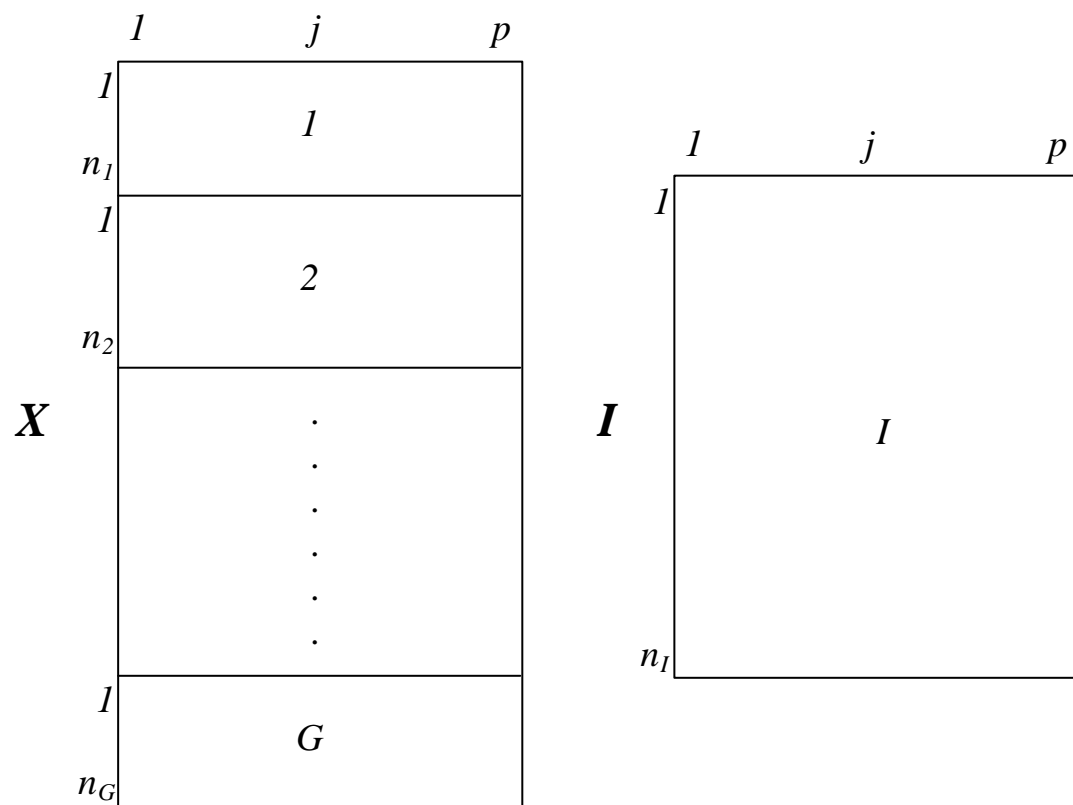


# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## OBJECTIVO

1. Encontrar uma combinação linear das variáveis de partida que permita distinguir os grupos pré-definidos.
2. Classificar as amostras anónimas nos grupos pré-definidos.

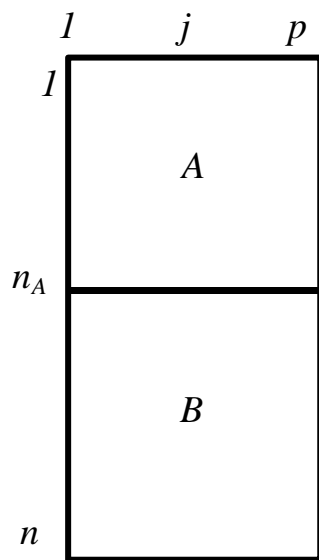


$$n = \sum_{k=1}^G n_k$$

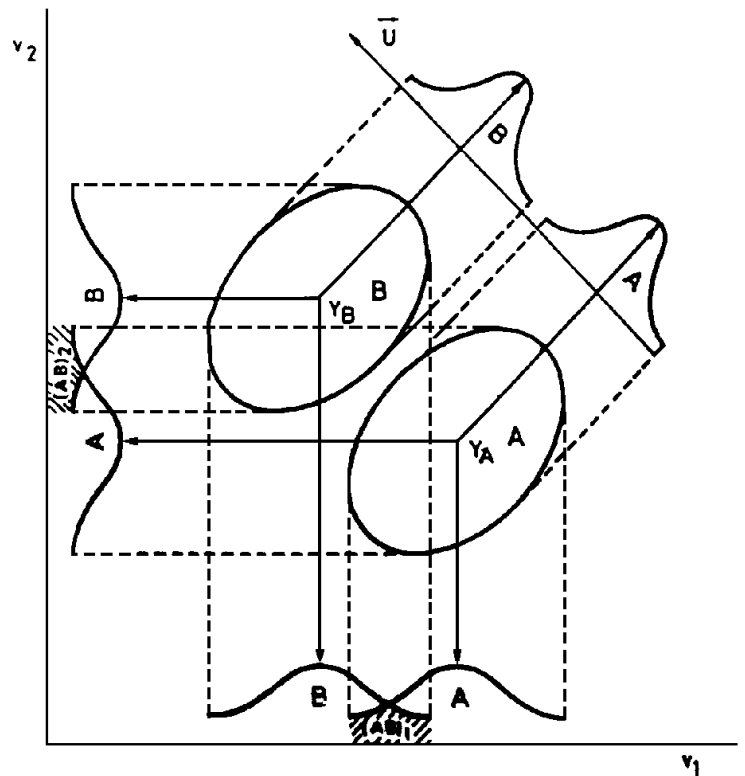
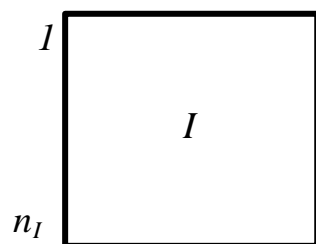
# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## OBJECTIVO

Encontrar uma função discriminante que permita distinguir grupos de amostras, conhecidos *a priori* (*training set*). Esta função pode depois ser usada para classificar amostras anónimas.



$$n = n_A + n_B$$



# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## Matriz de inércia total (**T**)

$$t_{jj'} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - m_j) (x_{ij'} - m_{j'})$$

## Matriz de inércia inter-classes (**B**)

$$b_{jj'} = \frac{n_A}{n} (m_{Aj} - m_j) (m_{Aj'} - m_{j'}) + \frac{n_B}{n} (m_{Bj} - m_j) (m_{Bj'} - m_{j'})$$

## Matriz de inércia intra-classes (**W**)

$$w_{jj'} = \frac{1}{n} \left\{ \sum_{i=1}^{n_A} (x_{ij} - m_{Aj}) (x_{ij'} - m_{Aj'}) + \sum_{i=1}^{n_B} (x_{ij} - m_{Bj}) (x_{ij'} - m_{Bj'}) \right\}$$

$\mathbf{T} = \mathbf{B} + \mathbf{W}$
--

## ANÁLISE DISCRIMINANTE

Matriz dos centros de gravidade (**M**) = matriz das médias

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_{11} & \cdots & m_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{G1} & \cdots & m_{Gp} \end{bmatrix}$$

$$m_{kj} = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} x_{ij} \qquad m_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$$

Matriz de inércia total (**T**) = matriz variância - covariância

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_{11}^2 & \cdots & \mathbf{s}_{1p}^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{s}_{p1}^2 & \cdots & \mathbf{s}_{pp}^2 \end{bmatrix}$$

$$t_{jj'} = \mathbf{s}_{jj'}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - m_j) (x_{ij'} - m_{j'})$$

# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## Matriz de inércia inter-classes (**B**)

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{p1} & \cdots & b_{pp} \end{bmatrix}$$

$$b_{jj'} = \sum_{k=1}^G \frac{n_k}{n} (m_{kj} - m_j) (m_{kj'} - m_{j'})$$

## Matriz de inércia intra-classes (**W**)

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{p1} & \cdots & w_{pp} \end{bmatrix}$$

$$w_{jj'} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^G \sum_{i=1}^{n_k} (x_{ij} - m_{kj}) (x_{ij'} - m_{kj'})$$

$$\mathbf{T} = \mathbf{B} + \mathbf{W}$$

# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## EIXOS DISCRIMINANTES

Os eixos discriminantes serão calculados de modo a maximizar o quociente entre a inércia inter-grupos e a inércia intra-grupos:

$$\text{Max } \frac{\hat{\mathbf{A}}}{\mathbf{W}}$$

A solução obtém-se extraindo os vectores e valores próprios da matriz  $\mathbf{W}^{-1}\mathbf{B}$ :

$$\mathbf{W}^{-1}\mathbf{B}\mathbf{u}_a - \lambda \mathbf{u}_a$$

Notas:

- A matriz  $\mathbf{W}^{-1}\mathbf{B}$  é não simétrica, logo os vectores próprios não são ortogonais.
- Os valores próprios  $\lambda_\alpha \in [0, 1]$  medem o poder discriminante.

# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## IMPORTÂNCIA DAS VARIÁVEIS

### Coeficiente $\lambda$ de Wilks

$\lambda \in [0, 1]$  dá o poder discriminatório do modelo depois da variável ter sido introduzida.

0 – discriminação perfeita

1 – nenhum poder discriminante

### Coeficiente parcial $\lambda$ de Wilks

$\lambda \in [0, 1]$  dá o poder discriminatório específico de cada variável

### Tolerância

$Tol=1-r \in [0, 1]$  dá uma medida da redundância de cada uma das variáveis.

# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## ALGORITMO DA ANÁLISE DISCRIMINANTE

1. Encontrar os eixos discriminantes  $\mathbf{u}_a$ :

$$\mathbf{W}^{-1}\mathbf{B}\mathbf{u}_a - \mathbf{I} \mathbf{u}_a$$

2. Seleccionar o número de eixos discriminantes:

$$100 \frac{l_a}{\sum_a \frac{l_a}{G-1}}$$

3. Projectar as amostras nos eixos discriminantes:

$$\mathbf{Y}_a = u_{a0} + \sum_{j=1}^p u_{aj} \mathbf{X}_j$$

4. Encontrar, nos eixos discriminantes, as fronteiras que permitem minimizar a proporção de amostras do *training set* mal classificadas.

5. Validar os resultados.

- Ponto fictício

6. Classificar as amostras anónimas.



# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## CLASSIFICAÇÃO DAS AMOSTRAS ANÓNIMAS

- Coordenadas das amostras no eixos discriminantes
- Distância de Mahalanobis
- Máxima Verosimilhança
- Métodos bayesianos

# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## CLASSIFICAÇÃO DAS AMOSTRAS ANÓNIMAS $I_l$

### Critério da distância de Mahalanobis

- Calcular a distância de Mahalanobis para cada  $k$ :

$$D_k^2(I_l) = (I_l - M_k)' \mathbf{T}_k^{-1} (I_l - M_k)$$

- Atribuir  $I_l$  ao grupo  $k_0$  mais próximo:

$$\min_k \{D_k^2(I_l)\} \rightarrow k_0$$

### Critério da máxima verosimilhança

- Calcular para cada  $k$ :

$$L(I_l|k) = f(I_l|k)$$

- Atribuir  $I_j$  ao grupo  $k_0$  que maximiza o critério:

$$\max_k \{L(I_l|k)\} \rightarrow k_0$$

# ANÁLISE DISCRIMINANTE

## CLASSIFICAÇÃO DAS AMOSTRAS ANÓNIMAS $I_l$

### Métodos bayesianos

- Estabelecer a probabilidade a priori de cada  $k$ :

$$\text{p.e.: } p(k) = \frac{1}{G}$$

- Calcular a probabilidade a posteriori para cada  $k$ :

$$p(k|I_l) = \frac{f(I_l|k)p(k)}{\sum_{k'=1}^G f(I_l|k')p(k')}$$

- Atribuir  $I_j$  ao grupo  $k_0$  que maximiza o critério:

$$\max_k \{p(I_l|k)\} \rightarrow k_0$$