

1. Considere la descomposición espectral de $\mathbf{A} = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^\top$. De este modo,

$$\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X} = \mathbf{Y}^\top \mathbf{P} \mathbf{\Lambda} \mathbf{P}^\top \mathbf{Y} = \mathbf{Y}^\top \mathbf{\Lambda} \mathbf{Y} = \sum_{i=1}^n \lambda_i Y_i^2,$$

con $\mathbf{Y} = \mathbf{P}^\top \mathbf{X} \sim \mathcal{N}_n(\mathbf{0}, \mathbf{I})$. De ahí que Y_1^2, \dots, Y_n^2 son variables IID con distribución chi-cuadrado con 1 grado de libertad y por tanto $\text{var}(Y_i^2) = 2$. Esto permite escribir,

$$\text{var}(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}) = \text{var}\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i Y_i^2\right) = \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \text{var}(Y_i^2) = 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 = 2 \text{tr}(\mathbf{\Lambda}^2) = 2 \text{tr}(\mathbf{A}^2).$$

2. Tenemos

$$\log f(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}) = -\frac{1}{2} \log |\boldsymbol{\Sigma}| + \log g(u),$$

con $u = (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$. De este modo,

$$\mathrm{d}_\mu \log f(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}) = \frac{g'(u)}{g(u)} \mathrm{d}_\mu u = -2 \frac{g'(u)}{g(u)} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathrm{d} \boldsymbol{\mu}.$$

Sea $W_g(u) = -2g'(u)/g(u)$, podemos escribir la derivada de $\log f(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu})$ con relación a $\boldsymbol{\mu}$ como:

$$\dot{\ell}(\boldsymbol{\mu}) = \frac{\partial \log f(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu})}{\partial \boldsymbol{\mu}} = W_g(u) \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}).$$

Usando la representación estocástica de un vector aleatorio elíptico, podemos escribir:

$$\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu} \stackrel{\text{d}}{=} \mathbf{R} \mathbf{B} \mathbf{U}, \quad \text{y} \quad W_g(u) \stackrel{\text{d}}{=} W_g(R^2),$$

donde $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{B} \mathbf{B}^\top$, R es variable aleatoria positiva y $\mathbf{U} \sim \mathcal{U}(\mathcal{S}_p)$. Es decir,

$$\dot{\ell}(\boldsymbol{\mu}) = W_g(R^2) \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{R} \mathbf{B} \mathbf{U}.$$

Es fácil notar que $\mathbb{E}\{\dot{\ell}(\boldsymbol{\mu})\} = \mathbf{0}$. Así, la matriz de covarianza que se desea calcular puede ser obtenida mediante,

$$\text{Cov}(\dot{\ell}(\boldsymbol{\mu})) = \mathbb{E}\{\dot{\ell}(\boldsymbol{\mu}) \dot{\ell}^\top(\boldsymbol{\mu})\} = \mathbb{E}\{W_g^2(R^2) R^2 \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{B} \mathbf{U} \mathbf{U}^\top \mathbf{B}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\},$$

por la independencia entre R y \mathbf{U} , lleva a escribir

$$\text{Cov}(\dot{\ell}(\boldsymbol{\mu})) = \mathbb{E}\{W_g^2(R^2) R^2\} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{B} \mathbb{E}(\mathbf{U} \mathbf{U}^\top) \mathbf{B}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}.$$

Sabemos que $\text{Cov}(\mathbf{U}) = \frac{1}{p} \mathbf{I}_p$, luego

$$\text{Cov}(\dot{\ell}(\boldsymbol{\mu})) = \frac{1}{p} \mathbb{E}\{W_g^2(R^2) R^2\} \boldsymbol{\Sigma}^{-1},$$

pues $\mathbf{B} \mathbf{B}^\top = \boldsymbol{\Sigma}$.

3.a. Podemos notar que

$$\mathbf{Gb} - \mathbf{g} \sim N_q(\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{g}, \sigma^2 \mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top).$$

Como $\sigma^{-2}[\mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top]^{-1} \text{Cov}(\mathbf{Gb} - \mathbf{g}) = \mathbf{I}_q$, sigue que $Q_1 \sim \chi^2(q, \lambda_1)$, donde

$$\lambda_1 = \frac{1}{2\sigma^2}(\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{g})^\top [\mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top]^{-1} (\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{g}).$$

Por otro lado,

$$Q_2 = \frac{\mathbf{e}^\top \mathbf{e}}{\sigma^2} = \frac{\boldsymbol{\epsilon}^\top \mathbf{M} \boldsymbol{\epsilon}}{\sigma^2} \sim \chi^2(n - p),$$

pues \mathbf{M} es matriz idempotente y el parámetro de no centralidad es 0.

3.b. Tenemos,

$$\begin{aligned} \mathbf{Gb} - \mathbf{g} &= \mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} - \mathbf{g} = \mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top (\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}) - \mathbf{g} \\ &= \mathbf{G}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \boldsymbol{\epsilon} - \mathbf{g}, \end{aligned}$$

como $\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{g}$, el resultado sigue.

3.c. Usando el resultado en **3.b.**, podemos escribir Q_1 como:

$$Q_1 = \frac{\boldsymbol{\epsilon}^\top \mathbf{X}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top [\mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top]^{-1} \mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \boldsymbol{\epsilon}}{\sigma^2}.$$

En este caso Q_1 y $Q_2 = \boldsymbol{\epsilon}^\top \mathbf{M} \boldsymbol{\epsilon} / \sigma^2$ son independientes pues $\mathbf{X}^\top \mathbf{M} = \mathbf{0}$.