

Resolução da Prova 2

Questão 1, item a)

Temos que $\mathcal{E}(\mathbf{Y}) = \mathcal{E}(V^{-1})\mathcal{E}(\mathbf{X}) = \mu\mu_X$

$$\begin{aligned}\text{cov}(\mathbf{Y}) &= \mathbb{E}(\mathbf{Y}\mathbf{Y}') - \mathbb{E}(\mathbf{Y})\mathbb{E}(\mathbf{Y})' = \mathbb{E}\left(\frac{1}{V}\mathbf{X}\mathbf{X}'\frac{1}{V}\right) - \mathbb{E}\left(\frac{1}{V}\mathbf{X}\right)\mathbb{E}\left(\frac{1}{V}\mathbf{X}\right)' \\ &\stackrel{ind}{=} \mathbb{E}\left(\frac{1}{V^2}\right)\mathbb{E}(\mathbf{X}\mathbf{X}') - \mathbb{E}^2\left(\frac{1}{V}\right)\mathbb{E}(\mathbf{X})\mathbb{E}(\mathbf{X})',\end{aligned}$$

em que na última igualdade usamos a suposição de independência entre \mathbf{X} e V . Como

$$\mathbb{E}(V^{-2}) = \text{var}(V^{-1}) + \mathbb{E}^2(V^{-1}) = \sigma^2 + \mu^2$$

e

$$\mathbb{E}(\mathbf{X}\mathbf{X}') = \text{cov}(\mathbf{X}) + \mathbb{E}(\mathbf{X})\mathbb{E}(\mathbf{X})' = \Sigma + \mu_X\mu_X',$$

segue que

$$\text{cov}(\mathbf{Y}) = (\sigma^2 + \mu^2)(\Sigma + \mu_X\mu_X') - \mu^2\mu_X\mu_X' = (\sigma^2 + \mu^2)\Sigma + \sigma^2\mu_X\mu_X'.$$

Questão 1, item b)

Sejam $\mathbf{X} \sim N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ e $V \sim \text{gama}(\nu/2, \nu/2)$, com \mathbf{X} e V independentes. Então, pelo item 2 do formulário, $\mathbf{Y} = \frac{1}{\sqrt{V}}\mathbf{X} + \mu$ tem distribuição t de Student p-variada. Assim, temos que:

$$\mathbb{E}(\mathbf{Y}) = \mathbb{E}\left(\frac{1}{\sqrt{V}}\mathbf{X} + \mu\right) \stackrel{ind}{=} \mathbb{E}(V^{-1/2})\underbrace{\mathbb{E}(\mathbf{X})}_{=\mathbf{0}} + \mu = \mu,$$

e pelos resultados do item anterior e do item 2 do formulário seguem que

$$\begin{aligned}\text{cov}(\mathbf{Y}) &= \text{cov}(V^{-1/2}\mathbf{X} + \mu) = \text{cov}(V^{-1/2}\mathbf{X}) = [\text{var}(V^{-1/2}) + \mathbb{E}^2(V^{-1/2})]\Sigma \\ &= \mathbb{E}(V^{-1})\Sigma = \frac{\nu}{\nu - 2}\Sigma.\end{aligned}$$

Questão 1), item c) (usar até a metade da folha)

Sejam $\mathbf{X} \sim t_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \nu)$ e $\mathbf{a}_{(p \times 1)} \in \mathbb{R}^p$ não aleatório. Então, vemos pelo item 2 do formulário que \mathbf{X} pode ser representado como

$$\mathbf{X} = \frac{1}{\sqrt{V}} \mathbf{W} + \boldsymbol{\mu}, \quad \mathbf{W} \sim N_p(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}), \quad V \sim \text{Gama}(\nu/2, \nu/2), \quad \mathbf{W} \perp V.$$

Logo

$$Y = \mathbf{a}\mathbf{X} = \frac{1}{\sqrt{V}} \mathbf{a}\mathbf{W} + \mathbf{a}\boldsymbol{\mu},$$

e do item 1 do formulário segue que $\mathbf{a}\mathbf{W} \sim N_1(0, \mathbf{a}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a}')$, com $\mathbf{a}\boldsymbol{\mu}$ sendo um escalar. Logo, $Y \sim t_1(\mathbf{a}\boldsymbol{\mu}, \mathbf{a}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a}', \nu)$.

Questão 2), item a)

Faltou dizer que a distribuição conjunta de $(\mathbf{F}, \boldsymbol{\xi})$ era normal $p + q$ variada e dar uma folha a mais de espaço (mas isto fora considerado na correção).

Questão 2)

Vamos usar os itens 1) e 3) do formulário. Além disso, podemos definir, pela estrutura do problema, a seguinte relação:

$$\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{F} \\ \boldsymbol{\xi} \end{bmatrix}$$

Por outro lado, temos que:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{F} \\ \boldsymbol{\xi} \end{bmatrix} \sim N_{(q+p)} \left[\begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Omega} & \boldsymbol{\Sigma} \\ \boldsymbol{\Sigma}' & \boldsymbol{\Psi} \end{pmatrix} \right]$$

Assim,

$$\mathcal{E}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) = \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathcal{E}(\mathbf{F}) \\ \mathcal{E}(\boldsymbol{\xi}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \mathbf{0}$$

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) &= \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \text{Cov} \begin{bmatrix} \mathbf{F} \\ \boldsymbol{\xi} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{L}' \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Omega} & \boldsymbol{\Sigma} \\ \boldsymbol{\Sigma}' & \boldsymbol{\Psi} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{L}' \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \\ &= (\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\Sigma}' \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi}) \begin{bmatrix} \mathbf{L}' \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} = (\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi}) = \boldsymbol{\Sigma}_X \end{aligned}$$

Assim, $\mathbf{X} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}_X)$. Por outro lado, Temos que:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X} - \boldsymbol{\mu} \\ \mathbf{F} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{F} \\ \boldsymbol{\xi} \end{bmatrix}$$

Portanto,

$$\begin{bmatrix} \mathcal{E}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) \\ \mathcal{E}(\mathbf{F}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathcal{E}(\mathbf{F}) \\ \mathcal{E}(\boldsymbol{\xi}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
Cov \begin{bmatrix} \mathbf{X} - \boldsymbol{\mu} \\ \mathbf{F} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} Cov \begin{bmatrix} \mathbf{F} \\ \boldsymbol{\xi} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{L}' & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Omega} & \boldsymbol{\Sigma} \\ \boldsymbol{\Sigma}' & \boldsymbol{\Psi} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{L}' & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} \mathbf{L}\boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\Sigma}' & \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi} \\ \boldsymbol{\Omega} & \boldsymbol{\Sigma} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{L}' & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} \mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi} & \mathbf{L}\boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\Sigma}' \\ \boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma} & \boldsymbol{\Omega} \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Portanto

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{F} \end{bmatrix} \sim N_{(p+q)} \left[\begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi} & \mathbf{L}\boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\Sigma}' \\ \boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma} & \boldsymbol{\Omega} \end{pmatrix} \right]$$

Desta forma:

$$\mathbf{X}|\mathbf{F} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}^*, \boldsymbol{\Sigma}^*) \text{ e } \mathbf{F}|\mathbf{X} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}^{**}, \boldsymbol{\Sigma}^{**})$$

em que

$$\boldsymbol{\mu}^* = \boldsymbol{\mu} + (\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\Sigma}')\boldsymbol{\Omega}^{-1}\mathbf{f} = \boldsymbol{\mu} + (\mathbf{L} + \boldsymbol{\Sigma}'\boldsymbol{\Omega}^{-1})\mathbf{f}$$

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\Sigma}^* &= (\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi}) - (\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\Sigma}')\boldsymbol{\Omega}^{-1}(\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}) \\
&= (\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi}) - (\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\boldsymbol{\Omega}^{-1}\boldsymbol{\Sigma}) \\
&= \boldsymbol{\Psi} - \boldsymbol{\Sigma}'\boldsymbol{\Omega}^{-1}\boldsymbol{\Sigma}
\end{aligned}$$

$$\boldsymbol{\mu}^{**} = (\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma})(\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi})^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$$

$$\boldsymbol{\Sigma}^{**} = \boldsymbol{\Omega} - (\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma})(\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi})^{-1}(\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\Sigma}')$$

Questão 2), item b)

Temos que $\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu} \sim N_p(\mathbf{0}, \mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi})$. Então
 $\mathcal{E}(\mathbf{F}_1) = (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathcal{E}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{0}$. Analogamente,
 $\mathcal{E}(\mathbf{F}_2) = \mathbf{L}'(\mathbf{L}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Psi})^{-1} \mathcal{E}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{0}$. Por outro lado,

$$\begin{aligned}
Cov(\mathbf{F}_1) &= (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1} (\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi}) \boldsymbol{\Psi}^{-1} \mathbf{L} (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \\
&= \left((\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1} \mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1} \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' \right. \\
&\quad \left. + (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1} \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1} \boldsymbol{\Psi} \right) \boldsymbol{\Psi}^{-1} \mathbf{L} (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \\
&= \left(\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1} \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma} + (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}' \right) \boldsymbol{\Psi}^{-1} \mathbf{L} (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \\
&= \boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L} (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} + (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1} \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L} (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \\
&\quad + \boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L} (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} + (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L} (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \\
&= \boldsymbol{\Omega} + (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1} \boldsymbol{\Sigma}' + \boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L} (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1} + (\mathbf{L}'\boldsymbol{\Psi}^{-1}\mathbf{L})^{-1}
\end{aligned}$$

$$Cov(\mathbf{F}_2) = \mathbf{L}'(\mathbf{L}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Psi})^{-1} (\mathbf{L}\boldsymbol{\Omega}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Sigma}'\mathbf{L}' + \mathbf{L}\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Psi}) (\mathbf{L}\mathbf{L}' + \boldsymbol{\Psi})^{-1} \mathbf{L}$$

Questão 3), item a)

A distribuição marginal de X é obtida somando as probabilidades nas colunas, resultando em

x	0	1
$P(X = x)$	$p_1 + p_3$	$p_2 + p_4$

enquanto a distribuição marginal de Y é obtida somando as probabilidades nas linhas, o que fornece

y	0	1
$P(Y = y)$	$p_1 + p_2$	$p_3 + p_4$

Temos que $X \sim \text{Bern}(p_2 + p_4)$ e $Y \sim \text{Bern}(p_3 + p_4)$.

A distribuição condicional de $X|Y = 0$ é

x	0	1
$P(X = x Y = 0)$	$\frac{p_1}{p_1+p_2}$	$\frac{p_2}{p_1+p_2}$

ou seja, $X|Y = 0 \sim \text{Bern}(p_2/\{p_1 + p_2\})$. A distribuição condicional de $X|Y = 1$ é

x	0	1
$P(X = x Y = 1)$	$\frac{p_3}{p_3+p_4}$	$\frac{p_4}{p_3+p_4}$

ou seja, $X|Y = 1 \sim \text{Bern}(p_4/\{p_3 + p_4\})$. A distribuição condicional de $Y|X = 0$ é

y	0	1
$P(Y = y X = 0)$	$\frac{p_1}{p_1+p_3}$	$\frac{p_3}{p_1+p_3}$

ou seja, $Y|X = 0 \sim \text{Bern}(p_3/\{p_1 + p_3\})$. A distribuição condicional de $Y|X = 1$ é

y	0	1
$P(Y = y X = 1)$	$\frac{p_2}{p_2+p_4}$	$\frac{p_4}{p_2+p_4}$

ou seja, $Y|X = 1 \sim \text{Bern}(p_4/\{p_2 + p_4\})$.

Segue então que

$$E(X) = E(X^2) = p_2 + p_4$$

$$\text{var}(X) = p_2 + p_4 - (p_2 + p_4)^2 = (p_2 + p_4)(1 - p_2 - p_4) = (p_2 + p_4)(p_1 + p_3)$$

$$E(Y) = E(Y^2) = p_3 + p_4$$

$$\text{var}(Y) = (p_3 + p_4)(1 - p_3 - p_4) = (p_3 + p_4)(p_1 + p_2)$$

$$E(XY) = p_4$$

$$\text{cov}(X, Y) = p_4 - (p_2 + p_4)(p_3 + p_4)$$

$$\text{cor}(X, Y) = \frac{p_4 - (p_2 + p_4)(p_3 + p_4)}{\sqrt{(p_2 + p_4)(p_1 + p_3)(p_3 + p_4)(p_1 + p_2)}}$$

Como os valores de p_1 , p_2 , p_3 e p_4 são arbitrários (salvo as devidas condições no enunciado da questão), X e Y não são necessariamente independentes. Essas variáveis aleatórias serão independentes quando tais valores satisfizerem $P(X = x, Y = y) = P(X = x)P(Y = y)$ para quaisquer $x, y \in \{0, 1\}$.

Questão 3), item b)

Uma maneira de tomar os valores de p_1 , p_2 , p_3 e p_4 de forma que X e Y sejam independentes é a seguinte

$y \backslash x$	0	1	$P(X = x)$
0	1/4	1/4	1/2
1	1/4	1/4	1/2
$P(Y = y)$	1/2	1/2	1

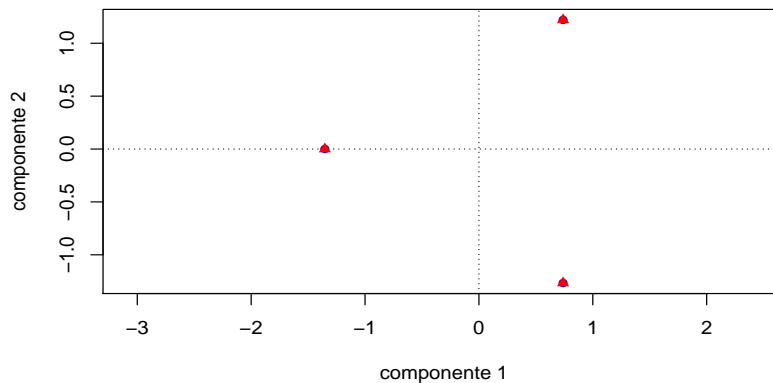
em que podemos notar que $P(X = x, Y = y) = P(X = x)P(Y = y) = 1/4$ para quaisquer valores de $x, y \in \{0, 1\}$, ou seja, X e Y são independentes.

Questão 3), item c)

Considere o quadro abaixo

$y \backslash x$	0	1	2	$P(X = x)$
0	p_1	0	0	p_1
1	0	p_2	0	p_2
2	0	0	p_3	p_3
$P(Y = y)$	p_1	p_2	p_3	1

Vemos que X e Y tem a mesma distribuição marginal. Logo, os perfis das linhas e das colunas da matriz de correspondência $\mathbf{P} = \text{diag}\{p_1, p_2, p_3\}$ serão iguais. Com isso, o biplot para esses dados terá os pontos sobrepostos, como na figura abaixo (triângulo vermelho sobre um círculo azul), uma vez que a igualdade nos perfis das linhas e colunas faz com que os dois primeiros componentes na análise de correspondência sejam iguais.



Questão 4), item a)

Temos que \mathbf{X}_i , $i = 1, 2$, pode ser representado como

$$\mathbf{X}_i = \frac{1}{\sqrt{V_i}} \mathbf{W}_i + \boldsymbol{\mu}_i, \quad \mathbf{W}_i \sim N_p(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}), \quad V_i \sim \text{Gama}(\nu_i/2, \nu_i/2), \quad \mathbf{W}_i \perp V_i.$$

Logo

$$\begin{aligned} Y_i &= (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{X}_i = (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \left(\frac{1}{\sqrt{V_i}} \mathbf{W}_i + \boldsymbol{\mu}_i \right) \\ &= (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \frac{1}{\sqrt{V_i}} \mathbf{W}_i + (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_i, \end{aligned}$$

e usando o resultado da questão 1(c) com $\mathbf{a} = (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1}$, temos que

$$Y_i \sim t_1((\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_i, (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2), \nu_i).$$

Questão 4), item b)

Usando o item 1 do formulário obtemos que Y_i tem distribuição normal univariada com média

$$\mu_{Y_i} = (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_i$$

e variância

$$(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2) = (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2) = \Delta^2,$$

isto é, $Y_i \sim N_1(\mu_{Y_i}, \Delta^2)$.

Questão 4), item c)

- Para $\boldsymbol{\Sigma}$ fixo, temos que $\Delta \rightarrow \infty$ quando algum componente da diferença $\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2 = (\mu_{11} - \mu_{12}, \dots, \mu_{p1} - \mu_{p2})'$ diverge, isto é, $|\mu_{i1} - \mu_{i2}| \rightarrow \infty$ para pelo menos um $i = 1, \dots, p$.
- Nesse caso, o $PTCI = \Phi(-\Delta/2)$ tende a zero, o que significa que a AD passa a ter uma probabilidade de classificação incorreta tendendo a zero.
- Tal situação indica que quanto mais diferentes forem as médias das duas populações, menor será a probabilidade de classificação incorreta.