

I. Pen-and-paper

①

$$\bullet x_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \bullet x_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} \quad \bullet x_3 = \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} \quad \bullet \mu_1 = \begin{bmatrix} 2 \\ -1 \end{bmatrix} \quad \bullet \mu_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\bullet \Sigma_1 = \begin{bmatrix} 4 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix} \quad \bullet \Sigma_2 = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \quad \bullet \pi_1 = 0,5 \quad \bullet \pi_2 = 0,5$$

1. 2 epochs of EM clustering:

• E-step:

- Para cada ponto (observação), calcular o seguinte para cada cluster:

$$\left\{ \begin{array}{l} \bullet \text{Prior: } P(c_k) = \pi_{k_0} \\ \bullet \text{Likelihood: } P(x_m | c_k) = N(x_m | \mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}} \cdot \frac{1}{|\Sigma_k|^{1/2}} \cdot e^{-\frac{1}{2}(x_m - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x_m - \mu_k)} \\ \bullet \text{Joint Probability: } P(c_k, x_m) = \pi_{k_0} \cdot N(x_m | \mu_k, \Sigma_k) \end{array} \right.$$

- Normalizar os valores para cada ponto:

$$\gamma(c_{m,k}) = P(c_k | x_m) = P_{mk} = \frac{\pi_{k_0} \cdot N(x_m | \mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{k=1}^K \pi_{k_0} \cdot N(x_m | \mu_k, \Sigma_k)}$$

• M-step:

$$\left\{ \begin{array}{l} \bullet N_k = \sum_{m=1}^N P_{mk} \\ \bullet \mu_k = \frac{1}{N_k} \cdot \sum_{m=1}^N P_{mk} \cdot x_m \\ \bullet \Sigma_k = \frac{1}{N_k} \cdot \sum_{m=1}^N P_{mk} \cdot (x_m - \mu_k) \cdot (x_m - \mu_k)^T \\ \bullet \pi_{k_0} = P(c_k) = \frac{N_k}{N} \end{array} \right.$$

• 1st epoch:

→ E-step:

(x)₁

c₁:

• Prior: $P(c_1) = \pi_1 = 0,5$

$$\begin{aligned} \text{• Likelihood: } P(x_1 | c_1) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 4 & 1 \\ 1 & 4 \end{vmatrix}^{1/2}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right)^T \begin{bmatrix} 4 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix}^{-1} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right)} \\ &= \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{15}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot \frac{8}{3}} \approx 0,029 \end{aligned}$$

$$\bullet \text{joint prob: } P(c_1, x_1) = 0,5 \cdot 0,029 \approx 0,015 \rightarrow P_{11} = \frac{0,015}{0,015 + 0,031} \approx 0,326$$

c₂:

• Prior: $P(c_2) = \pi_2 = 0,5$

$$\begin{aligned} \text{• Likelihood: } P(x_1 | c_2) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{vmatrix}^{1/2}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right)^T \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}^{-1} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right)} \\ &= \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{4}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2}} \approx 0,062 \end{aligned}$$

$$\bullet \text{joint prob: } P(c_2, x_1) = 0,5 \cdot 0,062 = 0,031 \rightarrow P_{12} = \frac{0,031}{0,015 + 0,031} \approx 0,674$$

(x)₂

c₁:

• Prior: $P(c_1) = \pi_1 = 0,5$

$$\begin{aligned} \text{• Likelihood: } P(x_2 | c_1) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 4 & 1 \\ 1 & 4 \end{vmatrix}^{1/2}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} \right)^T \begin{bmatrix} 4 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix}^{-1} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} \right)} \\ &= \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{15}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot \frac{64}{15}} \approx 0,005 \end{aligned}$$

$$\bullet \text{joint prob: } P(c_1, x_2) = 0,5 \cdot 0,005 \approx 0,003 \rightarrow P_{21} = \frac{0,003}{0,003 + 0,024} \approx 0,111$$

c₂:

• Prior: $P(c_2) = \pi_2 = 0,5$

$$\begin{aligned} \text{• Likelihood: } P(x_2 | c_2) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{vmatrix}^{1/2}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right)^T \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}^{-1} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right)} \\ &= \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{4}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 1} \approx 0,048 \end{aligned}$$

$$\bullet \text{joint prob: } P(c_2, x_2) = 0,5 \cdot 0,048 = 0,024 \rightarrow P_{22} = \frac{0,024}{0,024 + 0,003} \approx 0,889$$

x_3 $e_1:$

- Prior: $P(c_1) = \pi_1 = 0,5$

- Likelihood: $P(x_3|c_1) = \frac{1}{(2\pi)^{2/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 4 & -1 \\ 1 & 4 \end{vmatrix}^{1/2}} \cdot e^{-\frac{1}{2}(\begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2 \\ -1 \end{bmatrix})^T \cdot \begin{bmatrix} 4 & -1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix}^{-1} \cdot (\begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2 \\ -1 \end{bmatrix})}$
 $= \frac{1}{2\pi\sqrt{15}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot \frac{4}{15}} \approx 0,036$

- joint prob: $P(c_1, x_3) = 0,5 \cdot 0,036 = 0,018 \rightarrow P_{31} = \frac{0,018}{0,018 + 0,006} = 0,750$

 $e_2:$

- Prior: $P(c_2) = \pi_2 = 0,5$

- Likelihood: $P(x_3|c_2) = \frac{1}{(2\pi)^{2/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{vmatrix}^{1/2}} \cdot e^{-\frac{1}{2}(\begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix})^T \cdot \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}^{-1} \cdot (\begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix})}$
 $= \frac{1}{2\pi\sqrt{4}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 4} \approx 0,011$

- joint prob: $P(c_2, x_3) = 0,5 \cdot 0,011 \approx 0,006 \rightarrow P_{32} = \frac{0,006}{0,018 + 0,006} = 0,250$

 $\rightarrow M-\text{step}:$

$\left\{ \begin{array}{l} \bullet N_1 = P_{11} + P_{21} + P_{31} = 0,326 + 0,111 + 0,750 = 1,187 \end{array} \right.$

$\left\{ \begin{array}{l} \bullet N_2 = P_{12} + P_{22} + P_{32} = 0,674 + 0,889 + 0,250 = 1,813 \end{array} \right.$

$\left\{ \begin{array}{l} \bullet \mu_1 = \frac{1}{1,187} (0,326 \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + 0,111 \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} + 0,750 \cdot \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix}) \approx \begin{bmatrix} 2,170 \\ -0,445 \end{bmatrix} \end{array} \right.$

$\left\{ \begin{array}{l} \bullet \mu_2 = \frac{1}{1,813} (0,674 \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + 0,889 \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} + 0,250 \cdot \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix}) \approx \begin{bmatrix} 0,785 \\ 0,843 \end{bmatrix} \end{array} \right.$

$\bullet \Sigma_1 = \frac{1}{1,187} (0,326 \cdot \begin{bmatrix} -1,170 \\ 0,445 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1,170 & 0,445 \end{bmatrix} + 0,111 \cdot \begin{bmatrix} -2,170 \\ 2,445 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 2,170 & 2,445 \end{bmatrix} + 0,750 \cdot \begin{bmatrix} 0,830 \\ -0,555 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,830 & -0,555 \end{bmatrix}) \approx$

$\approx \begin{bmatrix} 1,252 & -0,930 \\ -0,930 & 0,808 \end{bmatrix}$

$\bullet \Sigma_2 = \frac{1}{1,813} (0,674 \cdot \begin{bmatrix} 0,215 \\ -0,843 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,215 & -0,843 \end{bmatrix} + 0,889 \cdot \begin{bmatrix} -0,785 \\ 1,157 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} -0,785 & 1,157 \end{bmatrix} + 0,250 \cdot \begin{bmatrix} 0,215 \\ -1,843 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,215 & -1,843 \end{bmatrix}) \approx$

$\approx \begin{bmatrix} 0,996 & -1,076 \\ -1,076 & 1,389 \end{bmatrix}$

$\bullet \pi_1 = \frac{1,187}{3} \approx 0,396 \quad \bullet \pi_2 = \frac{1,813}{3} \approx 0,604$

• 2nd epoch:

→ E-step:

\hat{x}_1

• Prior: $P(c_1) = \pi_1 = 0,396$

• Likelihood: $P(x_1|c_1) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 1,252 & -0,930 \\ -0,930 & 0,808 \end{vmatrix}^{1/2}}$

$$\approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,147}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 2,627} \approx 0,112$$

$$\begin{bmatrix} -2,170 & 0,445 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 5,507 & 6,339 \\ 6,339 & 8,533 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} -1,770 \\ 0,445 \end{bmatrix} \approx 2,627$$

$$-\frac{1}{2} \left[\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2,170 \\ 0,445 \end{bmatrix} \right]^T \cdot \begin{bmatrix} 1,252 & -0,930 \\ -0,930 & 0,808 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left[\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2,170 \\ 0,445 \end{bmatrix} \right] \approx$$

• joint prob: $P(c_1|x_1) = 0,396 \cdot 0,112 \approx 0,044 \rightarrow P_{11} = \frac{0,044}{0,044 + 0,087} \approx 0,336$

\hat{x}_2 :

• Prior: $P(c_2) = \pi_2 = 0,604$

• Likelihood: $P(x_1|c_2) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 0,996 & -1,026 \\ -1,076 & 1,389 \end{vmatrix}^{1/2}}$

$$\approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,226}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 1,693} \approx 0,144$$

$$\begin{bmatrix} 0,215 & -0,843 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 6,155 & 4,768 \\ 4,768 & 4,414 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,215 \\ -0,843 \end{bmatrix} \approx 1,693$$

$$-\frac{1}{2} \left[\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0,785 \\ 0,843 \end{bmatrix} \right]^T \cdot \begin{bmatrix} 0,996 & -1,076 \\ -1,076 & 1,389 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left[\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0,785 \\ 0,843 \end{bmatrix} \right] \approx$$

• joint prob: $P(c_2|x_1) = 0,604 \cdot 0,144 \approx 0,087 \rightarrow P_{12} = \frac{0,087}{0,044 + 0,087} \approx 0,664$

\hat{x}_2

c_1 :

• Prior: $P(c_1) = \pi_1 = 0,396$

• Likelihood: $P(x_2|c_1) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 1,252 & -0,930 \\ -0,930 & 0,808 \end{vmatrix}^{1/2}}$

$$\approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,147}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 9,677} \approx 0,003$$

$$\begin{bmatrix} -2,170 & 0,445 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 5,507 & 6,339 \\ 6,339 & 8,533 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} -2,170 \\ 0,445 \end{bmatrix} \approx 9,677$$

$$-\frac{1}{2} \left[\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2,170 \\ 0,445 \end{bmatrix} \right]^T \cdot \begin{bmatrix} 1,252 & -0,930 \\ -0,930 & 0,808 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left[\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2,170 \\ 0,445 \end{bmatrix} \right] \approx$$

• joint prob: $P(c_1|x_2) = 0,396 \cdot 0,003 \approx 0,001 \rightarrow P_{21} = \frac{0,001}{0,001 + 0,120} \approx 0,008$

c_2 :

• Prior: $P(c_2) = \pi_2 = 0,604$

• Likelihood: $P(x_2|c_2) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 0,996 & -1,026 \\ -1,076 & 1,389 \end{vmatrix}^{1/2}}$

$$\approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,226}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 7,041} \approx 0,199$$

$$\begin{bmatrix} 0,785 & 1,157 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 6,155 & 4,768 \\ 4,768 & 4,414 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,785 \\ 1,157 \end{bmatrix} \approx 1,041$$

$$-\frac{1}{2} \left[\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0,785 \\ 1,157 \end{bmatrix} \right]^T \cdot \begin{bmatrix} 0,996 & -1,076 \\ -1,076 & 1,389 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left[\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0,785 \\ 1,157 \end{bmatrix} \right] \approx$$

• joint prob: $P(c_2|x_2) = 0,604 \cdot 0,199 \approx 0,120 \rightarrow P_{22} = \frac{0,120}{0,001 + 0,120} \approx 0,992$

(x3)

c_1 :

• Prior: $P(c_1) = \pi_1 = 0,396$

• Likelihood: $P(x_3|c_1) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 1,252 & -0,930 \\ -0,930 & 0,808 \end{vmatrix}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \left[\begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2,170 \\ 0,445 \end{bmatrix} \right]^T \cdot \begin{bmatrix} 1,252 & -0,930 \\ -0,930 & 0,808 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2,170 \\ 0,445 \end{bmatrix}}$

$\approx \frac{1}{2\pi \sqrt{0,144}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 0,582} \approx 0,310$

• joint prob: $P(c_1, x_3) = 0,396 \cdot 0,310 \approx 0,123 \rightarrow P_{31} = \frac{0,123}{0,123 + 0,009} \approx 0,932$

c_2 :

• Prior: $P(c_2) = \pi_2 = 0,604$

• Likelihood: $P(x_3|c_2) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 0,996 & -1,076 \\ -1,076 & 1,389 \end{vmatrix}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \left[\begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0,785 \\ 0,843 \end{bmatrix} \right]^T \cdot \begin{bmatrix} 0,996 & -1,076 \\ -1,076 & 1,389 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0,785 \\ 0,843 \end{bmatrix}}$

$\approx \frac{1}{2\pi \sqrt{0,226}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 6,262} \approx 0,015$

• joint prob: $P(c_2, x_3) = 0,604 \cdot 0,015 \approx 0,009 \rightarrow P_{32} = \frac{0,009}{0,123 + 0,009} \approx 0,068$

→ M-step:

• $N_1 = P_{11} + P_{21} + P_{31} = 0,336 + 0,008 + 0,932 = 1,276$

• $N_2 = P_{12} + P_{22} + P_{32} = 0,664 + 0,992 + 0,068 = 1,724$

• $\mu_1 = \frac{1}{1,276} \left(0,336 \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + 0,008 \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} + 0,932 \cdot \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} \right) \approx \begin{bmatrix} 2,455 \\ -0,718 \end{bmatrix}$

• $\mu_2 = \frac{1}{1,724} \left(0,664 \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + 0,992 \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} + 0,068 \cdot \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} \right) \approx \begin{bmatrix} 0,503 \\ 1,111 \end{bmatrix}$

• $\Sigma_1 = \frac{1}{1,276} \left(0,336 \cdot \begin{bmatrix} -1,455 \\ 0,718 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1,455 & 0,718 \end{bmatrix} + 0,008 \cdot \begin{bmatrix} -2,455 \\ 2,718 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 2,455 & 2,718 \end{bmatrix} + 0,932 \cdot \begin{bmatrix} 0,545 \\ -0,282 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,545 & -0,282 \end{bmatrix} \right) \approx \begin{bmatrix} 0,812 & -0,429 \\ 0,429 & 0,240 \end{bmatrix}$

• $\Sigma_2 = \frac{1}{1,724} \left(0,664 \cdot \begin{bmatrix} 0,497 \\ -1,111 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,497 & -1,111 \end{bmatrix} + 0,992 \cdot \begin{bmatrix} -0,503 \\ 0,889 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,503 & 0,889 \end{bmatrix} + 0,068 \cdot \begin{bmatrix} 2,497 \\ 2,111 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 2,497 & -2,111 \end{bmatrix} \right) \approx \begin{bmatrix} 0,487 & -0,678 \\ -0,678 & 1,106 \end{bmatrix}$

• $\pi_1 = \frac{1,276}{3} \approx 0,425$

• $\pi_2 = \frac{1,724}{3} \approx 0,575$

2.

- a) Utilizando o mesmo procedimento da questão 1 de modo a calcular os parâmetros necessários:

 α_1 e_1 :

- Prior: $P(c_1) = \pi_1 = 0,425$

- Likelihood: $P(x_1|c_1) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 0,812 & -0,429 \\ -0,429 & 0,240 \end{vmatrix}^{1/2}}$

$$\approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,079}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 2,800} \approx 0,374$$

$$[-1,455 \ 0,718] \cdot [22,142 \ 39,579] \cdot [-1,455 \ 0,718] \approx 2,800$$

$$-1/2 [(1) - [2,455]]^T \cdot [0,812 \ -0,429]^T \cdot [(1) - [2,455]] \approx$$

$$-1/2 [(0) - [0,718]]^T \cdot [0,429 \ 0,240]^T \cdot [(0) - [0,718]] \approx$$

- Joint prob: $P(c_1, x_1) = 0,425 \cdot 0,374 \approx 0,159 \rightarrow P_{11} = \frac{0,159}{0,159 + 0,147} \approx 0,520$

 e_2 :

- Prior: $P(c_2) = \pi_2 = 0,575$

- Likelihood: $P(x_1|c_2) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 0,487 & -0,678 \\ -0,678 & 1,106 \end{vmatrix}^{1/2}}$

$$\approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,079}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 1,590} \approx 0,256$$

$$[0,497 \ -1,111] \cdot [14,011 \ 8,589] \cdot [0,497 \ -1,111] \approx 1,590$$

$$-1/2 [(1) - [0,503]]^T \cdot [0,487 \ -0,678]^T \cdot [(1) - [0,503]] \approx$$

$$-1/2 [(0) - [1,111]]^T \cdot [0,678 \ 1,106]^T \cdot [(0) - [1,111]] \approx$$

- Joint prob: $P(c_2, x_1) = 0,575 \cdot 0,256 \approx 0,147 \rightarrow P_{12} = \frac{0,147}{0,159 + 0,147} \approx 0,480$

 α_2 e_1 :

- Prior: $P(c_1) = \pi_1 = 0,425$

- Likelihood: $P(x_2|c_1) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 0,812 & -0,429 \\ -0,429 & 0,240 \end{vmatrix}^{1/2}}$

$$\approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,079}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 158,690} \approx 0,000$$

$$[-2,455 \ 2,718] \cdot [22,142 \ 39,579] \cdot [-2,455 \ 2,718] \approx 158,690$$

$$-1/2 [(1) - [2,455]]^T \cdot [0,812 \ -0,429]^T \cdot [(1) - [2,455]] \approx$$

$$-1/2 [(0) - [2,718]]^T \cdot [0,429 \ 0,240]^T \cdot [(0) - [2,718]] \approx$$

- Joint prob: $P(c_1, x_2) = 0,425 \cdot 0,000 = 0,000 \rightarrow P_{21} = \frac{0,000}{0,000 + 0,225} = 0,000$

$$[-0,503 \ 0,889] \cdot [14,011 \ 8,589] \cdot [-0,503 \ 0,889] \approx 0,739$$

$$-1/2 [(1) - [0,503]]^T \cdot [0,487 \ -0,678]^T \cdot [(1) - [0,503]] \approx$$

$$-1/2 [(0) - [0,889]]^T \cdot [0,678 \ 1,106]^T \cdot [(0) - [0,889]] \approx$$

 e_2 :

- Prior: $P(c_2) = \pi_2 = 0,575$

- Likelihood: $P(x_2|c_2) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 0,487 & -0,678 \\ -0,678 & 1,106 \end{vmatrix}^{1/2}}$

$$\approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,079}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 0,739} \approx 0,391$$

$$[-0,503 \ 0,889] \cdot [14,011 \ 8,589] \cdot [-0,503 \ 0,889] \approx 0,739$$

$$-1/2 [(1) - [0,503]]^T \cdot [0,487 \ -0,678]^T \cdot [(1) - [0,503]] \approx$$

$$-1/2 [(0) - [0,889]]^T \cdot [0,678 \ 1,106]^T \cdot [(0) - [0,889]] \approx$$

- Joint prob: $P(c_2, x_2) = 0,575 \cdot 0,391 \approx 0,225 \rightarrow P_{22} = \frac{0,225}{0,000 + 0,225} = 1,000$

α_3 c_1 :

• Prior: $P(c_1) = \pi_1 = 0,425$

• Likelihood: $P(x_3|c_1) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 0,812 & -0,429 & 1/2 \\ -0,429 & 0,240 & \\ \end{vmatrix}^{1/2}} \approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,011}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 0,368} \approx 1,262$

• joint prob: $P(c_1, x_3) = 0,425 \cdot 1,262 \approx 0,536 \rightarrow P_{31} = \frac{0,536}{0,536 + 0,000} = 1,000$

$$\begin{aligned} & [0,545 - 0,282] \cdot [22,142 & 39,579] \cdot [0,545 & 0,282] \approx 0,368 \\ & -\frac{1}{2} \left[\begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2,455 \\ -0,718 \end{bmatrix} \right]^T \cdot \begin{bmatrix} 0,812 & -0,429 \\ -0,429 & 0,240 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} \cdot [2,455] \\ & \approx \end{aligned}$$

 c_2 :

• Prior: $P(c_2) = \pi_2 = 0,575$

• Likelihood: $P(x_3|c_2) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \cdot \frac{1}{\begin{vmatrix} 0,487 & -0,678 & 1/2 \\ -0,678 & 1,106 & \\ \end{vmatrix}^{1/2}} \approx \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{0,074}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot 24,302} \approx 0,000$

$$\begin{aligned} & [2,497 - 2,111] \cdot [14,011 & 8,589] \cdot [2,497 & 2,111] \approx 24,302 \\ & -\frac{1}{2} \left[\begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0,503 \\ 1,111 \end{bmatrix} \right]^T \cdot \begin{bmatrix} 0,487 & -0,678 \\ -0,678 & 1,106 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} \cdot [0,503] \\ & \approx \end{aligned}$$

• joint prob: $P(c_2, x_3) = 0,575 \cdot 0,000 = 0,000 \rightarrow P_{32} = \frac{0,000}{0,000 + 0,536} = 0,000$

- Hard Assignment:

Observação	$P(c_1 x_m) = P_{m1}$	$P(c_2 x_m) = P_{m2}$	Assignment
x_1	0,520	0,480	$0,520 > 0,480 \rightarrow$ Cluster 1
x_2	0,000	1,000	$0,000 < 1,000 \rightarrow$ Cluster 2
x_3	1,000	0,000	$1,000 > 0,000 \rightarrow$ Cluster 1

$\therefore \text{Clusters} = \{c_1 = \{x_1, x_3\}; c_2 = \{x_2\}\}$

b) • Larger cluster: $c_1 = \{x_1, x_3\}$ • $S(x_i) = \frac{b(x_i) - a(x_i)}{\max(a(x_i), b(x_i))}$

• $S(x_1) = \frac{b(x_1) - a(x_1)}{\max(a(x_1), b(x_1))} = \frac{\|x_1 - x_2\|_2 - \|x_1 - x_3\|_2}{\max(\|x_1 - x_3\|_2, \|x_1 - x_2\|_2)} = \frac{\sqrt{5} - \sqrt{5}}{\max(\sqrt{5}, \sqrt{5})} = \frac{0}{\sqrt{5}} = 0$

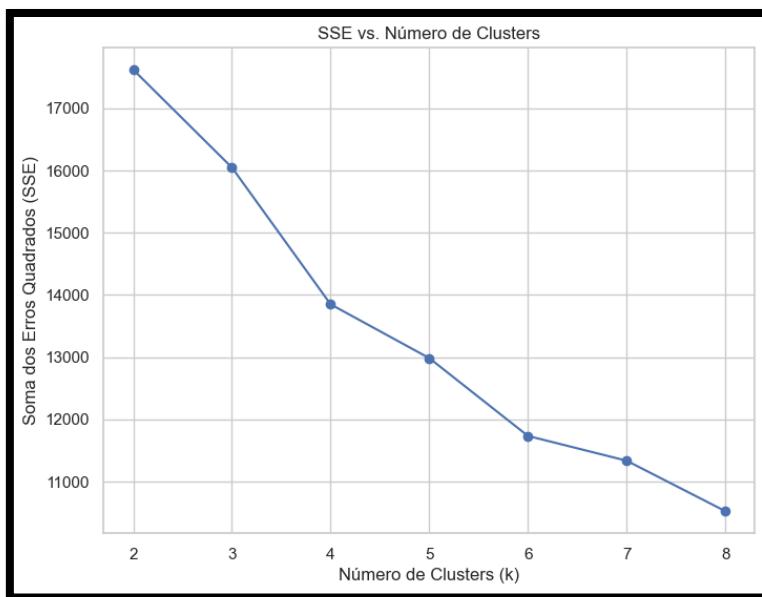
• $S(x_3) = \frac{b(x_3) - a(x_3)}{\max(a(x_3), b(x_3))} = \frac{\|x_3 - x_2\|_2 - \|x_3 - x_1\|_2}{\max(\|x_3 - x_1\|_2, \|x_3 - x_2\|_2)} = \frac{\sqrt{18} - \sqrt{5}}{\max(\sqrt{5}, \sqrt{18})} = \frac{\sqrt{18} - \sqrt{5}}{\sqrt{18}} \approx 0,473$

• $S(c_1) = \frac{S(x_1) + S(x_3)}{2} = \frac{0 + 0,473}{2} \approx 0,237$

II. Programming and critical analysis

1)

a) Gráfico obtido:



b) Para determinar o número ideal de clusters, utilizámos o método do "cotovelo", analisando a relação entre a inércia e o número de clusters.

Observámos que, ao aumentar o número de clusters, a inércia diminui, indicando uma melhor adaptação dos grupos aos dados. No entanto, essa redução torna-se progressivamente menos significativa, pelo que o aumento de clusters traz ganhos cada vez menores.

No gráfico, o ponto de "cotovelo" ocorre em $k=4$, onde a queda na inércia se torna menos acentuada. Este ponto representa um equilíbrio adequado entre uma boa segmentação dos dados e a simplicidade do modelo, sugerindo que 4 clusters oferecem uma divisão eficiente sem adicionar complexidade desnecessária.

c) Sim, o algoritmo k-modes seria mais adequado para este conjunto de dados, visto que este contém várias variáveis categóricas, como "emprego", "estado civil" e "escolaridade".

Isto acontece porque, ao contrário do k-means, que se baseia na distância euclidiana e é mais indicado para variáveis numéricas contínuas, o k-modes utiliza a distância de correspondência para calcular similaridades, o que permite uma análise mais precisa de dados categóricos.

Note-se também que o k-modes é uma adaptação do k-means, desenvolvida concretamente para lidar com dados categóricos: em vez de minimizar a distância quadrática, o k-modes minimiza o número de discrepâncias entre categorias dentro de cada cluster. Assim, os clusters formados pelo k-modes são definidos com base nas categorias mais frequentes, o que facilita a interpretação e dispensa a transformação das variáveis categóricas em *dummies*.

Resumindo, o k-modes gera clusters mais representativos e proporciona interpretações mais intuitivas para dados puramente categóricos.

2)

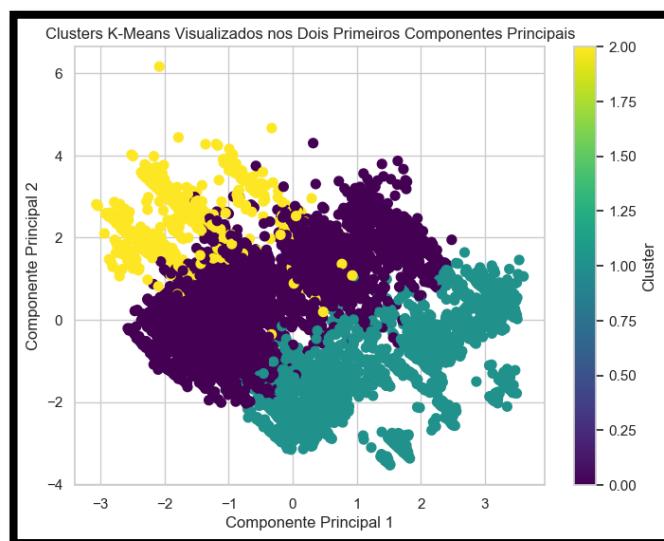
a)

Variância explicada pelo primeiro componente principal: 11.679%

Variância explicada pelo segundo componente principal: 11.076%

Variância total explicada pelos dois primeiros componentes: 22.755%

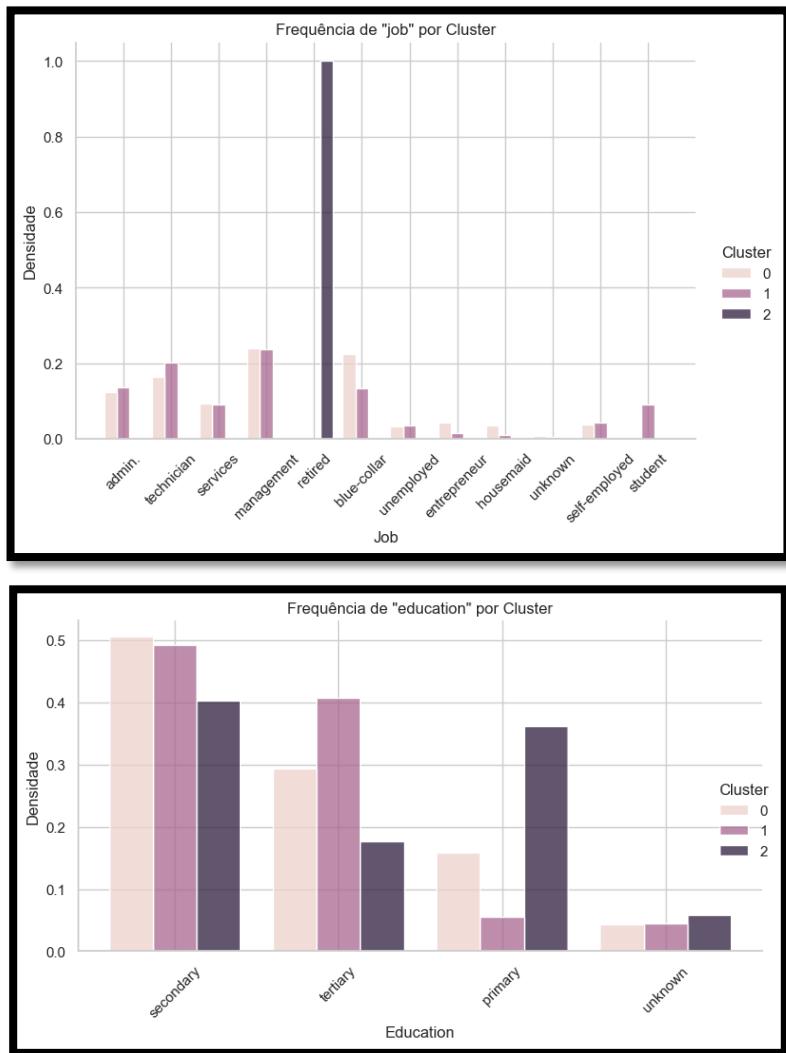
b) Gráfico obtido:



O gráfico de dispersão do clustering com k-means para $k = 3$, projetado nos dois primeiros componentes principais, mostra alguma separação, especialmente entre os clusters amarelo (2) e verde (1).

No entanto, há uma sobreposição significativa entre os clusters roxo (0) e verde (1), e uma outra sobreposição, embora bastante menor, entre os clusters roxo (0) e amarelo (2), o que indica que estes clusters não se conseguem distinguir, respetivamente, a 100% entre si.

Esta sobreposição sugere, portanto, que poderiam ser necessários mais componentes principais, uma análise em dimensões superiores para separar melhor os clusters, ou ainda que a estrutura dos dados não suporta completamente três clusters distintos nestas dimensões.

c) Gráficos obtidos:


A distribuição de trabalho e educação entre os clusters sugere demografias distintas:

- O Cluster 2 é composto principalmente por indivíduos reformados (“retired”) com níveis de educação mais baixos (valores de “secondary” e “primary” mais elevados do que “tertiary”), o que indica que se trata de uma população mais velha;
- O Cluster 1 apresenta, em comparação, uma maior proporção de pessoas com níveis de educação mais elevados (“tertiary” com valores muito superiores) em funções profissionais, como técnicos (“technician”) e trabalhadores administrativos (“admin.”), de serviços (“services”) e de gestão (“management”), pelo que provavelmente representam uma população mais jovem com um melhor nível de educação e que ainda se encontra no mercado de trabalho;
- O Cluster 0 apresenta uma maior diversidade em termos de educação (sendo os valores mais altos os de “secondary”, seguidos de “tertiary” e “primary”), e apresenta também profissões muito variadas, com destaque para as funções de gestão (“management”) e de “blue-collar”, que têm os valores mais elevados.

END