

# Sistemas de Apoio à Decisão – Árvores de decisão

V 1.5, V.Lobo, EN/NOVA-IMS, 2021

## Árvores de decisão

Victor Lobo

1

### O que é uma árvore de decisão ?

- Algoritmo para tomar decisões (ou classificar)
- Modo de representar conhecimento

**Nós** (testes, ou conceitos)

**Folhas** (alvos, ou "conceitos terminais")

**Arcos** (resultados ou pertença)

2

### Outras árvores

- Sempre "divide and conquer"!

3

### Outra maneira de ver árvores

- Vista de cima...
  - Permite ver também o número de dados abrangidos, e o poder discriminante da pergunta

4

### Extracção de regras (a partir de árvores)

- Cada arco
  - acrescenta uma conjunção
- Cada folha "repetida"
  - acrescenta uma disjunção

Passou  $\leftrightarrow (Exame \geq 10) \vee ((Exame < 10) \wedge (Trabalho \geq 14) \wedge (Exame \geq 8))$

Chumbou  $\leftrightarrow ((Exame < 10) \wedge (Trabalho < 14)) \vee ((Exame < 10) \wedge (Trabalho \geq 14) \wedge (Exame < 8))$

5

### Vantagens das árvores (1)

- Interpretação
  - Percebe-se a razão da decisão
- Facilidade em lidar com diversos tipos de informação
  - Real, nominal, ordinal, etc
  - Não é necessário definir "importância relativa"
- Insensível a factores de escala

**Importantíssimo!**  
**A razão!**

6

# Sistemas de Apoio à Decisão – Árvores de decisão

V 1.5, V.Lobo, EN/NOVA-IMS, 2021

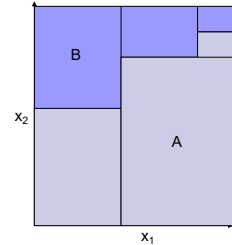
## Vantagens das árvores (2)

- Escolha automática dos atributos mais relevantes em cada caso
  - Atributos mais relevantes aparecem mais acima na árvore
- Adaptável também a problemas de regressão
  - Modelos locais lineares como folhas

7

## Desvantagens de árvores

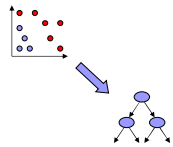
- Fronteiras lineares e perpendiculares aos eixos (CART & Cia.)
- Sensibilidade a pequenas perturbações no conjunto de treino (geram redes muito diferentes)



8

## Indução de árvores de decisão

- A partir de um conjunto de treino, construir uma árvore
- Problemas:
  - Que pergunta fazer ?
    - Que variável interrogar ?
    - Qual o valor de corte ?
    - Qual o nó a "partir" ?
  - Quantos ramos pôr em cada nó ?
  - Quando parar ?



9

## Algoritmo básico de indução de árvores de decisão

- Em cada nível divide o conjunto de exemplos em partições alternativas.
  - Utilizando uma medida da *QUALIDADE* da partição selecciona a melhor partição.
- Para a partição seleccionada, volta a repetir o processo para cada um dos elementos da partição.
- Parar quando algum critério for atingido

10

## Algoritmos mais usados

- ID3, C4.5 e C5 [Quinlan 86,93]
  - Iterative Dichotomizer 3
- CART
  - Classification and regression trees [Breiman 84]
- CHAID [Hartigan 75]
  - Usado pelo SPSS e SAS...
- Muitas (mesmo muitas) outras variantes...
  - Em SAS: possibilidade de seleccionar os diferentes parâmetros para a construção da árvore

11

## Algoritmo DDT (devisive decision tree - Hunt 62)

- Assume-se que existe uma atributo especial a "Classe" e que os exemplos foram previamente classificados.
- Cada nó especifica um único atributo, que é usado como teste, designado por atributo mais discriminante.
  - N – o nó  $N$
  - ASET – Attribute Set – Conjunto de atributos
  - ISET – Instance Set – Conjunto de exemplos

12

# Sistemas de Apoio à Decisão– Árvores de decisão

V 1.5, V.Lobo, EN/NOVA-IMS, 2021

## DDT(N, ASET, ISET)

Se o conjunto *ISET* é vazio **então** o nó terminal *N* é da classe *desconhecida*  
**senão**

Se todas os exemplos de *ISET* são da mesma classe  
**então** o nó terminal *N* tem o nome da classe  
**senão**

Para cada atributo *A* do conjunto de atributos *ASET*

Avalia *A* de acordo com a capacidade de discriminar a classe  
Seleciona o atributo *B* que tem o melhor valor discriminante

Para cada valor *V* do melhor atributo *B*

Cria um novo filho *C* do nó *N*

Coloca o par atributo valor (*B*, *V*) em *C*

Seja *JSET* o conjunto de exemplos de *ISET* com o valor *V* em *B*

Seja *KSET* o conjunto de atributos de *ASET* com *B* removido  
DDT(*C*, *KSET*, *JSET*)

13

## Pesquisa

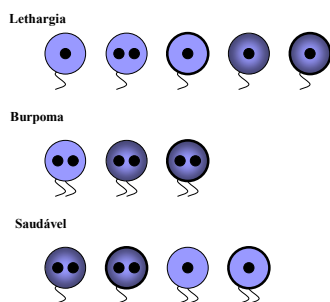
- É uma pesquisa “gulosa”.
- Não tem “backtracking”.
- Pode ficar presa num mínimo local.

*O “bias” desta aproximação indutiva é que as árvores mais pequenas são preferíveis às árvores grandes.*

*(Occam’s razor: prefere a hipótese mais simples que justifica os dados - 1320)*

14

## Exemplo (Análise de células [Langley 96])



15

## Forma tabelar

# Núcleos	# Caudas	Cor	Membrana	Classe
1	1	Clara	Fina	Lethargia
2	1	Clara	Fina	Lethargia
1	1	Clara	Grossa	Lethargia
1	1	Escuro	Fina	Lethargia
1	1	Escuro	Grossa	Lethargia
2	2	Clara	Fina	Burpoma
2	2	Escuro	Fina	Burpoma
2	2	Escuro	Grossa	Burpoma
2	1	Escuro	Fina	Saudável
2	1	Escuro	Grossa	Saudável
1	2	Clara	Fina	Saudável
1	2	Clara	Grossa	Saudável

16

## Métrica de qualidade

- Seja a medida de discriminação do atributo

$$f(A) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{|A|} C_i$$

em que *n* é o número total de exemplos e *C<sub>i</sub>* é o número de exemplos correctamente classificados pela classe mais frequente.

É uma medida da “dominância” ou “pureza”

17

## Tabelas

Se fizermos a partição pelo nº de núcleos...

# núcleos	1	2
Lethargia	4	1
Burpoma	0	3
Saudável	2	2

# Núcleos	# Caudas	Cor	Membrana	Classe
1	1	Clara	Fina	Lethargia
2	1	Clara	Fina	Lethargia
1	1	Clara	Grossa	Lethargia
1	1	Escuro	Fina	Lethargia
1	1	Escuro	Grossa	Lethargia
2	2	Clara	Fina	Burpoma
2	2	Escuro	Fina	Burpoma
2	2	Escuro	Grossa	Burpoma
2	1	Escuro	Fina	Saudável
2	1	Escuro	Grossa	Saudável
1	2	Clara	Fina	Saudável
1	2	Clara	Grossa	Saudável

Poder discriminante:

$$(4 + 3) / 12 = 0.58$$

18

# Sistemas de Apoio à Decisão – Árvores de decisão

V 1.5, V.Lobo, EN/NOVA-IMS, 2021

**Tabelas** Se fizermos a partição pelo nº de caudas...

# caudas	1	2
Lethargia	5	0
Burpoma	0	3
Saudável	2	2

Poder discriminante:  
 $(5 + 3) / 12 = 0.67$

# Núcleos	# Caudas	Cor	Membrana	Classe
1	1	Clara	Fina	Lethargia
2	1	Clara	Fina	Lethargia
1	1	Clara	Grossa	Lethargia
1	1	Escura	Fina	Lethargia
1	1	Escura	Grossa	Lethargia
2	2	Clara	Fina	Burpoma
2	2	Escura	Fina	Burpoma
2	2	Escura	Grossa	Burpoma
2	1	Escura	Fina	Saudável
2	1	Escura	Grossa	Saudável
1	2	Clara	Fina	Saudável
1	2	Clara	Grossa	Saudável

19

**Tabelas** Se fizermos a partição peça cor ...

Cor	Clara	Escura
Lethargia	3	2
Burpoma	1	2
Saudável	2	2

Poder discriminante:  
 $(3 + 2) / 12 = 0.41$

# Núcleos	# Caudas	Cor	Membrana	Classe
1	1	Clara	Fina	Lethargia
2	1	Clara	Fina	Lethargia
1	1	Clara	Grossa	Lethargia
1	1	Escura	Fina	Lethargia
1	1	Escura	Grossa	Lethargia
2	2	Clara	Fina	Burpoma
2	2	Escura	Fina	Burpoma
2	2	Escura	Grossa	Burpoma
2	1	Escura	Fina	Saudável
2	1	Escura	Grossa	Saudável
1	2	Clara	Fina	Saudável
1	2	Clara	Grossa	Saudável

20

**Tabelas** Se fizermos a partição pelo tipo de membrana...

Membrana	Fina	Grossa
Lethargia	3	2
Burpoma	2	1
Saudável	3	1

Poder discriminante:  
 $(3 + 2) / 12 = 0.41$

# Núcleos	# Caudas	Cor	Membrana	Classe
1	1	Clara	Fina	Lethargia
2	1	Clara	Fina	Lethargia
1	1	Clara	Grossa	Lethargia
1	1	Escura	Fina	Lethargia
1	1	Escura	Grossa	Lethargia
2	2	Clara	Fina	Burpoma
2	2	Escura	Fina	Burpoma
2	2	Escura	Grossa	Burpoma
2	1	Escura	Fina	Saudável
2	1	Escura	Grossa	Saudável
1	2	Clara	Fina	Saudável
1	2	Clara	Grossa	Saudável

21

**Tabelas**

# núcleos	1	2
Lethargia	4	1
Burpoma	0	3
Saudável	2	2

0.58

Cor	Clara	Escura
Lethargia	3	2
Burpoma	1	2
Saudável	2	2

0.41

# caudas	1	2
Lethargia	5	0
Burpoma	0	3
Saudável	2	2

0.67

Membrana	Fina	Grossa
Lethargia	3	2
Burpoma	2	1
Saudável	3	1

0.41

**Escolha: # Caudas**

22

**A árvore inicial**

Caudas

uma                      duas

# Núcleos	Cor	Membrana	Classe
1	Clara	Fina	Lethargia
2	Clara	Fina	Lethargia
1	Clara	Grossa	Lethargia
1	Escura	Fina	Lethargia
1	Escura	Grossa	Lethargia
2	Escura	Fina	Saudável
2	Escura	Grossa	Saudável

# Núcleos	Cor	Membrana	Classe
2	Clara	Fina	Burpoma
2	Escura	Fina	Burpoma
2	Escura	Grossa	Burpoma
1	Clara	Fina	Saudável
1	Clara	Grossa	Saudável

23

**Tabelas sabendo #caudas = 1**

# núcleos	1	2
Lethargia	4	1
Burpoma	0	0
Saudável	0	2

# Núcleos	Cor	Membrana	Classe
1	Clara	Fina	Lethargia
2	Clara	Fina	Lethargia
1	Clara	Grossa	Lethargia
1	Escura	Fina	Lethargia
1	Escura	Grossa	Lethargia
2	Escura	Fina	Saudável
2	Escura	Grossa	Saudável

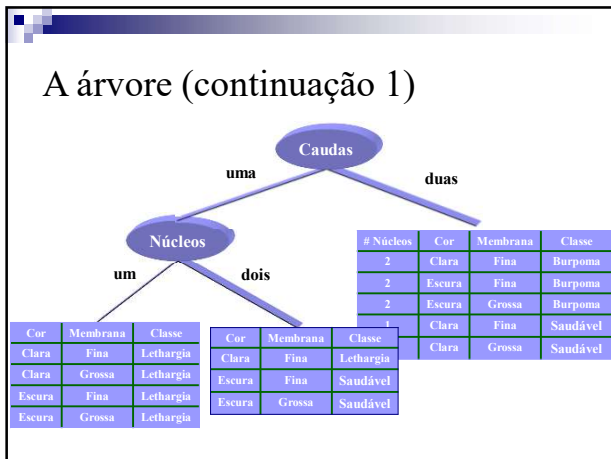
Cor	Clara	Escura
Lethargia	3	2
Burpoma	0	0
Saudável	0	2

Membrana	Fina	Grossa
Lethargia	3	2
Burpoma	0	0
Saudável	0	2

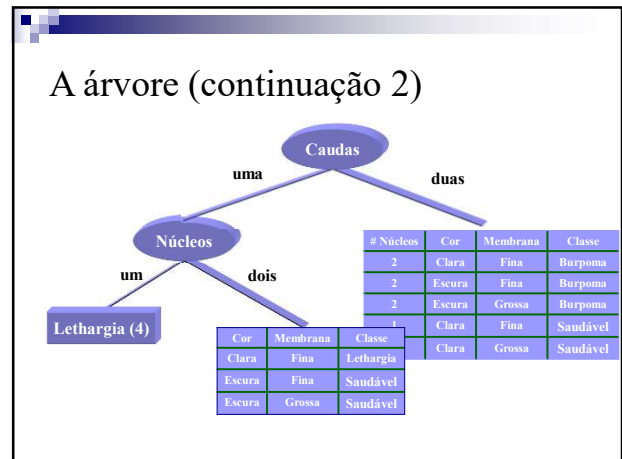
24

# Sistemas de Apoio à Decisão– Árvores de decisão

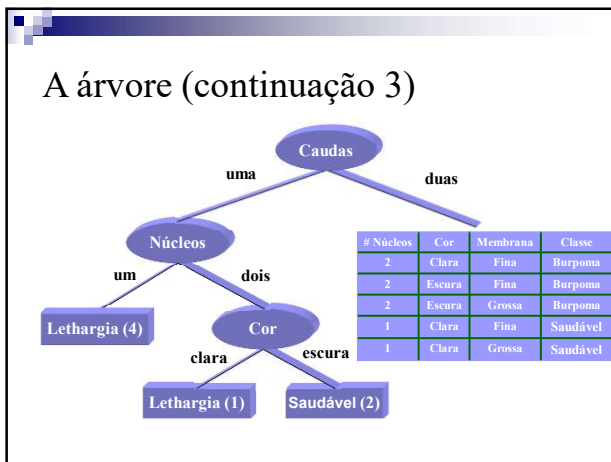
V 1.5, V.Lobo, EN/NOVA-IMS, 2021



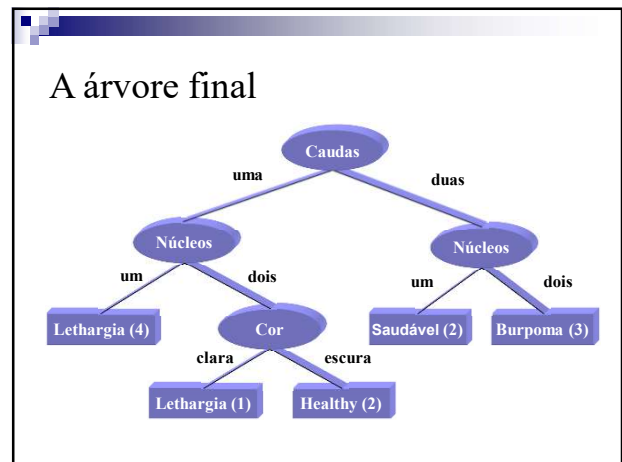
25



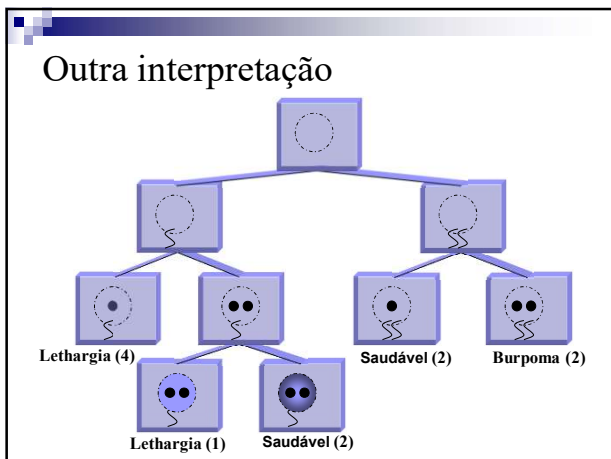
26



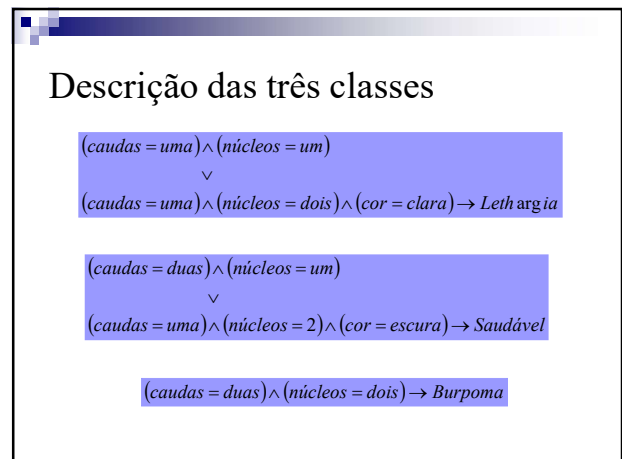
27



28



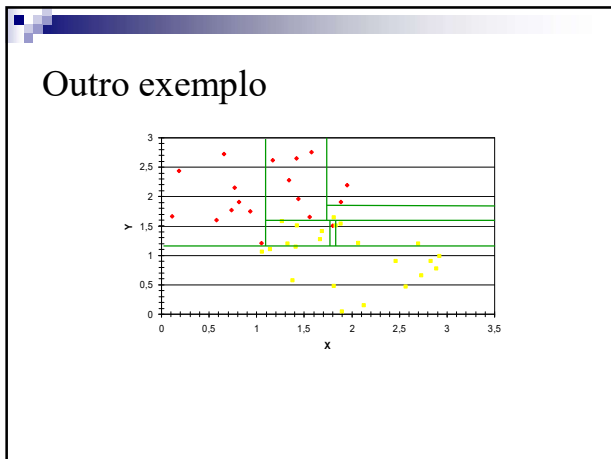
29



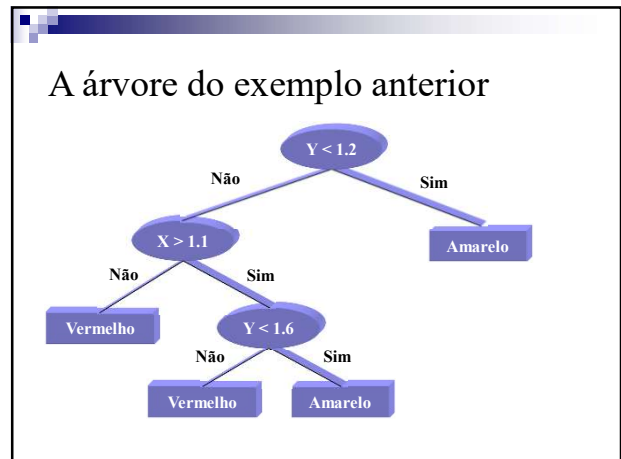
30

# Sistemas de Apoio à Decisão– Árvores de decisão

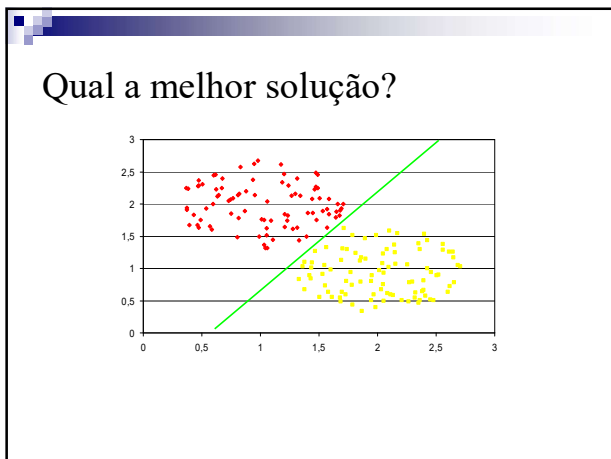
V 1.5, V.Lobo, EN/NOVA-IMS, 2021



31



32



33

### Critérios para escolher as partições

- Entropia
  - Ideia base: maximizar a informação
  - Mede a "pureza" de um nó pela entropia que é definida como sendo
    - $E = -p \log_2(p)$ 
      - onde p é a probabilidade dos exemplos terem uma dada classe
  - Entropia de uma partição:  $Ent(S) = \sum_{i=1}^{\#C} -p_i \log_2(p_i)$
  - Ganho da escolha do atributo A
 
$$Ganho(S, A) = Ent(S) - \sum_{v \in \text{valores}(A)} \frac{\#S_v}{\#S} Ent(S_v)$$

34

### Critérios para escolher as partições (2)

- Gini
  - Parecido com a entropia, mas evita o cálculo do logaritmo usando apenas  $G = p(1-p)$
  - No caso mais geral  $G = \sum p_i$
- $\chi^2$ 
  - Mede a significância da diferença entre os erros obtidos apenas com o "nó mãe" e com os "nós filhos"

35

### Estratégias para evitar sobreaprendizagem

- Pruning de árvores (pós-pruning)
  - Eliminar as folhas que provocam erros no conjunto de treino
  - Eliminar folhas até que o erro no treino seja semelhante ao erro no teste
- Evitar crescimento demasiado
  - Avaliar significância dos nós
- Fazer backtracking, usar sempre todos os dados, etc, etc...

36

# Sistemas de Apoio à Decisão– Árvores de decisão

V 1.5, V.Lobo, EN/NOVA-IMS, 2021

## Florestas (de árvores de decisão)

- Modo de lidar com a sensibilidade das DT
  - Gerar múltiplas árvores, com sub-conjuntos distintos
  - Capacidade de generalização melhora
  - Caso mais geral:
    - Bagging and boosting

37

## Bibliografia

- Mitchell, TM: 1997, *Machine Learning*, McGraw-Hill
- Langley, P: 1996, *Elements of Machine Learning*, Morgan and Kaufmann Publishers.
- Breiman, L., J. H. Friedman, R. A. Olsen and C. J. Stone (1984). *Classification and Regression Trees*, Chapman & Hall, pp 358.

38