

# Universidade do Minho Mestrado em Matemática e Computação

# Sistemas Baseados em Similaridade Ficha Prática Individual 1

Hugo Filipe de Sá Rocha (PG52250)

27 de setembro de 2023

# Conteúdo

1	Con		das solu																												
	$1.1_{1.0}$	Tarefa	$\frac{1}{2} \dots$																												
	1.2	Tareia	$\frac{2}{3}$			•		٠	 •	•	 •	•	•	 •	•	 •	•	•		•	•	•	 •	•	•		•	•	•	•	 
	1.5	1 3 1	Alínea a)	• •		•		•	 •	•	 •	•	•	 •	•	 •	•	•	٠.	•	•	•	 •	•	٠	٠.	•	•	•	•	 . 4
			Alínea b)																												
		1.0.0	,																												. !
		1.3.4	Alínea d)																												 
		1.3.5	Alínea e)																												 . (
		1.3.6	Workflow	cor	np	let	о.		 																						
	1 4	Tarefa	$\Delta$																												-

### Capítulo 1

# Concepção das soluções

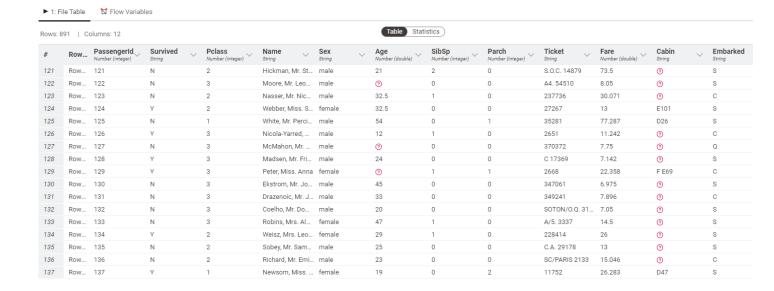
#### 1.1 Tarefa 1

(Instalar a plataforma **Knime**)

#### 1.2 Tarefa 2

• Desenvolver um workflow que, utilizando um nodo reader, faz a correta leitura do dataset disponível em https://bit.ly/3hXCwIG.

Para efetuar a leitura correta dos dados fornecidos, em formato CSV, usei o nodo CSV Reader configurando-o com o caminho para o respetivo ficheiro, acabando por obter a seguinte tabela que representa o dataset:

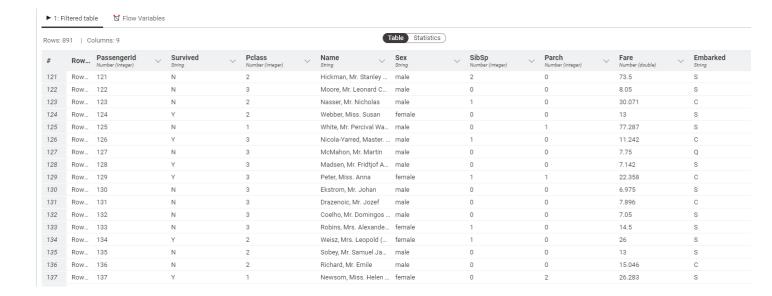


#### 1.3 Tarefa 3

#### 1.3.1 Alínea a)

• Filtrar (i.e., remover) as colunas "Age", "Ticket" e "Cabin".

Para remover as respetivas colunas do dataset, utilizei o nodo **Column Filter** onde, nas configurações do mesmo, selecionei as colunas que queria excluir, neste caso: "Age", "Ticket" e "Cabin", obtendo o seguinte dataset:



#### 1.3.2 Alínea b)

• Fazer o cast da coluna "Survived" para String.

A coluna "Survived" já se encontrava no tipo String pelo que não foi necessário realizar o cast.



#### 1.3.3 Alínea c)

 $\bullet$  Particionar os dados, de forma aleatória, utilizando 75% para aprendizagem e 25% para teste.

Para dividir os dados para aprendizagem e teste, utilizei o nodo **Partitioning** onde especifiquei que a primeira partição correspondia a 75% dos dados que seriam utilizados para aprendizagem do nosso modelo e os restantes 25% para teste. As duas saídas deste nodo correspondem a estas duas componentes resultantes da partição dos dados que, também nas configurações do nodo, especifiquei para que fosse realizada de forma aleatória.

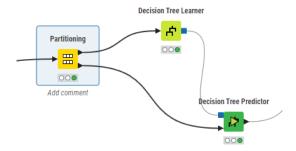


#### 1.3.4 Alínea d)

• Aplicar um nodo *Decision Tree Learner* para treinar uma Árvore de Decisão e um *Decision Tree Predictor* para obter previsões utilizando o modelo treinado.

Nas configurações do nodo **Decision Tree Learner** comecei por especificar que a coluna correspondente à classe do nosso modelo (aquilo que queremos prever) era a coluna "Survived". Depois, estabeleci uma conexão entre o nodo **Partitioning**, mais concretamente, a saída correspondente aos dados de aprendizagem e o nodo **Decision Tree Learner** de forma a treinar a Árvore de Decisão.

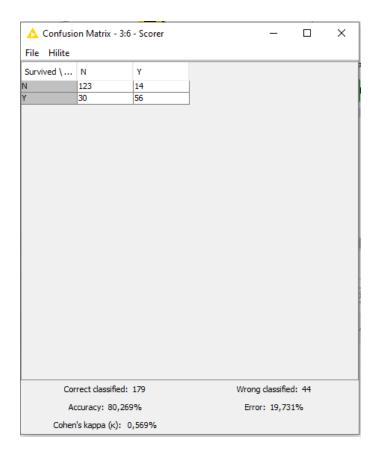
Quanto ao nodo **Decision Tree Predictor**, liguei-o à saída correspondente aos dados de teste do nodo **Partitioning** de forma a obter previsões sobre os mesmos, utilizando o modelo de Árvore de Decisão já treinado e, para isso, criei também uma ligação entre o nodo **Decision Tree Learner** e o nodo **Decision Tree Predictor**.



#### 1.3.5 Alínea e)

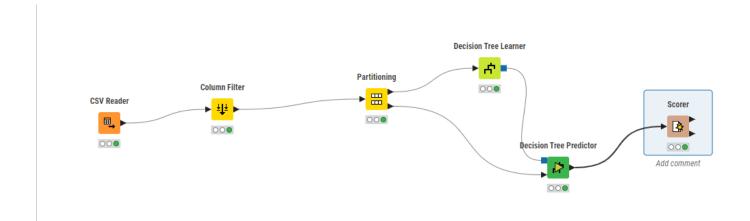
• Avaliar a precisão (accuracy) do modelo utilizando o nodo Scorer e a respetiva matriz de confusão.

Para avaliar a precisão do modelo, utilizei o nodo **Scorer** e liguei-o ao nodo **Decision Tree Predictor**. Ao fazer "Open View" sobre o nodo **Scorer**, conseguimos obter a matriz de confusão bem como a precisão do modelo em percentagem e em valores absolutos.



#### 1.3.6 Workflow completo

O workflow completo está representado abaixo:



#### 1.4 Tarefa 4

• Experimentar várias combinações de parâmetros no nodo *Decision Tree Learner* e documentar as performances obtidas.

Comecei por alterar os pârametros "Quality Measure" e "Pruning Method" (um de cada vez), de "Gini Index" para "Gain Ratio" e de "No Pruning" para "MDL" e acabou por não afetar a precisão do algoritmo.

Relativamente aos parâmetros numéricos acabei por testar diferentes combinações de valores númericos.

Algumas delas foram:

- Min number records per node: 15
- Number records to store for view: 10 000
- Number threads: 4

Percentagem de acerto do algoritmo: em torno de 80%.

#	Row	Number (integer)	~	<b>Y</b> Number (integer)
1	N	129		11
2	Υ	35		48

• Min number records per node: 300

• Number records to store for view: 10 000

• Number threads: 4

Percentagem de acerto do algoritmo acabou por descer significativamente para cerca de **65**%. De notar que, ao contrário da combinação acima, aqui o número de falsos negativos é maior que o número de falsos positivos.

#	Row	N Number (integer)	~	<b>Y</b> Number (integer)
1	N	87		45
2	Υ	30		61

• Min number records per node: 500

• Number records to store for view: 10 000

• Number threads: 4

Percentagem de acerto do algoritmo: cerca de 61%. Destaque para o facto que, todos os negativos previstos pelo algoritmo foram acertados. No entanto, todos os positivos previstos foram errados. Ou seja, não temos falsos negativos, no entanto, todos os positivos são falsos o que acaba por fazer com que a precisão do algoritmo seja má.

#	Row	Number (integer)	~	<b>Y</b> Number (integer)
1	N	138		0
2	Υ	85		0

Procurei também aumentar e diminuir os parâmetros *Number records to store for view* e *Number threads* mas não detetei alterações significativas naquilo que foi a eficácia e respetiva matriz de confusão do algoritmo comparativamente à primeira combinação aqui apresentada.