

# Tema 04

## O Classificador Bayesiano

Professora:  
Ariane Machado Lima



# Tema 04

## O Classificador Bayesiano

# Vídeo 1

# Revisão de Probabilidade

Professora:

Ariane Machado Lima



# Classificação

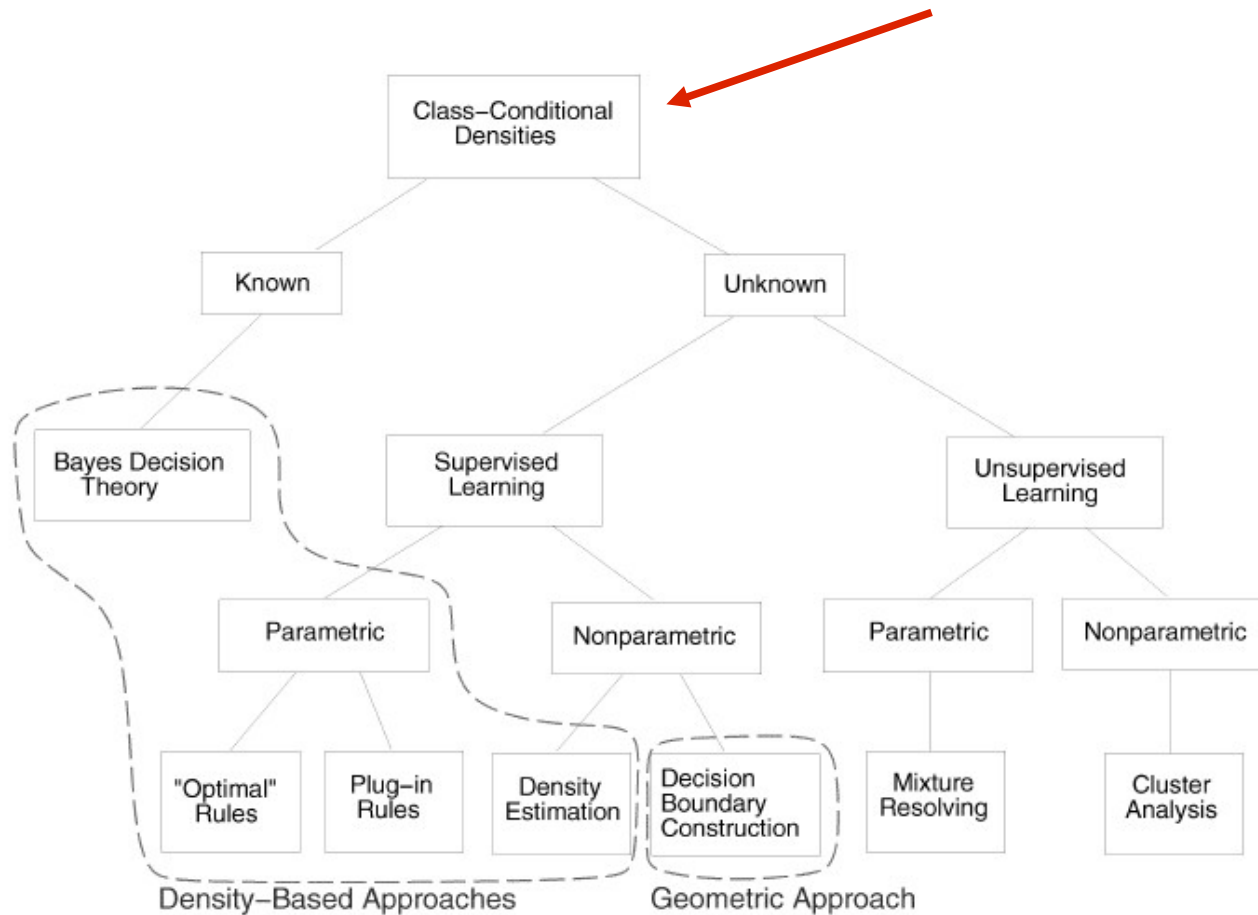
Dado um conjunto de elementos, queremos separá-los por classes.

Algumas questões:

- você sabe quantas classes?
- você conhece exemplos dessas classes?



# Técnicas de Classificação



[JAIN et al, 2000]



# O que são essas densidades condicionais da classe?

- O que quer dizer densidade neste contexto?
- Função densidade de probabilidade



# Revisão (rápida) de probabilidade e estatística

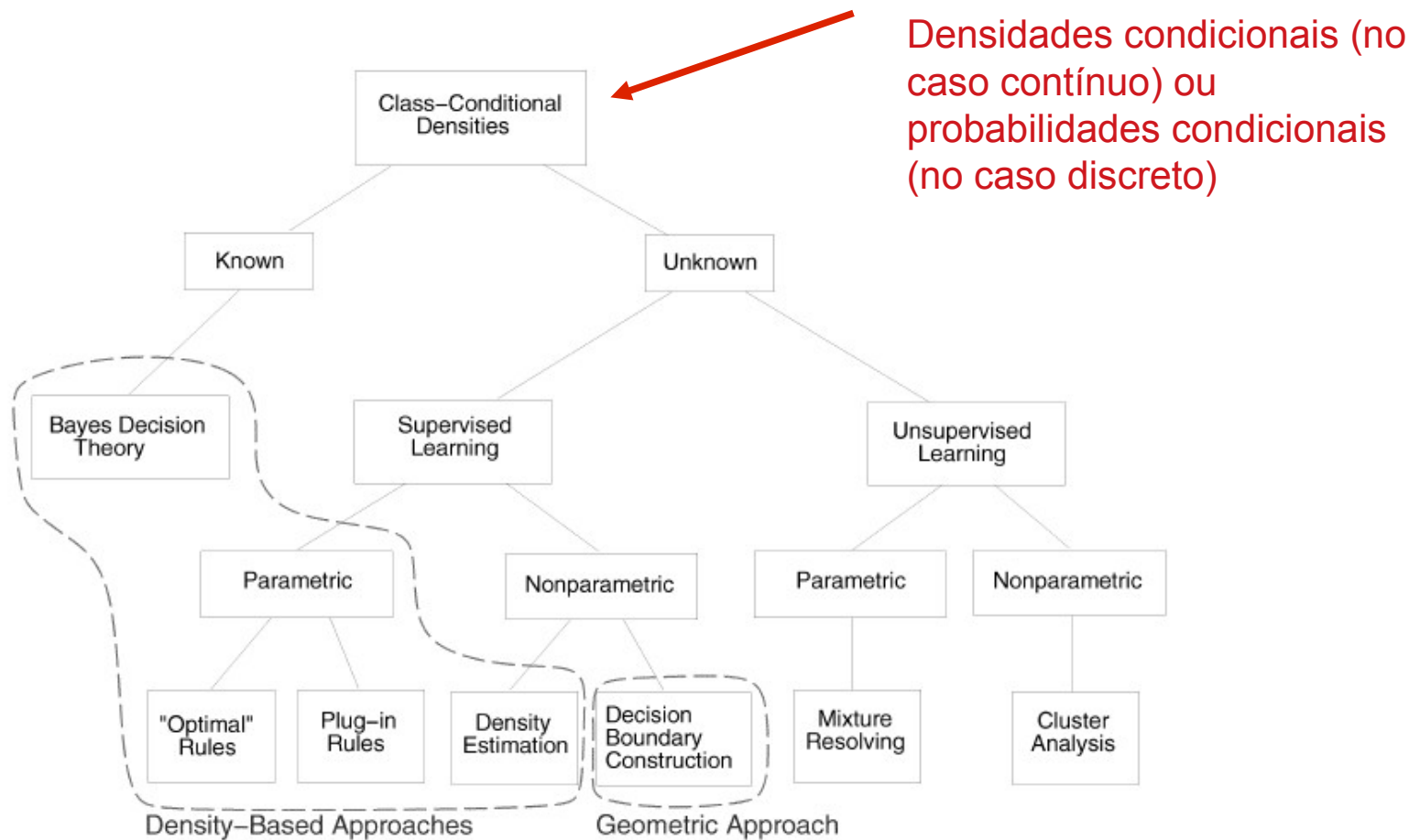
- $X$  é uma variável aleatória (cujo valor pode ser visto como o resultado de um experimento) que assume valores sobre  $\Omega$  (espaço **amostral**)
- Função de probabilidade:  $p(x) = P(X = x)$
- Função de distribuição de probabilidade:  $F(x) = P(X \leq x)$



# Revisão (rápida) de probabilidade e estatística

- Se  $X$  é discreta (assume apenas valores inteiros):
  - $F(x) = \sum_{i: x_i \leq x} P(X=x_i)$
- Se  $X$  é contínua (pode assumir valores reais não inteiros):
  - $F(X) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$ , sendo  $f$  a função **densidade** de probabilidade de  $X$
  - Ou seja, a densidade só vira probabilidade quando integrado em um intervalo

# Técnicas de Classificação



[JAIN et al, 2000]



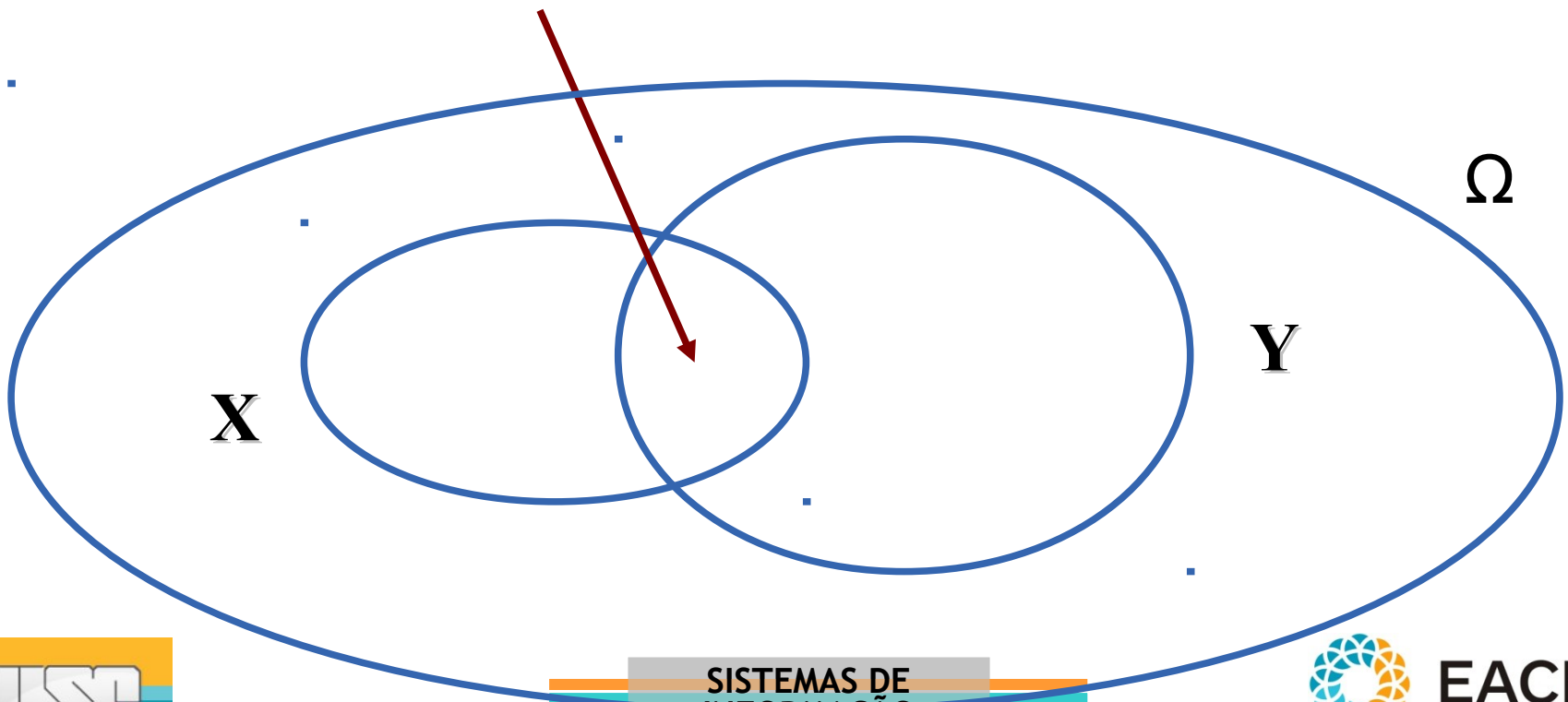
# Revisão (rápida) de probabilidade e estatística

- Exemplos de distribuições discretas:
  - Bernoulli (lançamento de uma moeda)
  - Binomial (vários Bernoulli)
  - Multinomial (generalização da Binomial para  $k$  possíveis resultados)
  - Poisson (vista como uma Binomial de eventos raros)
- Exemplos de distribuições contínuas
  - Normal
  - Exponencial (intervalo entre dois sucessos consecutivos de uma Poisson)
  - Gumbel (EVD)



# Revisão (rápida) de probabilidade e estatística

- Probabilidades condicionais:
  - $P(X | Y)$  = probabilidade do evento  $X$  dado que ocorreu o evento  $Y$



# Revisão (rápida) de probabilidade e estatística

- Probabilidades condicionais:
  - $P(X | Y)$  = probabilidade do evento  $X$  dado que ocorreu o evento  $Y$
  - $P(a \in X | a \in Y) = P([a \in X] \cap [a \in Y]) / P(a \in Y)$



# Revisão (rápida) de probabilidade e estatística

- Probabilidades condicionais:
  - $P(X | Y)$  = probabilidade do evento X dado que ocorreu o evento Y
  - $P(X | Y) = P(X \cap Y) / P(Y)$



# Revisão (rápida) de probabilidade e estatística

- Probabilidades condicionais:
  - $P(X | Y)$  = probabilidade do evento X dado que ocorreu o evento Y
  - $P(X | Y) = P(X, Y) / P(Y)$



# Tema 04

## O Classificador Bayesiano

### Vídeo 2

# O que isso tem a ver com classificação?

Professora:  
Ariane Machado Lima



# Probabilidades condicionais em classificação

- X pode ser um vetor aleatório das características dos elementos que eu observo (que eu quero classificar)
- Y pode ser as classes possíveis:  $P(Y = y_i)$  é a probabilidade de um elemento ser da classe  $y_i$
- X possui uma distribuição dentro de  $\Omega$  (geral, “no mundo”), e possivelmente uma distribuição diferente “dentro de” (**condicionada** a) uma dada classe

Ex: \* probabilidade de um aluno da USP ser mulher ou homem

\* probabilidade de um aluno da USP do curso de SI ser mulher ou homem

\* probabilidade de um aluno da USP do curso de pedagogia ser mulher ou homem

Como isso pode nos ajudar na classificação?



# Probabilidades condicionais em classificação

- X pode ser um vetor aleatório das características dos elementos que eu observo (que eu quero classificar)
- Y pode ser as classes possíveis:  $P(Y = y_i)$  é a probabilidade de um elemento ser da classe  $y_i$
- X possui uma distribuição dentro de  $\Omega$  (geral, “no mundo”), e possivelmente uma distribuição diferente “dentro de” (**condicionada** a) uma dada classe

Ex: \* probabilidade de um aluno da USP ser mulher ou homem

\* probabilidade de um aluno da USP do curso de SI ser mulher ou homem

\* probabilidade de um aluno da USP do curso de pedagogia ser mulher ou homem

Como isso pode nos ajudar na classificação?

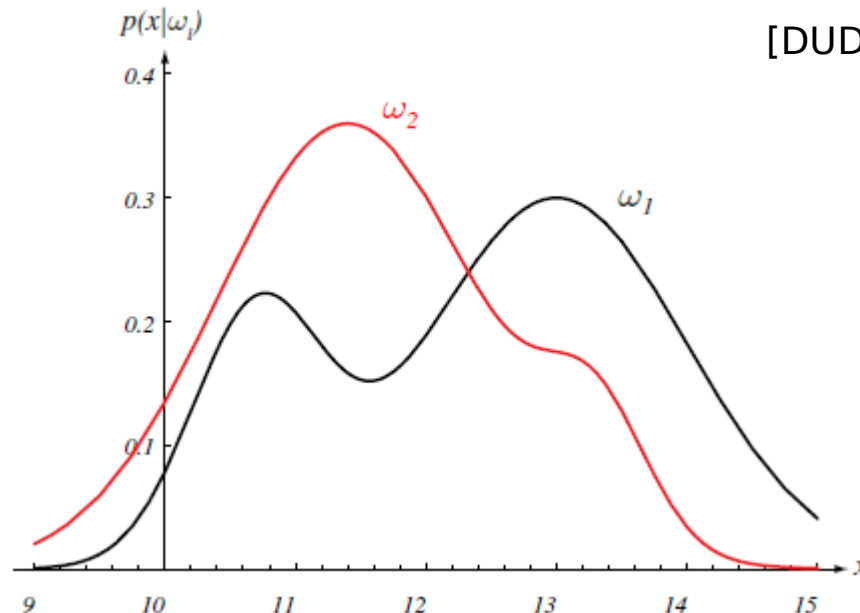
Saber o sexo do aluno pode nos ajudar a prever se ele é de SI ou pedagogia





# Probabilidades condicionais

- Ex: densidade condicional da luminosidade dos peixes para as classes robalo e salmão
- $P(x|c)$  : densidade de probabilidade condicional (à classe)
- Ex:

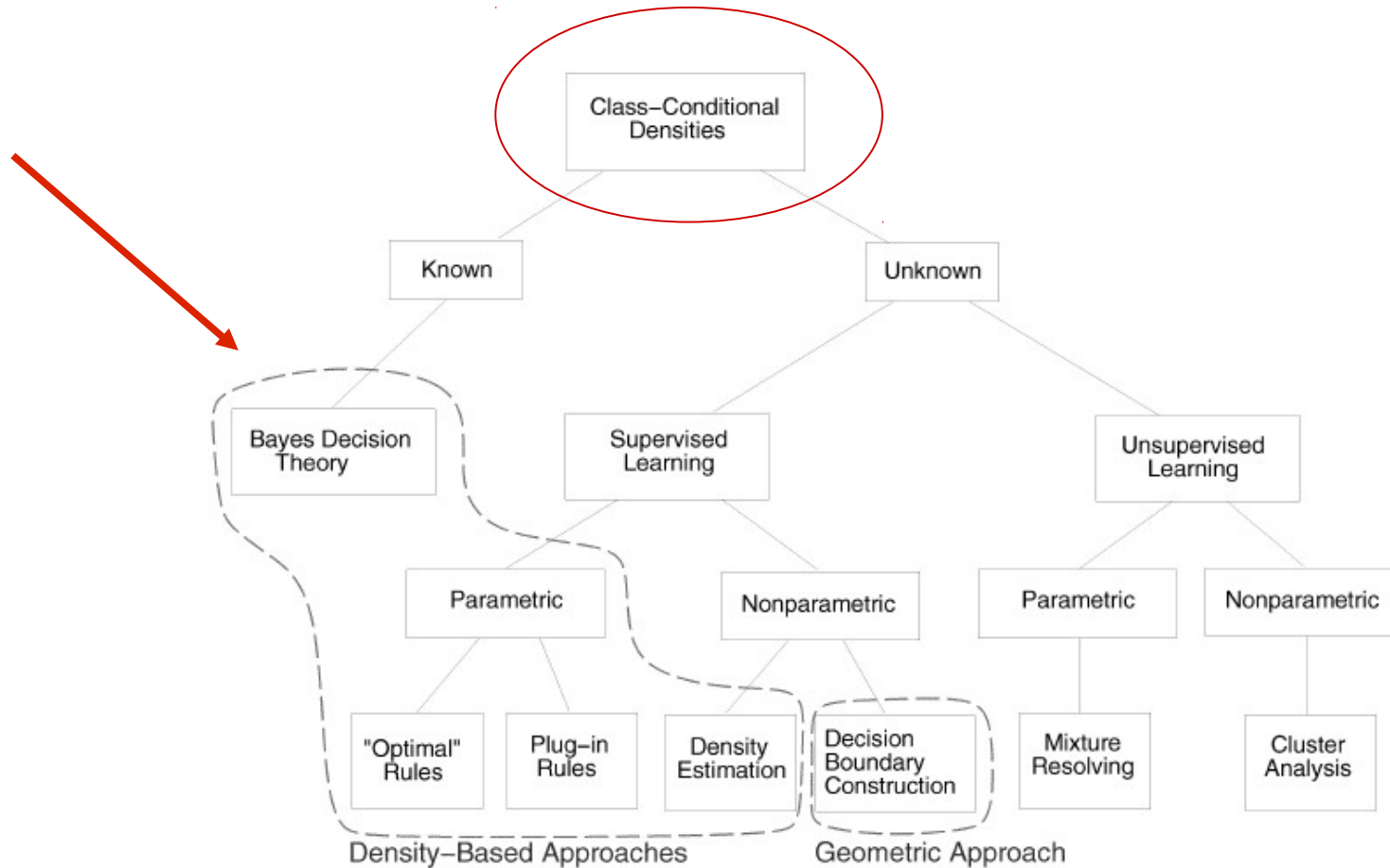


[DUDA, HART & STORK, 2001]

luminosidade



# Técnicas de Classificação



[JAIN et al, 2000]

# Teoria da Decisão Bayesiana

- Abordagem estatística para o problema de classificação / tomada de decisão
- O classificador é ótimo dentre todas as opções (minimiza o erro), porém...
- É necessário conhecer todas as probabilidades envolvidas e relevantes

# Teorema de Bayes

$$P(X|Y) = P(X,Y) / P(Y)$$

$$P(Y|X) = P(Y,X) / P(X)$$

- $P(X,Y) = P(X|Y) P(Y)$
- $P(Y,X) = P(Y|X) P(X)$
- Como  $P(X,Y) = P(Y,X)$ ,
- $P(Y|X) = P(X|Y) P(Y)/P(X)$

Veremos que na verdade isso tem muito mais significado...



# Teoria da Decisão Bayesiana

- Classes envolvidas (ou estados da natureza)
  - Ex: robalo (c1) e salmão (c2)
- Os objetos pertencem a uma dessas classes
- Dado um objeto, ele pode pertencer aleatoriamente a c1 ou a c2
- Logo, c1 e c2 podem ser vistos como valores de uma variável aleatória c
- $P(c)$  : probabilidade *a priori*



# Regra de Decisão

- Você tem que chutar qual será o próximo peixe
- Você apenas tem a informação das probabilidades *a priori* de  $c_1$  e  $c_2$
- Qual peixe você chutaria (a priori, isto é, sem olhar o peixe)?

# Regra de Decisão

- Você tem que chutar qual será o próximo peixe
- Você apenas tem a informação das probabilidades *a priori* de  $c_1$  e  $c_2$
- Qual peixe você chutaria?
  - $c_1$  se  $P(c_1) > P(c_2)$
  - $c_2$  caso contrário
- Isto é uma **regra de decisão**



# Teoria da Decisão Bayesiana

- E para os 100 próximos peixes?





# Teoria da Decisão Bayesiana

- E para os 100 próximos peixes?
- Escolheríamos sempre a mesma classe, mesmo sabendo que há 2...
- Erro?

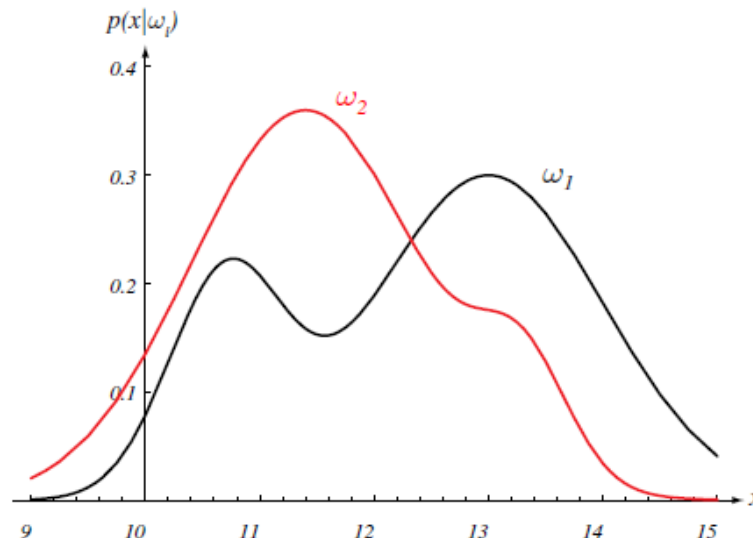
# Teoria da Decisão Bayesiana

- E para os 100 próximos peixes?
- Escolheríamos sempre a mesma classe, mesmo sabendo que há 2...
- Erro?
  - Número de peixes classificados errados
  - Aproximadamente  $P(c_2)$  (se esta *priori* estiver correta)

# Probabilidades condicionais

- Se eu sei mais acerca dos peixes (ex: luminosidade, tamanho, etc) – características, para CADA classe.
- $P(x|c)$  : densidade de probabilidade condicional (à classe)
- Ex:

[DUDA, HART & STORK, 2001]



luminosidade



# Revisitando Bayes

- Se você:
  - conhece as *prioris* e as condicionais
  - vê um novo peixe (x)

como você classificaria?

- Pela fórmula de Bayes:
- $P(c_i | x) = P(x|c_i) P(c_i) / P(x)$

$$P(x) = \sum_j P(x, c_j) = \sum_j P(x|c_j) P(c_j)$$

# Revisitando Bayes

- Se você:
  - conhece as prioris e as condicionais
  - vê um novo peixe (x)

como você classificaria?

- Pela fórmula de Bayes:
- $P(c_i | x) = P(x|c_i) P(c_i) / P(x)$

$$P(x) = \sum_j P(x, c_j) = \sum_j P(x|c_j) P(c_j)$$

- $\text{posteriori} = \text{verossimilhança} * \text{priori} / \text{evidência}$



# Revisitando Bayes

- Se você:
  - conhece as prioris e as condicionais
  - vê um novo peixe (x)

como você classificaria?

- Pela fórmula de Bayes:

- $P(c_i | x) = P(x|c_i) P(c_i) / P(x)$

Atualização da sua crença  
(*priori*) após ver os dados  
= *posteriori*

$$P(x) = \sum_j P(x, c_j) = \sum_j P(x|c_j) P(c_j)$$

- *posteriori* = verossimilhança \* *priori* /  
evidência



# Nova regra de decisão

- Se você:
  - conhece as *prioris* e as condicionais
  - vê um novo peixe (x)como você classificaria?



# Nova regra de decisão

- Se você:
  - conhece as prioris e as condicionais
  - vê um novo peixe (x)como você classificaria?
- c1 se  $P(c1|x) > P(c2|x)$
- c2 caso contrário





# Nova regra de decisão

- Se você:
  - conhece as prioris e as condicionais
  - vê um novo peixe ( $x$ )como você classificaria?
- $c1$  se  $P(c1|x) > P(c2|x)$
- $c2$  caso contrário
- Erro:  $P(\text{erro} | x) =$ 
  - $P(c1 | x)$  se decidirmos por  $c2$
  - $P(c2 | x)$  se decidirmos por  $c1$



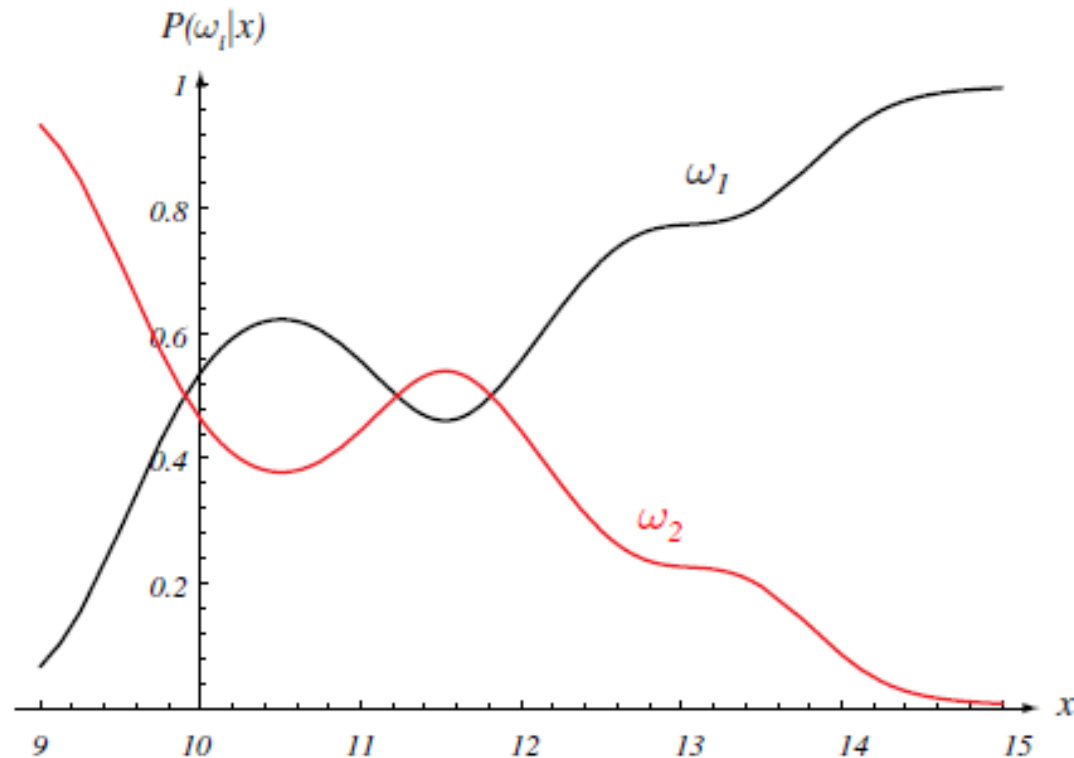
# Nova regra de decisão

- Se você:
  - conhece as prioris e as condicionais
  - vê um novo peixe ( $x$ )como você classificaria?
- $c1$  se  $P(c1|x) > P(c2|x)$
- $c2$  caso contrário **Veremos que a Regra de decisão Bayesiana tem erro mínimo**
- Erro:  $P(\text{erro} | x) =$ 
  - $P(c1 | x)$  se decidirmos por  $c2$
  - $P(c2 | x)$  se decidirmos por  $c1$



# Posteriors

Ex:  $P(\omega_1 = 2/3)$  e  $P(\omega_2 = 1/3)$

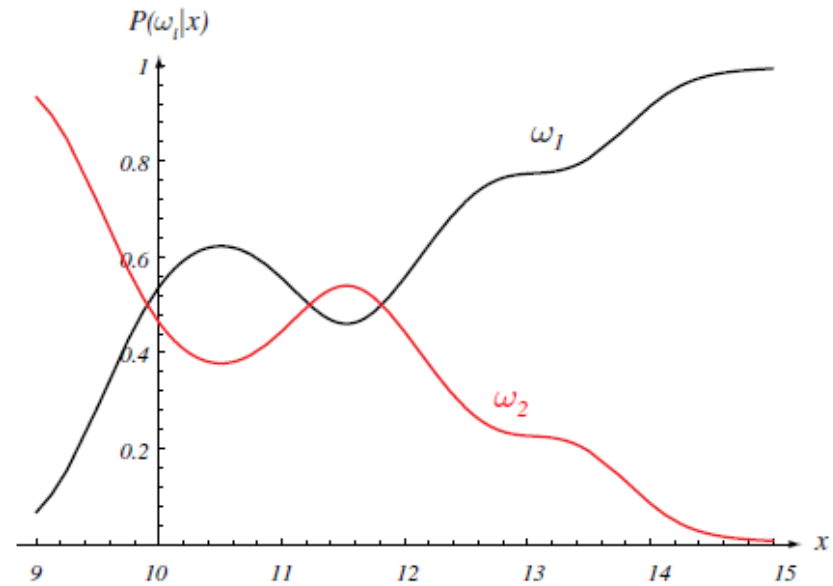


[DUDA, HART & STORK, 2001]

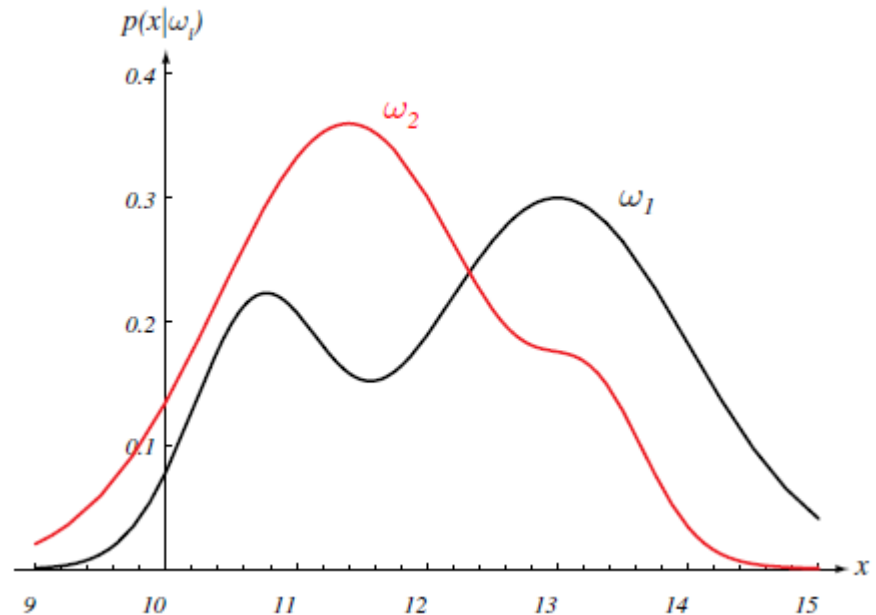


Ex:  $P(\omega_1 = 2/3)$  e  $P(\omega_2 = 1/3)$

# Posterioris



# Condicionais (verossimilhanças)



# Regra de decisão bayesiana

$$P(c_i | x) = P(x|c_i) P(c_i) / P(x)$$

- Preciso calcular  $P(x)$  para decidir?

# Regra de decisão bayesiana

$$P(c_i | x) = P(x|c_i) P(c_i) / P(x)$$

- Preciso calcular  $P(x)$  para decidir?
- Não! Como  $p(x)$  é uma constante (em relação às classes), a regra é:
  - $c_1$  se  $P(x|c_1) P(c_1) > P(x|c_2) P(c_2)$
  - $c_2$  caso contrário

# Regra de decisão bayesiana

$$P(c_i | x) = P(x|c_i) P(c_i) / P(x)$$

- Preciso calcular  $P(x)$  para decidir?
- Não! Como  $p(x)$  é uma constante (em relação às classes), a regra é:
  - $c_1$  se  $P(x|c_1) P(c_1) > P(x|c_2) P(c_2)$
  - $c_2$  caso contrário
- Se  $P(c_1) = P(c_2)$ ?

# Regra de decisão bayesiana

$$P(c_i | x) = P(x|c_i) P(c_i) / P(x)$$

- Preciso calcular  $P(x)$  para decidir?
- Não! Como  $p(x)$  é uma constante (em relação às classes), a regra é:
  - $c_1$  se  $P(x|c_1) P(c_1) > P(x|c_2) P(c_2)$
  - $c_2$  caso contrário
- Se  $P(c_1) = P(c_2)$ , a decisão se resume à verossimilhança



# Tema 04

## O Classificador Bayesiano

### Vídeo 3

## Generalizando

## (Teoria da Decisão)

Professora:

Ariane Machado Lima



# Generalizando...

- $\mathbf{x}$  pode ser um vetor de características
- Pode haver várias classes ( $c_1, \dots, c_k$ )
  - Decido pela classe  $i$  se  $P(c_i | \mathbf{x}) > P(c_j | \mathbf{x})$ ,  $i \neq j$
- Posso realizar  $a$  ações (ao invés de apenas classificar),  $\alpha_1, \dots, \alpha_a$ 
  - Por ex: operar, quimioterapia, radioterapia, nada, ...
- Cada ação  $\alpha_i$  tem um custo para cada  $c_j$ :  
**função perda**  $\lambda(\alpha_i | c_j)$  – QUE É DADA
- **Perda esperada (risco)** de se tomar uma ação  $\alpha_i$  ao observar  $\mathbf{x}$ :

$$R(\alpha_i | \mathbf{x}) = \sum_{j=1..c} \lambda(\alpha_i | c_j) P(c_j | \mathbf{x})$$

**Risco condicional**



**EACH**

# Regra de Decisão Bayesiana

- $\alpha(\mathbf{x})$  é uma função que escolhe  $\alpha_i$  com base em  $\mathbf{x}$
- **Risco total:**  $R = \int R(\alpha(\mathbf{x})|\mathbf{x}) p(\mathbf{x}) dx$
- Como minimizamos R?

# Regra de Decisão Bayesiana

- $\alpha(\mathbf{x})$  é uma função que escolhe  $\alpha_i$  com base em  $\mathbf{x}$
  - **Risco total:**  $R = \int R(\alpha(\mathbf{x})|\mathbf{x}) p(\mathbf{x}) dx$
  - Como minimizamos  $R$ ?
  - $\alpha(\mathbf{x})$  deve sempre escolher a ação  $\alpha_i$  que tem o menor risco condicional  $R(\alpha_i|\mathbf{x})$ 
    - **Regra de decisão Bayesiana**
  - Este  $R$  mínimo ( $R^*$ ) é o **risco de Bayes** melhor resultado possível
- Vejam os exemplos de classificação binária



# Classificação Binária

- $\lambda_{ij} = \lambda(\alpha_i | c_j)$ ,  $\alpha_i =$  classificar como classe  $c_i$
- $R(\alpha_1|\mathbf{x}) = \lambda_{11} P(c_1|\mathbf{x}) + \lambda_{12} P(c_2|\mathbf{x})$
- $R(\alpha_2|\mathbf{x}) = \lambda_{21} P(c_1|\mathbf{x}) + \lambda_{22} P(c_2|\mathbf{x})$

Tomamos a ação  $\alpha_1$  (isto é, classificamos como pertencente à classe  $c_1$ ) se  $R(\alpha_2|\mathbf{x}) > R(\alpha_1|\mathbf{x})$

- $\lambda_{21} P(c_1|\mathbf{x}) + \lambda_{22} P(c_2|\mathbf{x}) > \lambda_{11} P(c_1|\mathbf{x}) + \lambda_{12} P(c_2|\mathbf{x})$
- $(\lambda_{21} - \lambda_{11}) P(c_1|\mathbf{x}) > (\lambda_{12} - \lambda_{22}) P(c_2|\mathbf{x})$
- $(\lambda_{21} - \lambda_{11}) P(\mathbf{x}|c_1) P(c_1) > (\lambda_{12} - \lambda_{22}) P(\mathbf{x}|c_2) P(c_2)$
- $\frac{P(\mathbf{x}|c_1)}{P(\mathbf{x}|c_2)} > \frac{(\lambda_{12} - \lambda_{22}) P(c_2)}{(\lambda_{21} - \lambda_{11}) P(c_1)} = \theta$  **Likelihood ratio**  
**(Razão de verossimilhança)**

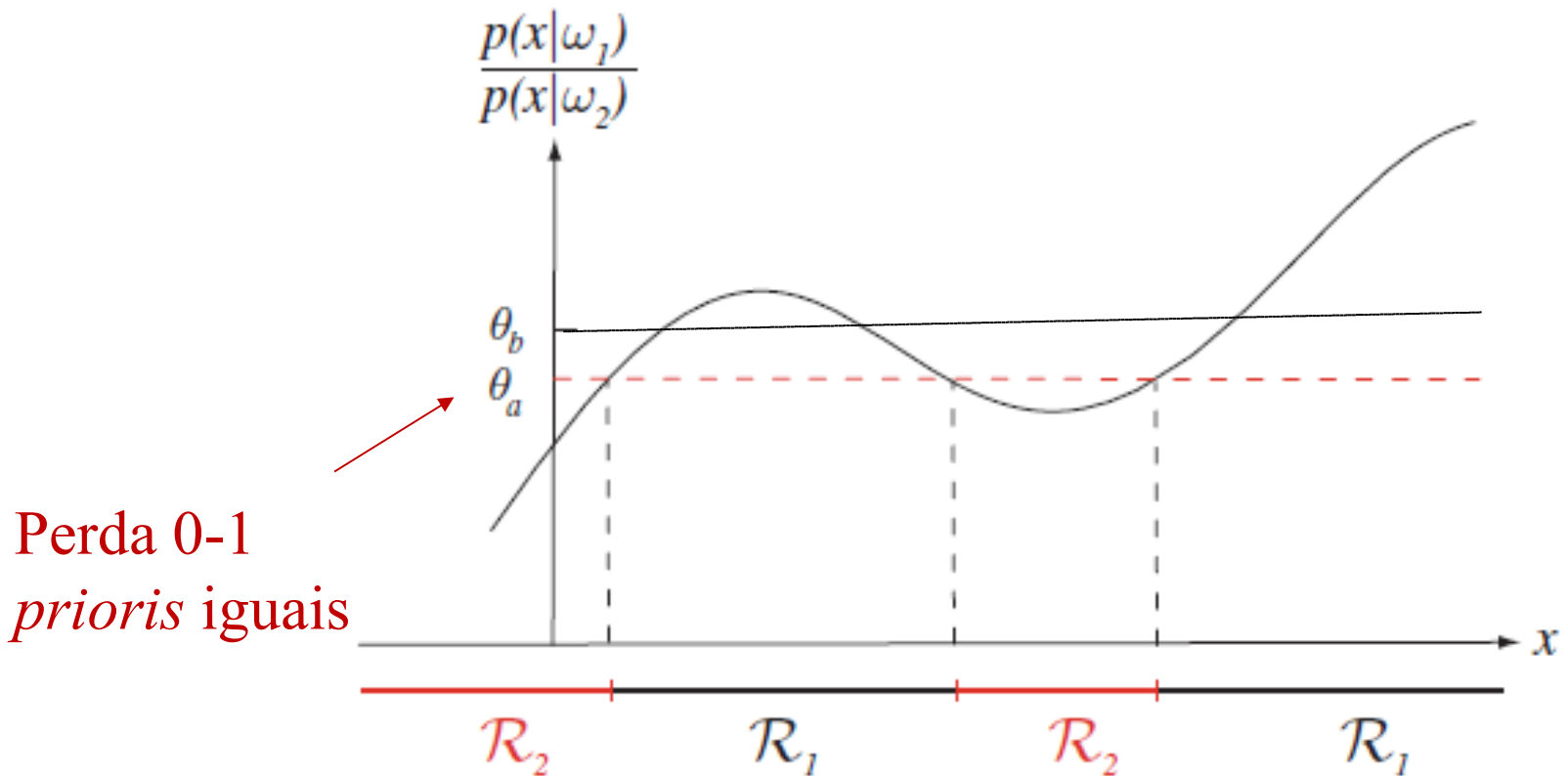
# Função perda zero-um

Função perda zero-um:

$$\lambda(\alpha_i | c_j) = \begin{cases} 0 & i = j \\ 1 & i \neq j \end{cases}$$



# Razão de verossimilhança



Perda 0-1  
*prioris* iguais

$\mathcal{R}_i$ : Região de decisão por  $i$

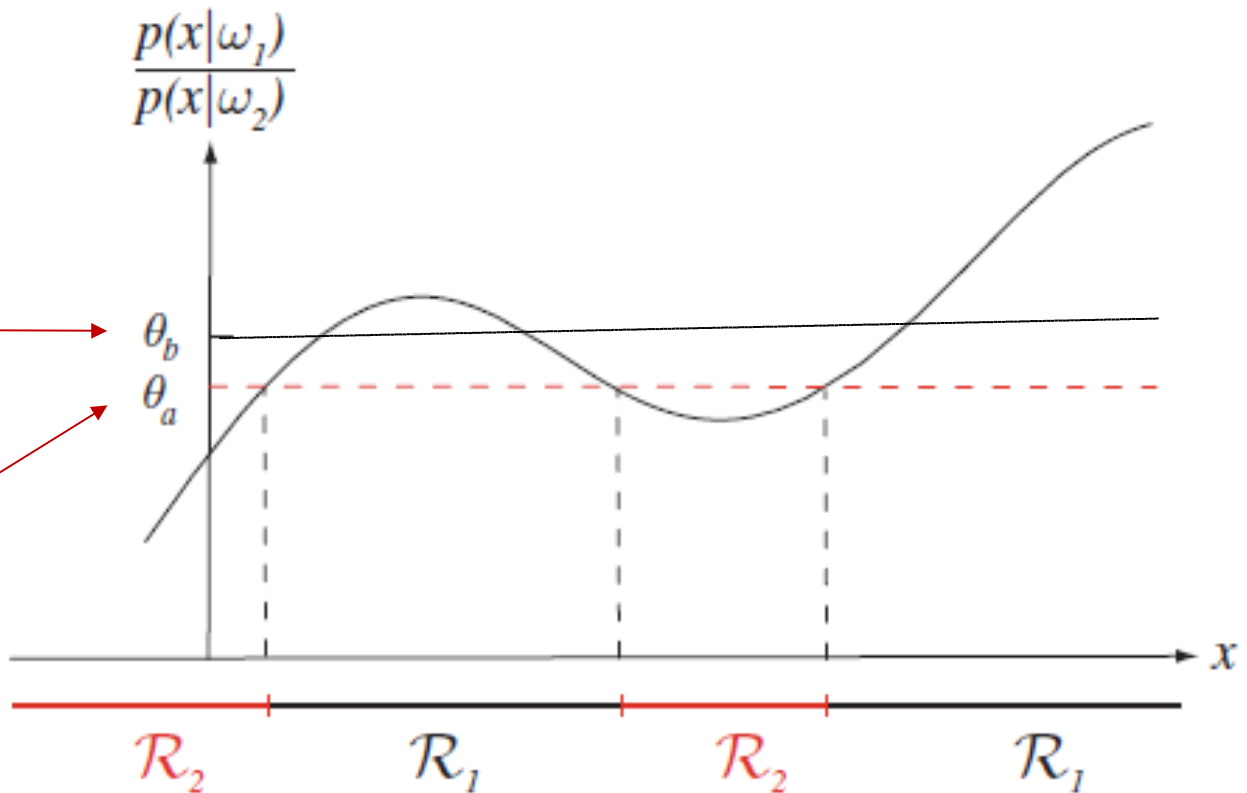
[DUDA, HART & STORK, 2001]

# Razão de verossimilhança

$$\frac{P(\mathbf{x}|\mathbf{c1})}{P(\mathbf{x}|\mathbf{c2})} > \frac{(\lambda_{12} - \lambda_{22}) P(\mathbf{c2})}{(\lambda_{21} - \lambda_{11}) P(\mathbf{c1})}$$

$\lambda_{12} > \lambda_{21}$   
(R1 se torna menor)

Perda 0-1  
*prioris* iguais



$R_i$ : Região de decisão por  $i$

[DUDA, HART & STORK, 2001]



# Classificação de múltiplas classes - taxa de erro mínima

- Função perda zero-um:

$$\lambda(\alpha_i | c_j) = \begin{cases} 0 & i = j \\ 1 & i \neq j \end{cases}$$

- $R(\alpha_i | \mathbf{x}) = \sum_{j=1..c} \lambda(\alpha_i | c_j) P(c_j | \mathbf{x})$   
 $= \sum_{j \neq i} P(c_j | \mathbf{x})$   
 $= 1 - P(c_i | \mathbf{x})$

- Decida por  $c_i$  se  $P(c_i | \mathbf{x}) > P(c_j | \mathbf{x})$ , para todo  $j \neq i$

Que é a regra de classificação bayesiana baseada na *posteriori*



# Resumindo

- Para uma função perda genérica, não há classificador melhor que o teste bayesiano da razão de verossimilhança no sentido de minimizar o custo
- Se a sua função perda é a zero-um, isso se resume a escolher a classe com maior *posteriori*

# Problema

- Normalmente não conhecemos as probabilidades condicionais  $P(\mathbf{x}|c_i)$
- Neste caso temos que estimá-las a partir de dados conhecidos, o que pode ser complexo
- Mesmo conhecendo todas as probabilidades necessárias, o teste pode ser complexo em termos de tempo e memória

# Alternativas

- Nestes casos, temos que optar por um classificador mais simples
- Por ex: escolher uma família de densidades conhecida, ou seja, com uma forma matemática conhecida e um número finito de parâmetros. Daí basta estimar os parâmetros (ex. Normal, Poisson, ...)
- 
-

# Alternativas

- Nestes casos, temos que optar por um classificador mais simples
- Por ex: escolher uma família de densidades conhecida, ou seja, com uma forma matemática conhecida e um número finito de parâmetros. Daí basta estimar os parâmetros (ex. Normal, Poisson, ...)
  - **CLASSIFICADOR PARAMÉTRICO**

# Alternativas

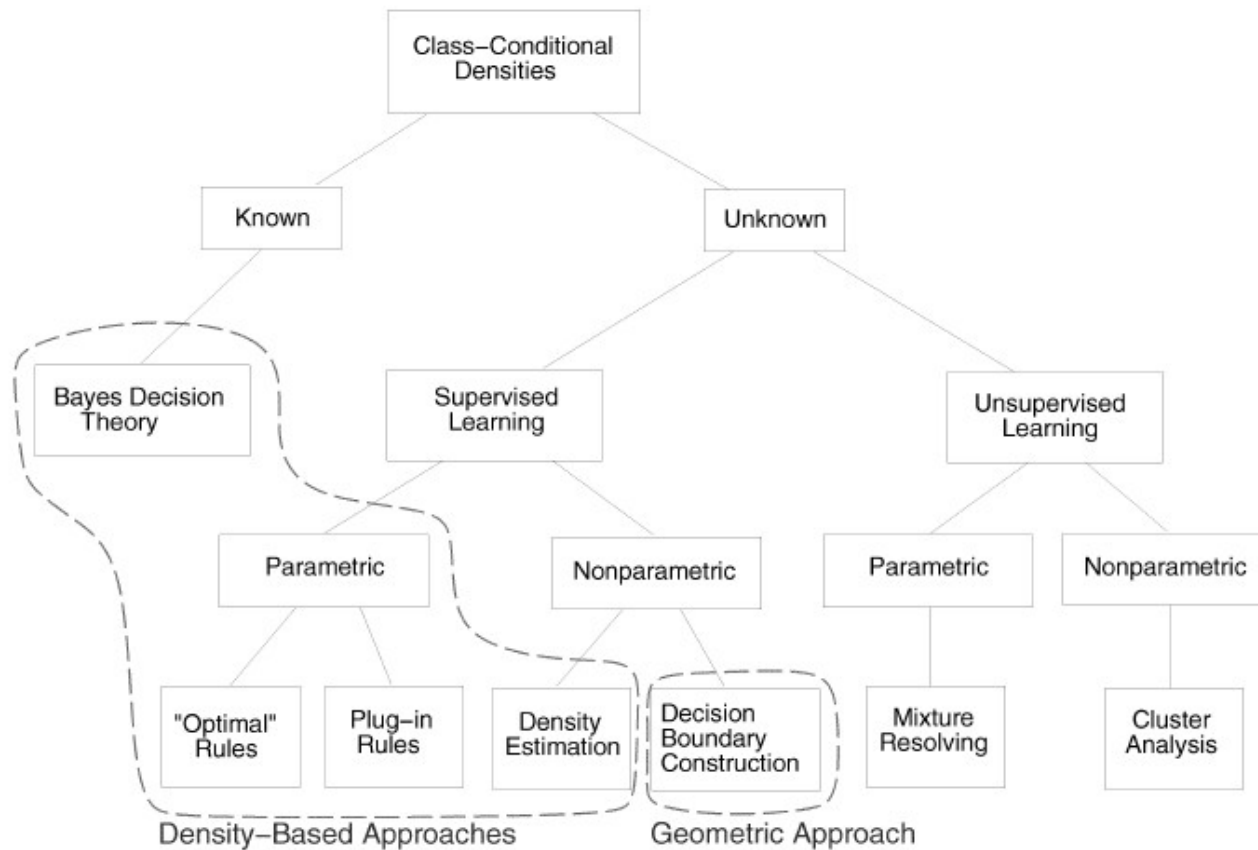
- Nestes casos, temos que optar por um classificador mais simples
- Por ex: escolher uma família de densidades conhecida, ou seja, com uma forma matemática conhecida e um número finito de parâmetros. Daí basta estimar os parâmetros (ex. Normal, Poisson, ...)
  - **CLASSIFICADOR PARAMÉTRICO**
- Quando não é possível escolher uma forma matemática então opta-se por um **CLASSIFICADOR NÃO PARAMÉTRICO**



# Métodos de construção de um classificador

- Aprendizado supervisionado: o modelo é aprendido a partir de amostras rotuladas (com sua classificação)
  - Amostra de treinamento:  
 $X = \{(x,c) \mid x \text{ é um exemplo e } c \text{ é sua classe}\}$
- Aprendizado não supervisionado: a classificação é feita a partir de dados não rotulados

# Métodos de Classificação



[JAIN et al, 2000]



# Referências

- DUDA, R.; HART, P.; STORK, D. **Pattern Classification**. John Willey, 2001 (Cap. 2.1 a 2.3)
- JAIN, A.K.; DUIN, R.P.W.; MAO, J. Statistical Pattern Recognition : A Review. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 22, n. 1, p. 4-37, 2000 (seções 2 e 7)