



KNOWLEDGE
ENGINEERING
GROUP

António Abelha – Hugo Peixoto

Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

Segmentação para Extração de Conhecimento



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- A Segmentação/*Clustering* de dados é um processo através do qual se **particiona** um conjunto de **dados em segmentos/clusters** de menor dimensão, que agrupam conjuntos de dados **similares**.



O que é Segmentação?



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- Um Segmento/*Cluster* é uma coleção de valores/objetos que:
 - são similares entre si, dentro de um mesmo segmento;
 - são diferentes dos valores/objetos de outros segmentos;



- Medidas de similaridade:
 - distância Euclidiana, para atributos contínuos.

O que é Segmentação?



KNOWLEDGE
ENGINEERING
GROUP

Segmentação para Extração de Conhecimento

Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- Como uma ferramenta *per si*, para pesquisar “dentro” dos dados, sobre a distribuição dos seus valores;
- Como uma das fases do pré-processamento, por forma a organizar os dados a submeter a outros algoritmos;
- Em problemas de reconhecimento de padrões (*pattern matching*);
- No processamento de imagem;
- Na pesquisa em mercados económicos;
- etc.

Aplicações da Segmentação?



KNOWLEDGE
ENGINEERING
GROUP

Segmentação para Extração de Conhecimento

Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- A deteção de segmentos é útil:
 - quando se suspeita da **existência de agrupamentos** “naturais”, que podem representar grupos de clientes, de produtos ou de bens que partilhem (muita) informação;
 - quando existam **muitos padrões diferentes** nos dados, dificultando a tarefa de identificar um determinado padrão; a criação de segmentos semelhantes reduz a complexidade do problema.

Utilização da Segmentação?



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

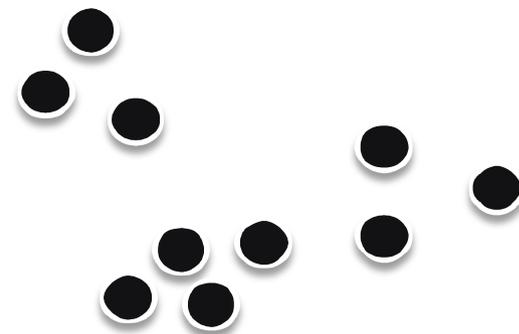
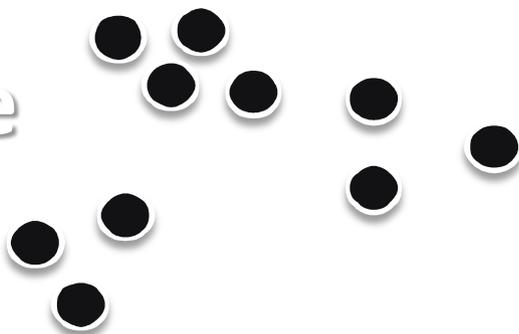
- **Marketing :**
 - ajuda na descoberta de grupos de clientes para desenvolver estratégias de comercialização;
- **Previsão de sismos:**
 - a observação de epicentros sismológicos permite identificar segmentos comuns de falhas continentais;
- **Seguradoras:**
 - identificação de grupos de utentes que representam maior risco de contratação;
- **Banca:**
 - identificação de categorias de clientes (económicas, sociais, etc.).

Exemplos de aplicação



- A noção de segmento é ambígua:

Ambigüosidade



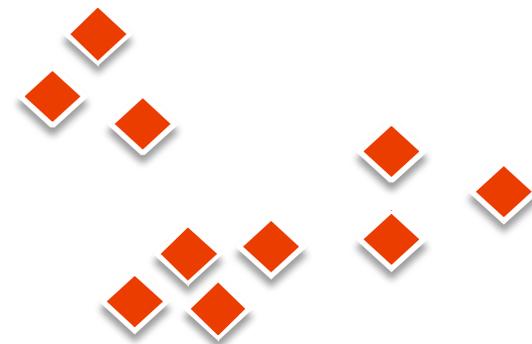
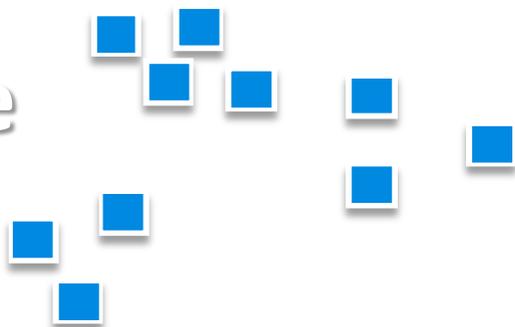
Pontos iniciais



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- A noção de segmento é ambígua:

Ambigüosidade

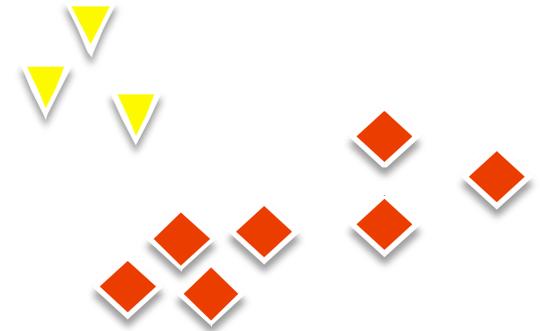
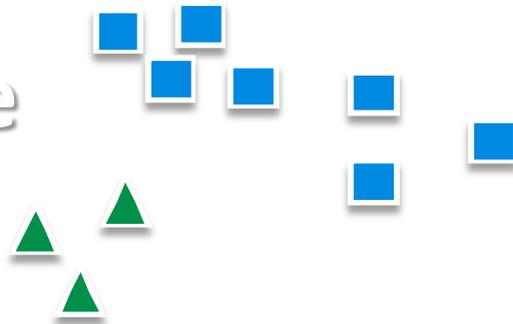


Dois segmentos

Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- A noção de segmento é ambígua:

Ambigüosidade



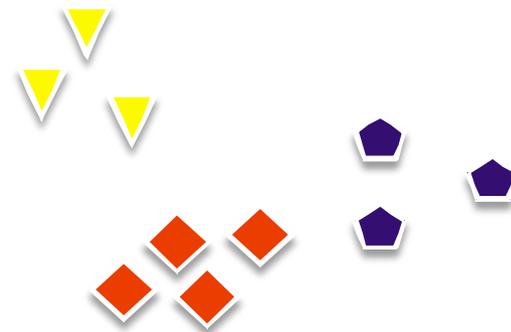
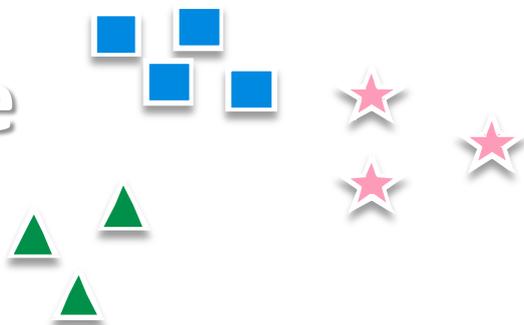
Quatro segmentos



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- A noção de segmento é ambígua:

Ambigüidade



Seis segmentos



- Matriz de dados: representa 'n' objetos com 'p' atributos;
- Matriz de distâncias: mede a proximidade entre pares de objetos;
- Tanto mais similar quanto mais próximo de 0 (zero).

Tipos de dados para análise

X_{11}	...	X_{1j}	...	X_{1p}
...	
X_{i1}	...	X_{ij}	...	X_{ip}
...	
X_{n1}	...	X_{nj}	...	X_{np}

0				
$d(2,1)$	0			
$d(3,1)$...	0		
...	0	
$d(n,1)$	$d(n,2)$	0



KNOWLEDGE
ENGINEERING
GROUP

Segmentação para Extração de Conhecimento

Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- Atributos contínuos;
- Atributos binários;
- Atributos nominais;
- Atributos ordinais;
- Atributos mistos.

Tipos de dados para análise



▪ Atributos contínuos:

- normalizar os dados: evita que os resultados dependam das unidades de medida;
- normalmente, utilizam-se medidas de distância para calcular a proximidade (similaridade) entre objetos:
 - distância Euclidiana: é a medida de distância mais utilizada, calculando a distância geométrica no espaço;
 - distância *Manhattan*: mede a distância pela diferença entre os pontos (função não quadrática);
 - distância *Minkowski*: mede o peso progressivo em função da distância dos pontos; permite atribuir “importância” a atributos.

Tipos de dados para análise



▪ Atributos binários:

- são classificados em:
 - **Simétricos:** significado de ser 0 é o mesmo de ser 1;
 - **Assimétricos:** significado de ser 0 é diferente de ser 1;
- a similaridade calculada com base em atributos simétricos é designada **similaridade invariante**; caso contrário diz-se **similaridade não-invariante**;
- tabela de contingência para os dados binários:

- coeficiente simples (simétricos):

$$d(i,j) = (b+c)/(a+b+c+d)$$

- coeficiente Jaccard (assimétricos)

$$d(i,j) = (b+c)/(a+b+c)$$

	Sexo	Febre	Tosse	Dor
João	M	Sim	Não	Não
Maria	F	Sim	Não	Sim
José	M	Sim	Sim	Não

Tipos de dados para análise



▪ Atributos binários:

- são classificados em:
 - **Simétricos:** significado de ser 0 é o mesmo de ser 1;
 - **Assimétricos:** significado de ser 0 é diferente de ser 1;
- a similaridade calculada com base em atributos simétricos é designada **similaridade invariante**; caso contrário diz-se similaridade não-invariante;
- tabela de contingência para os dados binários:

- coeficiente simples (**simétricos**):

$$d(i,j) = (b+c)/(a+b+c+d)$$

- coeficiente Jaccard (assimétricos):

$$d(i,j) = (b+c)/(a+b+c)$$

		Maria		
	Sexo	M	F	Soma
João	M	a = 0	b = 1	a+b
	F	c = 0	d = 0	c+d
	Soma	a+c	b+d	

Tipos de dados para análise



▪ Atributos binários:

- são classificados em:
 - Simétricos: significado de ser 0 é o mesmo de ser 1;
 - **Assimétricos**: significado de ser 0 é diferente de ser 1;
- a similaridade calculada com base em atributos simétricos é designada **similaridade invariante**;
caso contrário diz-se **similaridade não-invariante**;
- tabela de contingência para os dados binários:
 - coeficiente simples (simétricos):
 $d(i,j) = (b+c)/(a+b+c+d)$
 - coeficiente Jaccard (**assimétricos**):
 $d(i,j) = (b+c)/(a+b+c)$

		Maria			
		F/T/D	S	N	Soma
João	S	a = 1	b = 0	a+b	
	N	c = 1	d = 1	c+d	
	Soma	a+c	b+d		



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- Atributos nominais:

- trata-se de uma generalização dos atributos binários, em que os dados podem assumir mais do que 2 valores;
- Método *matching* simples:
 - $d(i,j) = (n^{\circ}\text{variáveis} - n^{\circ}\text{matches}) / (n^{\circ}\text{variáveis})$
- Método 2:
 - Utilizar variáveis binárias, criando uma variável deste tipo para cada valor nominal.

Tipos de dados para análise



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- **Atributos ordinais:**

- a ordem é relevante: primeiro, segundo, terceiro, ..., penúltimo, último;
- podem ser tratados como atributos contínuos, sendo que a ordenação dos valores define uma classificação: 1, 2, 3, ..., Máx;
- as similaridades devem ser calculadas utilizando os mesmos métodos que para os atributos contínuos.

Tipos de dados para análise



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

Tipos de dados para análise

- Atributos contínuos;
- Atributos binários;
- Atributos nominais;
- Atributos ordinais;
- Atributos mistos:
 - o conjunto de dados pode conter diversos tipos de atributos;
 - tipicamente, utiliza-se uma função pesada para ponderar e medir os efeitos de cada atributo.



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- **Particionamento:**
 - criar várias partições e adotar um critério de avaliação;
- **Hierarquização:**
 - decompor hierarquicamente o conjunto de dados;
- **Baseados na Densidade:**
 - aumentar o segmento enquanto a densidade de pontos estiver num determinado limite (utilizam-se funções de conectividade e densidade);
- **Baseados no Modelo:**
 - criar modelos hipotéticos para cada segmento e testar a capacidade de adequação de cada ponto ao segmento.

Principais Métodos de Segmentação



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

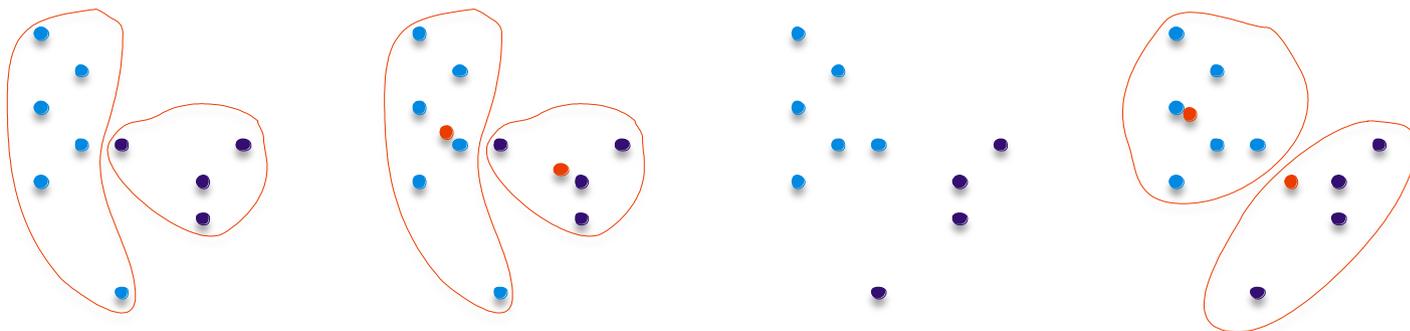
- Particionar um conjunto de dados 'D' contendo 'n' objetos num conjunto de 'k' segmentos/*clusters*;
- Sendo dado 'k', particionar 'D' em 'k' segmentos de forma a otimizar o critério de particionamento:
 - Ótimo Global: enumeração exaustiva de todas as partições;
 - Métodos heurísticos:
 - k-means: cada segmento é representado pelo centro do segmento (centroid);
 - k-medoids: cada segmento é representado por um dos elementos do segmento (medoid).

Algoritmos de Particionamento



- Sendo dado 'k' (número de segmentos), seguir os 4 passos:
 1. Dividir os objetos em 'k' subconjuntos não vazios;
 2. Calcular o centro de cada segmento (centroid);
 3. Atribuir cada objeto ao centroid mais próximo;
 4. Voltar ao ponto 2.;
parar quando não houver mais possibilidades de atribuição.

Método k-means





Método k-means

▪ Vantagens:

- Relativamente eficiente:
sendo 'n' o número de objetos, 'k' o número de segmentos e 'i' o número de iterações, normalmente acontece $k, i \ll n$;
- Termina com ótimos locais.

▪ Desvantagens:

- Aplicável, apenas, quando é possível calcular a média (mean);
- É necessário determinar o número de segmentos *a priori* ;
- Incapacidade de lidar com ruído nos dados;
- Inadequado para determinar segmentos côncavos.



KNOWLEDGE
ENGINEERING
GROUP

Segmentação para Extração de Conhecimento

Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- Medoids são objetos **representativos** do conjunto de dados;
- Inicia-se com um conjunto de medoids que, iterativamente, vão sendo substituídos por outros não-medoids desde que a distância do segmento resultante seja **melhorada**.

Método k-medoids



Método k-medóias

- Vantagens e Desvantagens:
 - É mais robusto do que o método k-means na presença de dados ruidosos, uma vez que os objetos selecionados são menos influenciáveis por valores extremos do que a média (*mean*);
 - Produz bons resultados para conjuntos de dados de pequenas dimensões;
 - Não se comporta tão bem quando se pretende a sua aplicação em conjuntos de dados de grandes dimensões.



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- **Particionamento:**
 - criar várias partições e adotar um critério de avaliação;
- **Hierarquização:**
 - decompor hierarquicamente o conjunto de dados;
- **Baseados na Densidade:**
 - aumentar o segmento enquanto a densidade de pontos estiver num determinado limite (utilizam-se funções de conectividade e densidade);
- **Baseados no Modelo:**
 - criar modelos hipotéticos para cada segmento e testar a capacidade de adequação de cada ponto ao segmento.

Principais Métodos de Segmentação



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

Algoritmos de Hierarquização

- Utilizam a matriz de distâncias como critério de segmentação;
- Os dados são agrupados em árvores de segmentos;
- Não requerem a definição do número de segmentos a procurar;
- Exigem a definição de uma condição de paragem:
 - quantidade de segmentos;
 - distância mínima entre objetos;
 - etc.
- Existem dois tipos de algoritmos de hierarquização:
 - Aglomeração: estratégia *bottom-up*;
 - Divisão: estratégia *top-down*.



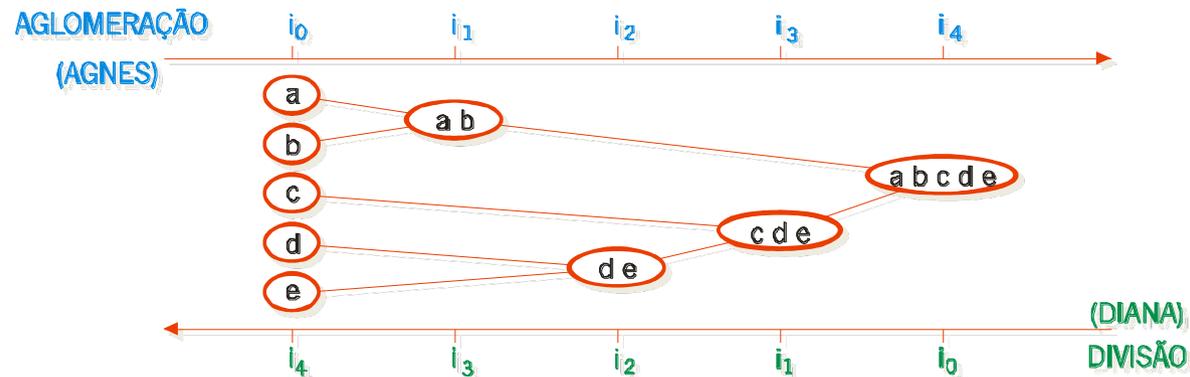
▪ Aglomeração:

- Inicia-se formando segmentos com um objeto, para todos os objetos;
- Prossegue juntando segmentos atômicos em segmentos cada vez mais amplos.

▪ Divisão:

- Inicia-se com todos os objetos em um só segmento que se vai subdividindo em segmentos de menor dimensão;
- Aplicação prática muito rara.

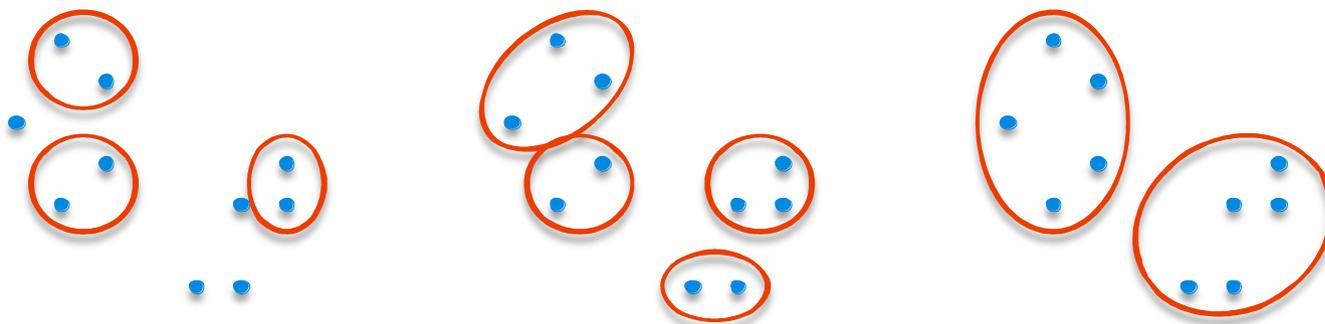
Algoritmos de Hierarquização





- Iterativamente, vai juntando objetos que apresentam menores valores de dissemelhança: os conjuntos $C1$ e $C2$ são juntos se os objetos de $C1$ e de $C2$ produzem o menor valor de distância Euclidiana entre quaisquer dois objetos de segmentos distintos.

AGNES: Agglomerative Nesting

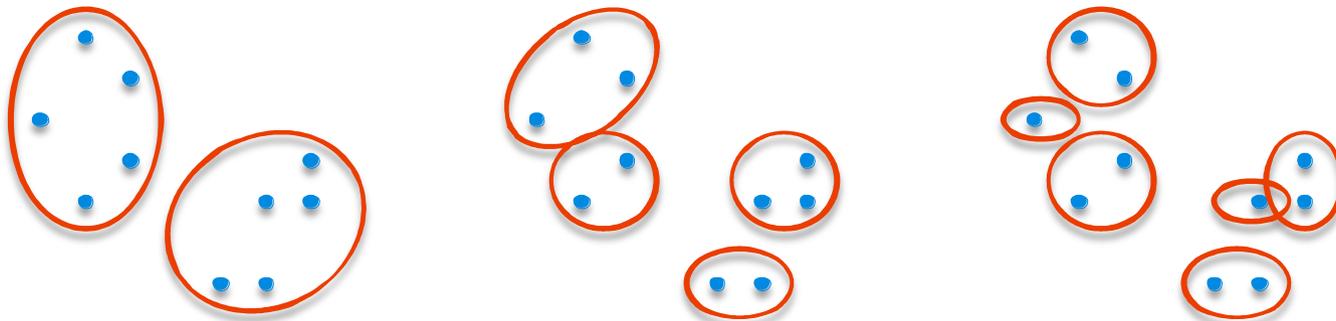




DIANA:

Divisive Analysis

- Iterativamente e partindo de um segmento composto por todos os objetos, dividir em segmentos menores que maximizam a distância Euclidiana entre objetos vizinhos de segmentos diferentes.





Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- Dificuldades com o aumento de atributos ou de objetos: à medida que aumentam os objetos a agrupar, aumenta o tempo necessário para procurar tais grupos;
- Não é necessário especificar o número de segmentos 'k'; basta "cortar" a árvore no nível 'k-1';
- Produz melhores resultados do que os algoritmos k-means;
- Uma hierarquia traduz alguma organização dos segmentos, ao contrário de um simples conjunto de segmentos.

Segmentação Hierárquica



Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- **BIRCH: *Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies***;
- Usa árvores com características sobre os segmentos e ajusta, iterativamente, a qualidade dos segmentos;
- É construída uma árvore que captura informação necessária para realizar as operações de segmentação:
 - Clustering Feature: contém informação sobre o segmento;
 - Clustering Feature Tree: contém informação sobre a organização arbórea da hierarquia.

Outros Algoritmos



KNOWLEDGE
ENGINEERING
GROUP

Segmentação para Extração de Conhecimento

Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- **CURe: *Clustering Using Representatives***;
- Seleciona pontos dispersos do segmento e vai reduzindo o tamanho do segmento em direção ao seu centro;
- Usa múltiplos pontos representativos;
- Em cada iteração, dois segmentos com o par de pontos representativos mais próximos são juntos.

Outros Algoritmos



- **DBSCAN: *Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise***;
- Algoritmo baseado no cálculo de valores de densidade e de conectividade locais;
- Características assinaláveis:
 - capaz de descobrir segmentos de formas não regulares;
 - capaz de lidar com ruído nos dados;
 - algoritmo de um só passo (scan);
 - obriga à definição de parâmetros de densidade como condição de paragem.

Outros Algoritmos



KNOWLEDGE
ENGINEERING
GROUP

Segmentação para Extração de Conhecimento

Universidade do Minho
Escola de Engenharia
Departamento de Informática

- **Data Mining: Concepts and Techniques**
Jiawei Han, Micheline Kamber
- **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with JAVA Implementations**
Ian Witten, Eibe Frank

Referências bibliográficas