule Learner (Borgelt)", foi escolhida de forma a obter o maximo número de regras com suporte mínimo de 1% e confiança de 45%. Por outro lado para "Association Rule Learner" foi selecionado um suporte de mínimo de 30% e uma confiança de 80%, de forma a obter regras com maior qualidade possível.

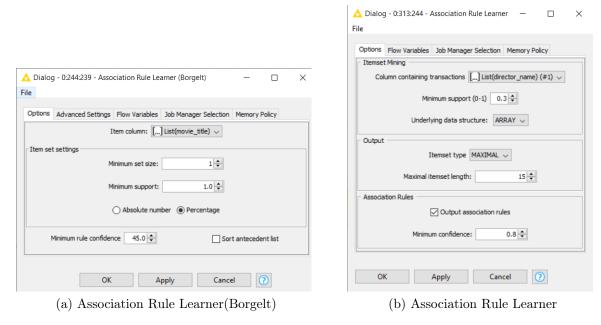


Figura 7: Configurações utilizadas

A ordenação das regras para Association Rule Learner (Borgelt), é feita através da multiplicação entre *ItemSetSupport* e *RuleConfidence*, sendo que para Association Rule Learner é feita pelo maior valor de *lift* encontrado e como critério de desempate a confiança.

D Support	D Confide	D Lift	S Consequent	S implies	[] Items
0.3	1	3.333	Rob Cohen	<	[Richard Donner, Joel Schumacher
0.3	1	3.333	Tarsem Singh	<	[Richard Donner,Steven Spielber
0.3	1	3.333	Ridley Scott	<	[Martin Campbell,?,James Mangol
0.3	0.857	2.857	Jon Turteltaub	<	[?,Chris Columbus]
0.3	0.857	2.857	Bryan Singer	<	[Richard Donner,?]
0.3	0.857	2.857	Luc Besson	<	[Steven Spielberg,?]
0.3	0.857	2.857	Stephen Sommers	<	[Tim Burton,?]

Figura 8: Excerto do output Association Rule Learner

Por fim, o workflow "Interface", é constituído por wrapped metanodes, em que alguns deles, "Categoria", "Movie Selection", "Genre Selection"e "Director Selection", possibilitam uma escolha por parte do utilizador, que posteriormente essas mesmas escolhas influênciam o output referente aquilo que é pretendido. Por exemplo, "Movie Selection" recebe uma lista de filmes, permitindo ao utilizador selecionar alguns filmes que já

viu, para posteriormente, e fazendo uso das regras de associação, indicadas anteriormente, fazer a recomendação de novos filmes, pelo wrapped metanode AR_Movie_Output .

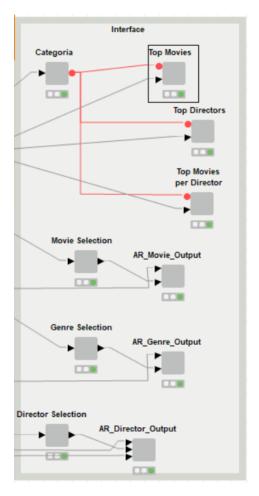


Figura 9: Workflow "Interface"

Após ser feita escolhas por parte do utilizador, temos os wrapped nodes com a função de transmitir o output contendo as respetivas recomendações, baseadas nas suas escolhas. O metanode *Top Movies*, apresenta ao utilizador o top 5 filmes com base no género, escolhido anteriormente no metanode Categoria, e na sua classificação no Imdb.

Já os wrapped metanodes *Top Directors* e *Top Movies per Director*, apresentam consoante a categoria selecionada, os melhores directores e as suas classificações médias, e uma lista dos melhores directores e os filmes que realizaram, respetivamente.

Os wrapped metanodes que começam por " AR_{-} ", são apresentados resultados com base nas regras de associação, referidas anteriormente.

5 Sistemas Recomendação

Para este trabalho prático forma criados 2 sistemas de recomendação individuais, estando integrados num sistema recomendação híbrido.

5.1 Baseado em Clusters

Este sistema irá segmentar os dados existentes em clusters, que serão definidos tendo por base a categoria indicada, e os ratings superiores a 8. Assim sendo este sistema comunica com o utilizador por uma interface gráfica, onde é fornecida pelo utilizador a sua categoria preferida. Posteriormente esta indicação será utilizada para indicar por via dos dos wrapped nodes *Top Directors*, *Top Movies per Director* e *Top Movies*, os diretores com melhor rating, os melhores filmes por director e o top 5 filmes, respetivamente.

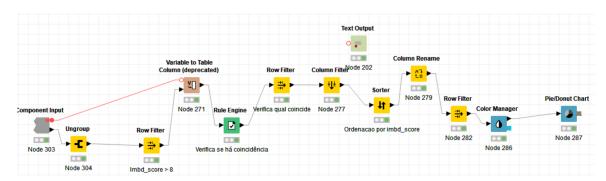


Figura 10: Top 5 Filmes

Na figura 10, demonstramos como o output é determinado, de notar que esta forma é aplicada da mesma forma para determinar os diretores com melhor rating e os melhores filmes por director, mudando unicamente o nodo final que apresenta os resultados gráficamente.

Tal como indicado, utilizamos clusters para obter o mesmo tipo de filmes existentes nesses mesmos. Como foi referido anteriormente, este sistema é baseado na segmentação dos dados de forma a produzir recomendações, pelo que a sua otimização seja importante de forma a criar sugestões com melhor qualidade. Assim sendo faze-mos uma primeira filtração de filmes que não possuem um rating igual ou superior a 8, após isso é verificado qual dos filmes é do género mencionado, para posteriormente os que não são serem removidos.

5.2 Baseado em Regras Associativas

Com a existência de um volume grande dados, é possível desenvolver um sistema baseado em comportamentos e tendências observados nesses dados. Assim é possível fazer recomendações de filmes, tendo como referência esses mesmos comportamentos. Tal como as recomendações enunciadas anteriormente, primeiro de tudo é requerido ao utilizador selecionar por exemplo o seu filme, director ou género preferido, tudo isto via os wrapped metanodes, "Movie Selection", "Director Selection" e "Genre Selection",

respetivamente. Posteriormente este input será processado com as geradas previamente.



Figura 11: Comparação das regras

Nesta figura apresentada em cima, é mostrado o processo responsável pela comparação das regras associativas, este mesmo processo é aplicado nos wrapped metanodes "AR_Movie_Output", "AR_Genre_Output". O objetivo passa por obter o consequente que melhor se aplica ao input dado, sendo o consequente o filme/s ou género/s que serão recomendados, para isso passa por diversas verificações, as quais serão removidas todas aquelas que falharem essas mesmas. Por outras palavras, é testado se um filme ou género esta presenta nos antecedentes, para assim se executar uma filtragem das associações.

Para o wrapped metanode " $AR_Director_Output$, utiliza dois processos, um deles com as mesma linha de pensamento mas adaptado as suas circunstâncias.

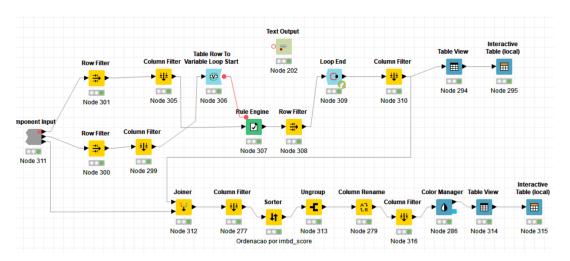


Figura 12: Processo para sugestão de directores

O outro processo utiliza o output gerado no processo de cima, para criar uma lista dos filmes desses mesmos directores, que posteriormente será apresentada ao utilizador.

6 Resultados Obtidos

6.1 Baseado me Clusters



Figura 13: Inteface gráfica responsável por obter a categoria preferida do utilizador

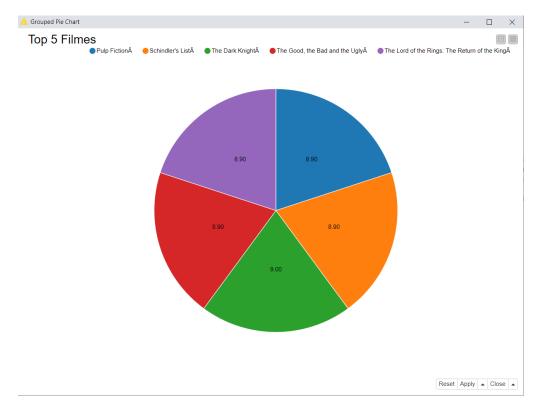


Figura 14: Top 5 filmes, juntamente com o seu rating

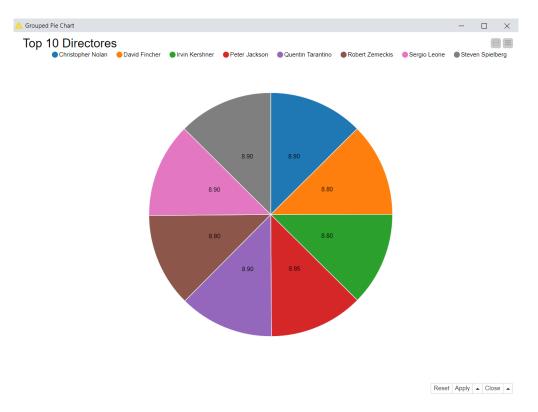


Figura 15: Top directores, juntamente com o seu rating médio

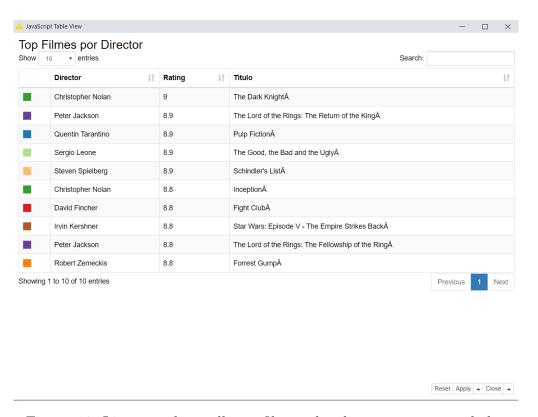


Figura 16: Listagem dos melhores filmes, dos directores recomendados

6.2 Baseado em Regras Associativas

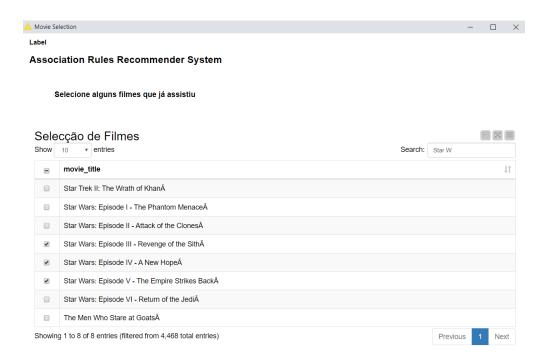


Figura 17: Escolha dos filmes

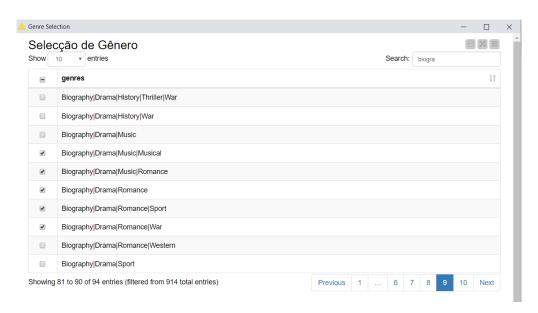


Figura 18: Escolha dos géneros

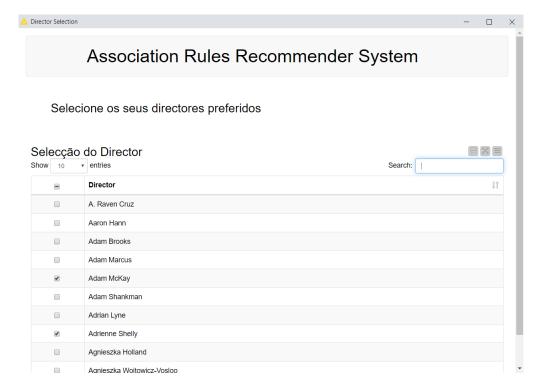


Figura 19: Escolha dos directores

De seguida apresentamos de cada uma das selecções respetivamente.



Figura 20: Filmes recomendados pelas regras



Figura 21: Géneros recomendados pelas regras



Figura 22: Directores recomendados pelas regras

Esta página para além de apresentar os directores recomendáveis pelas regras associativas, também apresenta os seus melhores filmes.

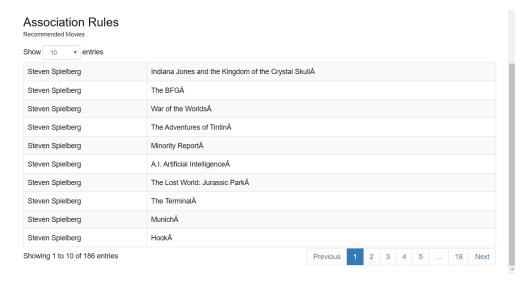


Figura 23: Filmes dos directores recomendados

7 Sugestões e Recomendações

Necessidade de melhorar o sistema com objetivo de obter recomendações mais precisas, o que implicaria uma otimização na arquitectura.

Relativamente as regras de associação, as escolhas poderiam ser mais poderadas, para as configurações, tais como suporte e confiança mínima, por outro lado a execução será mais demorada.

Por fim consideramos que um dataset mais completo poderia trazer melhorias as implementações já existentes e traria novas implementações, como por exemplo filtragem

colaborativa, que não pode ser aplicada pois não utilizamos um dataset contendo dados de utilizadores.

8 Conclusão

Concluída a realização deste trabalho, permitiu-nos adequirir sobre o funcionamento de um sistema de recomendação.

Este mesmo sistema, permitiu-nos perceber a real importância de um dataset completo de forma a obter-mos um sistema recomendação preciso e robusto.

Por fim e com a conclusão deste trabalho, apercebemo-nos mais uma vez das capacidades que a plataforma utilizada, *Knime*, nos permite, ficando também uma certa curiosidade em utilizar outros algoritmos de *Machine Learning* nela mesma.