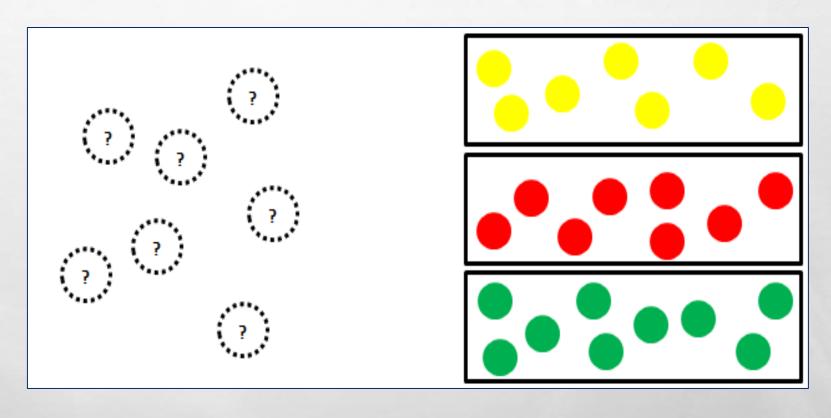
# FORMAÇÃO CIENTISTA DE DADOS

**MACHINE LEARNING: CONCEITOS** 



# CLASSIFICAÇÃO



# CLASSIFICAÇÃO

- DESCREVER OU PREVER UM ATRIBUTO ESPECIAL CHAMADO CLASSE.
- USAMOS CLASSIFICAÇÃO PARA PREVER UMA FRAUDE, DESCOBRIR A QUAL ESPÉCIE UM ANIMAL PERTENCE, PREVER UMA DOENÇA OU CLASSIFICAR UM TIPO DE FUNGO.

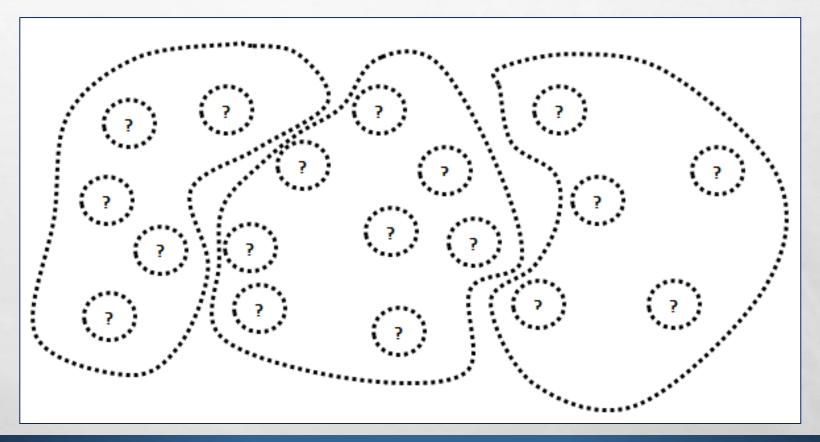
Relation: german_credit						
dits	job Nominal	num_dependents Numeric	own_telephone Nominal	foreign_wor Nominal		class Nominal
2.0	skilled	1.0	yes	yes	Г	good
1.0	skilled	1.0	none	yes		bad
1.0	unskill	2.0	none	yes		good
1.0	skilled	2.0	none	yes		good
2.0	skilled	2.0	none	yes		bad
1.0	unskill	2.0	yes	yes		good
1.0	skilled	1.0	none	yes		good
1.0	high q	1.0	yes	yes		good
1.0	unskill	1.0	none	yes		good
2.0	high q	1.0	none	yes		bad
1.0	skilled	1.0	none	yes		bad
1.0	skilled	1.0	none	yes		bad
1.0	skilled	1.0	yes	yes		good
2.0	unskill	1.0	none	yes		bad
1.0	skilled	1.0	none	yes		good
1.0	unskill	1.0	none	yes		bad
2.0	skilled	1.0	none	yes		good
3.0	skilled	1.0	none	yes		good
1.0	high q	1.0	yes	yes		bad
1.0	skilled	2.0	yes	yes		good
3.0	skilled	1.0	yes	yes		good
1.0	skilled	2.0	none	yes		good
2.0	unskill	2.0	none	no		good

#### REGRESSÃO

- UM TIPO DE CLASSIFICAÇÃO, PORÉM, ENQUANTO NA CLASSIFICAÇÃO A CLASSE É UM TIPO DE DADO NOMINAL OU CATEGÓRICO, NA REGRESSÃO A CLASSE É NUMÉRICA.
- PREVER A ALTURA DE UMA PESSOA A PARTIR DO PESO É UM EXEMPLO DE TAREFA DE REGRESSÃO.

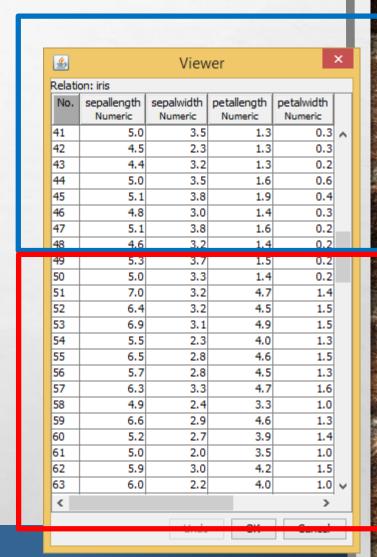
<u>\$</u>				Viewer				1
Relation: cpu							7	
No.	MYCT	MMIN	MMAX	CACH	CHMIN	CHMAX	class	
	Numeric							
1	125.0	256.0	6000.0	256.0	16.0	128.0	198.0	
2	29.0	8000.0	32000.0	32.0	8.0	32.0	269.0	
3	29.0	8000.0	32000.0	32.0	8.0	32.0	220.0	
4	29.0	8000.0	32000.0	32.0	8.0	32 0	172.0	
5	29.0	8000.0	16000.0	32.0	8.0	16.0	132.0	
6	26.0	8000.0	32000.0	64.0	8.0	32.0	318.0	
7	23.0	16000.0	32000.0	64.0	16.0	32.0	367.0	
8	23.0	16000.0	32000.0	64.0	16.0	32.0	489.0	
9	23.0	16000.0	64000.0	64.0	16.0	32.0	636.0	
10	23.0	32000.0	64000.0	128.0	32.0	64.0	1144.0	
11	400.0	1000.0	3000.0	0.0	1.0	2.0	38.0	
12	400.0	512.0	3500.0	4.0	1.0	6.0	40.0	
13	60.0	2000.0	8000.0	65.0	1.0	8.0	92.0	
14	50.0	4000.0	16000.0	65.0	1.0	8.0	138.0	
15	350.0	64.0	64.0	0.0	1.0	4.0	10.0	
16	200.0	512.0	16000.0	0.0	4.0	32.0	35.0	
17	167.0	524.0	2000.0	8.0	4.0	15.0	19.0	
18	143.0	512.0	5000.0	0.0	7.0	32 0	28.0	
19	143.0	1000.0	2000.0	0.0	5.0	16 0	31.0	
20	110.0	5000.0	5000.0	142.0	8.0	64.0	120.0	
21	143.0	1500.0	6300.0	0.0	5.0	32.0	30.0	
22	143.0	3100.0	6200.0	0.0	5.0	20.0	33.0	
23	143.0	2300.0	6200.0	0.0	6.0	64.0	61.0	
24	110.0	3100.0	6200.0	0.0	6.0	64.0	76.0	
								-I

#### **AGRUPAMENTOS**

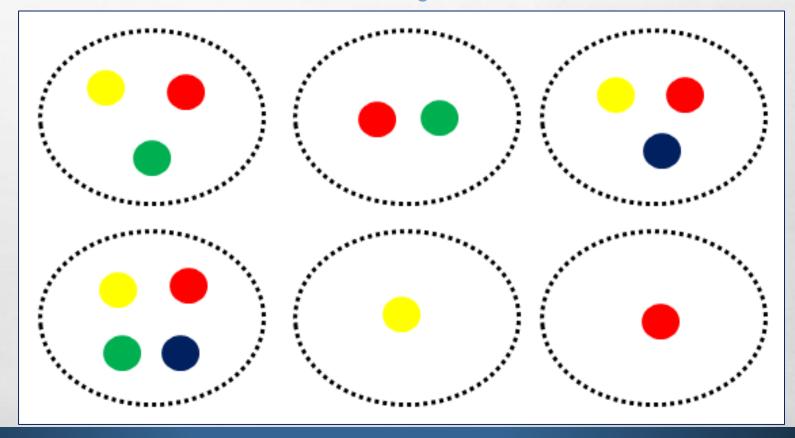


#### **AGRUPAMENTOS**

 NÃO EXISTE CLASSE. O OBJETIVO É CRIAR GRUPOS E ATRIBUIR ÀS INSTANCIAS DOS DADOS NESTES GRUPOS, A PARTIR DAS CARACTERÍSTICAS, OU ATRIBUTOS DESTAS INSTANCIA. EXEMPLOS DE USO: IDENTIFICAR GRUPOS DE CLIENTES E DIRECIONAR CAMPANHAS DE MARKETING ESPECÍFICAS; IDENTIFICAR TENTATIVAS DE ACESSO A REDE; CATEGORIZAR UMA NOVA ESPÉCIE ENTRE OUTROS.

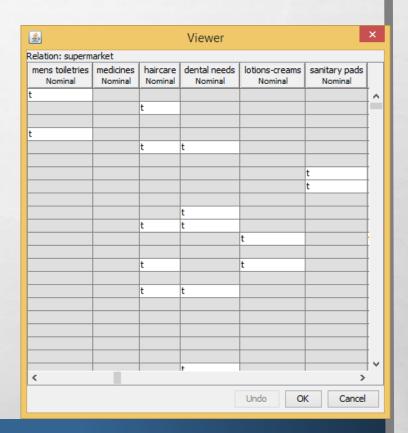


# REGRAS DE ASSOCIAÇÕES



## REGRAS DE ASSOCIAÇÕES

BUSCAM A RELAÇÃO ENTRE ITENS. A
APLICAÇÃO CLÁSSICA É EM CESTAS DE
COMPRAS: QUEM COMPROU PRODUTO A
TAMBÉM COMPROU PRODUTO B. PORÉM,
TÊM AMPLA APLICAÇÃO EM DIAGNÓSTICOS
EM MEDICINA, SENSOS ETC.



# SUPERVISIONADO VERSUS NÃO SUPERVISIONADO

 AS TAREFAS DE MINERAÇÃO DE DADOS SÃO DITAS SUPERVISIONADAS QUANDO EXISTE UMA CLASSE, OU UM ATRIBUTO ESPECIAL COM O QUAL SE PODE COMPARAR E VALIDAR O RESULTADO.

### TAREFA NÃO É ALGORITMO

Tarefas	Tipos de Algoritmos	Algoritmos
Classificação	Bayes	NaiveBayes
		BayesNet
	Rules	OneR
		Part
Agrupamentos	Por Densidade	DBSCAN
	Centróide	K-means
Regras de Associação	Frequência de Sub- conjuntos	Apriori
	Árvore de Dados	FP Growth