

Tarea 4, Probabilidad
Ejercicio 2

Integrantes: Ricardo Alberto Gloria Picazo, Rubén Pérez Palacios y Mercé Nachón Moreno

Demostración. (*Mercé Nachón Moreno*)

(a) Si \vec{X} es de dimensión d y $A \in M_{q \times d}$, entonces $\vec{X}A^t$ tiene dimensión q . Ahora tomemos $a \in \mathbb{R}^q$ tal que

$$\begin{aligned}(\vec{X}A^t)a^t &= \vec{X}(A^t a^t) \\ &= \vec{X}(aA)^t.\end{aligned}$$

Llamemos $b^t = (aA)^t \in \mathbb{R}^d$ a modo que

$$\vec{X}b^t \sim N(\vec{\mu}b^t, b\Sigma b^t),$$

es decir

$$(\vec{X}A^t)a^t \sim N((\vec{\mu}A^t)a^t, a(A\Sigma A^t)a^t).$$

Se sigue por la Definición 9.3:

$$\vec{X}A^t \sim N_q(\vec{\mu}A^t, A\Sigma A^t).$$

(b) Veamos que el producto de una matriz $B \in M_{n \times l}$ con su transpuesta es de la forma

$$BB^t = \sum_{k=1}^l \vec{b}_k \vec{b}_k^t, \quad (1)$$

donde \vec{b}_k es la k -ésima columna vector de A . Además es fácil ver que para $C \in B \in M_{l \times m}$

$$\begin{aligned} x &= \vec{b}^t \vec{c} \\ y &= \vec{c}^t \vec{b} = x^t = x \\ xy &= \vec{b}^t \vec{c} \vec{c}^t \vec{b} = x^2 \\ &= \left(\vec{b}^t \vec{c} \right)^2. \end{aligned}$$

El producto de inversas se define como

$$(BC)^{-1} = C^{-1}B^{-1}.$$

Para una matriz B resolvamos $B\vec{u} = \sigma\vec{u}$. Donde σ será un valor propio de la matriz y \vec{u} un vector propio. Cuando colocamos los vectores propios en una matriz U de tal forma que

$$\begin{aligned} BU &= U\Lambda \\ B &= U\Lambda U^{-1} \end{aligned}$$

donde Λ es la matriz diagonal de los valores propios λ_i . Para matrices simétricas U será una matriz ortogonal, es decir $U^{-1} = U^t$ y así

$$B = U\Lambda U^t.$$

Además si queremos $B = B^{1/2}B^{1/2}$ o B^{-1} , entonces

$$B^{1/2} = U\Lambda^{1/2}U^t$$

y

$$\begin{aligned} B^{-1} &= (U\Lambda U^{-1})^{-1} \\ &= (U^{-1})^{-1}\lambda^{-1}U^{-1} \\ &= U\lambda^{-1}U^{-1} \\ &= U\lambda^{-1}U^t, \end{aligned}$$

donde $\Lambda^{-1} = \Lambda$, por lo que $A^{-1} = A$.

Explicado lo anterior, notemos que siendo Σ una matriz simétrica de tamaño $d \times d$, podemos decir que es invertible, donde

$$\Sigma^{-1} = U\lambda^{-1}U^t$$

y por (1) llegamos a

$$\Sigma^{-1} = \sum_{k=1}^d \lambda_k^{-1} \vec{u}_k \vec{u}_k^t,$$

donde \vec{u}_k es el k -ésimo vector propio correspondiente a λ_k . De esta forma podemos decir que

$$\begin{aligned}
(\vec{X} - \vec{\mu})^t \Sigma^{-1} (\vec{X} - \vec{\mu}) &= (\vec{X} - \vec{\mu})^t \left(\sum_{k=1}^d \lambda_k^{-1} \vec{u}_k \vec{u}_k^t \right) (\vec{X} - \vec{\mu}) \\
&= \sum_{k=1}^d \lambda_k^{-1} (\vec{X} - \vec{\mu})^t \vec{u}_k \vec{u}_k^t (\vec{X} - \vec{\mu}) \\
&= \sum_{k=1}^d \lambda_k^{-1} \left(\vec{u}_k^t (\vec{X} - \vec{\mu}) \right)^2 \\
&= \sum_{k=1}^d \left(\lambda_k^{-1/2} \vec{u}_k^t (\vec{X} - \vec{\mu}) \right)^2 \\
&= \sum_{k=1}^d Y_k^2,
\end{aligned}$$

donde Y_k es una nueva variable basada en el vector \vec{X} . Podemos decir que $\vec{Z} = \vec{X} - \vec{\mu} \sim N(0, \Sigma)$, dado que por el Teorema 9.1 obtenemos que

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}[e^{i(\vec{X} - \vec{\mu})s^t}] &= e^{-i\vec{\mu}s^t} \mathbb{E}[e^{i\vec{X}s^t}] \\
&= e^{-i\vec{\mu}s^t} \left(e^{i\vec{\mu}s^t - \frac{1}{2}s\Sigma s^t} \right) \\
&= e^{-\frac{1}{2}s\Sigma s^t}.
\end{aligned}$$

Observemos ahora que

$$\sigma_k^{-1} e_k = \lambda_k^{-1/2} \vec{u}_k^t$$

siendo e_k el k -ésimo vector columna de la matriz identidad, tal que así por la proposición 9.3 numeral (1),

$$Y_k = \sigma_k^{-1} e_k Z = \frac{X_k - \mu_k}{\sigma} \sim N(0, 1).$$

Por último tendremos que $Y_k^2 \sim \Gamma(1/2, 1/2)$, y por la proposición 9.4,

$$(\vec{X} - \vec{\mu})^t \Sigma^{-1} (\vec{X} - \vec{\mu}) = \sum_{k=1}^d Y_k^2 \sim \chi_n.$$

(c) Sabemos que la densidad conjunta de \vec{X} se define como

$$f_{\vec{X}}(x_1, \dots, x_d) = \prod_{i=1}^d f_{X_i}(x_i),$$

tal que así para $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$, implementando lo obtenido en el inciso anterior, tendremos

$$\begin{aligned} f_{\vec{X}}(x_1, \dots, x_d) &= \prod_{i=1}^d \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2} \\ &= \left(\frac{1}{2\pi} \right)^{d/2} e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^d \left(\frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2} \prod_{i=1}^d \frac{1}{\frac{1}{\sigma_i} (e_i^t \Sigma e_i)} \\ &= \left(\frac{1}{2\pi} \right)^{d/2} \left(\frac{1}{|\Sigma|} \right)^{d/2} e^{-\frac{1}{2} (\vec{X} - \vec{\mu})^t \Sigma^{-1} (\vec{X} - \vec{\mu})}. \end{aligned}$$