

Universidade do Minho Mestrado em Matemática e Computação

Sistemas Baseados em Similaridade Ficha Prática Individual 4

Hugo Filipe de Sá Rocha (PG52250)

1 de novembro de 2023

Conteúdo

1	\mathbf{Intr}	dução	9
2	Con	epção das soluções	4
	2.1	Farefa 1	4
	2.2	Tarefa 2 (tratamento de dados)	8
		2.2.1 Alínea a)	8
		2.2.2 Alínea b)	10
		2.2.3 Alínea c	12
		$(2.2.4 \text{Alínea d}) \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots $	14
	2.3	Tarefa 3	15
		2.3.1 Alínea a)	15
		2.3.2 Alínea b)	17
	2.4	Γarefa 4 (Segmentação do dataset)	18
		2.4.1 Alínea a)	18
		2.4.2 Alínea b)	20
		2.4.3 Alínea c 🔍	21
		2.4.4 Alínea d)	25
		2.4.5 Alínea e 🔍	26
	2.5	Tarefa 5 ´	27
	2.6		28
	2.7	Tareta 7	30

Capítulo 1

Introdução

Neste trabalho, o objetivo passa por aplicar métodos de clustering sobre um dataset de vinhos, o qual contém um ficheiro para aprendizagem e outro para teste. Além disso, aplicaram-se técnicas para exploração e tratamento de dados, assim como para parametrização do workflow densenvolvido.

Capítulo 2

Concepção das soluções

2.1 Tarefa 1

• Carregar, no Knime, o dataset descarregado e explorar os dados.

Como é tradicional, para leitura do *dataset* de treino e de teste utilizei o nodo *CSV Reader*, visto ambos os ficheiros estarem no formato *csv*. Além disso, foram aplicados alguns nodos para exploração de dados, sendo eles: *Statistics*, *Data Explorer*, *Box Plot*, *CrossTab e Rank Correlation*.

• No nodo *Statistics* podemos, por exemplo, analisar o *dataset* no que toca a *missing values* ou a estatísticas sobre os atributos. A título de exemplo, nas imagens abaixo podemos ver que o *dataset* não possui *missing values* e que, na análise ao *pH* e à quantidade de **álcool** presente nos vinhos, o *pH* varia entre **2.74** e **4.01**, obtendo-se uma média de **3.306** de *pH*. Quanto ao álcool, os valores variam entre **8.4** e **14.9**, obtendo-se uma média de **10.41** de álcool.

Statistics

Rows: 2 | Columns: 5

Name	# Missing values	Minimum	Maximum	Mean
рН	0	2.74	4.01	3.306
alcohol	0	8.4	14.9	10.412

Figura 2.1: Mínimo, máximo e média dos valores de pH e de álcool.

Statistics

Rows: 12 | Columns: 2

Name ↓	# Missing values
fixed acidity	0
volatile acidity	0
citric acid	0
residual sugar	0
chlorides	0
free sulfur dioxide	0
total sulfur dioxide	0
density	0
рН	0
sulphates	0
alcohol	0
quality	0

Figura 2.2: Ausência de missing values.

• No nodo **Data Explorer**, assim como no nodo *Statistics*, podemos obter estatísticas sobre os atributos bem como o histograma para cada um deles. A título de exemplo, segue abaixo o histograma do atributo *quality*, onde podemos observar que a maioria dos vinhos apresenta qualidade **5** ou **6**. De seguida, por ordem de frequência, aparecem os vinhos de qualidade **7**, **4**, **8** e, por fim, **3**.

Column 🎵	Exclude Column	No. missings 🔱 🕽	Unique values 11	All nominal values 🗼 🛊	Frequency Bar Chart
quality		0	6	=5, =6, =7, =4, =8,	

Figura 2.3: Histograma do atributo quality.

• No nodo **Box Plot**, o objetivo passou por procurar **outliers** nos dados. Na imagem abaixo, podemos observar dois **outliers** relativos ao atributo **total sulfure dioxide**, onde optei por não os remover do dataset.

Box Plot

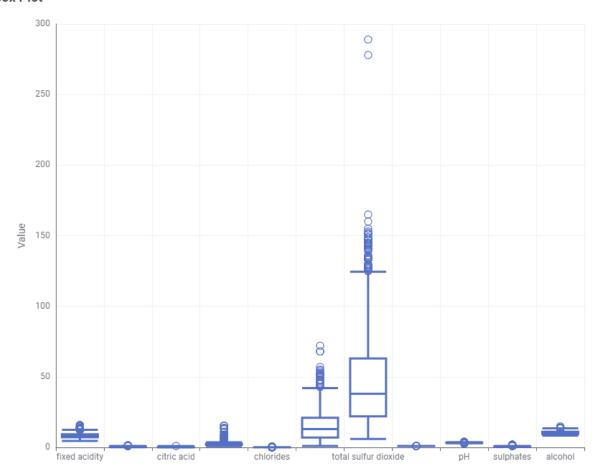


Figura 2.4: Deteção de *outliers*.

• No nodo *CrossTab*, criei uma tabela *fixed acidity* x *pH* para tentar perceber a relação entre estes dois atributos e percebi que estão relacionados na medida em que, quanto maior for o valor de *fixed acidity*, a tendência é o valor de *pH* ser menor e, por outro lado, quanto menor for o valor de *fixed acidity*, a tendência é o valor de *pH* ser maior. Na imagem abaixo, podemos ver isso mesmo, com os maiores valores de *pH* (3.62 até 4.01), a corresponderem a valores de *fixed acidity* mais baixos.

3.62	3.63	3.66	3.67	3.68	3.69	3.7	3.71	3.72	3.74	3.75	3.78	3.85	3.9	4.01	Total
													1		1
												1			1
							1								1
						1		1	1	1				1	6
				1									1		4
				2			1				1				6
1															4
											1			1	3
															1
	2	1		1			2	2							13

Figura 2.5: CrossTab fixed acidity x pH.

• No nodo *Rank Correlation*, procurou-se explorar a correlação entre todos os atributos (dois a dois) e confirmou-se a relação explorada na *CrossTab* mencionada anteriormente, com o atributo *pH* e *fixed acidity* a terem uma correlação negativa relativamente forte de **-0.6966**. Além disso, existem também outras correlações positivas relativamente fortes, por exemplo: *fixed acidity* com *citric acid* e *fixed acidity* com *density*.

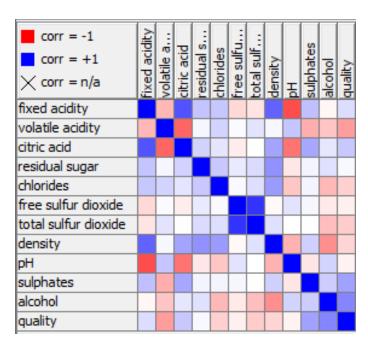


Figura 2.6: Correlação entre atributos

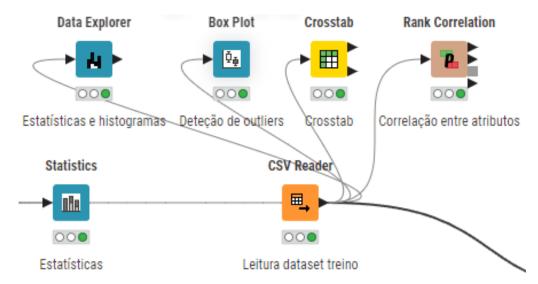


Figura 2.7: Workflow relativo à Tarefa 1

2.2 Tarefa 2 (tratamento de dados)

2.2.1 Alínea a)

• Fazer cast do atributo "quality" para inteiro.

Para fazer cast do atributo quality para inteiro, utilizaram-se dois nodos: $String \ Manipulation$ e $String \ to \ Number$. Como visto anteriormente, as strings do atributo quality eram do tipo '=i' onde i era um inteiro tal que: $i \in \{3, 4, 5, 6, 7, 8\}$. Dessa forma, para obter apenas a string 'i', bastou utilizar a função de substring no nodo $String \ Manipulation$. Após isso, bastou aplicar o nodo $String \ to \ Number$ de forma a converter as strings 'i' apenas no inteiro i. As imagens abaixo mostram a configuração de cada um dos nodos bem como o workflow relativo a este exercício.

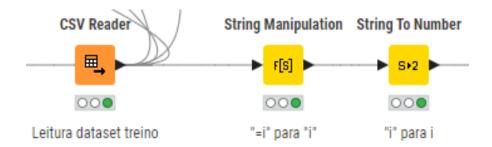


Figura 2.8: Workflow relativo à alínea a).

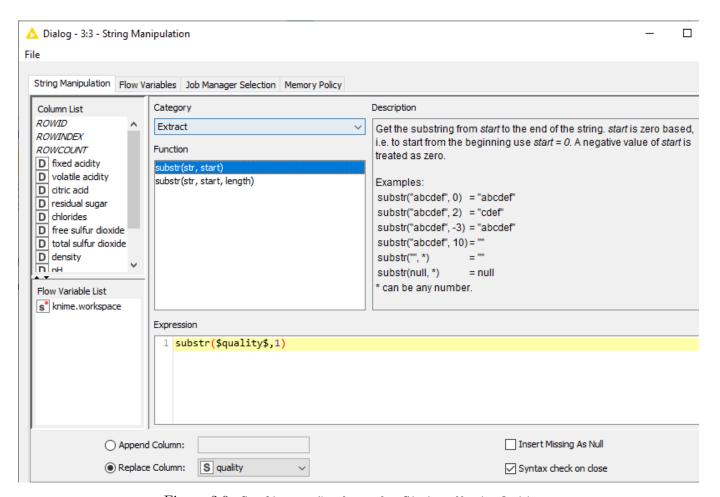


Figura 2.9: Configuração do nodo String Manipulation.

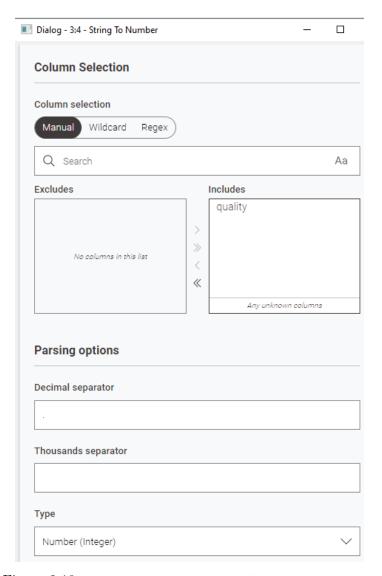


Figura 2.10: Configuração do nodo String to Number.

2.2.2 Alínea b)

ullet Normalizar todos os atributos numéricos utilizando a transformação linear Min-max de forma a produzir um input normalizado entre 0 e 1.

Para este exercício utilizei o nodo Normalizer configurado como pedido na pergunta, isto é, aplicado a todos os atributos numéricos (que neste momento corresponde a todos os atributos do dataset) e com transformação linear Min-max de forma a produzir um input normalizado entre 0 e 1. As imagens abaixo mostram o nodo utilizado, bem como a sua configuração.

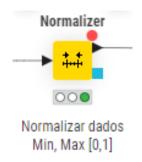


Figura 2.11: Nodo Normalizer.

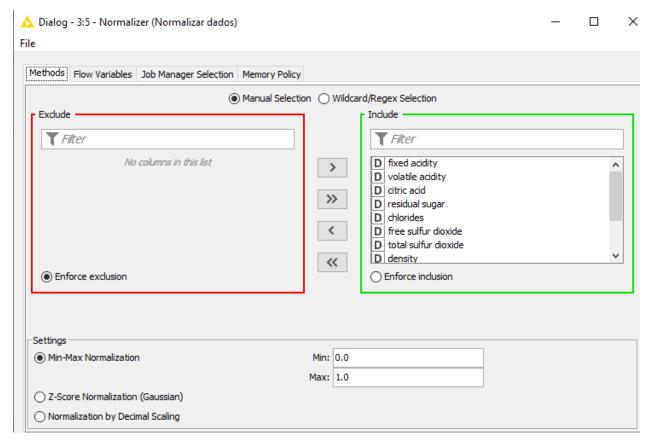


Figura 2.12: Configuração do nodo Normalizer.

2.2.3 Alínea c)

• Criar 4 bins de igual frequência para a feature "citric acid", substituindo a feature original.

Para este exercício, utilizei o nodo Auto-Binner configurado como pede o enunciado, isto é, de forma a criar $4\ bins$ de igual frequência para a $feature\ citric\ acid$, substituindo a coluna em questão. Além disso, utilizei o nodo $Data\ Explorer$ para observar e analisar os bins criados. As imagens abaixo mostram o workflow correspondente, a configuração do nodo Auto-Binner e a análise aos bins criados.

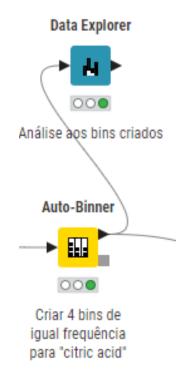


Figura 2.13: Workflow correspondente à alínea c).

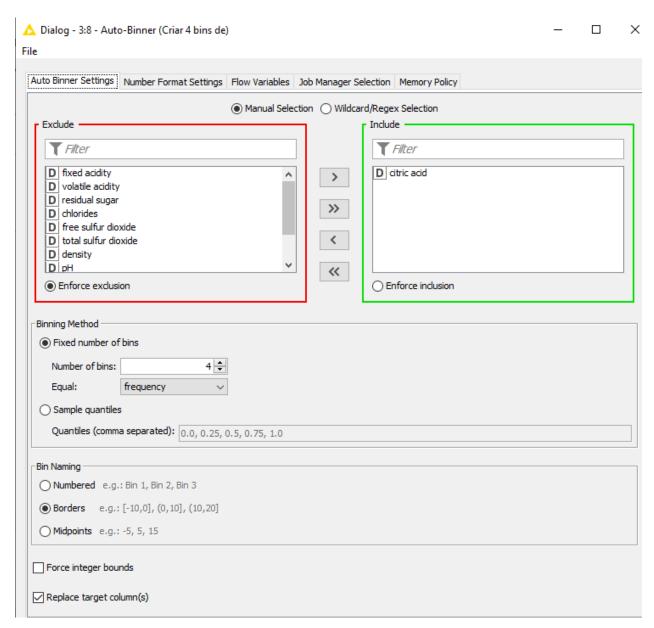


Figura 2.14: Configuração do nodo Auto-Binner.

Column 🎵	Exclude Column	No. missings 🔱 🕆	Unique values 11	All nominal values 🗼	Frequency Bar Chart
citric acid		0	4	(0.09,0.26], [0,0.09], (0.43,1], (0.26,0.43]	

Figura 2.15: Análise aos bins criados.

2.2.4 Alínea d)

• Renomear cada bin de forma a que o primeiro corresponda a Low, o segundo a Medium, o terceiro a High e o quarto a Very High.

Para renomear cada um dos bins em **Low**, **Medium**, **High** e **Very High** pela respetiva ordem, utilizei o nodo **String Manipulation** utilizando a função **replace** de forma recursiva para o efeito, com a ajuda do **Data Explorer**, mencionado anteriormente, para saber quais os bins que foram criados. Segue abaixo a configuração usada no nodo **String Manipulation**, bem como o **workflow** correspondente a este exercício.

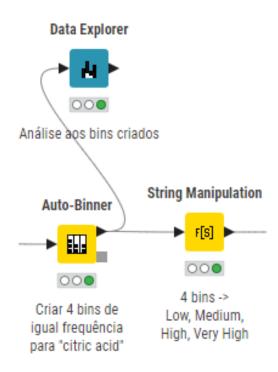


Figura 2.16: Workflow correspondente à alínea d).

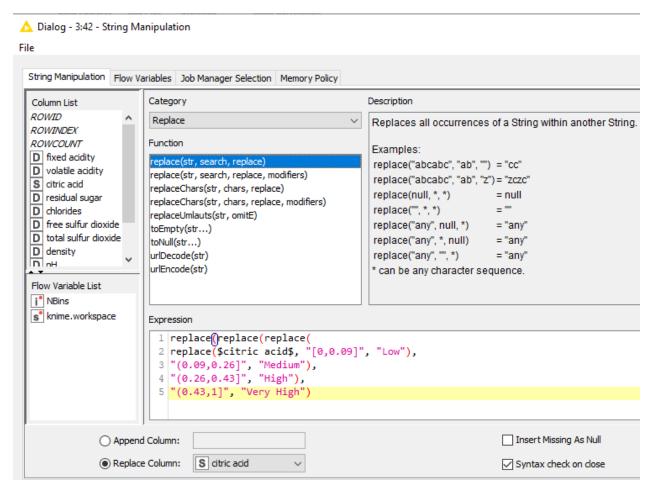


Figura 2.17: Configuração do nodo String Manipulation.

2.3 Tarefa 3

2.3.1 Alínea a)

• Aplicar uma Análise de Componentes Principais (PCA) de forma a projetar os dados em apenas duas dimensões.

Para este exercício, usei o nodo PCA configurado como pedido no enunciado, isto é, de forma aos dados serem projetados em apenas duas dimensões. As imagens abaixo ilustram o nodo e a configuração do mesmo.



Figura 2.18: Nodo PCA.

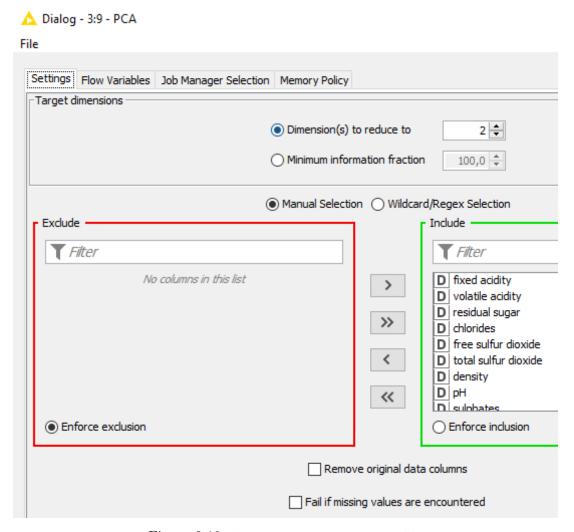


Figura 2.19: Configuração do nodo PCA.

2.3.2 Alínea b)

• Utilizar um scatter plot para visualização dos resultados obtidos pelo PCA.

Neste exercício utilizei o nodo $Scatter\ Plot$ para obter um gráfico dos dados projetados nas duas dimensões obtidas no nodo PCA. As imagens abaixo ilustram o gráfico e o workflow correspondente.

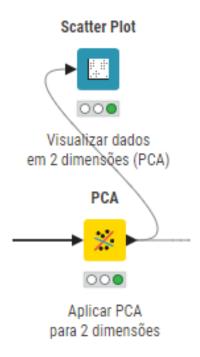


Figura 2.20: Workflow correspondente à alínea b).



Figura 2.21: Visualização dos dados projetados nas duas dimensões obtidas no PCA.

2.4 Tarefa 4 (Segmentação do dataset)

2.4.1 Alínea a)

• Aplicar o método k-means.

Neste exercício utilizei o nodo K-Means que nos permite criar um modelo de clustering com base nos dados de treino. Neste caso, o modelo está configurado para separar os dados em 5 clusters. As imagens abaixo representam o nodo K-Means, bem como a configuração do mesmo.

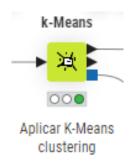
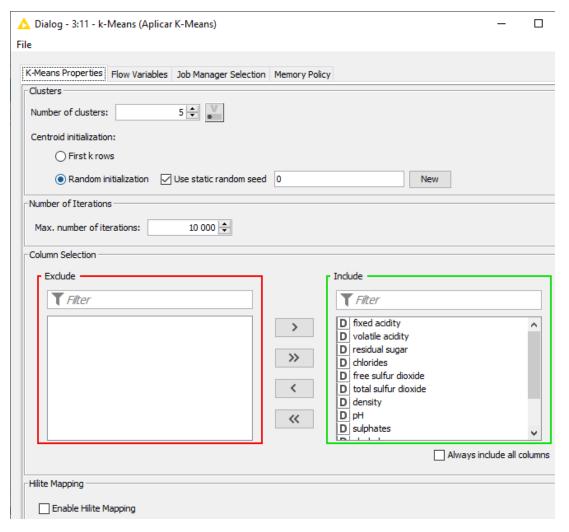


Figura 2.22: Nodo K-Means.



 $\label{eq:Figura} Figura~2.23:~ \texttt{Configura}\\ \texttt{ç\~{ao}}~~\texttt{do}~~\texttt{nodo}~~\textit{K-Means}.$

2.4.2 Alínea b)

• Atribuir diferentes cores por qualidade do vinho e diferentes formas aos clusters.

Para este exercício utilizei dois nodos: *Color Manager* e *Shape Manager*. O primeiro foi utilizado com o intuito de atribuir diferentes cores por qualidade de vinho e o segundo para definir diferentes formas para cada *cluster*. As imagens abaixo ilustram o *workflow* relativo a este exercício, bem como a configuração dos nodos *Color Manager* e *Shape Manager* que contêm as cores e as formas escolhidas para o efeito, respetivamente.

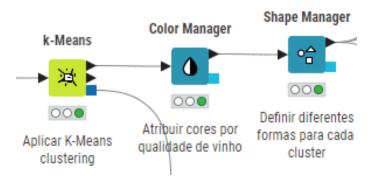


Figura 2.24: Workflow relativo à alínea b).

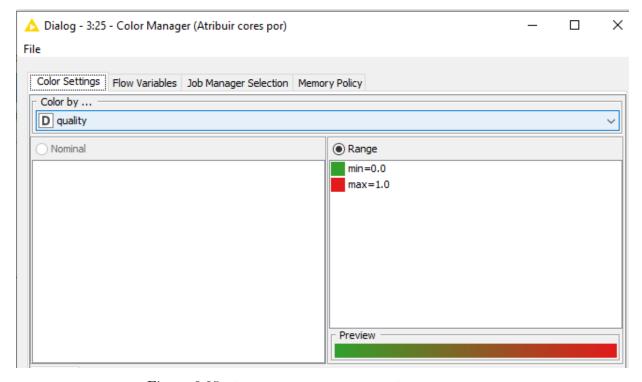


Figura 2.25: Configuração do nodo Color Manager.

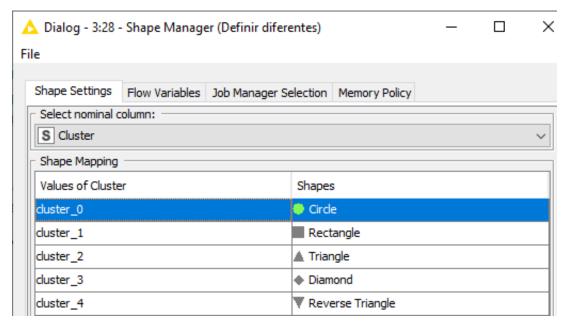


Figura 2.26: Configuração do nodo Shape Manager.

2.4.3 Alínea c)

• Criar scatter plots e scatter matrixes que permitam ter uma noção gráfica, em duas dimensões, dos atributos e dos clusters criados.

Para visualizar os atributos e os clusters em duas dimensões, utilizei os nodos $Scatter\ Plot$, $Scatter\ Plot\ (legacy)$ e $Scatter\ Matrix\ (legacy)$. O primeiro permite-nos visualizar as duas dimensões do PCA com as cores associadas à qualidade do vinho. Já no segundo, acrescenta-se as formas definidas para cada cluster conseguindo perceber, por isso mesmo, o cluster associado a cada dado. Por fim, no nodo $Scatter\ Matrix\ (legacy)$, fiz plots, em duas dimensões, das duas dimensões do PCA e do atributo $Cluster\ (criado\ no\ nodo\ K-Means)$ com cores e formas, obtendo por isso 6 plots. As imagens abaixo mostram o workflow relativo a este exercício, bem como todos os gráficos gerados.

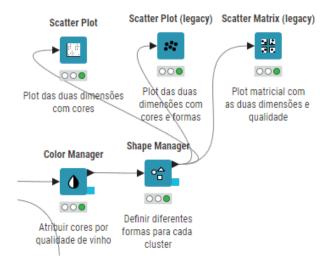


Figura 2.27: Workflow relativo à alínea c).



Figura 2.28: Scatter Plot.

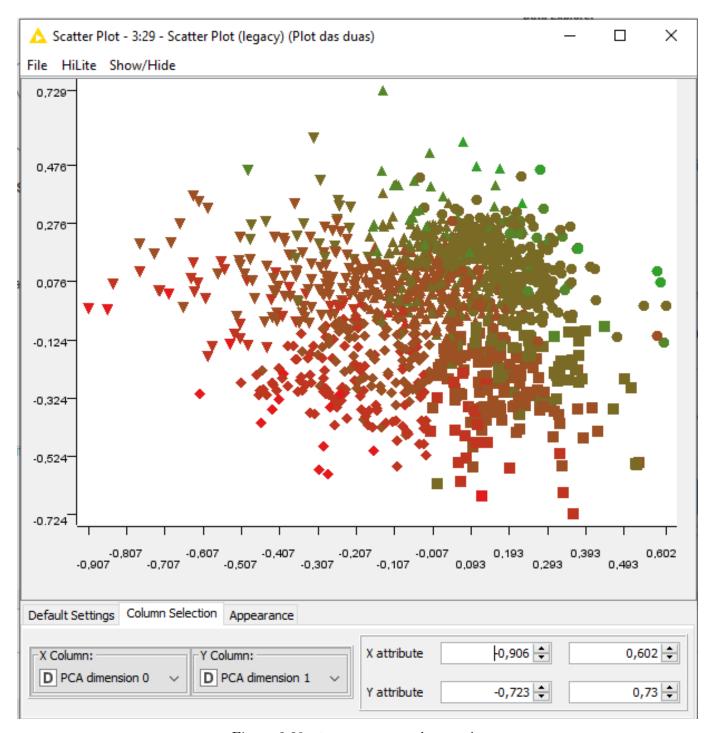


Figura 2.29: Scatter Plot (legacy).

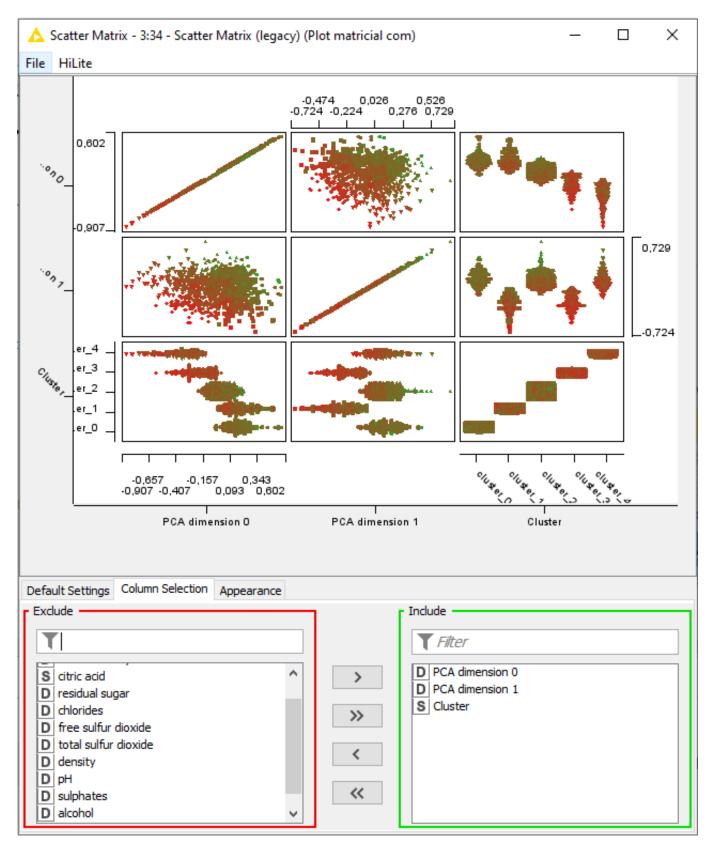


Figura 2.30: Scatter Matrix (legacy).

2.4.4 Alínea d)

• Ler e tratar os dados de teste de forma a que, com base no modelo desenvolvido nos passos anteriores, seja atribuído um cluster a cada registo deste ficheiro.

Neste exercício, comecei por aplicar todo o tratamento que foi feito nos dados de treino aos dados de teste, até à aplicação do PCA (inclusivamente). Após isso, bastou utilizar o nodo $Cluster \ Assigner$ que, com base no modelo de $clustering \ K-Means$ feito anteriormente, atribui a cada registo dos dados de teste, um dos 5 clusters. As imagens abaixo ilustram todo o tratamento feito nos dados de teste (igual ao tratamento dos dados de treino), o nodo $Cluster \ Assigner$ (conectado ao modelo no nodo K-Means) e ainda as previsões dos 9 primeiros registos dos dados de teste (para fins de exemplificação).

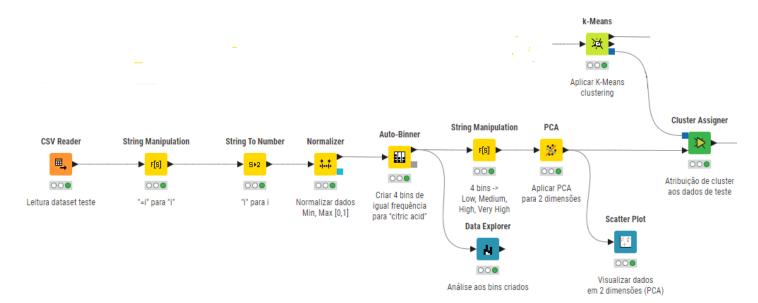


Figura 2.31: Workflow relativo à alínea d).

PCA dim Number (dou	PCA dim Number (dou	Cluster String
-0.312	-0.31	cluster_4
0.152	-0.29	cluster_2
0.612	-0.108	cluster_0
0.358	-0.04	cluster_0
-0.338	-0.082	cluster_4
-0.205	0.038	cluster_3
0.07	-0.569	cluster_2
-0.187	-0.433	cluster_3
-0.205	0.038	cluster_3

Figura 2.32: Previsão dos primeiros 9 registos dos dados de teste.

2.4.5 Alínea e)

• Guardar o resultado da atribuição num ficheiro csv.

Para guardar o resultado da atribuição num ficheiro csv, bastou utilizar o nodo CSV Writer conectado ao nodo Cluster Assigner, de modo a guardar a tabela com as previsões, proveniente do Cluster Assignment, num ficheiro csv, na diretoria especificada na configuração do nodo CSV Writer. As imagens abaixo ilustram o nodo utilizado e a ainda a sua configuração.

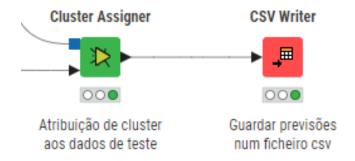
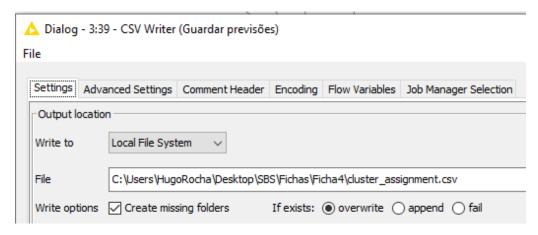


Figura 2.33: Workflow relativo à alínea e).



 $\label{eq:figura} Figura~2.34:~ \texttt{Configura} \\ \textbf{\texttt{\footnotemass{a}}} \text{ on odo } \textit{\textit{CSV Writer}}.$

2.5 Tarefa 5

- Parametrizar o workflow, utilizando variáveis de fluxo para definir o número de bins, o número de clusters e os títulos dos gráficos criados.
- . Para este exercício, criei variáveis de fluxo nas configurações dos respetivos nodos, neste caso, Auto-Binner, K-Means e todos os nodos de criação de gráficos, ficando essas mesmas variáveis com os valores especificados na configuração do nodo. A imagens abaixo ilustram as $flow\ variables$ criadas e ainda a forma como são criadas.

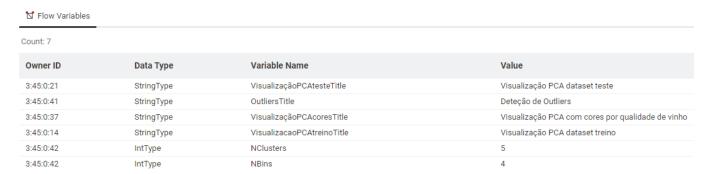


Figura 2.35: Flow variables criadas.

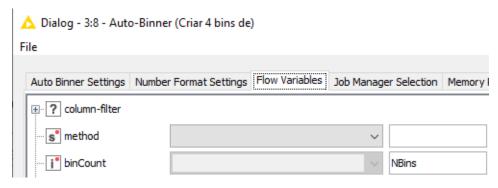


Figura 2.36: Exemplo da criação da flow variable que define o número de bins.

2.6 Tarefa 6

• Produzir o workflow de maneira a que seja possível visualizar, numa única página, todos os componentes visuais implementados.

Para visualizar todos os componentes visuais implementados numa só página, criei um componente composto por todos os nodos relativos a gráficos. Dessa forma, ao clicar em *Open View* sobre o componente, é possível observar todos os gráficos numa única página. Além disso, ao abrir o componente, tive o cuidado de passar as variáveis de fluxo já criadas para dentro do componente através do *Component Input*. Neste componente são definidas as variáveis de fluxo relativas aos títulos dos gráficos sobre as quais tive o cuidado de deixar sair do componente através do *Component Output*. As imagens abaixo ilustram todo este processo.

Todos os plots implementados

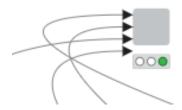


Figura 2.37: Componente criado.

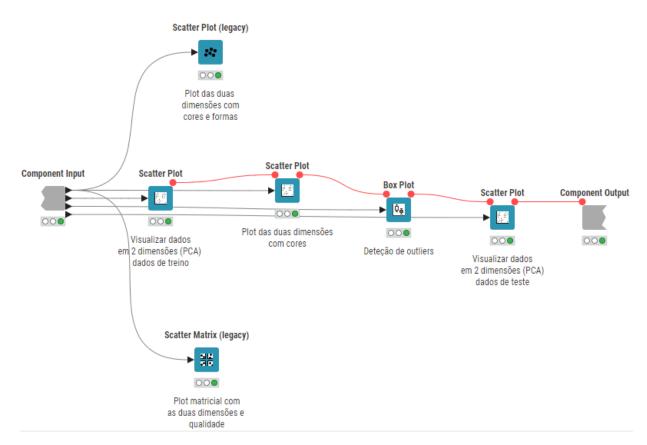


Figura 2.38: Visualização interior do componente.

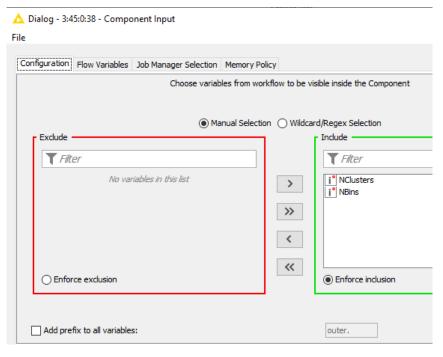


Figura 2.39: Entrada de flow variables já criadas, no componente.

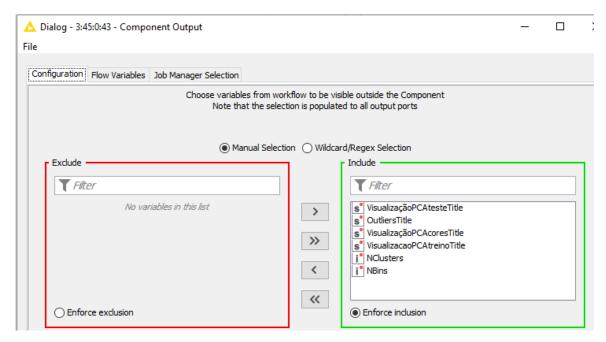


Figura 2.40: Saída de flow variables criadas do componente.

2.7 Tarefa 7

• Experimentar, avaliar e comparar outros métodos de segmentação.

Nesta tarefa experimentei outros metodos de segmentação tais como: **K-Medoids** e **DBSCAN**. A utilizar **K-Medoids** escolhi de novo separar os dados em 5 *clusters* usando a métrica de *Manhattan* e obtive uma divisão diferente daquela que foi feita com o **K-Means**. Já com o método **DBSCAN** aconteceu algo curioso visto que, com o valor de *epsilon* a 1 e com número de pontos mínimos a 3, a usar a métrica euclidiana, estranhamente (ou talvez não), o modelo colocou todos os dados num só *cluster*. As imagens abaixo ilustram a divisão dos dados em cada método de segmentação.

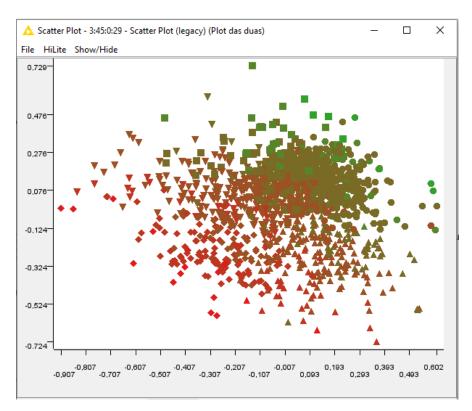


Figura 2.41: K-Medoids.

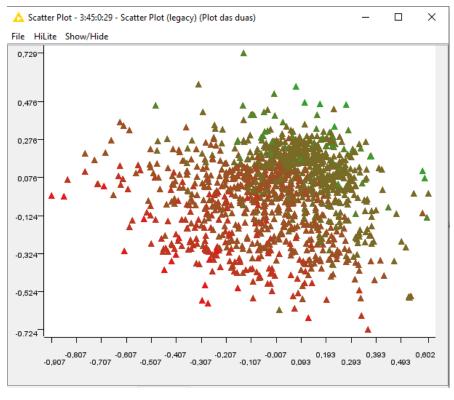


Figura 2.42: DBSCAN.

2.8 Workflow completo

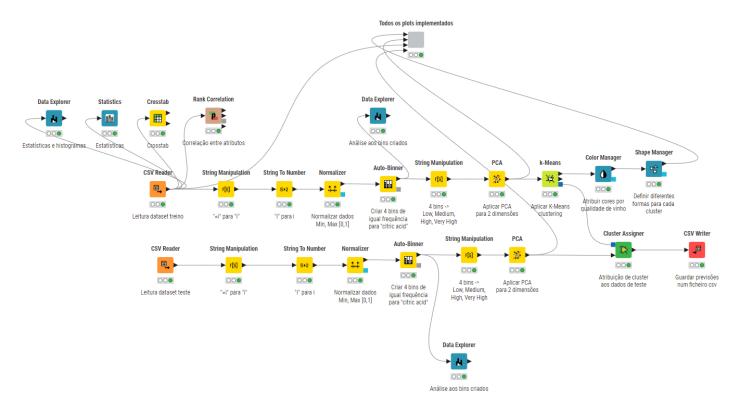


Figura 2.43: Workflow completo de toda a ficha.