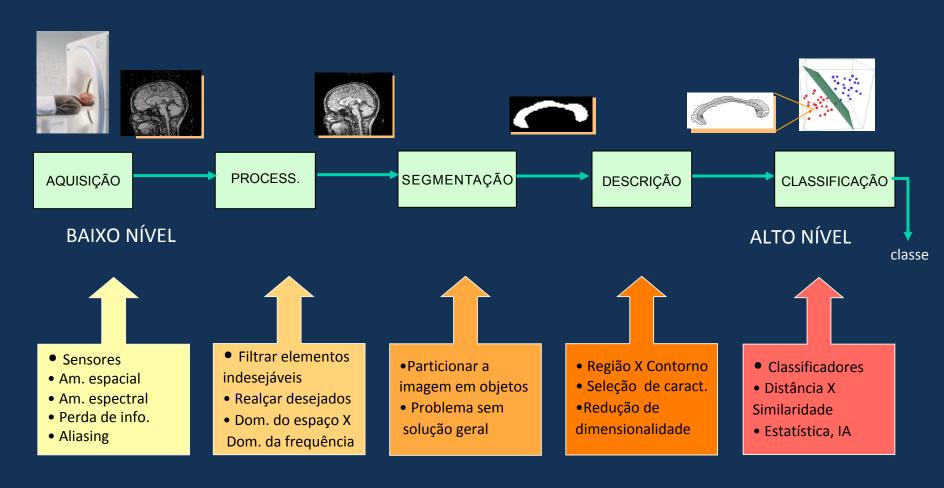
Processamento e Análise de Imagens

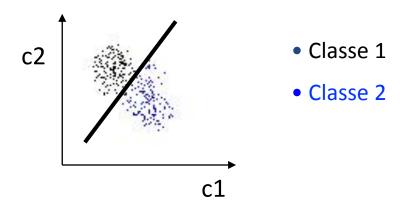
Classificação

Prof. Alexei Machado
PUC Minas

O Processo de Visão Computacional Clássico



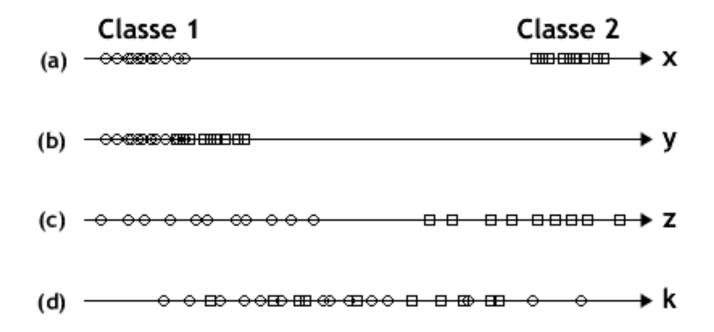
 Determinar uma função que fundamente a decisão de atribuir um padrão a uma das classes do problema



Questões:

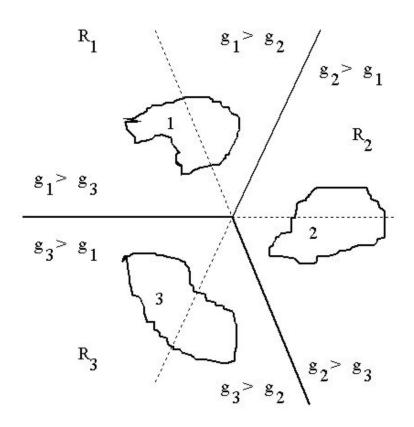
- As características permitem boa separabilidade das classes?
- As classes são linearmente separáveis?
- A distribuição das classes é Normal?
- As distribuições têm covariâncias semelhantes?
- As características são independentes?

Relação entre os descritores



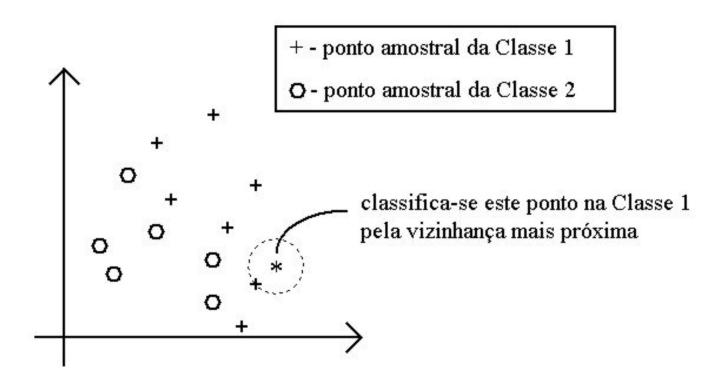
Ideal: Médias afastadas com desvio padrão pequeno.

Problemas Multi-classe



Classificadores Não-paramétricos

Vizinho mais próximo (KNN)



Classificação Supervisionada Paramétrica

Etapas:

- Escolher um conjunto de treinamento. Cada elemento do conjunto tem sua classe determinada.
- Escolher características discriminantes.
- Escolher um método/função de decisão.
- Determinar os parâmetros a partir do conjunto de treino.
- Testar com objetos fora do conjunto de treinamento.

Métricas de Desempenho

Problemas com 2 classes:

- Falso positivo (FP): Sistema que detecta quadrados diz que uma imagem de um triângulo é um quadrado.
- Verdadeiro positivo (TP): Sistema que detecta quadrados diz que uma imagem de um quadrado é um quadrado.
- Falso negativo (FN): Sistema que detecta quadrados diz que uma imagem de um quadrado não é um quadrado.
- Verdadeiro negativo (TN): Sistema que detecta quadrados diz que uma imagem de algo que não é quadrado não é um quadrado.

Métricas de Desempenho

Problemas com 2 classes:

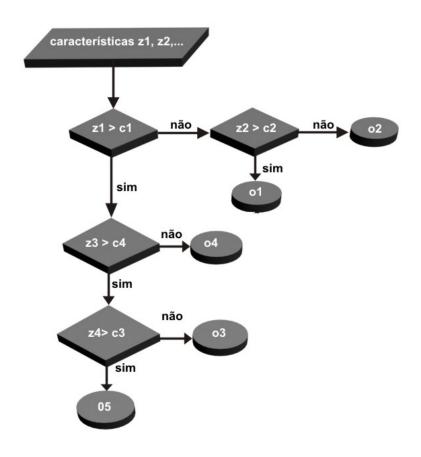
- Acurácia = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)
- Sensibilidade ou Revocação = TP/(TP+FN)
- Especificidade = TN/(TN+FP)
- Precisão = TP/(TP+FP)
- Escore F1 ou Dice = 2TP/(2TP+FP+FN)

Métricas de Desempenho

Problemas com múltiplas classes: Matriz de confusão

Obj \ Classe	Círculo	Quadrado	Triângulo
Círculo	10	2	1
Quadrado	5	20	2
Triângulo	0	0	10

Árvores de Decisão



Distância Euclidiana

Dados dois vetores P e Q

$$P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$$

$$Q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$$

a distância Euclidiana entre eles é de

$$\sqrt{(p_1-q_1)^2+(p_2-q_2)^2+\cdots+(p_n-q_n)^2}=\sqrt{\sum_{i=1}^n(p_i-q_i)^2}.$$

Distância Euclidiana

Função de decisão:

O padrão \mathbf{x} pertence a classe c_i com média \mathbf{m}_i se

$$\sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)} < \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)}, \forall i \neq j$$

Distância de Mahalanobis

Distingue-se da distância Euclidiana já que leva em conta as correlações entre as características e diferenças de unidades

Ex: classificar um peixe baseado no seu comprimento e altura

- Vetor (x1, x2), sendo x1 comprimento e x2 altura
- Comprimento varia entre 50 e 100cm, altura entre 10 e 20cm

Caso 1: Calcular a distância Euclidiana entre o peixe e a média de cada classe

Ruim, pois dá a mesma importância para o comprimento e para altura — mas o comprimento varia muito mais que a altura $d_e(\vec{x_1}\vec{x_2}) = \sqrt{(x_{11}-x_{12})^2 + (x_{21}-x_{22})^2}$

Distância de Mahalanobis

Caso 2: Incluir a media de dispersão de cada variável (comprimento e altura), e a variância para cada característica

$$d_2(\vec{x_1}\vec{x_2}) = \sqrt{\left(\frac{(x_{11} - x_{12})}{\sigma_1}\right)^2 + \left(\frac{(x_{21} - x_{22})}{\sigma_2}\right)^2}$$

Ruim, pois existe uma correlação entre altura e comprimento: um salmão mais comprido sofre também uma mudança na sua altura

Caso 3: Incluir a covariância entre x_1 e x_2 :

$$d_m(\vec{x_1}\vec{x_2}) = \sqrt{(\vec{x_1} - \vec{x_2})^T \Sigma^{-1} (\vec{x_1} - \vec{x_2})}$$

Distância de Mahalanobis

Amostra com N objetos:

$$D_i(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^T \mathbf{C}_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)$$

$$C_i[j,k] = \sum_{s=1}^{N} \frac{(\mathbf{x}_s[j] - \mathbf{m}_i[j])(\mathbf{x}_s[k] - \mathbf{m}_i[k])}{N-1}$$

Função de decisão: O padrão \mathbf{x} pertence a classe c_i com média \mathbf{m}_i e matrix de covariância \mathbf{C}_i se

$$D_i(\mathbf{x}) < D_j(\mathbf{x}), \forall i \neq j$$

Classificador de Bayes

Inclui a probabilidade a priori de cada classe.

$$d_i(\mathbf{x}) = \ln P(c_i) - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{C}_i| - \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^T \mathbf{C}_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)$$