1. Tenemos

$$f(x; \lambda, \beta) = \exp(\lambda \log x - \beta x - \log \Gamma(\lambda) + \lambda \log \beta) x^{-1} I_{(0,\infty)}(x).$$

Es decir, X pertenece a la FE 2-paramétrica con $T_1(X) = \log X$, $T_2(X) = -X$,

$$b(\boldsymbol{\theta}) = \log \Gamma(\lambda) - \lambda \log \beta, \qquad h(x) = \frac{1}{x} I_{(0,\infty)}(x).$$

Aquí $\eta(\boldsymbol{\theta}) = (\lambda, \beta)^{\top}$ y $\Theta = (0, +\infty) \times (0, +\infty)$. Sabemos que

$$\mathsf{E}(\boldsymbol{T}) = \begin{pmatrix} \partial b(\boldsymbol{\theta})/\partial \lambda \\ \partial b(\boldsymbol{\theta})/\partial \beta \end{pmatrix}, \qquad \mathsf{Cov}(\boldsymbol{T}) = \begin{pmatrix} \partial^2 b(\boldsymbol{\theta})/\partial \lambda^2 & \partial^2 b(\boldsymbol{\theta})/\partial \lambda \partial \beta \\ \partial^2 b(\boldsymbol{\theta})/\partial \beta \partial \lambda & \partial^2 b(\boldsymbol{\theta})/\partial \beta^2 \end{pmatrix}.$$

Es fácil notar que

$$\frac{\partial b(\boldsymbol{\theta})}{\partial \lambda} = \frac{\partial \log \Gamma(\lambda)}{\partial \lambda} - \log \beta = \psi(\lambda) - \log \beta, \qquad \frac{\partial b(\boldsymbol{\theta})}{\partial \beta} = -\frac{\lambda}{\beta},$$

con $\psi(z) = \operatorname{d} \log \Gamma(z) / \operatorname{d} z = \Gamma'(z) / \Gamma(z)$ la función digama. Además,

$$\frac{\partial^2 b(\boldsymbol{\theta})}{\partial \lambda^2} = \psi'(\lambda), \qquad \frac{\partial^2 b(\boldsymbol{\theta})}{\partial \beta \partial \lambda} = -\frac{1}{\beta}, \qquad \frac{\partial^2 b(\boldsymbol{\theta})}{\partial \beta^2} = \frac{\lambda}{\beta^2}.$$

Finalmente obtenemos,

$$\mathsf{E}(\boldsymbol{T}) = \begin{pmatrix} \psi(\lambda) - \log \beta \\ -\lambda/\beta \end{pmatrix}, \qquad \mathsf{Cov}(\boldsymbol{T}) = \begin{pmatrix} \psi'(\lambda) & -1/\beta \\ -1/\beta & \lambda/\beta^2 \end{pmatrix}.$$

2. Es fácil notar que la densidad conjunta de $\boldsymbol{X}=(X_1,\ldots,X_n)^{\top}$ es dada por:

$$f(\mathbf{x}) = f(x_1) \cdot f(x_2) \cdots f(x_n) = f(x_{(1)}) \cdot f(x_{(2)}) \cdots f(x_{(n)}),$$

de ahí que $T(X) = (X_{(1)}, \dots, X_{(n)})^{\top}$ es estadística suficiente.

3. Para que la densidad sea no nula debemos tener $X_i > \theta$ para $i = 1, \dots, n$. Es decir, se debe satisfacer que

$$X_{(1)} = \min\{X_1, \dots, X_n\} > \theta,$$

lo que lleva a escribir

$$p(x; \theta) = c^n(\theta)I\{x_{(1)} > \theta\} \prod_{i=1}^n g(x_i).$$

Usando el teorema de factorización de Fisher-Neyman sigue que $X_{(1)}$ es suficiente.

4. Tenemos

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

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

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

Sea $W_g(u) = -2g'(u)/g(u)$, podemos escribir el vector score (para una única observación) como:

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

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

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

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

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

Así, la matriz de información de Fisher (para una única observación) es dada por

$$\boldsymbol{\mathcal{F}}_1(\boldsymbol{\mu}) = \mathsf{Cov}(\dot{\ell}(\boldsymbol{\mu})) = \mathsf{E}\{\dot{\ell}(\boldsymbol{\mu})\dot{\ell}^{\intercal}(\boldsymbol{\mu})\} = \mathsf{E}\{W_q^2(R^2)R^2\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{B}\boldsymbol{U}\boldsymbol{U}^{\intercal}\boldsymbol{B}^{\intercal}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\},$$

por la independencia entre R y U, lleva a escribir

$$\boldsymbol{\mathcal{F}}_1(\boldsymbol{\mu}) = \mathrm{E}\{W_q^2(R^2)R^2\}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{B}\,\mathrm{E}(\boldsymbol{U}\boldsymbol{U}^\top)\boldsymbol{B}^\top\boldsymbol{\Sigma}^{-1}.$$

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

$$\mathcal{F}_1(\boldsymbol{\mu}) = \frac{1}{p} \operatorname{E}\{W_g^2(R^2)R^2\} \boldsymbol{\Sigma}^{-1},$$

pues $BB^{\top} = \Sigma$. Finalmente,

$$\mathcal{F}_n(\boldsymbol{\mu}) = n\mathcal{F}_1(\boldsymbol{\mu}) = \frac{n}{p} \operatorname{E}\{W_g^2(R^2)R^2\}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}.$$