

MAT-269: Sesión 4

Distribuciones matriciales II

Felipe Osorio

fosorios.mat.utfsm.cl

Departamento de Matemática, UTFSM



Definición 1 (Distribución Wishart)

Si $\mathbf{Q} = \mathbf{Z}^\top \mathbf{Z}$, donde la matriz $n \times p$ satisface que $\mathbf{Z} \sim N_{n,p}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n \otimes \boldsymbol{\Sigma})$. Entonces se dice que \mathbf{Q} tiene **distribución Wishart** con n grados de libertad y matriz de covarianza $\boldsymbol{\Sigma}$, en cuyo caso escribimos $\mathbf{Q} \sim W_p(n, \boldsymbol{\Sigma})$.

Observación:

Note que $\mathbf{Q} = \mathbf{Z}^\top \mathbf{Z}$, de ahí que podemos escribir la **matriz de covarianza muestral** \mathbf{S} como:

$$\mathbf{S} = \frac{1}{n-1} \mathbf{Q} = \frac{1}{n-1} \mathbf{Z}^\top \mathbf{Z} = \tilde{\mathbf{Z}}^\top \tilde{\mathbf{Z}},$$

donde

$$\tilde{\mathbf{Z}} = \frac{1}{\sqrt{n-1}} \mathbf{Z} \sim N_{n,p}\left(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n \otimes \frac{1}{n-1} \boldsymbol{\Sigma}\right).$$

Es decir,

$$\mathbf{S} \sim W_p\left(n, \frac{1}{n-1} \boldsymbol{\Sigma}\right).$$



Definición 2 (Densidad Wishart)

Sea \mathbf{A} matriz simétrica $k \times k$ y sea Σ matriz definida positiva $k \times k$. Si n es un entero tal que $n \geq k$. Entonces se dice que \mathbf{A} tiene **distribución Wishart** no singular con n grados de libertad. Si la densidad conjunta de los $k(k+1)/2$ elementos distintos de \mathbf{A} tienen densidad

$$f(\mathbf{A}) = \frac{1}{2^{nk} \Gamma_k(n/2)} |\Sigma|^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2} \operatorname{tr} \Sigma^{-1} \mathbf{A}\right) |\mathbf{A}|^{(n-k-1)/2},$$

donde

$$\Gamma_k(a) = \int_{\mathbf{A} > 0} e^{-\operatorname{tr} \mathbf{A}} |\mathbf{A}|^{a-(k+1)/2} d\mathbf{A},$$

es llamada **función gamma multivariada** y escribimos $\mathbf{A} \sim W_k(n, \Sigma)$.



Observación:

Suponga que z_1, \dots, z_n son vectores aleatorios IID desde $N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$. Entonces

$$\mathbf{A} = \sum_{i=1}^n z_i z_i^T \sim W_p(n, \Sigma).$$

Si $\Sigma > 0$ y $n \geq p$ entonces $\mathbf{A} > 0$ con probabilidad 1. Sino, por definición de \mathbf{A} , tendremos $\mathbf{A} \geq 0$ con probabilidad no nula de que $|\mathbf{A}| = 0$, en cuyo caso decimos que \mathbf{A} tiene **distribución Wishart singular**.



Resultado 1 (Función característica)

Si $\mathbf{A} \sim W_p(n, \mathbf{\Sigma})$ entonces la **función característica** de las $p(p+1)/2$ variables a_{ij} , $i, j = 1, \dots, p$ es:¹

$$\varphi(\mathbf{\Theta}) = \mathbb{E} \left\{ \exp \left(i \sum_{j \leq k}^p \theta_{jk} a_{jk} \right) \right\} = |\mathbf{I}_p - i\mathbf{\Gamma}\mathbf{\Sigma}|^{-n/2},$$

donde $\mathbf{\Gamma} = (\gamma_{ij})$, para $i, j = 1, \dots, p$ con $\gamma_{ij} = (1 + \delta_{ij})\theta_{ij}$ ($\mathbf{\Theta} = (\theta_{ij})$ es simétrica) y δ_{ij} es el delta de Kronecker

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j, \\ 0, & i \neq j. \end{cases}$$

¹Función característica de $\chi^2(n)$: $\varphi(t) = (1 - 2it)^{-n/2}$.



Demostración:

La función característica $\varphi(\Theta)$ puede ser escrita como

$$\begin{aligned}\varphi(\Theta) &= \mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \sum_{j,k=1}^p (1 + \delta_{jk}) \theta_{jk} a_{jk} \right) \right\} \\ &= \mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \text{tr} \mathbf{A} \mathbf{\Gamma} \right) \right\}.\end{aligned}$$

Considere los siguientes casos:

- (a) Suponga que n es un entero positivo. En este caso podemos escribir

$$\mathbf{A} = \mathbf{Z}^{\top} \mathbf{Z} = \sum_{j=1}^n \mathbf{z}_j \mathbf{z}_j^{\top}, \quad \mathbf{z}_j \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \mathbf{N}_p(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma}),$$

o bien $\mathbf{Z} \sim \mathbf{N}_{n,p}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n \otimes \mathbf{\Sigma})$, luego

$$\varphi(\Theta) = \mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \text{tr} \mathbf{Z}^{\top} \mathbf{Z} \mathbf{\Gamma} \right) \right\}.$$



$$\begin{aligned}\varphi(\Theta) &= \mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \operatorname{tr} \mathbf{Z}^\top \mathbf{Z} \Gamma \right) \right\} = \mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \operatorname{tr} \sum_{j=1}^n \mathbf{z}_j \mathbf{z}_j^\top \Gamma \right) \right\} \\ &= \mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \sum_{j=1}^n \operatorname{tr} \mathbf{z}_j \mathbf{z}_j^\top \Gamma \right) \right\} = \mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \sum_{j=1}^n \mathbf{z}_j^\top \Gamma \mathbf{z}_j \right) \right\} \\ &\stackrel{\text{IND}}{=} \prod_{j=1}^n \mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \mathbf{z}_j^\top \Gamma \mathbf{z}_j \right) \right\} \stackrel{\text{ID}}{=} \left(\mathbb{E} \left(\frac{i}{2} \mathbf{z}_1^\top \Gamma \mathbf{z}_1 \right) \right)^n.\end{aligned}$$

Haciendo $\mathbf{x} = \Sigma^{-1/2} \mathbf{z}_1$, tenemos $\mathbf{x} \sim N_p(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, y

$$\varphi(\Theta) = \left(\mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \mathbf{x}^\top \Sigma^{1/2} \Gamma \Sigma^{1/2} \mathbf{x} \right) \right\} \right)^n,$$

como $\Sigma^{1/2} \Gamma \Sigma^{1/2}$ es matriz simétrica, entonces existe una matriz ortogonal \mathbf{H} tal que

$$\mathbf{H} \Sigma^{1/2} \Gamma \Sigma^{1/2} \mathbf{H}^\top = \mathbf{\Lambda} = \operatorname{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_p),$$

con $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ los valores propios de $\Sigma^{1/2} \Gamma \Sigma^{1/2}$. Haciendo $\mathbf{u} = \mathbf{H} \mathbf{x}$, sigue que $\mathbf{u} \sim N_p(\mathbf{0}, \mathbf{I})$.



De este modo,

$$\begin{aligned}\varphi(\Theta) &= \left(\mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \mathbf{u}^\top \Lambda \mathbf{u} \right) \right\} \right)^n = \left(\mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \sum_{j=1}^p \lambda_j u_j^2 \right) \right\} \right)^n \\ &= \left(\prod_{j=1}^p \mathbb{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \lambda_j u_j^2 \right) \right\} \right)^n,\end{aligned}$$

como cada $u_j^2 \sim \chi^2(1)$ independientes, para $j = 1, \dots, p$. Tenemos

$$\varphi(\Theta) = \prod_{j=1}^p (1 - i\lambda_j)^{-n/2}.$$

Note que

$$\begin{aligned}\prod_{j=1}^p (1 - i\lambda_j) &= \det(\mathbf{I}_p - i\Lambda) = \det(\mathbf{I}_p - i\mathbf{H}\Sigma^{1/2}\Gamma\Sigma^{1/2}\mathbf{H}^\top) \\ &= \det(\mathbf{I}_p - i\Sigma^{1/2}\Gamma\Sigma^{1/2}) = \det(\mathbf{I}_p - i\Gamma\Sigma).\end{aligned}$$



- (b) Suponga que n es un real tal que $n > p - 1$. Entonces \mathbf{A} tiene densidad Wishart y por tanto,

$$\begin{aligned}\varphi(\Theta) &= \mathbf{E} \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \operatorname{tr} \mathbf{A} \Gamma \right) \right\} \\ &= \frac{1}{2^{np/2} \Gamma_p(n/2)} |\Sigma|^{-n/2} \int_{\mathbf{A} > 0} \exp \left\{ \operatorname{tr} \left(-\frac{1}{2} \mathbf{A} (\Sigma^{-1} - i\Gamma) \right) \right\} |\mathbf{A}|^{(n-p-1)/2} d\mathbf{A}\end{aligned}$$

Sabemos que

$$\int_{\mathbf{A} > 0} \exp \left\{ \operatorname{tr} \left(-\frac{1}{2} \Sigma^{-1} \mathbf{A} \right) \right\} |\mathbf{A}|^{a-(r+1)/2} d\mathbf{A} = \Gamma_r(a) |\Sigma|^{a/2} 2^{ra}.$$

De este modo,

$$\begin{aligned}\int_{\mathbf{A} > 0} \exp \left\{ \operatorname{tr} \left(-\frac{1}{2} \mathbf{A} (\Sigma^{-1} - i\Gamma) \right) \right\} |\mathbf{A}|^{(n-p-1)/2} d\mathbf{A} \\ = \Gamma_p(n/2) 2^{np/2} |(\Sigma^{-1} - i\Gamma)^{-1}|^{n/2}.\end{aligned}$$

Es decir,

$$\varphi(\Theta) = |\Sigma^{-1} - i\Gamma|^{-n/2} |\Sigma|^{-n/2} = |(\Sigma^{-1} - i\Gamma)\Sigma|^{-n/2} = |\mathbf{I} - i\Gamma\Sigma|^{-n/2},$$

como deseado.



Distribución Wishart

Observación:

Los **momentos de una matriz Wishart** \mathbf{A} pueden ser hallados desde la función característica mediante diferenciación. (Tarea)

Alternativamente podemos considerar $\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_n$ muestra aleatoria desde $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, es decir

$$E(\mathbf{y}_i) = \boldsymbol{\mu}, \quad \text{Cov}(\mathbf{y}_i) = \boldsymbol{\Sigma}, \quad i = 1, \dots, n.$$

Sabemos que

$$\mathbf{Q} = \sum_{i=1}^n (\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})(\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})^T = \sum_{i=1}^n (\mathbf{y}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{y}_i - \boldsymbol{\mu})^T - n(\bar{\mathbf{y}} - \boldsymbol{\mu})(\bar{\mathbf{y}} - \boldsymbol{\mu})^T,$$

como $\bar{\mathbf{y}} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}/n)$, tenemos que

$$\begin{aligned} E(\mathbf{Q}) &= \sum_{i=1}^n E\{(\mathbf{y}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{y}_i - \boldsymbol{\mu})^T\} - n E\{(\bar{\mathbf{y}} - \boldsymbol{\mu})(\bar{\mathbf{y}} - \boldsymbol{\mu})^T\} \\ &= \sum_{i=1}^n \text{Cov}(\mathbf{y}_i) - n \text{Cov}(\bar{\mathbf{y}}) = n\boldsymbol{\Sigma} - n \frac{1}{n} \boldsymbol{\Sigma} \\ &= (n-1)\boldsymbol{\Sigma} = m\boldsymbol{\Sigma}, \quad m = n-1. \end{aligned}$$



Distribución Wishart

Por otro lado, para introducir la **covarianza de una matriz Wishart**, considere $\mathbf{z} \sim N_p(\mathbf{0}, \mathbf{I}_p)$ y sea $\mathbf{W} = \mathbf{z}\mathbf{z}^\top$. Sabemos que

$$E(\mathbf{z}) = \mathbf{0}, \quad \text{Cov}(\mathbf{z}) = \mathbf{I}.$$

Es decir, sabemos que $E(\mathbf{W}) = E(\mathbf{z}\mathbf{z}^\top) = \mathbf{I}$. Además, tenemos que $z_i \perp z_j$, $i \neq j$, y

$$E(z_i) = E(z_i^3) = 0, \quad E(z_i^2) = 1, \quad E(z_i^4) = 3.$$

Por otro lado, es fácil notar que

$$\mathbf{W} = \mathbf{z}\mathbf{z}^\top = (z_1\mathbf{z}, \dots, z_p\mathbf{z}).$$

Luego

$$E(z_i\mathbf{z}) = E \begin{pmatrix} z_i z_1 \\ \vdots \\ z_i^2 \\ \vdots \\ z_i z_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = \mathbf{e}_i$$



De este modo,

$$E(z_i z_j z z^\top) = \delta_{ij} \mathbf{I} + \mathbf{e}_i \mathbf{b}_j^\top + \mathbf{e}_j \mathbf{e}_i^\top,$$

esto lleva a notar que

$$\text{Cov}(z_i z, z_j z) = E(z_i z z_j z^\top) - E(z_i z) E(z_j z^\top) = \delta_{ij} \mathbf{I} + \mathbf{e}_i \mathbf{b}_j^\top + \mathbf{e}_j \mathbf{e}_i^\top - \mathbf{e}_i \mathbf{e}_j^\top.$$

Sea $\mathbf{E}_{ij} = \mathbf{e}_i \mathbf{e}_j^\top$ una matriz de ceros salvo en el elemento ij , y defina

$$\mathbf{K}_p = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p (\mathbf{E}_{ij} \otimes \mathbf{E}_{ij}^\top) \in \mathbb{R}^{p^2 \times p^2},$$

que es llamada **matriz de conmutación**, pues tiene la propiedad

$$\mathbf{K}_p \text{vec}(\mathbf{A}) = \text{vec}(\mathbf{A}^\top).$$

De este modo,

$$\text{Cov}(\mathbf{W}) = \text{Cov}(\text{vec}(\mathbf{W})) = \mathbf{I} + \mathbf{K}_p$$



Note también que para $\mathbf{y} \sim N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ y sea $\mathbf{W} = \mathbf{y}\mathbf{y}^\top$. Como

$$\mathbf{W} = \mathbf{y}\mathbf{y}^\top \stackrel{d}{=} \mathbf{B}\mathbf{z}\mathbf{z}^\top\mathbf{B}, \quad \mathbf{z} \sim N_p(\mathbf{0}, \Sigma),$$

y $\Sigma = \mathbf{B}\mathbf{B}^\top$. De este modo,²

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\mathbf{W}) &= \text{Cov}(\mathbf{B}\mathbf{z}\mathbf{z}^\top\mathbf{B}^\top) = \text{Cov}(\text{vec}(\mathbf{B}\mathbf{z}\mathbf{z}^\top\mathbf{B}^\top)) \\ &= \text{Cov}((\mathbf{B} \otimes \mathbf{B}) \text{vec}(\mathbf{z}\mathbf{z}^\top)) = (\mathbf{B} \otimes \mathbf{B}) \text{Cov}(\text{vec}(\mathbf{z}\mathbf{z}^\top)) (\mathbf{B} \otimes \mathbf{B})^\top \\ &= (\mathbf{B} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{I} + \mathbf{K}_p)(\mathbf{B} \otimes \mathbf{B})^\top = (\mathbf{I} + \mathbf{K}_p)(\mathbf{B}\mathbf{B}^\top \otimes \mathbf{B}\mathbf{B}^\top) \quad (1) \\ &= (\mathbf{I} + \mathbf{K}_p)(\Sigma \otimes \Sigma) = 2N_p(\Sigma \otimes \Sigma). \end{aligned}$$

Para notar la Ecuación (1), sea $N_p = \frac{1}{2}(\mathbf{I} + \mathbf{K}_p)$ llamada matriz “simetrizadora”. Entonces $N_p\mathbf{K}_p = N_p = \mathbf{K}_p N_p$, de donde sigue que:

$$N_p(\mathbf{A} \otimes \mathbf{A})N_p = N_p(\mathbf{A} \otimes \mathbf{A}) = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{A})N_p.$$

²Recuerde que $\text{vec}(\mathbf{ABC}) = (\mathbf{C}^\top \otimes \mathbf{A}) \text{vec } \mathbf{B}$.



Resultado 2 (Teorema de Cochran)

Si las matrices aleatorias $\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_r$ de orden $p \times p$ son todas independientes y $\mathbf{A}_i \sim W_p(n_i, \Sigma)$, $i = 1, \dots, r$. Entonces

$$\sum_{i=1}^r \mathbf{A}_i \sim W_p(n, \Sigma), \quad n = \sum_{i=1}^r n_i.$$

Demostración:

La función característica de $\mathbf{A} = \sum_{i=1}^r \mathbf{A}_i$ es el producto de las funciones características de $\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_r$ y de ahí que

$$\varphi_{\mathbf{A}}(\Theta) = \prod_{j=1}^r \det(\mathbf{I}_p - i\Gamma\Sigma)^{-n_j/2} = \det(\mathbf{I}_p - i\Gamma\Sigma)^{-n/2}.$$



Resultado 3

Si $A \sim W_p(n, \Sigma)$ y M es matriz $k \times p$ de rango completo. Entonces

$$MAM^T \sim W_k(n, M\Sigma M^T).$$

Demostración:

La función característica de MAM^T es:³

$$\begin{aligned} E \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \operatorname{tr} MAM^T \Gamma \right) \right\} &= E \left\{ \exp \left(\frac{i}{2} \operatorname{tr} AM^T \Gamma M \right) \right\} \\ &= \det(\mathbf{I}_p - iM^T \Gamma M \Sigma)^{-n/2} \\ &= \det(\mathbf{I}_k - i\Gamma M \Sigma M^T)^{-n/2}, \end{aligned}$$

que es la función característica de $W_k(n, M\Sigma M^T)$.

³Hemos usado el resultado $|\mathbf{I}_p + AB| = |\mathbf{I}_k + BA|$.



Resultado 4

Si $\mathbf{A} \sim W_p(n, \Sigma)$ y \mathbf{A}, Σ son particionadas como:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix},$$

donde \mathbf{A}_{11} y Σ_{11} son $k \times k$. Entonces $\mathbf{A}_{11} \sim W_k(n, \Sigma_{11})$.

Demostración:

Basta considerar $\mathbf{M} = (\mathbf{I}_k, \mathbf{0})$ en el [Resultado 3](#) entonces $\mathbf{M}\mathbf{A}\mathbf{M}^\top = \mathbf{A}_{11}$ y $\mathbf{M}\Sigma\mathbf{M}^\top = \Sigma_{11}$ y el resultado sigue.



Resultado 5

Si $\mathbf{A} \sim W_p(n, \mathbf{\Sigma})$ donde \mathbf{A} y $\mathbf{\Sigma}$ son particionadas como en el Resultado 4 y $\mathbf{\Sigma}_{12} = \mathbf{0}$, entonces \mathbf{A}_{11} y \mathbf{A}_{22} son independientes y sus distribuciones son respectivamente, $W_k(n, \mathbf{\Sigma}_{11})$ y $W_{p-k}(n, \mathbf{\Sigma}_{22})$.

Una prueba de este resultado puede ser consruído observando que cuando $\mathbf{\Sigma}_{12} = \mathbf{0}$ la función característica de \mathbf{A}_{11} y \mathbf{A}_{22} es el producto de las funciones características de \mathbf{A}_{11} y \mathbf{A}_{22} .

Observación:

Note que cuando $\mathbf{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_{11}, \dots, \sigma_{pp})$, entonces los elementos diagonales de \mathbf{A} , son todos independientes, y

$$a_{ii} \sim W_1(n, \sigma_{ii}), \quad i = 1, \dots, p.$$

Es decir, $a_{ii}/\sigma_{ii} \sim \chi^2(n)$, para $i = 1, \dots, p$.



Resultado 6

Si $\mathbf{A} \sim W_p(n, \Sigma)$ donde n es un entero positivo y \mathbf{y} es un vector aleatorio p -dimensional el cual es independiente de \mathbf{A} con $P(\mathbf{y} = \mathbf{0}) = 0$, entonces $\mathbf{y}^\top \mathbf{A} \mathbf{y} / \mathbf{y}^\top \Sigma \mathbf{y} \sim \chi^2(n)$ y es independiente de \mathbf{y} .

Demostración:

En el [Resultado 3](#) considere $M = \mathbf{y}^\top (1 \times p)$. Entonces, condicional a \mathbf{y} , $\mathbf{y}^\top \mathbf{A} \mathbf{y} \sim W_1(n, \mathbf{y}^\top \Sigma \mathbf{y})$. Esto es,

$$\frac{\mathbf{y}^\top \mathbf{A} \mathbf{y}}{\mathbf{y}^\top \Sigma \mathbf{y}} \sim \chi^2(n).$$

Dado que la distribución no depende de \mathbf{y} , ésta también corresponde a la distribución incondicional de $\mathbf{y}^\top \mathbf{A} \mathbf{y} / \mathbf{y}^\top \Sigma \mathbf{y}$.



Resultado 7

Si $\bar{\mathbf{x}}$ y \mathbf{S} son la media y la matriz de covarianza muestral desde $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, entonces

$$(n-1) \frac{\bar{\mathbf{x}}^\top \mathbf{S} \bar{\mathbf{x}}}{\bar{\mathbf{x}}^\top \boldsymbol{\Sigma} \bar{\mathbf{x}}} \sim \chi^2(n),$$

y es independiente de $\bar{\mathbf{x}}$.

Demostración:

Sabemos que $\bar{\mathbf{x}}$ y \mathbf{S} son independientes y $\mathbf{S} \sim W_p(n, \boldsymbol{\Sigma}/(n-1))$. Aplicando el resultado anterior se completa la prueba.



Resultado 8

Suponga que $\mathbf{A} \sim W_p(n, \Sigma)$ donde \mathbf{A} y Σ tienen forma particionada:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix},$$

y sea $\mathbf{A}_{11 \cdot 2} = \mathbf{A}_{11} - \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22}^{-1} \mathbf{A}_{21}$ y $\Sigma_{11 \cdot 2} = \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21}$. Entonces,

- (i) $\mathbf{A}_{11 \cdot 2} \sim W_k(n - p + k, \Sigma_{11 \cdot 2})$ y es independiente de \mathbf{A}_{12} y \mathbf{A}_{22} .
- (ii) La distribución condicional de \mathbf{A}_{12} dado \mathbf{A}_{22} es $N(\Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \mathbf{A}_{22}, \Sigma_{11 \cdot 2} \otimes \mathbf{A}_{22})$.
- (iii) $\mathbf{A}_{22} \sim W_{p-k}(n, \Sigma_{22})$.



Resultado 9

Si $A \sim W_p(n, \Sigma)$ y M es $k \times p$ de rango k , entonces

$$(MA^{-1}M^T)^{-1} \sim W_k(n - p + k, (M\Sigma^{-1}M^T)^{-1}).$$

Demostración:

Sea $B = \Sigma^{-1/2}A\Sigma^{-1/2}$, donde $\Sigma^{1/2}$ es una matriz raíz cuadrada de Σ . Por el [Resultado 3](#), sigue que

$$B \sim W_p(n, I_p).$$

Haciendo $R = M\Sigma^{-1/2}$, tenemos que

$$(MA^{-1}M^T)^{-1} = (R\Sigma^{1/2}\Sigma^{-1/2}B^{-1}\Sigma^{-1/2}\Sigma^{1/2}R^T)^{-1} = (RB^{-1}R^T)^{-1}$$

y $(M\Sigma^{-1}M^T)^{-1} = (RR^T)^{-1}$ por tanto basta probar que

$$(RB^{-1}R^T)^{-1} \sim W_k(n - p + k, (RR^T)^{-1}).$$



Considere $\mathbf{R} = \mathbf{L}(\mathbf{I}_k, \mathbf{0})\mathbf{H}$, donde \mathbf{L} es matrix no singular $k \times k$ y \mathbf{H} es ortogonal $p \times p$, entonces

$$\begin{aligned}(\mathbf{R}\mathbf{B}^{-1}\mathbf{R}^\top)^{-1} &= \left(\mathbf{L}(\mathbf{I}_k, \mathbf{0})\mathbf{H}\mathbf{B}^{-1}\mathbf{H}^\top \begin{pmatrix} \mathbf{I}_k \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{L}^\top\right)^{-1} \\ &= \mathbf{L}^{-\top} \left((\mathbf{I}_k, \mathbf{0})(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\top)^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{I}_k \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \right)^{-1} \mathbf{L}^{-1} \\ &= \mathbf{L}^{-\top} \left((\mathbf{I}_k, \mathbf{0})\mathbf{C}^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{I}_k \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \right)^{-1} \mathbf{L}^{-1},\end{aligned}$$

donde $\mathbf{C} = \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\top \sim W_p(n, \mathbf{I})$. Ahora, sea

$$\mathbf{D} = \mathbf{C}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{D}_{11} & \mathbf{D}_{12} \\ \mathbf{D}_{21} & \mathbf{D}_{22} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{C} = \begin{pmatrix} \mathbf{C}_{11} & \mathbf{C}_{12} \\ \mathbf{C}_{21} & \mathbf{C}_{22} \end{pmatrix},$$

donde \mathbf{D}_{11} y \mathbf{C}_{11} son $k \times k$.



De este modo,

$$(\mathbf{R}\mathbf{B}^{-1}\mathbf{R}^\top)^{-1} = \mathbf{L}^{-\top}\mathbf{D}_{11}^{-1}\mathbf{L}^{-1},$$

y dado que $\mathbf{D}_{11}^{-1} = \mathbf{C}_{11} - \mathbf{C}_{12}\mathbf{C}_{22}^{-1}\mathbf{C}_{21}$. Usando el [Resultado 8](#) en su parte (i) sigue que $\mathbf{D}_{11}^{-1} \sim W_k(n - p + k, \mathbf{I}_k)$.⁴ De ahí que

$$\mathbf{L}^{-\top}\mathbf{D}_{11}^{-1}\mathbf{L}^{-1} \sim W_k(n - p + k, \mathbf{L}^{-\top}\mathbf{L}^{-1}),$$

y notando que $\mathbf{L}^{-\top}\mathbf{L}^{-1} = (\mathbf{L}\mathbf{L}^\top)^{-1} = (\mathbf{R}\mathbf{R}^\top)^{-1}$ se completa la prueba.

⁴ $\mathbf{C} \sim W_p(n, \mathbf{I}_p)$

Resultado 10

Si $\mathbf{A} \sim W_p(n, \Sigma)$ donde n es un entero positivo, $n > p - 1$ y \mathbf{y} es un vector aleatorio p -dimensional distribuido independiente de \mathbf{A} con $P(\mathbf{y} = \mathbf{0}) = 0$, entonces

$$\frac{\mathbf{y}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{y}^\top \mathbf{A}^{-1} \mathbf{y}} \sim \chi^2(n - p + 1),$$

independiente de \mathbf{y} .

Demostración:

En el [Resultado 9](#) hacer $\mathbf{M} = \mathbf{y}^\top$ entonces, condicional a \mathbf{y} tenemos

$$(\mathbf{y}^\top \mathbf{A}^{-1} \mathbf{y})^{-1} \sim W_1(n - p + 1, (\mathbf{y}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{y})^{-1}),$$

esto es, $\mathbf{y}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{y} / \mathbf{y}^\top \mathbf{A}^{-1} \mathbf{y} \sim \chi^2(n - p + 1)$ y como la distribución no depende de \mathbf{y} , esta también corresponde a la distribución incondicional.



Distribución Wishart

Para notar la utilidad del resultado anterior, considere $\mathbf{A} \sim W_p(n, \Sigma)$ entonces la distribución de \mathbf{A}^{-1} es llamada **Wishart inversa**.

Usando el **Resultado 10** tenemos que, para cualquier $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^p$,

$$\mathbf{E}(\mathbf{a}^\top \mathbf{A}^{-1} \mathbf{a}) = \mathbf{a}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{a} \mathbf{E} \left\{ \frac{1}{\chi^2(n-p+1)} \right\} = \frac{1}{n-p-1} \mathbf{a}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{a}.$$

De ahí que

$$\mathbf{a}^\top \mathbf{E}(\mathbf{A}^{-1}) \mathbf{a} = \frac{1}{n-p-1} \mathbf{a}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{a}, \quad \forall \mathbf{a}.$$

Lo que implica que

$$\mathbf{E}(\mathbf{A}) = \frac{1}{n-p-1} \Sigma^{-1}$$



Suponga que $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ son vectores aleatorios independientes $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ con $\bar{\mathbf{x}}$ y \mathbf{S} el vector de medias y la matriz de covarianza muestral y que se desea probar hipótesis sobre $\boldsymbol{\mu}$ con $\boldsymbol{\Sigma}$ desconocido.

Hotelling (1931) definió la estadística T^2 dada por

$$T^2 = n\bar{\mathbf{x}}^\top \mathbf{S}^{-1} \bar{\mathbf{x}},$$

cuando $p = 1$, T^2 es el cuadrado del estadístico t usado para probar $H_0 : \mu = 0$. Note que $T^2 \geq 0$ y si $\boldsymbol{\mu} = \mathbf{0}$ entonces $\bar{\mathbf{x}}$ debería ser cercano a 0.

De este modo, parece razonable **rechazar la hipótesis nula** $H_0 : \boldsymbol{\mu} = \mathbf{0}$ si el valor de T^2 es **suficientemente grande**.

