

## PARTE (A)

$$\text{P.D. } \Lambda = \frac{|S|^{n/2}}{\prod_{i=1}^p s_{ii}^{n/2}} = |R|^{n/2}$$

$\Sigma$  es diagonal.

• Para una muestra de "n" observaciones  $x_1, \dots, x_n$  de una distribución normal multivariada  $N(\mu, \Sigma)$  sabemos que:

$$L(\mu, \Sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (x_i - \mu)\right)$$

• Bajo la hipótesis nula  $H_0: \Sigma$  es diagonal

$\Sigma_0 = \text{diag}(\sigma_{11}, \dots, \sigma_{pp})$  con  $\sigma_{ij} = 0$  para  $i \neq j$

$$L(\mu, \Sigma_0) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma_0|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x_i - \mu)^T \Sigma_0^{-1} (x_i - \mu)\right)$$

• Obtenemos la razón de verosimilitud  $\Lambda$ :

$$\begin{aligned} \Lambda &= \frac{\prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^p \frac{1}{\sqrt{2\pi s_{jj}}} \exp\left(-\frac{(x_{ji} - \bar{x}_j)^2}{2s_{jj}}\right)}{(2\pi)^{-np/2} |S|^{-n/2}} \\ &= \frac{(2\pi)^{-np/2} \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^p (s_{jj})^{-1/2} \exp\left(-\frac{ns_{jj}}{2s_{jj}}\right)}{(2\pi)^{-np/2} |S|^{-n/2}} \end{aligned}$$

• Simplificando la suma y eliminando la constante

$$\Lambda = \frac{|S|^{n/2}}{\left(\prod_{i=1}^p s_{ii}\right)^{n/2}} = \left(\frac{|S|}{\prod_{i=1}^p s_{ii}}\right)^{n/2}$$

• Y entonces  $\Lambda = |R|^{n/2}$

• El estadístico de prueba se obtiene como:

$$-2 \ln(\Lambda) \sim \chi_{p(p-1)/2}^2$$

Si el valor de  $-2 \ln(\Lambda)$  es mayor que el valor crítico de la distribución  $\chi^2$  para un nivel de significancia, rechazamos  $H_0$ .

## PARTE (B)

•  $H_0: \Sigma = \sigma^2 \mathbf{I}$  vs.  $H_1: \Sigma \neq \sigma^2 \mathbf{I}$

↳  $\mathbf{I}$  es la matriz identidad de dimensión  $p \times p$ .

$$L(\mu, \Sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (x_i - \mu)\right)$$

↳ Bajo  $H_0: |\Sigma| = (\sigma^2)^p = \sigma^{2p}$ ,  $\Sigma^{-1} = \frac{1}{\sigma^2} \mathbf{I}$

• Maximización de la verosimilitud, bajo  $H_0$ :

$$\begin{aligned} \text{↳ Usamos la estimación sugerida: } \hat{\sigma}^2 &= \frac{1}{np} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^T (x_i - \bar{x}) \\ &= \text{tr}(S)/p \end{aligned}$$

• Maximización bajo el modelo general:

$$\text{↳ } L(\hat{\mu}, S) = \frac{1}{(2\pi)^{np/2} |S|^{n/2}} \exp\left(-\frac{n}{2}\right)$$

• Razón de verosimilitud:

$$\begin{aligned} \Lambda &= \frac{\max_{\mu, \sigma^2} L(\mu, \sigma^2 \mathbf{I})}{\max_{\mu, \Sigma} L(\mu, \Sigma)} \\ &= \frac{\left(\frac{1}{(2\pi)^{p/2} (\hat{\sigma}^2)^{p/2}}\right)^n \exp\left(-\frac{np}{2}\right)}{\frac{1}{(2\pi)^{np/2} |S|^{n/2}} \exp\left(-\frac{n}{2}\right)} \\ &= \frac{(\hat{\sigma}^2)^{-np/2} \exp(-np/2)}{|S|^{-n/2} \exp(-n/2)} \\ &= \left(\frac{(\hat{\sigma}^2)^p}{|S|}\right)^{n/2} = \left(\frac{[\text{tr}(S)/p]^p}{|S|}\right)^{n/2} \end{aligned}$$

• La media geométrica de los valores  $\hat{\lambda}_i$  es  $S$

$$\text{↳ } S = \left(\prod_{i=1}^p \hat{\lambda}_i\right)^{1/p}$$

↳ media aritmética  $\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \hat{\lambda}_i$

$$\text{• Por lo tanto, } \Lambda = \left(\frac{\prod_{i=1}^p \hat{\lambda}_i}{\left(\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \hat{\lambda}_i\right)^p}\right)^{n/2}$$

• Y, su estadístico de prueba es  $-2 \ln(\Lambda) \sim \chi_{(p+1)(p-1)/2}^2$