



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE
FACULTAD DE MATEMÁTICA
DEPARTAMENTO DE ESTADÍSTICA

**PROPIEDADES Y APLICACIONES
DE LA FAMILIA DE DISTRIBUCIONES
SKEW-NORMAL MULTIVARIADA**

POR GABRIELA VALDÉS

Tesis presentada a la Facultad de Matemática de la
Pontificia Universidad Católica de Chile para optar
al grado académico de Doctor en Estadística

Profesor Guía: Reinaldo Arellano.

Abril de 2011

Santiago. Chile.

©2011 Gabriela Valdés.

©2011 Gabriela Valdés.

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento.

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE
FACULTAD DE MATEMÁTICA
DEPARTAMENTO DE ESTADÍSTICA

Título de Tesis: Propiedades y Aplicaciones de la Familia de Distribuciones Skew-Normal Multivariada.

Autor: Gabriela Valdés.

Fecha: Abril de 2011.

Santiago. Chile.

Profesor Guía:

Reinaldo Arellano

Comisión:

Manuel Galea

Francisco Torres

Mauricio Castro

Índice general

1. Introducción	1
2. Propiedades	3
2.1. Distribución Normal Truncada Multivariada	4
2.2. Otras propiedades de la distribución	
Normal Multivariada	8
2.3. Distribución Half-Normal Multivariada	13
2.4. Normal con Half-Normal	19
2.5. Distribución Skew-Normal Generalizada	22
2.5.1. Función Generadora de Momentos	23
2.5.2. Representación estocástica	25
2.5.3. Representación jerárquica	25
2.5.4. Distribución Marginal	26
2.5.5. Formas Lineales	27
2.5.6. Formas Cuadráticas	30
2.5.7. Propiedades de la distribución Skew-Normal	32
3. Aspectos inferenciales	38
3.1. Matriz de Información: Caso Univariado	39
3.2. Matriz de Información: Caso Multivariado	46
4. Conclusiones	64
5. Apéndice	66
5.1. Definiciones	66
5.1.1. Producto Directo	66
5.1.2. Vectorización de una Matriz	66
5.1.3. Matriz de Duplicación	67

5.1.4. Matriz de Conmutación	67
5.1.5. Algunas propiedades útiles	68
5.2. Comparación de las Matrices de Información	70
5.3. Obtención del caso univariado en base a la Matriz de Información multivariada .	73
Bibliography	74
Bibliografía	74

Resumen

El presente trabajo tiene por objetivo encontrar y mostrar propiedades no exploradas de la familia de distribuciones Skew-Normal.

El modelo utilizado en este trabajo fue planteado por Arellano-Valle y Genton (2005), para el que existe una representación jerárquica que fue utilizada para calcular ciertos momentos.

Además, se muestran ciertas condiciones de independencia de combinaciones lineales y cuadráticas de esta distribución. Para poder utilizar esta representación estocástica, fue necesario encontrar ciertas propiedades de otras distribuciones, tales como, la distribución Normal-Truncada y la distribución Half-Normal.

Finalmente, se muestran resultados para la Matriz de Información de este modelo, señalándose también algunos casos particulares.

Capítulo 1

Introducción

La distribución Skew-Normal es una generalización de la distribución Normal, la cual se obtiene si se anula el parámetro de asimetría. El primer autor que escribió sobre esta familia de distribuciones, fue Azzalini (1985), quien planteó la siguiente definición:

Si la variable aleatoria Z tiene función de distribución

$$\phi(z; \lambda) = 2\phi(z)\Phi(\lambda z) \quad (-\infty < z < \infty)$$

donde ϕ y Φ son las funciones de densidad y distribución normal estándar, respectivamente, entonces podemos decir que Z es una variable skew-normal con parámetro λ .

A partir de esto, se han escrito una gran variedad de trabajos referentes a esta clase de distribuciones, en donde se han desarrollado algunas generalizaciones para el caso univariado y multivariado. Además se han desarrollado estudios con ciertas aplicaciones de esta distribución para el enfoque clásico y el enfoque Bayesiano. Arellano-Valle & Azzalini (2006) y Arellano-Valle & Genton (2005) realizan un resumen de estas variantes y extensiones.

Por otro lado, Sahu, Dey y Branco (2003) definen una nueva clase de la distribución Skew-Normal Multivariada, la que tiene la siguiente forma:

$$f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \mathbf{D}) = 2^m |\boldsymbol{\Sigma} + \mathbf{D}^2|^{-1/2} \phi_m\{(\boldsymbol{\Sigma} + \mathbf{D}^2)^{-1/2}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})\} P(\mathbf{V} > \mathbf{0})$$

donde $\boldsymbol{\mu}$ es un vector m -dimensional, $\boldsymbol{\Sigma}$ es una matriz definida positiva de dimensiones $m \times m$ y \mathbf{D} es una matriz diagonal con elementos $\delta_1, \dots, \delta_m$.

Además, $\mathbf{V} \sim N_m(D(\boldsymbol{\Sigma} + \mathbf{D}^2)^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}), \mathbf{I} - D(\boldsymbol{\Sigma} + \mathbf{D}^2)^{-1}D)$, y ϕ_m es la densidad de la distribución normal m -variada estándar.

Ghosh et. al (2007) resaltan algunas diferencias entre los dos modelos y agregan que el modelo planteado por Sahu, Dey y Branco (2003) es muy conveniente para el enfoque bayesiano.

Un artículo importante para el desarrollo de este trabajo, es el presentado por Arellano-Valle y Genton (2005), señalado anteriormente, quienes propusieron la siguiente parametrización:

$$f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda}) = 2^m \phi_k(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu} | \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \Phi_m(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top)$$

donde \mathbf{y} es un vector de dimensión $k \times 1$, $\boldsymbol{\Omega}$ es una matriz de dimensión $k \times k$ y $\boldsymbol{\Lambda}$ es una matriz de dimensión $m \times k$, y ϕ_k y Φ_m es la función de densidad k -variada y la función de distribución m -variada de la distribución normal, respectivamente.

El objetivo de este trabajo es encontrar ciertas propiedades de esta parametrización de la distribución Skew-Normal, con el fin de que sean utilizadas en investigaciones, ya sea realizando estimaciones sobre los parámetros, desde un punto de vista clásico y Bayesiano, o realizar inferencias posteriores.

Para esto, en el segundo capítulo se presentan algunos resultados útiles para distribuciones relacionadas con la Skew-Normal, como son la distribución Normal, Half-Normal y Normal truncada. Luego, en el tercer capítulo se discuten algunos aspectos inferenciales para lo cual se calcula la matriz de información para el caso univariado, la que se extiende después al caso multivariado.

Capítulo 2

Propiedades

En este capítulo se presentan algunas propiedades no estándar de varias distribuciones relacionadas con la familia skew-normal, tales como la distribución normal, half-normal y normal truncada. Finalmente, se presentan algunas propiedades de la distribución skew-normal que serán necesarias en algunos cálculos de los capítulos posteriores.

2.1. Distribución Normal Truncada Multivariada

Un vector aleatorio n -dimensional \mathbf{Z} tiene distribución normal multivariada, denotada por $\mathbf{Z} \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ si su función de densidad es

$$\phi_n(\mathbf{z}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{|\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2}}{(2\pi)^{n/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2}(\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu}) \right\}, \quad \mathbf{z} \in R^n$$

donde $\boldsymbol{\mu} \in R^n$, $\boldsymbol{\Sigma} \in R^{n \times n}$

Denote por $TN_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}; \mathbf{b})$, $\mathbf{b} \in R^n$, a la distribución normal n -variada $N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, truncada en una región del hiperplano izquierdo de R^n definido por $\{\mathbf{x} \in R^n : \mathbf{x} > \mathbf{b}\} = (\mathbf{b}, \infty)$.

Escribiremos $\mathbf{X} \sim TN_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}; \mathbf{b})$, para decir que la densidad de \mathbf{X} tiene la forma

$$f(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}; \mathbf{b}) = \frac{1}{\alpha} \phi_n(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \mathbf{I}_{(\mathbf{b}, \infty)}(\mathbf{x})$$

donde $\alpha = \Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})$ e $\mathbf{I}_{(\mathbf{b}, \infty)}(\mathbf{x})$ es el indicador del evento (\mathbf{b}, ∞) .

Teorema 2.1.1 Si $\mathbf{X} \sim TN_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}; \mathbf{b})$, entonces

- a) $E(\mathbf{X}) = \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\alpha}^{-1} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{q}_n$
- b) $E(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top) = \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\eta}^\top + \boldsymbol{\eta} \boldsymbol{\mu}^\top - \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^\top + \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\alpha}^{-1} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{Q}_n \boldsymbol{\Sigma}$

donde $\boldsymbol{\eta} = E(\mathbf{X})$ y

$$\mathbf{q}_n = \left. \frac{d\Phi_n(\mathbf{s}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{d\mathbf{s}} \right|_{\mathbf{s}=\boldsymbol{\mu}} = \Phi'_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})$$

$$\mathbf{Q}_n = \left. \frac{d^2\Phi_n(\mathbf{s}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{d\mathbf{s}d\mathbf{s}^\top} \right|_{\mathbf{s}=\boldsymbol{\mu}} = \Phi''_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})$$

Note que, según lo expuesto en Lin et al. (2009), \mathbf{q}_n se puede expresar como un vector cuyo r -ésimo elemento es $f_r(b_r)G_{(r)}$ con

$$f_r(b_r) = \phi(b_r | \mu_r, \sigma_{rr})$$

y

$$G_{(r)} = \prod_{j \neq r} \int_{a_j}^{\infty} \phi_{n-1} \left(x_{(r)} | \mu_{2.1}^{(r)}, \Sigma_{22.1}^{(r)} \right) dx_{(r)}$$

y donde $\phi_{n-1} \left(x_{(r)} | \mu_{2.1}^{(r)}, \Sigma_{22.1}^{(r)} \right)$ denota la densidad condicional de las restantes $n - 1$ variables dado $X_r = b_r$.

Además, Q_m se puede expresar como la suma de \mathbf{H} y \mathbf{A} , las cuales son matrices de $p \times p$ dadas por

$$\begin{aligned} \mathbf{H} &= ((\delta_{rs} f_{r,s}(b_r, b_s) G_{(rs)})) \\ \mathbf{A} &= ((\sigma_{rr}^{-1} ((b_r - \mu_r) f_r(b_r) - [\Sigma \mathbf{H}]_{rr}))) \end{aligned}$$

donde $[\Sigma \mathbf{H}]_{rr}$ denota el elemento (r, r) situado en la diagonal de la matriz $\Sigma \mathbf{H}$, $f_{r,s}(b_r, b_s)$ representa una densidad normal bivariada para la (r, s) -ésima variable de $N_n(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$ evaluada en (b_r, b_s) y

$$G_{(rs)} = \prod_{j \neq r,s} \int_{a_j}^{\infty} \phi_{n-2} \left(x_{(r,s)} | \mu_{2.1}^{(r,s)}, \Sigma_{22.1}^{(r,s)} \right) dx_{(r,s)}.$$

Dem.

La función generadora de momentos de $\mathbf{X} \sim TN(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}; \mathbf{B})$ es

$$\begin{aligned}
M_{\mathbf{X}}(\mathbf{t}) &= \frac{1}{\alpha} \int_{\mathbf{x} > \mathbf{b}} \exp\{\mathbf{t}^\top \mathbf{x}\} \frac{|\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2}}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right\} d\mathbf{x} \\
&= \frac{1}{\alpha} \int_{\mathbf{y} > \mathbf{b} - \boldsymbol{\mu}} \exp\{\mathbf{t}^\top (\mathbf{y} + \boldsymbol{\mu})\} \frac{|\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2}}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\mathbf{y}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{y}\right\} d\mathbf{y} \\
&= \frac{1}{\alpha} \exp\{\mathbf{t}^\top \boldsymbol{\mu}\} \int_{\mathbf{y} > \mathbf{b} - \boldsymbol{\mu}} \frac{|\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2}}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{y}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{y} - 2\mathbf{t}^\top \mathbf{y})\right\} d\mathbf{y} \\
&= \frac{1}{\alpha} \exp\left\{\mathbf{t}^\top \boldsymbol{\mu} + \frac{1}{2}\mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right\} \int_{\mathbf{y} > \mathbf{b} - \boldsymbol{\mu}} \frac{|\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2}}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t})\right\} d\mathbf{y} \\
&= \frac{1}{\alpha} M_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \int_{\mathbf{z} > \mathbf{b} - \boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}} \frac{|\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2}}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{z}\right\} d\mathbf{y} \\
&= M_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \frac{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}
\end{aligned}$$

donde $M_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) = \exp\{\mathbf{t}^\top \boldsymbol{\mu} + \frac{1}{2}\mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\}$ es la función generadora de momentos de una variable $N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$

La primera derivada de esta función es

$$\begin{aligned}
M'_{\mathbf{X}}(\mathbf{t}) &= M'_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \frac{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} + M_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \frac{\Phi'_n(\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \\
&= M'_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \frac{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} + M_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi'_n(\mathbf{s} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}
\end{aligned}$$

Por lo que el primer momento tiene la siguiente forma

$$\begin{aligned}
E(\mathbf{X}) &= M_{\mathbf{X}}(0) \\
&= M'_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(0) + M_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(0) \boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi'_n(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \\
&= \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi'_n(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \\
&= \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\alpha}^{-1} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{q}_n
\end{aligned}$$

De la misma forma, para el segundo momento se tiene que

$$\begin{aligned} M''_{\mathbf{X}}(\mathbf{t}) &= M''_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \frac{\Phi_n(\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma}\mathbf{t}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} + \boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi'_n(\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma}\mathbf{t}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \left(M'_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \right)^\top \\ &\quad + M'_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \left[\boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi'_n(\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma}\mathbf{t}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \right]^\top + \boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi''_n(\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma}\mathbf{t}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \boldsymbol{\Sigma} M_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(\mathbf{t}) \end{aligned}$$

y

$$\begin{aligned} E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top) &= M''_{\mathbf{X}}(0) \\ &= M''_{N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}(0) + \boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi'_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \boldsymbol{\mu}^\top + \boldsymbol{\mu} \left[\boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi'_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \right]^\top + \boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi''_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \boldsymbol{\Sigma} \\ &= \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top + \boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi'_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \boldsymbol{\mu}^\top + \boldsymbol{\mu} \left[\frac{\Phi'_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \right]^\top \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Sigma} \frac{\Phi''_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi_n(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\Sigma})} \boldsymbol{\Sigma} \\ &= \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\eta}^\top + \boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\mu}^\top - \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top + \boldsymbol{\Sigma} + \alpha^{-1} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{Q}_n \boldsymbol{\Sigma} \end{aligned}$$

Observación:

Tomando $\mathbf{B} = \{\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^\top | x_i > \mu_i; i = 1, \dots, n\}$, se obtiene la distribución half-normal multivariada con densidad dada por

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \frac{\phi_n(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})}{\Phi(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma})} \quad \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu} \in R_+^n$$

denotado por $\mathbf{X} \sim HN_m(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$.

En particular, cuando $\boldsymbol{\mu} = \mathbf{0}$ y $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{I}$ se obtiene la distribución half-normal estándar multivariada.

2.2. Otras propiedades de la distribución Normal Multivariada

En esta sección se revisan algunos resultados no muy conocidos de la distribución normal multivariada que serán útiles para el desarrollo del presente trabajo.

Teorema 2.2.1 Sea $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n) \sim N_n(0, \mathbf{I}_n)$. Entonces

- a) $E(X_p \mathbf{X} \mathbf{X}^\top) = 0$,
- b) $E(X_p X_q \mathbf{X} \mathbf{X}^\top) = \Delta_{pq} + \Delta_{qp} + \delta_{pq} \mathbf{I}_n$,
- c) $E(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X}) = \text{vec}(\mathbf{I}_n)$,
- d) $E(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X} \mathbf{X}^\top) = 0$,
- e) $E(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{X}^\top) = \mathbf{I}_{n^2} + \mathbf{K}_{nn} + [\text{vec}(\mathbf{I}_n)][\text{vec}(\mathbf{I}_n)]^\top$,
- f) $\text{Cov}(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X}) = \mathbf{I}_{n^2} + \mathbf{K}_{nn}$,

donde p y q pueden asumir cualquier valor desde $1, \dots, n$, δ_{pq} es una función indicadora que vale 1 si $p = q$ y 0 en caso contrario, y Δ_{pq} y \mathbf{K}_{nn} está definidas en la sección 5.1.4.

Dem. Ver Graybill (1983).

Teorema 2.2.2 Sea $\mathbf{X} \sim N_n(\mathbf{0}, \mathbf{V})$. Entonces

a) $E(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X}) = \text{vec}(\mathbf{V})$

b) $\text{Cov}(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X}) = (\mathbf{V} \otimes \mathbf{V})(\mathbf{I}_{n^2} + \mathbf{K}_{nn}) = (\mathbf{I}_{n^2} + \mathbf{K}_{nn})(\mathbf{V} \otimes \mathbf{V})$

Dem. Ver Graybill (1983).

Teorema 2.2.3 Sea $\mathbf{X} \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V})$. Entonces

a) $E(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X}) = \text{vec}(\mathbf{V}) + (\boldsymbol{\mu} \otimes \boldsymbol{\mu})$,

b) $E(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X} \mathbf{X}^\top) = \text{vec}(\mathbf{V})\boldsymbol{\mu}^\top + (\mathbf{V} \otimes \boldsymbol{\mu}) + (\boldsymbol{\mu} \otimes \mathbf{V})\boldsymbol{\mu} \otimes \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top$,

c) $\text{Cov}(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X}) = (\mathbf{I}_{n^2} + \mathbf{K}_{nn})(\mathbf{V} \otimes \mathbf{V} + \mathbf{V} \otimes \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top + \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top \otimes \mathbf{V})$

Dem. Para a) y c) ver Graybill (1983). Para b) ver Arellano-Valle (2010)

Teorema 2.2.4 Sea $\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})$ la función de distribución de una variable Normal m-variada con media $\boldsymbol{\beta}$ y matriz de varianzas-covarianzas $\boldsymbol{\Gamma}$, evaluada en el vector $\boldsymbol{\alpha}$. Entonces, el diferencial de $\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})$ tiene la siguiente forma

$$d(\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})) = \mathbf{q}_m^\top(d\boldsymbol{\alpha}) - \mathbf{q}_m^\top(d\boldsymbol{\beta}) + \frac{1}{2}(\text{vec}(d\boldsymbol{\Gamma}))^\top \text{vec}(Q_m)$$

donde, $\mathbf{q}_m = \Phi'_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})$ y $Q_m = \Phi''_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})$

Sigue que,

$$\begin{aligned} \frac{d}{d\boldsymbol{\alpha}}(\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})) &= \mathbf{q}_m \\ \frac{d}{d\boldsymbol{\beta}}(\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})) &= -\mathbf{q}_m \\ \frac{d}{d(\text{vec}(\boldsymbol{\Gamma}))}(\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})) &= \frac{1}{2}\text{vec}(Q_m) \end{aligned}$$

Dem. Usando la definición de Φ_m se tiene que

$$\begin{aligned} d(\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})) &= d\left(\int_{-\infty}^{\boldsymbol{\alpha}} \phi(\mathbf{x}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) d\mathbf{x}\right) \\ &= d\left(\int_{-\infty}^{\mathbf{0}} \phi(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) d\mathbf{z}\right) \\ &= \int_{-\infty}^{\mathbf{0}} d(\phi(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})) d\mathbf{z} \\ &= \int_{-\infty}^{\mathbf{0}} \phi(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) d(\log(\phi(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}))) d\mathbf{z} \\ &= \int_{-\infty}^{\mathbf{0}} \phi(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) d\left(-\frac{1}{2}\log|\boldsymbol{\Gamma}| - \frac{1}{2}\text{tr}\left\{\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta})(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta})^\top\right\}\right) d\mathbf{z} \\ &= \int_{-\infty}^{\mathbf{0}} \phi(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) \\ &\quad \left(-\frac{1}{2}\text{tr}\left\{\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(d\boldsymbol{\Gamma})\right\} - \frac{1}{2}\text{tr}\left\{-\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(d\boldsymbol{\Gamma})\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta})(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta})^\top\right\}\right. \\ &\quad \left.- \text{tr}\left\{\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(d\boldsymbol{\alpha} - d\boldsymbol{\beta})(\mathbf{z} + \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta})^\top\right\}\right) d\mathbf{z} \\ &= -\frac{1}{2}\Phi(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) \text{tr}\left\{\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(d\boldsymbol{\Gamma})\right\} - \frac{1}{2}\text{tr}\left\{-\boldsymbol{\Gamma}^{-2}(d\boldsymbol{\Gamma}) \int_{-\infty}^{\boldsymbol{\alpha}} \phi(\mathbf{x}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\beta})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\beta})^\top d\mathbf{x}\right\} \\ &\quad - \text{tr}\left\{\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(d\boldsymbol{\alpha} - d\boldsymbol{\beta}) \int_{-\infty}^{\boldsymbol{\alpha}} \phi(\mathbf{x}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\beta})^\top d\mathbf{x}\right\} \end{aligned}$$

Por otro lado, tenemos que si $\mathbf{X} \sim N_m(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})$, entonces $\mathbf{Y} = \mathbf{X} - \boldsymbol{\beta} \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Gamma})$

$$\begin{aligned}
\int_{-\infty}^{\boldsymbol{\alpha}} \phi(\mathbf{x}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) (\mathbf{x} - \boldsymbol{\beta})^\top d\mathbf{x} &= \int_{-\infty}^{\boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta}} \phi(\mathbf{y}|\mathbf{0}, \boldsymbol{\Gamma}) \mathbf{y}^\top d\mathbf{y} \\
&= \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) E(\mathbf{Y}^\top | \mathbf{Y} \leq \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta}) \\
&= \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) E(\mathbf{Y}^\top | -\mathbf{Y} \geq -\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta}) \\
&= -\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) E(-\mathbf{Y}^\top | -\mathbf{Y} \geq -\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta}) \\
&= -\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) E(\mathbf{Y}^\top | \mathbf{Y} \geq -\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta}) \\
&= -\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) E(\mathbf{S}^\top)
\end{aligned}$$

donde $\mathbf{S} \sim TN_m(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Gamma}; -\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta})$ con

$$\begin{aligned}
E(\mathbf{S}) &= \Phi_m^{-1}(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{q}_m \\
E(\mathbf{S}\mathbf{S}^\top) &= \boldsymbol{\Gamma} + \Phi_m^{-1}(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{Q}_m \boldsymbol{\Gamma}
\end{aligned}$$

y

$$\begin{aligned}
\mathbf{q}_m &= \left. \frac{d\Phi_m(s | -\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})}{ds} \right|_{s=0} = \Phi'_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) \\
\mathbf{Q}_m &= \left. \frac{d^2\Phi_m(s | -\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})}{ds ds^\top} \right|_{s=0} = \Phi''_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})
\end{aligned}$$

por lo que

$$\int_{-\infty}^{\boldsymbol{\alpha}} \phi(\mathbf{x}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) \mathbf{x}^\top d\mathbf{x} = -\mathbf{q}_m^\top \boldsymbol{\Gamma}$$

De la misma forma

$$\begin{aligned}
\int_{-\infty}^{\boldsymbol{\alpha}} \phi(\mathbf{x}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) (\mathbf{x} - \boldsymbol{\beta})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\beta})^\top d\mathbf{x} &= \int_{-\infty}^{\boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta}} \phi(\mathbf{y}|\mathbf{0}, \boldsymbol{\Gamma}) \mathbf{y}\mathbf{y}^\top d\mathbf{y} \\
&= \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) E(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\top | \mathbf{Y} \leq \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta}) \\
&= \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) E(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\top | -\mathbf{Y} \geq -\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta}) \\
&= \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) E(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\top | \mathbf{Y} \geq -\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta}) \\
&= \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) E(\mathbf{S}\mathbf{S}^\top) \\
&= \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) \boldsymbol{\Gamma} + \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{Q}_m \boldsymbol{\Gamma}
\end{aligned}$$

Por lo tanto

$$\begin{aligned}
d(\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})) &= -\frac{1}{2}\Phi(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) \operatorname{tr}\{\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(d\boldsymbol{\Gamma})\} + \frac{1}{2}\operatorname{tr}\{\boldsymbol{\Gamma}^{-2}(d\boldsymbol{\Gamma})[\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})\boldsymbol{\Gamma} + \boldsymbol{\Gamma}Q_m\boldsymbol{\Gamma}]\} \\
&\quad + \operatorname{tr}\{\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(d\boldsymbol{\alpha} - d\boldsymbol{\beta})\mathbf{q}_m\boldsymbol{\Gamma}\} \\
&= \mathbf{q}_m^\top(d\boldsymbol{\alpha}) - \mathbf{q}_m^\top(d\boldsymbol{\beta}) + \frac{1}{2}\operatorname{tr}\{(d\boldsymbol{\Gamma})Q_m\} \\
&= \mathbf{q}_m^\top(d\boldsymbol{\alpha}) - \mathbf{q}_m^\top(d\boldsymbol{\beta}) + \frac{1}{2}(\operatorname{vec}(d\boldsymbol{\Gamma}))^\top \operatorname{vec}(Q_m)
\end{aligned}$$

2.3. Distribución Half-Normal Multivariada

Un vector aleatorio n -dimensional \mathbf{X} tiene distribución half-normal estándar multivariada, denotada por $\mathbf{X} \sim HN_n(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n)$ si su función de densidad es

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = 2^n \phi_n(\mathbf{x}), \quad \mathbf{x} \in R_+^n.$$

Teorema 2.3.1 Si $\mathbf{W} \sim HN_n(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n)$ representa la distribución half-normal n -variada, entonces sus dos primeros momentos multivariados son:

a) $E(\mathbf{W}) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \mathbf{1}_n,$

b) $E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top) = \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \mathbf{I}_n + \frac{2}{\pi} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^\top.$

Note también que $\mathbf{W} = |\mathbf{X}| \stackrel{d}{=} (\mathbf{X} | \mathbf{X} > \mathbf{0})$, donde $\mathbf{X} \sim N_n(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n)$ y para $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^\top$, $|\mathbf{x}| = (|x_1|, \dots, |x_n|)^\top$

Dem.

a)

$$\begin{aligned} E(\mathbf{W}) &= E((W_1, \dots, W_n)^\top) \\ &= (E(W_1), \dots, E(W_n))^\top \\ &= \left(\left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2}, \dots, \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \right)^\top \\ &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \mathbf{1}_n \end{aligned}$$

b)

$$\begin{aligned} E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top) &= E \begin{pmatrix} W_1^2 & W_1 W_2 & \cdots & W_1 W_n \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ W_1 W_n & W_2 W_n & \cdots & W_n^2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} E(W_1^2) & E(W_1)E(W_2) & \cdots & E(W_1)E(W_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ E(W_1)E(W_n) & E(W_2)E(W_n) & \cdots & E(W_n^2) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & \frac{2}{\pi} & \cdots & \frac{2}{\pi} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{2}{\pi} & \frac{2}{\pi} & \cdots & 1 \end{pmatrix} \\ &= \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \mathbf{I}_n + \frac{2}{\pi} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^\top \end{aligned}$$

Teorema 2.3.2 Sea \mathbf{W} un vector de $n \times 1$ que distribuye $HN(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n)$. Entonces

$$a) \quad E(\mathbf{W} \otimes \mathbf{W}) = \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \text{vec}(\mathbf{I}_n) + \frac{2}{\pi} \mathbf{1}_{n^2},$$

$$b) \quad E(\mathbf{W} \otimes \mathbf{W} \mathbf{W}^\top) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left[2 \sum_i (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ii}) + \sum_{i \neq j} [\mathbf{d}_i \otimes (\Delta_{ij} + \Delta_{ji} + \Delta_{jj})] + \left(\frac{2}{\pi}\right) \sum_{i \neq j \neq k} (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jk}) \right],$$

$$c) \quad E(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W}) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left[2 \sum_i (\Delta_{ii} \otimes \mathbf{d}_i) + \sum_{i \neq j} [(\Delta_{ii} \otimes \mathbf{d}_j) + (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_i) + (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_j)] \right. \\ \left. + \frac{2}{\pi} \sum_{i \neq j \neq k} (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_k) \right],$$

$$d) \quad E(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{W}^\top) = 3 \sum_i (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ii}) + \frac{4}{\pi} \sum_{i \neq j} [(\Delta_{ij} \otimes \Delta_{jj}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ii}) + (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ji}) + (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ij})] \\ + \sum_{i \neq j} (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{jj}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ij}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ji}) \\ + \frac{2}{\pi} \sum_{i \neq j \neq k} [(\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kk}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kj}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ki})] + \frac{4}{\pi^2} \sum_{i \neq j \neq k \neq l} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kl}).$$

donde Δ_{ij} se define en la sección 5.1.4.

Dem.

a) Sabemos que $\mathbf{W} \otimes \mathbf{W} = \text{vec}(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top)$, por lo que

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{W} \otimes \mathbf{W}) &= E(\text{vec}(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top)) \\
 &= \text{vec}(E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top)) \\
 &= \text{vec}\left(\left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \mathbf{I}_n + \frac{2}{\pi} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^\top\right) \\
 &= \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \text{vec}(\mathbf{I}_n) + \frac{2}{\pi} \text{vec}(\mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^\top) \\
 &= \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \text{vec}(\mathbf{I}_n) + \frac{2}{\pi} \mathbf{1}_{n^2}
 \end{aligned}$$

b) Sabemos que $\mathbf{W} = \sum_i W_i \mathbf{d}_i$ y que $\mathbf{W}\mathbf{W}^\top = \sum_{jk} W_j W_k \Delta_{jk}$.

Así,

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{W} \otimes \mathbf{W}\mathbf{W}^\top) &= E\left(\sum_i W_i \mathbf{d}_i \otimes \sum_{jk} W_j W_k \Delta_{jk}\right) \\
 &= E\left(\sum_{ijk} W_i W_j W_k \mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jk}\right) \\
 &= \sum_{ijk} E(W_i W_j W_k) (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jk}) \\
 &= \sum_{i=j=k} E(W_i^3) (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ii}) + \sum_{i=j \neq k} E(W_i^2) E(W_k) (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ik}) \\
 &\quad + \sum_{i=k \neq j} E(W_i^2) E(W_j) (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ji}) + \sum_{i \neq j=k} E(W_i) E(W_j^2) (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jj}) \\
 &\quad + \sum_{i \neq j \neq k} E(W_i) E(W_j) E(W_k) (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jk}) \\
 &= 2 \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \sum_i (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ii}) + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left[\sum_{i \neq j} (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ij}) + \sum_{i \neq j} (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ji}) + \sum_{i \neq j} (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jj}) \right] \\
 &\quad + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{3/2} \sum_{i \neq j \neq k} (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jk}) \\
 &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left[2 \sum_i (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ii}) + \sum_{i \neq j} [(\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ij}) + (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ji}) + (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jj})] \right. \\
 &\quad \left. + \left(\frac{2}{\pi}\right) \sum_{i \neq j \neq k} (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jk}) \right] \\
 &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left[2 \sum_i (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{ii}) + \sum_{i \neq j} [\mathbf{d}_i \otimes (\Delta_{ij} + \Delta_{ji} + \Delta_{jj})] + \left(\frac{2}{\pi}\right) \sum_{i \neq j \neq k} (\mathbf{d}_i \otimes \Delta_{jk}) \right]
 \end{aligned}$$

c)

$$\begin{aligned}
E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W}) &= E\left(\sum_{ij} W_i W_j \Delta_{ij} \otimes \sum_k W_k \mathbf{d}_k\right) \\
&= E\left(\sum_{ijk} W_i W_j W_k \Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_k\right) \\
&= \sum_{ijk} E(W_i W_j W_k) (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_k) \\
&= \sum_{i=j=k} E(W_i^3) (\Delta_{ii} \otimes \mathbf{d}_i) + \sum_{i=j \neq k} E(W_i^2) E(W_k) (\Delta_{ii} \otimes \mathbf{d}_k) \\
&\quad + \sum_{i=k \neq j} E(W_i^2) E(W_j) (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_i) + \sum_{i \neq j=k} E(W_i) E(W_j^2) (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_j) \\
&\quad + \sum_{i \neq j \neq k} E(W_i) E(W_j) E(W_k) (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_k) \\
&= 2 \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \sum_i (\Delta_{ii} \otimes \mathbf{d}_i) + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left[\sum_{i \neq j} (\Delta_{ii} \otimes \mathbf{d}_j) + \sum_{i \neq j} (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_i) + \sum_{i \neq j} (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_j) \right] \\
&\quad + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{3/2} \sum_{i \neq j \neq k} (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_k) \\
&= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left[2 \sum_i (\Delta_{ii} \otimes \mathbf{d}_i) + \sum_{i \neq j} [(\Delta_{ii} \otimes \mathbf{d}_j) + (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_i) + (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_j)] + \frac{2}{\pi} \sum_{i \neq j \neq k} (\Delta_{ij} \otimes \mathbf{d}_k) \right]
\end{aligned}$$

d)

$$\begin{aligned}
E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W}\mathbf{W}^\top) &= E\left(\sum_{ij} W_i W_j \Delta_{ij} \otimes \sum_{kl} W_k W_l \Delta_{kl}\right) \\
&= E\left(\sum_{ijkl} W_i W_j W_k W_l \Delta_{ij} \otimes \Delta_{kl}\right) \\
&= \sum_{ijkl} E(W_i W_j W_k W_l) (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kl}) \\
&= \sum_{i=j=k=l} E(W_i^4) (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ii}) + \sum_{i \neq j=k=l} E(W_i) E(W_j^3) (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{jj}) \\
&\quad + \sum_{j \neq i=k=l} E(W_i^3) E(W_j) (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ii}) + \sum_{k \neq i=j=l} E(W_i^3) E(W_k) (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ki}) \\
&\quad + \sum_{l \neq i=j=k} E(W_i^3) E(W_l) (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{il}) + \sum_{i=j \neq k=l} E(W_i^2) E(W_k^2) (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{kk}) \\
&\quad + \sum_{i=k \neq j=l} E(W_i^2) E(W_j^2) (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ij}) + \sum_{i=l \neq j=k} E(W_i^2) E(W_j^2) (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ji}) \\
&\quad + \sum_{i \neq j \neq k=l} E(W_i) E(W_j) E(W_k^2) (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kk}) + \sum_{i \neq k \neq l=j} E(W_i) E(W_j^2) E(W_k) (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kj}) \\
&\quad + \sum_{j \neq k \neq l=i} E(W_i^2) E(W_j) E(W_k) (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ki}) \\
&\quad + \sum_{i \neq j \neq k \neq l} E(W_i) E(W_j) E(W_k) E(W_l) (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kl}) \\
&= 3 \sum_{i=j=k=l} (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ii}) \\
&\quad + \frac{4}{\pi} \left[\sum_{i \neq j=k=l} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{jj}) + \sum_{j \neq i=k=l} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ii}) + \sum_{k \neq i=j=l} (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ki}) \right. \\
&\quad \quad \left. + \sum_{l \neq i=j=k} (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{il}) \right] \\
&\quad + \sum_{i=j \neq k=l} (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{kk}) + \sum_{i=k \neq j=l} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ij}) + \sum_{i=l \neq j=k} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ji}) \\
&\quad + \frac{2}{\pi} \left[\sum_{i \neq j \neq k=l} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kk}) + \sum_{i \neq k \neq l=j} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kj}) + \sum_{j \neq k \neq l=i} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ki}) \right] \\
&\quad + \frac{4}{\pi^2} \sum_{i \neq j \neq k \neq l} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kl})
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W}\mathbf{W}^\top) &= 3 \sum_i (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ii}) \\
&+ \frac{4}{\pi} \left[\sum_{i \neq j} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{jj}) + \sum_{i \neq j} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ii}) + \sum_{i \neq j} (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ji}) + \sum_{i \neq j} (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ij}) \right] \\
&+ \sum_{i \neq j} (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{jj}) + \sum_{i \neq j} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ij}) + \sum_{i \neq j} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ji}) \\
&+ \frac{2}{\pi} \left[\sum_{i \neq j \neq k} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kk}) + \sum_{i \neq j \neq k} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kj}) + \sum_{i \neq j \neq k} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ki}) \right] \\
&+ \frac{4}{\pi^2} \sum_{i \neq j \neq k \neq l} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kl}) \\
&= 3 \sum_i (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ii}) + \frac{4}{\pi} \sum_{i \neq j} [(\Delta_{ij} \otimes \Delta_{jj}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ii}) + (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ji}) + (\Delta_{ii} \otimes \Delta_{ij})] \\
&+ \sum_{i \neq j} [(\Delta_{ii} \otimes \Delta_{jj}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ij}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ji})] \\
&+ \frac{2}{\pi} \sum_{i \neq j \neq k} [(\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kk}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kj}) + (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ki})] + \frac{4}{\pi^2} \sum_{i \neq j \neq k \neq l} (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{kl})
\end{aligned}$$

2.4. Normal con Half-Normal

En esta sección se calculan algunos momentos de productos de variables distribuidas normalmente con variables distribuidas half-normal. Estos resultados son muy útiles para el cálculo de las propiedades de la variable Skew-Nomal.

Teorema 2.4.1 Sea \mathbf{W} un vector de $m \times 1$ que distribuye $HN_m(\mathbf{0}, \mathbf{I}_m)$ y \mathbf{X} un vector de $n \times 1$ que distribuye $N_n(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma})$. Si \mathbf{W} es independiente de \mathbf{X} , entonces

$$\text{a) } E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}\mathbf{W}^\top) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} (\mathbf{\Sigma} \otimes \mathbf{1}_m^\top)$$

$$\text{b) } E(\mathbf{X}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X}^\top) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} (\mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{\Sigma})$$

$$\text{c) } E(\mathbf{W}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}^\top) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \mathbf{1}_m \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top$$

$$\text{d) } E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}\mathbf{W}^\top) = \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) (\mathbf{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_m) + \frac{2}{\pi} (\mathbf{\Sigma} \otimes \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top)$$

$$\text{e) } E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X}\mathbf{X}^\top) = \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{\Sigma}) + \frac{2}{\pi} (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{\Sigma})$$

$$\text{f) } E(\mathbf{W}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}\mathbf{X}^\top) = \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \text{vec}(\mathbf{I}_m) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top + \frac{2}{\pi} \text{vec}(\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top$$

$$\text{g) } E(\mathbf{W}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}\mathbf{W}^\top) = \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{\Sigma}) \mathbf{K}_{km} + \frac{2}{\pi} (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{\Sigma}) \mathbf{K}_{km}$$

Dem.

a)

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}^\top) &= E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top) \otimes E(\mathbf{W}^\top) \\
 &= \boldsymbol{\Sigma} \otimes \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \mathbf{1}_m^\top \\
 &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{1}_m^\top)
 \end{aligned}$$

b)

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{X}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X}^\top) &= E(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X}^\top)E(\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{I}_k) \\
 &= E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top)(E(\mathbf{W}^\top) \otimes \mathbf{I}_k) \\
 &= \boldsymbol{\Sigma} \left(\left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{I}_k \right) \\
 &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \boldsymbol{\Sigma} (\mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{I}_k) \\
 &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} (\mathbf{1}_m^\top \otimes \boldsymbol{\Sigma})
 \end{aligned}$$

c)

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{W}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}^\top) &= E(\mathbf{W}(\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}^\top)) \\
 &= E(\mathbf{W})E(\mathbf{X} \otimes \mathbf{X})^\top \\
 &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \mathbf{1}_m \text{vec}(E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top))^\top \\
 &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \mathbf{1}_m \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma})^\top
 \end{aligned}$$

d)

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}\mathbf{W}^\top) &= E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top) \otimes E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top) \\
 &= \left(\boldsymbol{\Sigma} \otimes \left(\left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \mathbf{I}_m + \frac{2}{\pi} \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \right) \right) \\
 &= \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_m) + \frac{2}{\pi} (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top)
 \end{aligned}$$

e)

$$\begin{aligned}
E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X}\mathbf{X}^\top) &= E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top) \otimes E(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top) \\
&= \left(\left(\left(1 - \frac{2}{\pi} \right) \mathbf{I}_m + \frac{2}{\pi} \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \right) \otimes \boldsymbol{\Sigma} \right) \\
&= \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{I}_m \otimes \boldsymbol{\Sigma}) + \frac{2}{\pi} (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \boldsymbol{\Sigma})
\end{aligned}$$

f)

$$\begin{aligned}
E(\mathbf{W}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}\mathbf{X}^\top) &= E(\mathbf{W} \otimes \mathbf{W})E(\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}^\top) \\
&= E(\text{vec}(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top))E(\text{vec}(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top)^\top) \\
&= \text{vec} \left(\left(\left(1 - \frac{2}{\pi} \right) \mathbf{I}_m + \frac{2}{\pi} \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma})^\top \right) \\
&= \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) \text{vec}(\mathbf{I}_m) \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma})^\top + \frac{2}{\pi} \text{vec}(\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top) \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma})^\top
\end{aligned}$$

g)

$$\begin{aligned}
E(\mathbf{W}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}\mathbf{W}^\top) &= E \left[(\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{X})(\mathbf{W} \otimes \mathbf{W}^\top)(\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{I}_m) \right] \\
&= E \left[(\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{X})\mathbf{W}\mathbf{W}^\top(\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{I}_m) \right] \\
&= E \left[(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X})(\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{I}_m) \right] \\
&= E \left[(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{I}_k)(\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{X})(\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{I}_m) \right] \\
&= E \left[(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{I}_k)\mathbf{K}_{mk}(\mathbf{X} \otimes \mathbf{I}_m)(\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{I}_m) \right] \\
&= E \left[(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{I}_k)\mathbf{K}_{mk}(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{I}_m) \right] \\
&= E \left[(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{I}_k) \right] \mathbf{K}_{mk} E \left[(\mathbf{X}\mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{I}_m) \right] \\
&= \left(\left(\left(1 - \frac{2}{\pi} \right) \mathbf{I}_m + \frac{2}{\pi} \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \right) \otimes \mathbf{I}_k \right) \mathbf{K}_{mk} (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_m) \\
&= \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{I}_k) \mathbf{K}_{mk} (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_m) + \frac{2}{\pi} (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{I}_k) \mathbf{K}_{mk} (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_m) \\
&= \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{I}_k) (\mathbf{I}_m \otimes \boldsymbol{\Sigma}) \mathbf{K}_{mk} + \frac{2}{\pi} (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{I}_k) (\mathbf{I}_m \otimes \boldsymbol{\Sigma}) \mathbf{K}_{mk} \\
&= \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{I}_m \otimes \boldsymbol{\Sigma}) \mathbf{K}_{mk} + \frac{2}{\pi} (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \boldsymbol{\Sigma}) \mathbf{K}_{mk}
\end{aligned}$$

2.5. Distribución Skew-Normal Generalizada

En esta sección se presentan los resultados más relevantes de la familia de distribuciones Skew-Normal Generalizada. Para lograr obtener estos resultados se aplicarán muchos de los teoremas antes expuestos.

Sea Y un vector aleatorio distribuido Skew-Normal Generalizada con parámetros $\boldsymbol{\mu}$, $\boldsymbol{\Sigma}$ y $\boldsymbol{\Lambda}$. Diremos que $Y \sim SNG_{k,m}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$, si su función de densidad es dada por

$$f_Y(\mathbf{y}) = 2^m \phi_k(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu} | \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right).$$

donde $\boldsymbol{\mu} \in R^k$, $\boldsymbol{\Sigma}$ es una matriz definida positiva de dimensiones $k \times k$ y $\boldsymbol{\Lambda}$ es una matriz de dimensiones $m \times k$

Esta distribución corresponde a la familia CSN-2 planteada en Arellano-Valle y Azzalini (2006), en el caso en que $\gamma = 0$ y $\boldsymbol{\Gamma} = \mathbf{I}_m$. Vea también Arellano-Valle y Genton (2005).

Note que, a partir de esta función de densidad se pueden obtener los siguientes casos particulares:

1. Si $m = 1$ se obtiene el modelo propuesto por Azzalini & Dalla-Valle (1996) y estudiado con detalle en Azzalini & Capitanio (1999)
2. Si $k = m$ y $\boldsymbol{\Lambda}$ es una matriz diagonal, se obtiene el modelo plantado por Sahu et al. (2003)
3. Si $k = m$ y $\boldsymbol{\Lambda}$ y $\boldsymbol{\Sigma}$ son matrices diagonales, se obtiene el modelo Skew-Normal de variables independientes.

2.5.1. Función Generadora de Momentos

Teorema 2.5.1 Sea $\mathbf{Y} \sim SNG_{k,m}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$. Entonces, la función generadora de Momentos es

$$M_{\mathbf{Y}}(\mathbf{t}) = 2^m \exp \left\{ \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t} \right\} \Phi_m(\boldsymbol{\Lambda} \mathbf{t} | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m)$$

Dem.

$$\begin{aligned} M_{\mathbf{Y}}(\mathbf{t}) &= E(\exp\{\mathbf{t}^\top \mathbf{Y}\}) \\ &= \int_{R^k} \exp\{\mathbf{t}^\top \mathbf{y}\} 2^m \phi_k(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu} | \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \\ &\quad \Phi_m\left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top\right) dy \\ &= 2^m \int |\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}|^{-1/2} (2\pi)^{k/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) + \mathbf{t}^\top \mathbf{y} \right\} \\ &\quad \Phi_m\left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top\right) dy \\ &= 2^m \int |\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}|^{-1/2} (2\pi)^{k/2} \\ &\quad \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\mathbf{y}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y} - 2\boldsymbol{\mu}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y} + \boldsymbol{\mu}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\mu} - 2\mathbf{t}^\top \mathbf{y} \right) \right\} \\ &\quad \Phi_m\left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top\right) dy \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
M_{\mathbf{Y}}(\mathbf{t}) &= 2^m \exp \left\{ -\frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\mu} \right\} \\
&\exp \left\{ \frac{1}{2} \left(\boldsymbol{\mu} + (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t} \right)^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \left(\boldsymbol{\mu} + (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t} \right) \right\} \\
&\int |\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}|^{-1/2} (2\pi)^{k/2} \\
&\exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\mathbf{y}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y} - 2 \left(\boldsymbol{\mu}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} + \mathbf{t}^\top \right) \mathbf{y} \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\boldsymbol{\mu} + (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t})^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\boldsymbol{\mu} + (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t}) \right) \right\} \\
&\Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) d\mathbf{y} \\
&= 2^m \exp \left\{ \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t} \right\} \\
&\int |\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}|^{-1/2} (2\pi)^{k/2} \\
&\exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\mathbf{y}^\top - (\boldsymbol{\mu} + (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t})^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{y}^\top - (\boldsymbol{\mu} + (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t})) \right) \right\} \\
&\Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) d\mathbf{y} \\
&= 2^m \exp \left\{ \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t} \right\} \\
&E_{\mathbf{X}} \left(\Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \right)
\end{aligned}$$

donde $\mathbf{X} \sim N_n(\boldsymbol{\mu} + (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t}, \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})$.

Por otro lado, aplicando el lema 2.1 de Gupta et al. (2004) se tiene que

$$E_{\mathbf{X}} \left(\Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \right) = \Phi_m (\boldsymbol{\Lambda} \mathbf{t} | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m)$$

Por lo que

$$M_{\mathbf{Y}}(\mathbf{t}) = 2^m \exp \left\{ \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{t} \right\} \Phi_m (\boldsymbol{\Lambda} \mathbf{t} | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m)$$

2.5.2. Representación estocástica

Para el vector aleatorio $\mathbf{Y} \sim SNG_{k,m}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$ se puede usar la siguiente representación estocástica

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} + \mathbf{X}$$

donde $\mathbf{W} \sim HN_m(\mathbf{0}, \mathbf{I}_m)$ es independiente de $\mathbf{X} \sim N_k(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma})$

2.5.3. Representación jerárquica

Para el vector aleatorio $\mathbf{Y} \sim SNG_{k,m}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$ se puede usar la siguiente representación jerárquica.

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}|\mathbf{W} &\sim N_k(\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Lambda}\mathbf{W}, \boldsymbol{\Sigma}) \\ \mathbf{W} &\sim HN_m(0, \mathbf{I}_m) \end{aligned}$$

Distribución a posteriori:

Según la representación estocástica presentada anteriormente, se puede calcular la distribución a posteriori de \mathbf{W} , la que tiene la siguiente forma

$$\begin{aligned} \pi(\mathbf{w}|\mathbf{Y}) &\propto L(\mathbf{w})\pi(\mathbf{w}) \\ &\propto \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - (\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Lambda}\mathbf{w}))^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - (\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Lambda}\mathbf{w}))\right\} \exp\left\{-\frac{1}{2}\mathbf{w}\mathbf{w}^\top\right\} \\ &\propto \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[(-\mathbf{y}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{w} + \boldsymbol{\mu}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{w} - \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{y} + \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{w} + \mathbf{w}^\top \mathbf{w})\right]\right\} \\ &\propto \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\mathbf{w}^\top \left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda} + \mathbf{I}_m\right)\mathbf{w} - (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{w} - \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})\right]\right\} \end{aligned}$$

Por lo tanto,

$$\mathbf{W}|\mathbf{Y} \sim N_m\left(\left(\mathbf{I}_m + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}), \left(\mathbf{I}_m + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\right)^{-1}\right)$$

y sus primeros momentos son

$$\begin{aligned} E(\mathbf{W}|\mathbf{Y}) &= \left(\mathbf{I}_m + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) \\ E(\mathbf{W}\mathbf{W}^\top|\mathbf{Y}) &= \left(\mathbf{I}_m + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\right)^{-1} \\ &\quad - \left(\mathbf{I}_m + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda} \left(\mathbf{I}_m + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\right)^{-1} \\ Var(\mathbf{W}|\mathbf{Y}) &= \left(\mathbf{I}_m + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\Lambda}\right)^{-1} \end{aligned}$$

2.5.4. Distribución Marginal

Sea $\mathbf{Y} \sim SNG_{km}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$. Por la representación estocástica se tiene que

$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} + \mathbf{X}$, donde $\mathbf{W} \sim HN_m(\mathbf{0}, \mathbf{I}_m)$ es independiente de $\mathbf{X} \sim N_k(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma})$, por lo tanto

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_k \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Lambda_{11} & \cdots & \Lambda_{m1} \\ \vdots & & \\ \Lambda_{1k} & \cdots & \Lambda_{mk} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} W_1 \\ \vdots \\ W_m \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_k \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \mu_1 + \Lambda_{11}W_1 + \cdots + \Lambda_{m1}W_m + X_1 \\ \vdots \\ \mu_k + \Lambda_{1k}W_1 + \cdots + \Lambda_{mk}W_m + X_k \end{pmatrix} \end{aligned}$$

por lo que

$$Y_i = \mu_i + \boldsymbol{\Lambda}_i^\top \mathbf{W} + X_i$$

donde μ_i es el i -ésimo elemento del vector $\boldsymbol{\mu}$, X_i es el i -ésimo elemento del vector \mathbf{X} que distribuye $N(0, \sigma_i^2)$ y $\boldsymbol{\Lambda}_i$ es la i -ésima columna de la matriz $\boldsymbol{\Lambda}$.

Por otro lado, si estudiamos la función generadora de momentos, tenemos que

$$\begin{aligned} M_{Y_i}(t) &= M_{Y_1, \dots, Y_i, \dots, Y_k}(0, \dots, t, \dots, 0) \\ &= 2^m \exp \left\{ \boldsymbol{\mu}^\top (0, \dots, t, \dots, 0)^\top + \frac{1}{2} (0, \dots, t, \dots, 0) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) (0, \dots, t, \dots, 0)^\top \right\} \\ &\quad \Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} (0, \dots, t, \dots, 0)^\top \mid \mathbf{0}, \mathbf{I}_m \right) \\ &= 2^m \exp \left\{ \mu_i t + \frac{1}{2} t^2 (\sigma_i^2 + \boldsymbol{\Lambda}_i^\top \boldsymbol{\Lambda}_i) \right\} \Phi_m (\boldsymbol{\Lambda}_i t \mid \mathbf{0}, \mathbf{I}_m) \end{aligned}$$

donde σ_i es el i -ésimo componente de la diagonal de la matriz $\boldsymbol{\Sigma}$ y $\boldsymbol{\Lambda}_i$ es la i -ésima columna de la matriz $\boldsymbol{\Lambda}$

Por lo tanto, $Y_i \sim SNG_{1,m}(\mu_i, \sigma_i^2, \boldsymbol{\Lambda}_i)$

2.5.5. Formas Lineales

Teorema 2.5.2 : Sea $\mathbf{Y} \sim SNG_{k,m}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$ y $\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{Y} + \mathbf{b}$, con \mathbf{X} vector de dimensiones $s \times 1$, \mathbf{A} matriz de dimensiones $s \times k$, y \mathbf{b} vector de dimensiones $s \times 1$. Entonces $\mathbf{X} \sim SNG_{s,m}(\mathbf{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{b}, \mathbf{A}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{A}^\top, \boldsymbol{\Lambda}\mathbf{A}^\top)$

Dem.

Usando la función generadora de momentos de \mathbf{Y} se tiene que

$$\begin{aligned} M_{\mathbf{X}}(t) &= M_{\mathbf{A}\mathbf{Y}+\mathbf{b}}(t) \\ &= \exp\{\mathbf{b}^\top t\} M_{\mathbf{Y}}(\mathbf{A}^\top t) \\ &= 2^m \exp\{\mathbf{b}^\top t\} \exp\left\{\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{A}^\top t + \frac{1}{2} t^\top \mathbf{A} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{A}^\top t\right\} \Phi_m(\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{A}^\top t | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m) \\ &= 2^m \exp\left\{\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{A}^\top + \mathbf{b}^\top\right) t + \frac{1}{2} t^\top \mathbf{A} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{A}^\top t\right\} \Phi_m(\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{A}^\top t | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m) \end{aligned}$$

Por lo tanto, $\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{Y} + \mathbf{b} \sim SNG_{s,m}(\mathbf{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{b}, \mathbf{A}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{A}^\top, \boldsymbol{\Lambda}\mathbf{A}^\top)$

Teorema 2.5.3 : Sea $\mathbf{Y} \sim SNG_{k,m}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$, \mathbf{A} una matriz constante de dimensiones $n_1 \times k$ y \mathbf{B} una matriz constante de dimensiones $n_2 \times k$. Entonces, $\mathbf{A}\mathbf{Y}$ es independiente de $\mathbf{B}\mathbf{Y}$ si se cumple alguna de las siguientes condiciones

1. $\mathbf{A}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{B}^\top = \mathbf{0}$ y $\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{A}^\top = \mathbf{0}$
2. $\mathbf{A}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{B}^\top = \mathbf{0}$ y $\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{B}^\top = \mathbf{0}$

Dem.

Sabemos que

$$\mathbf{Y} \stackrel{d}{=} \mathbf{X} | \mathbf{X}_0 > \mathbf{0}$$

donde

$$\begin{pmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{X}_0 \end{pmatrix} \sim N_{k+m} \left(\begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} & \boldsymbol{\Lambda}^\top \\ \boldsymbol{\Lambda} & \mathbf{I}_m \end{pmatrix} \right)$$

Note que la distribución conjunta de $\mathbf{A}\mathbf{X}$, $\mathbf{B}\mathbf{X}$, \mathbf{X}_0 es

$$\begin{pmatrix} \mathbf{A}\mathbf{X} \\ \mathbf{B}\mathbf{X} \\ \mathbf{X}_0 \end{pmatrix} \sim N_{n_1+n_2+m} \left(\begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Omega}_{AB} & & \\ & \boldsymbol{\Lambda} \begin{pmatrix} \mathbf{A}^\top & \mathbf{B}^\top \end{pmatrix} & \\ & & \mathbf{I}_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{B} \end{pmatrix} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right)$$

donde

$$\begin{aligned}
\Omega_{AB} &= \begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{B} \end{pmatrix} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \begin{pmatrix} \mathbf{A}^\top & \mathbf{B}^\top \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} \mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \\ \mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{A}^\top & \mathbf{B}^\top \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} \mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top & \mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top \\ \mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top & \mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Por lo tanto,

$$\begin{pmatrix} \mathbf{A}\mathbf{X} \\ \mathbf{B}\mathbf{X} \\ X_0 \end{pmatrix} \sim N_{n_1+n_2+m} \left(\begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top & \mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top & \mathbf{A} \Lambda^\top \\ \mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top & \mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top & \mathbf{B} \Lambda^\top \\ \Lambda \mathbf{A}^\top & \Lambda \mathbf{B}^\top & I_m \end{pmatrix} \right)$$

Es decir,

$$\begin{pmatrix} \mathbf{A}\mathbf{X} \\ \mathbf{B}\mathbf{X} \end{pmatrix} \Big|_{X_0 > 0} \sim SNG_{n_1+n_2, m} \left(\begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \mathbf{A} \Sigma \mathbf{A}^\top & \mathbf{A} \Sigma \mathbf{B}^\top \\ \mathbf{B} \Sigma \mathbf{A}^\top & \mathbf{B} \Sigma \mathbf{B}^\top \end{pmatrix}, \Lambda \begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{B} \end{pmatrix}^\top \right)$$

$$\text{Sea } \mathbf{Y}_{AB} = \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_A \\ \mathbf{Y}_B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}\mathbf{Y} \\ \mathbf{B}\mathbf{Y} \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}
f_{\mathbf{Y}_{AB}}(\mathbf{Y}_{AB} | \mathbf{0}, \Sigma_{AB}, \Lambda_{AB}) &= 2^m \phi_{n_1+n_2}(\mathbf{Y}_{AB} | \Sigma_{AB} + \Lambda_{AB}^\top \Lambda_{AB}) \\
&\quad \Phi_m \left(\Lambda_{AB} \left(\Sigma_{AB} + \Lambda_{AB}^\top \Lambda_{AB} \right)^{-1} \mathbf{Y}_{AB} | \mathbf{0}, \Omega_{AB} \right)
\end{aligned}$$

$$\text{donde } \Sigma_{AB} = \begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{B} \end{pmatrix} \Sigma \begin{pmatrix} \mathbf{A}^\top & \mathbf{B}^\top \end{pmatrix}, \Lambda_{AB} = \Lambda \begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{B} \end{pmatrix}^\top \text{ y } \Omega_{AB} = I_m - \Lambda_{AB} \left(\Sigma_{AB} + \Lambda_{AB}^\top \Lambda_{AB} \right)^{-1} \Lambda_{AB}^\top$$

Si estudiamos la parte de la densidad que depende de ϕ tenemos que,

si $\mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top = \mathbf{0}$, entonces

$$\phi_{n_1+n_2}(\mathbf{Y}_{AB} | \Sigma_{AB} + \Lambda_{AB}^\top \Lambda_{AB}) = \phi_{n_1}(\mathbf{Y}_A | \Sigma_A + \Lambda_A^\top \Lambda_A) \phi_{n_2}(\mathbf{Y}_B | \Sigma_B + \Lambda_B^\top \Lambda_B)$$

donde $\Sigma_A = \mathbf{A} \Sigma \mathbf{A}^\top$, $\Lambda_A = \Lambda \mathbf{A}^\top$, $\Sigma_B = \mathbf{B} \Sigma \mathbf{B}^\top$ y $\Lambda_B = \Lambda \mathbf{B}^\top$

Ahora, si estudiamos la parte de la densidad que depende de Φ se tiene que

$$\begin{aligned}
& \Phi_m \left(\Lambda_{AB} \left(\Sigma_{AB} + \Lambda_{AB}^\top \Lambda_{AB} \right)^{-1} Y_{AB} \middle| \mathbf{0}, \Omega_{AB} \right) \\
&= \Phi_m \left(\Lambda \begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{B} \end{pmatrix}^\top \begin{pmatrix} \mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} Y_A \\ Y_B \end{pmatrix} \middle| \mathbf{0}, \Omega_{AB} \right) \\
&= \Phi_m \left(\left(\Lambda \mathbf{A}^\top \quad \Lambda \mathbf{B}^\top \right) \begin{pmatrix} \left(\mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top \right)^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \left(\mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top \right)^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_A \\ Y_B \end{pmatrix} \middle| \mathbf{0}, \Omega_{AB} \right) \\
&= \Phi_m \left(\left(\Lambda \mathbf{A}^\top \left(\mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top \right)^{-1} \quad \Lambda \mathbf{B}^\top \left(\mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top \right)^{-1} \right) \begin{pmatrix} Y_A \\ Y_B \end{pmatrix} \middle| \mathbf{0}, \Omega_{AB} \right) \\
&= \Phi_m \left(\Lambda \mathbf{A}^\top \left(\mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top \right)^{-1} Y_A + \Lambda \mathbf{B}^\top \left(\mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top \right)^{-1} Y_B \middle| \mathbf{0}, \Omega_{AB} \right)
\end{aligned}$$

Por lo que si $\Lambda \mathbf{A}^\top \left(\mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top \right)^{-1} = \mathbf{0}$ o $\Lambda \mathbf{B}^\top \left(\mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top \right)^{-1} = \mathbf{0}$, se logra la separación de la función de densidad.

Como $\left(\mathbf{A} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{A}^\top \right)^{-1} > \mathbf{0}$ y $\left(\mathbf{B} (\Sigma + \Lambda^\top \Lambda) \mathbf{B}^\top \right)^{-1} > \mathbf{0}$ al ser matrices de varianzas-covarianzas, se tiene que la condición se reduce a $\Lambda \mathbf{A}^\top = \mathbf{0}$ o $\Lambda \mathbf{B}^\top = \mathbf{0}$, lo que produce que la primera condición se reduce a $\mathbf{A} \Sigma \mathbf{B}^\top = \mathbf{0}$

2.5.6. Formas Cuadráticas

Teorema 2.5.4 : Sea $\mathbf{Y}_0 = \mathbf{Y} - \boldsymbol{\mu} \sim SNG_{k,m}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$, y sean \mathbf{A} y \mathbf{B} dos matrices simétricas de dimensiones $k \times k$. Entonces, $\mathbf{Y}_0^\top \mathbf{A} \mathbf{Y}_0$ y $\mathbf{Y}_0^\top \mathbf{B} \mathbf{Y}_0$ son independientes si y solo si $\boldsymbol{\Lambda} \mathbf{A} = \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{B} = \mathbf{A} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{B} = \mathbf{0}$

Dem.

Calculamos la función generadora de momentos conjunta de $Q_A = \mathbf{Y}_0^\top \mathbf{A} \mathbf{Y}_0$ y $Q_B = \mathbf{Y}_0^\top \mathbf{B} \mathbf{Y}_0$. Si llamamos $\boldsymbol{\Omega} = \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}$. Por definición, tenemos que

$$\begin{aligned}
 M_{Q_A, Q_B}(t, s) &= \int_{R^k} \exp \left\{ t \mathbf{y}_0^\top \mathbf{A} \mathbf{y}_0 + s \mathbf{y}_0^\top \mathbf{B} \mathbf{y}_0 \right\} 2^m \phi_k(\mathbf{y}_0 | \boldsymbol{\Omega}) \Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) d\mathbf{y}_0 \\
 &= 2^m |\boldsymbol{\Omega}|^{-1/2} \int_{R^k} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \mathbf{y}_0^\top (\boldsymbol{\Omega}^{-1} - 2t\mathbf{A} - 2s\mathbf{B}) \mathbf{y}_0 \right\} (2\pi)^{-k/2} \\
 &\quad \Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) d\mathbf{y}_0 \\
 &= 2^m |\boldsymbol{\Omega}|^{-1/2} |\boldsymbol{\Omega}^{-1} - 2t\mathbf{A} - 2s\mathbf{B}|^{-1/2} \int_{R^k} \phi_k \left(\mathbf{y}_0 | (\boldsymbol{\Omega}^{-1} - 2t\mathbf{A} - 2s\mathbf{B})^{-1} \right) \\
 &\quad \Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) d\mathbf{y}_0
 \end{aligned}$$

Considerando el cambio de variable

$$\mathbf{z} = (\boldsymbol{\Omega}^{-1} - 2t\mathbf{A} - 2s\mathbf{B})^{1/2} \mathbf{y}_0 \quad \Rightarrow \quad d\mathbf{y}_0 = |\boldsymbol{\Omega}^{-1} - 2t\mathbf{A} - 2s\mathbf{B}|^{-1/2} d\mathbf{z}$$

tenemos que

$$\begin{aligned}
 M_{Q_A, Q_B}(t, s) &= 2^m |\mathbf{I}_k - 2t\mathbf{A}\boldsymbol{\Omega} - 2s\mathbf{B}\boldsymbol{\Omega}|^{-1/2} \\
 &\quad \int_{R^k} \phi_k(\mathbf{z}) \Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} (\boldsymbol{\Omega}^{-1} - 2t\mathbf{A} - 2s\mathbf{B})^{-1/2} \mathbf{z} | \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) d\mathbf{z} \\
 &= 2^m |\mathbf{I}_k - 2t\mathbf{A}\boldsymbol{\Omega} - 2s\mathbf{B}\boldsymbol{\Omega}|^{-1/2} \\
 &\quad E \left(\Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} (\boldsymbol{\Omega}^{-1} - 2t\mathbf{A} - 2s\mathbf{B})^{-1/2} \mathbf{Z} | \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \right) \\
 &= 2^m |\mathbf{I}_k - 2t\mathbf{A}\boldsymbol{\Omega} - 2s\mathbf{B}\boldsymbol{\Omega}|^{-1/2} \\
 &\quad \Phi_m \left(\mathbf{0} | \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top + \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Omega}^{-1} (\boldsymbol{\Omega}^{-1} - 2t\mathbf{A} - 2s\mathbf{B})^{-1} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right)
 \end{aligned}$$

$$M_{Q_A, Q_B}(t, s) = 2^m |\mathbf{I}_k - 2t\mathbf{A}\mathbf{\Omega} - 2s\mathbf{B}\mathbf{\Omega}|^{-1/2} \Phi_m \left(\mathbf{0} | \mathbf{I}_m + 2(t\mathbf{\Lambda}\mathbf{A} + s\mathbf{\Lambda}\mathbf{B}) \mathbf{\Omega} (\mathbf{I}_k - 2t\mathbf{A}\mathbf{\Omega} - 2s\mathbf{B}\mathbf{\Omega})^{-1} \mathbf{\Omega}^{-1} \mathbf{\Lambda}^\top \right) \quad (2.1)$$

Como $M_{Q_A} = M_{Q_A, Q_B}(t, 0)$ y $M_{Q_B} = M_{Q_A, Q_B}(0, s)$, (2.1) se factoriza como el producto de sus marginales si y solo si $\mathbf{\Lambda}\mathbf{A} = \mathbf{\Lambda}\mathbf{B} = \mathbf{A}\mathbf{\Sigma}\mathbf{B} = \mathbf{0}$

Corolario 2.5.1 : Sea $\mathbf{Y}_0 = \mathbf{Y} - \boldsymbol{\mu} \sim SNG_{k,m}(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma}, \mathbf{\Lambda})$, y sea \mathbf{A} una matriz simétrica de rango r y tal que:

$$(i) \mathbf{A}\mathbf{\Lambda}^\top = \mathbf{\Lambda}\mathbf{A} = \mathbf{0}$$

$$(ii) \mathbf{A}\mathbf{\Sigma}\mathbf{A} = \mathbf{A}$$

Entonces $Q_A = \mathbf{Y}_0^\top \mathbf{A} \mathbf{Y}_0 \sim \chi_r^2$

Dem.

De (2.1) se tiene que

$$M_{Q_A}(t) = 2^m |\mathbf{I}_k - 2t\mathbf{A}\mathbf{\Omega}|^{-1/2} \Phi_m \left(\mathbf{0} | \mathbf{I}_m + 2t\mathbf{\Lambda}\mathbf{A}\mathbf{\Omega} (\mathbf{I}_k - 2t\mathbf{A}\mathbf{\Omega})^{-1} \mathbf{\Omega}^{-1} \mathbf{\Lambda}^\top \right)$$

Por (i) se tiene que $M_{Q_A}(t) = |\mathbf{I}_k - 2t\mathbf{A}\mathbf{\Omega}|^{-1/2}$

Por (ii) se tiene que $M_{Q_A}(t) = (1 - 2t)^{-1/2}$

2.5.7. Propiedades de la distribución Skew-Normal

El objetivo de esta sección es obtener y mostrar propiedades de esta parametrización de la distribución Skew-Normal, las que pueden ser útiles para realizar estimaciones e inferencia, ya sea clásica o Bayesiana.

Para obtener los primeros momentos de esta distribución, se utilizará la representación estocástica presentada en secciones anteriores, lo que genera los siguientes resultados:

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{Y}) &= \boldsymbol{\mu} + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{1}_m, \\
 E(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\top) &= \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \boldsymbol{\mu}\mathbf{1}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{1}_m \boldsymbol{\mu}^\top + \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \frac{2}{\pi} \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Sigma}, \\
 Var(\mathbf{Y}) &= \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Sigma}
 \end{aligned}$$

Ahora bien, si $\mathbf{Y}_0 = \mathbf{Y} - \boldsymbol{\mu}$ y $\mathbf{S}_0 = \mathbf{Y}_0 \mathbf{Y}_0^\top$. Entonces, se tiene que

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{Y}_0) &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{1}_m, \\
 Var(\mathbf{Y}_0) &= Var(\mathbf{Y}) = \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Sigma}
 \end{aligned}$$

Por otro lado, se sabe que

$$\begin{aligned}
 \mathbf{S}_0 &= (\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} + \mathbf{X})(\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} + \mathbf{X})^\top \\
 &= \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{X}^\top + \mathbf{X} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \mathbf{X} \mathbf{X}^\top \\
 E(\mathbf{S}_0) &= \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \frac{2}{\pi} \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Sigma}
 \end{aligned}$$

Teorema 2.5.5 Sea \mathbf{Y} un vector de $k \times 1$ que distribuye $SN_k(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$. Entonces,

$$\begin{aligned}
a) \quad E(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{Y}_0^\top) &= 2 \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \boldsymbol{\Lambda}^\top \sum_i (\boldsymbol{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{d}_i)^\top (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \boldsymbol{\Lambda}^\top \sum_{i \neq j} [(\boldsymbol{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{d}_j)^\top + (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{d}_i)^\top + (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{d}_j)^\top] (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ \left(\frac{2}{\pi}\right)^{3/2} \boldsymbol{\Lambda}^\top \sum_{i \neq j \neq s} (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{d}_s)^\top (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} (\mathbf{1}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Sigma}) + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{1}_m^\top \boldsymbol{\Lambda})
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
b) \quad E(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{S}_0) &= 3 (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \sum_i (\boldsymbol{\Delta}_{ii} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{ii}) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ \frac{4}{\pi} (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \sum_{i \neq j} [(\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{jj}) + (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{ii}) + (\boldsymbol{\Delta}_{ii} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{ji}) + (\boldsymbol{\Delta}_{ii} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{ij})] (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \sum_{i \neq j} [(\boldsymbol{\Delta}_{ii} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{jj}) + (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{ij}) + (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{ji})] (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ \frac{2}{\pi} (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \sum_{i \neq j \neq s} [(\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{ss}) + (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{sj}) + (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{si})] (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ \frac{4}{\pi^2} (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \sum_{i \neq j \neq s \neq l} (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{sl}) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) (\mathbf{I}_m \otimes \boldsymbol{\Sigma}) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&+ \frac{2}{\pi} (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \boldsymbol{\Sigma}) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) + \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \text{vec}(\mathbf{I}_m) \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma})^\top \\
&+ \frac{2}{\pi} (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \text{vec}(\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top) \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma})^\top + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) \sum_i \sum_j \Sigma_{jj} (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{ji}) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ \frac{2}{\pi} (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) \sum_{i \neq s} \sum_j \Sigma_{jj} (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{js}) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \sum_i \sum_j \Sigma_{jj} (\boldsymbol{\Delta}_{ji} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{ij}) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&+ \frac{2}{\pi} (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \sum_{i \neq s} \sum_j \Sigma_{jj} (\boldsymbol{\Delta}_{ji} \otimes \boldsymbol{\Delta}_{sj}) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) + \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma}) \text{vec}(\mathbf{I}_m)^\top (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ \frac{2}{\pi} \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma}) \text{vec}(\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top)^\top (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_m) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&+ \frac{2}{\pi} (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \boldsymbol{\Sigma}) (\mathbf{I}_{k^2} + \mathbf{K}_{kk}) + \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma}) \text{vec}(\boldsymbol{\Sigma})^\top
\end{aligned}$$

Dem.

$$\begin{aligned}
a) \quad E(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{Y}_0^\top) &= E\left(\left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{X}^\top + \mathbf{X} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \mathbf{X} \mathbf{X}^\top\right) \otimes \left(\mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \mathbf{X}^\top\right)\right) \\
&= E\left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda}\right) + E\left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{X}^\top\right) + E\left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda}\right) \\
&\quad + E\left(\boldsymbol{\Lambda} \mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}^\top\right) + E\left(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda}\right) + E\left(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{X}^\top\right) \\
&\quad + E\left(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda}\right) + E\left(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}^\top\right) \\
&= \boldsymbol{\Lambda}^\top E\left(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W}^\top\right) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + \boldsymbol{\Lambda}^\top E\left(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X}^\top\right) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&\quad + \boldsymbol{\Lambda}^\top E\left(\mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}^\top\right) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + \boldsymbol{\Lambda} E\left(\mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}^\top\right) + E\left(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W}^\top\right) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&\quad + E\left(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X}^\top\right) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) + E\left(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}^\top\right) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + E\left(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X}^\top\right) \\
&= \boldsymbol{\Lambda}^\top E\left(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W}^\top\right) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + E\left(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X}^\top\right) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&\quad + E\left(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W}^\top\right) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&= 2 \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \boldsymbol{\Lambda}^\top \sum_i (\boldsymbol{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{d}_i)^\top (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&\quad + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \boldsymbol{\Lambda}^\top \sum_{i \neq j} [(\boldsymbol{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{d}_j)^\top + (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{d}_i)^\top + (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{d}_j)^\top] (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&\quad + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{3/2} \boldsymbol{\Lambda}^\top \sum_{i \neq j \neq s} (\boldsymbol{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{d}_s)^\top (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} (\mathbf{1}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Sigma}) + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} (\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{1}_m^\top \boldsymbol{\Lambda})
\end{aligned}$$

b) Usando la representación estocástica $\mathbf{Y} = \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} + \mathbf{X}$ se tiene que

$$\begin{aligned}
\mathbf{S}_0 &= (\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} + \mathbf{X})(\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} + \mathbf{X})^\top \\
&= \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{X}^\top + \mathbf{X} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \mathbf{X} \mathbf{X}^\top \\
E(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{S}_0) &= E\left(\left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{X}^\top + \mathbf{X} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \mathbf{X} \mathbf{X}^\top \right) \otimes \right. \\
&\quad \left. \left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{W} \mathbf{X}^\top + \mathbf{X} \mathbf{W}^\top \boldsymbol{\Lambda} + \mathbf{X} \mathbf{X}^\top \right) \right) \\
&= (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) E(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{W}^\top) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \cancel{E(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{X}^\top)} (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&\quad + (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \cancel{E(\mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{W}^\top)} (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) E(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{X}^\top) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&\quad + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \cancel{E(\mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{W}^\top)} (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) E(\mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{X}^\top) \\
&\quad + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) E(\mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{W}^\top) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) \cancel{E(\mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{X}^\top)} \\
&\quad + (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \cancel{E(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{W}^\top)} (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) E(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{X}^\top) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&\quad + E(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{W}^\top) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + \cancel{E(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{X}^\top)} (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&\quad + (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) E(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{W}^\top) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) \cancel{E(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{X}^\top)} \\
&\quad + \cancel{E(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{W}^\top)} (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + E(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{X}^\top) \\
&= (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) E(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{W}^\top) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) E(\mathbf{W} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{X}^\top) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&\quad + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) E(\mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{X}^\top) + (\boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) E(\mathbf{W} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{W}^\top) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&\quad + (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) E(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{X}^\top) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) + E(\mathbf{X} \mathbf{W}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{W}^\top) (\boldsymbol{\Lambda} \otimes \boldsymbol{\Lambda}) \\
&\quad + (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top) E(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{W} \mathbf{W}^\top) (\mathbf{I}_k \otimes \boldsymbol{\Lambda}) + E(\mathbf{X} \mathbf{X}^\top \otimes \mathbf{X} \mathbf{X}^\top)
\end{aligned}$$

Luego, aplicando los teoremas 2.2.2, 2.4.2 y 2.5.1 se obtiene lo siguiente

$$\begin{aligned}
E(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{S}_0) &= (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \left(3 \sum_i (\mathbf{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{\Delta}_{ii}) + \frac{4}{\pi} \sum_{i \neq j} [(\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{jj}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{ii}) + (\mathbf{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{\Delta}_{ji}) + (\mathbf{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{\Delta}_{ij})] \right. \\
&\quad + \sum_{i \neq j} (\mathbf{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{\Delta}_{jj}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{ij}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{ji}) + \frac{4}{\pi^2} \sum_{i \neq j \neq s \neq l} (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{sl}) \\
&\quad \left. + \frac{2}{\pi} \sum_{i \neq j \neq s} [(\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{ss}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{sj}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{si})] \right) (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Lambda}) \\
&\quad + (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) \left(\left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{\Sigma}) + \frac{2}{\pi} (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{\Sigma}) \right) (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&\quad + (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \left(\left(1 - \frac{2}{\pi} \right) \text{vec}(\mathbf{I}_m) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top + \frac{2}{\pi} \text{vec}(\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top \right) \\
&\quad + (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_k) \left(\left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{\Sigma}) \mathbf{K}_{mk} + \frac{2}{\pi} (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{\Sigma}) \mathbf{K}_{mk} \right) (\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{\Lambda}) \\
&\quad + (\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \left(\left(1 - \frac{2}{\pi} \right) \mathbf{K}_{mk} (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{\Sigma}) + \frac{2}{\pi} \mathbf{K}_{mk} (\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \otimes \mathbf{\Sigma}) \right) (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{I}_k) \\
&\quad + \left(\left(1 - \frac{2}{\pi} \right) \text{vec}(\mathbf{I}_m) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top + \frac{2}{\pi} \text{vec}(\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top \right)^\top (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Lambda}) \\
&\quad + (\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \left(\left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_m) + \frac{2}{\pi} (\mathbf{\Sigma} \otimes \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top) \right) (\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{\Lambda}) \\
&\quad + (\mathbf{\Sigma} \otimes \mathbf{\Sigma}) (\mathbf{I}_{k^2} + \mathbf{K}_{kk}) + \text{vec}(\mathbf{\Sigma}) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top \\
&= 3 (\mathbf{\Lambda}^\top \mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Lambda}^\top \mathbf{\Lambda}) K_{mm} \\
&\quad + \frac{4}{\pi} (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \sum_{i \neq j} [(\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{jj}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{ii}) + (\mathbf{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{\Delta}_{ji}) + (\mathbf{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{\Delta}_{ij})] (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Lambda}) \\
&\quad + (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \sum_{i \neq j} [(\mathbf{\Delta}_{ii} \otimes \mathbf{\Delta}_{jj}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{ij}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{ji})] (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Lambda}) \\
&\quad + \frac{2}{\pi} (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \sum_{i \neq j \neq s} [(\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{ss}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{sj}) + (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{si})] (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Lambda}) \\
&\quad + \frac{4}{\pi^2} (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \sum_{i \neq j \neq s \neq l} (\mathbf{\Delta}_{ij} \otimes \mathbf{\Delta}_{sl}) (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Lambda}) + \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{\Lambda}^\top \mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Sigma}) \\
&\quad + \frac{2}{\pi} (\mathbf{\Lambda}^\top \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Sigma}) + \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \text{vec}(\mathbf{I}_m) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top \\
&\quad + \frac{2}{\pi} (\mathbf{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{\Lambda}^\top) \text{vec}(\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top + 2 \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{\Lambda}^\top \mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Sigma}) K_{kk} \\
&\quad + \frac{4}{\pi} (\mathbf{\Lambda}^\top \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Sigma}) K_{kk} + \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) \text{vec}(\mathbf{\Sigma}) \text{vec}(\mathbf{I}_m)^\top (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Lambda}) \\
&\quad + \frac{2}{\pi} \text{vec}(\mathbf{\Sigma}) \text{vec}(\mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top)^\top (\mathbf{\Lambda} \otimes \mathbf{\Lambda}) + \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) (\mathbf{\Sigma} \otimes \mathbf{\Lambda}^\top \mathbf{\Lambda}) \\
&\quad + \frac{2}{\pi} (\mathbf{\Sigma} \otimes \mathbf{\Lambda}^\top \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \mathbf{\Lambda}) + (\mathbf{\Sigma} \otimes \mathbf{\Sigma}) (\mathbf{I}_{k^2} + \mathbf{K}_{kk}) + \text{vec}(\mathbf{\Sigma}) \text{vec}(\mathbf{\Sigma})^\top
\end{aligned}$$

Teorema 2.5.6

Sea $\mathbf{Y}_0 \sim SNG_{d,1}(\mathbf{0}, \mathbf{\Omega}, \boldsymbol{\alpha})$ donde

$$f(\mathbf{y}_0) = 2\phi_d(\mathbf{y}_0; \mathbf{\Omega})\Phi(\boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{y}_0)$$

y sea $\boldsymbol{\eta} = \boldsymbol{\omega}^{-1}\boldsymbol{\alpha}$, $\zeta_0(x) = \log(2\Phi(x))$, y ζ_1 y ζ_2 es la primera y la segunda derivada de ζ_0 , repectivamente.

Entonces, siempre que las esperanzas existan,

$$E([\zeta_1(\boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{Y}_0)]^s g(\mathbf{Y}_0)) = c_s E\left(\frac{g(\mathbf{W}_s)}{[\Phi(\boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{W}_s)]^{s-1}}\right), \quad (s = 1, 2, \dots)$$

donde

$$c_s = \frac{2}{(2\pi)^{s/2} \sqrt{1 + s\boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{\Omega} \boldsymbol{\eta}}}$$

y $\mathbf{W}_s \sim N_d(\mathbf{0}, \mathbf{\Omega}_s)$ donde

$$\mathbf{\Omega}_s = (\mathbf{\Omega}^{-1} + s\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}^\top)^{-1} = \mathbf{\Omega} - s(1 + s\boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{\Omega} \boldsymbol{\eta})^{-1} \mathbf{\Omega} \boldsymbol{\eta} \boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{\Omega}$$

Por lo tanto, si $\boldsymbol{\eta} = \frac{\boldsymbol{\lambda}}{\sigma} \frac{1}{\sqrt{\sigma^2 + \boldsymbol{\lambda}^\top \boldsymbol{\lambda}}}$, $\mathbf{\Omega} = \sigma^2 + \boldsymbol{\lambda}^\top \boldsymbol{\lambda}$ y $\mathbf{Y}_0 = \mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}$

$$E(\zeta_2(\boldsymbol{\eta} \mathbf{Y}_0)) = -c_2 a_0$$

$$E(\zeta_1(\boldsymbol{\eta} \mathbf{Y}_0)) = c_1$$

$$E(\zeta_2(\boldsymbol{\eta} \mathbf{Y}_0) \mathbf{Y}_0) = -c_1 \frac{\sigma^2 \boldsymbol{\lambda}}{(\sigma^2)^{1/2} (\sigma^2 + \boldsymbol{\lambda}^\top \boldsymbol{\lambda})^{1/2}} - c_2 a_1$$

$$E(\zeta_1(\boldsymbol{\eta} \mathbf{Y}_0) \mathbf{Y}_0) = 0$$

$$E(\zeta_2(\boldsymbol{\eta} \mathbf{Y}_0) \mathbf{Y}_0^2) = -c_2 A_2$$

donde

$$a_0 = E\left(\frac{1}{\Phi(\boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{W}_2)}\right)$$

$$a_1 = E\left(\frac{\mathbf{W}_2}{\Phi(\boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{W}_2)}\right)$$

$$A_2 = E\left(\frac{\mathbf{W}_2^2}{\Phi(\boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{W}_2)}\right)$$

Note que es justamente el modelo Skew-Normal de Azzalini y Dalla-Valle (1996), el cual corresponde a un caso particular del modelo Skew-Normal Generalizado.

Dem. Ver Arellano-Valle & Azzalini (2008).

Capítulo 3

Aspectos inferenciales

Ahora que ya se presentaron algunas propiedades de la familia de distribuciones utilizado en este trabajo, se muestran a continuación algunos aspectos inferenciales de este modelo.

Se calcula en este capítulo, la Matriz de Información de este modelo, la que no ha sido calculada anteriormente y puede resultar muy útil para algunas técnicas de estimación ya sea clásicas o Bayesiana.

Como se ha señalado anteriormente, este modelo es muy utilizado para aplicaciones y estimaciones con enfoque Bayesiano, por lo que resulta muy útil conocer las propiedades mostradas en el capítulo anterior, así como también es de interés discutir algunos aspectos inferenciales del mismo.

Es por esto, que en principio se presenta el desarrollo del cálculo de la Matriz de Información para el caso univariado, el que es equivalente al modelo planteado por Arellano-Valle y Azzalini (2008). Luego, se calcula la Matriz de Información para el caso multivariado. Finalmente, se obtiene el caso univariado en base a los resultados obtenidos para el caso multivariado.

3.1. Matriz de Información: Caso Univariado

El objetivo de esta sección es calcular la Matriz de Información para la distribución skew-normal, con la reparametrización planteada en la sección 2.5, para el caso univariado. La razón por la que se comenzará con este caso particular, es que se tiene el resultado de esta matriz con la parametrización de Arellano-Valle y Azzalini (2008), y es en el caso univariado en donde estas distruciones son equivalentes.

Al finalizar esta sección se hará la transformación de la matriz obtenida a la parametrización de Arellano-Valle y Azzalini (2008) y se confirmará su igualdad.

Teorema 3.1

Sea $Y \sim SNG_{1,1}(\mu, \sigma^2, \lambda)$, el caso univariado de la distribución Skew-Nomal presentado en la sección 2.5. Entonces, la Matriz de Información es:

$$I(\mu, \sigma^2, \lambda) = \begin{pmatrix} I_{11} & I_{12} & I_{13} \\ I_{12} & I_{22} & I_{23} \\ I_{13} & I_{23} & I_{33} \end{pmatrix}$$

donde,

$$\begin{aligned} I_{11}(\nu) &= \frac{1}{\sigma^2 + \lambda^2} + c_2 a_0 \frac{\lambda^2}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)} \\ I_{22}(\nu) &= \frac{1}{2} \frac{1}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} + \frac{1}{4} c_2 A_2 \frac{\lambda^2(2\sigma^2 + \lambda^2)^2}{(\sigma^2)^3(\sigma^2 + \lambda^2)^3} \\ I_{33}(\nu) &= 2 \frac{\lambda^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} + c_2 A_2 \frac{\sigma^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3} \\ I_{12}(\nu) &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} - \frac{1}{2} c_1 \frac{\lambda(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}} + \frac{1}{2} c_2 a_1 \frac{\lambda^2(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^2(\sigma^2 + \lambda^2)^2} \\ I_{13}(\nu) &= 2 \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \frac{\lambda^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} + c_1 \frac{(\sigma^2)^{3/2}}{(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}} - c_2 a_1 \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} \\ I_{23}(\nu) &= \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} - \frac{1}{2} c_2 A_2 \frac{\lambda(2\sigma^2 + \lambda^2)}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)^3} \end{aligned}$$

y

$$\begin{aligned}
c_1 &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left(\frac{\sigma^2}{\sigma^2 + \lambda^2}\right)^{1/2} \\
c_2 &= \left(\frac{1}{\pi}\right)^{1/2} \left(\frac{\sigma^2}{\sigma^2 + 2\lambda^2}\right)^{1/2} \\
a_0 &= E\left(\Phi^{-1}\left(\frac{\lambda W}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}\right)\right) \\
a_1 &= E\left(W\Phi^{-1}\left(\frac{\lambda W}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}\right)\right) \\
A_2 &= E\left(W^2\Phi^{-1}\left(\frac{\lambda W}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}\right)\right)
\end{aligned}$$

$$\text{con } W \sim N\left(0, \frac{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)}{\sigma^2 + 2\lambda^2}\right)$$

Dem. Sea $Y \sim SNG_{1,1}(\mu, \sigma^2, \lambda)$, se tiene que

$$f(y|\mu, \sigma^2, \lambda) = 2\phi(y - \mu|\sigma^2 + \lambda^2) \Phi\left(\frac{\lambda}{\sigma^2 + \lambda^2}(y - \mu)\left|1 - \frac{\lambda^2}{\sigma^2 + \lambda^2}\right.\right)$$

Si llamamos $\zeta_0(x) = \log(\Phi(x))$ entonces la log-verosimilitud es:

$$l(\mu, \sigma^2, \lambda) = cte - \frac{1}{2}\log(\sigma^2 + \lambda^2) - \frac{1}{2}\frac{(y - \mu)^2}{\sigma^2 + \lambda^2} + \zeta_0\left(\frac{\lambda}{\sigma}\frac{y - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \lambda^2}}\right)$$

Si llamamos $\nu = (\mu, \sigma^2, \lambda)$ y ζ_1 es la derivada de ζ_0 , se tiene que

$$\begin{aligned} dl(\nu) &= -\frac{1}{2(\sigma^2 + \lambda^2)}(d\sigma + 2\lambda d\lambda) - \frac{(y - \mu)}{\sigma^2 + \lambda^2}(-d\mu) + \frac{(y - \mu)^2}{2(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\sigma + 2\lambda d\lambda) \\ &+ \zeta_1\left(\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}\right) \left[\frac{(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\lambda) + \frac{\lambda}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(-d\mu) \right. \\ &\quad \left. - \frac{1}{2}\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\sigma^2) - \frac{1}{2}\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2 + 2\lambda d\lambda) \right] \\ &= -\frac{1}{2(\sigma^2 + \lambda^2)}(d\sigma^2) - \frac{\lambda}{\sigma^2 + \lambda^2}(d\lambda) + \frac{(y - \mu)}{\sigma^2 + \lambda^2}(d\mu) + \frac{(y - \mu)^2}{2(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\sigma^2) + \frac{\lambda(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\lambda) \\ &+ \zeta_1\left(\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}\right) \left[\frac{(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\lambda) - \frac{\lambda}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\mu) \right. \\ &\quad - \frac{\lambda(y - \mu)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\sigma^2) - \frac{\lambda(y - \mu)}{2(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2) \\ &\quad \left. - \frac{\lambda^2(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\lambda) \right] \\ &= \frac{y - \mu}{\sigma^2 + \lambda^2}(d\mu) + \left[\frac{(y - \mu)^2}{2(\sigma^2 + \lambda^2)^2} - \frac{1}{2(\sigma^2 + \lambda^2)} \right] (d\sigma^2) + \left[\frac{\lambda(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} - \frac{\lambda}{\sigma^2 + \lambda^2} \right] (d\lambda) \\ &+ \zeta_1\left(\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}\right) \left[-\frac{\lambda}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\mu) - \frac{\lambda(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2) \right. \\ &\quad \left. + \frac{\sigma^2(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\lambda) \right] \end{aligned}$$

Ahora, si ζ_2 es la segunda derivada de ζ_0 , al calcular la segunda derivada se tiene que

$$\begin{aligned}
d^2l(\nu) = & -\frac{1}{\sigma^2 + \lambda^2}(d\mu)^2 - \frac{y - \mu}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\mu)(d\sigma^2 + 2\lambda d\lambda) + \frac{y - \mu}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(-d\mu)(d\sigma^2) \\
& - \frac{(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3}(d\sigma^2)(d\sigma + 2\lambda d\lambda) + \frac{1}{2(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\sigma^2)(d\sigma^2 + 2\lambda d\lambda) + \frac{(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\lambda)^2 \\
& + \frac{2\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\lambda)(-d\mu) - \frac{2\lambda(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\lambda)(d\sigma^2 + 2\lambda d\lambda) \\
& - \frac{1}{\sigma^2 + \lambda^2}(d\lambda^2) + \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\lambda)(d\sigma^2 + 2\lambda d\lambda) \\
& + \zeta_2 \left(\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}} \right) \left[-\frac{\lambda}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\mu) - \frac{\lambda(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2) \right. \\
& \quad \left. + \frac{\sigma^2(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\lambda) \right]^2 \\
& + \zeta_1 \left(\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}} \right) \left[-\frac{1}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\mu)(d\lambda) + \frac{\lambda}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\mu)(d\sigma^2) \right. \\
& \quad + \frac{\lambda}{2(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\mu)(d\sigma^2 + 2\lambda d\lambda) - \frac{(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\lambda)(d\sigma^2) \\
& \quad - \frac{\lambda(2\sigma^2 + \lambda^2)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2)(-d\mu) - \frac{\lambda(y - \mu)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(2d\sigma^2 + 2\lambda d\lambda)(d\sigma^2) \\
& \quad + \frac{3}{4} \frac{\lambda(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^{5/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2)^2 + \frac{3}{4} \frac{\lambda(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}}(d\sigma^2)(d\sigma^2 + 2\lambda d\lambda) \\
& \quad + \frac{y - \mu}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\lambda)(d\sigma^2) + \frac{\sigma^2}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\lambda)(-d\mu) \\
& \quad \left. - \frac{\sigma^2}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\lambda)(d\sigma^2) - \frac{3}{2} \frac{\sigma^2(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}}(d\lambda)(d\sigma^2 + 2\lambda d\lambda) \right]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
d^2l(\nu) = & -\frac{1}{\sigma^2 + \lambda^2}(d\mu)^2 - \frac{y - \mu}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\mu)(d\sigma^2) - \frac{2\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2 + \lambda^2)}(d\mu)(d\lambda) - \frac{y - \mu}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\mu)(d\sigma)^2 \\
& - \frac{(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3}(d\sigma^2)^2 - \frac{2\lambda(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3}(d\sigma^2)(d\lambda) + \frac{1}{2(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\sigma^2)^2 + \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\sigma^2)(d\lambda) \\
& + \frac{(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\lambda)^2 - \frac{2\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\mu)(d\lambda) - \frac{1}{\sigma^2 + \lambda^2}(d\lambda)^2 + \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\sigma^2)(d\lambda) \\
& + \frac{2\lambda^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\lambda)^2 - \frac{2\lambda(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3}(d\sigma^2)(d\lambda) - \frac{4\lambda^2(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3}(d\lambda)^2 \\
& + \zeta_2 \left(\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}} \right) \left[\frac{\lambda^2}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)}(d\mu)^2 + \frac{\lambda^2(y - \mu)^2(2\sigma^2 + \lambda^2)}{4(\sigma^2)^3(\sigma^2 + \lambda^2)^3}(d\sigma^2)^2 \right. \\
& \quad + \frac{(\sigma^2)^2(y - \mu)^2}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)^3}(d\lambda)^2 + \frac{2\lambda^2(y - \mu)(\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^2(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\mu)(d\sigma^2) \\
& \quad \left. - \frac{2\lambda\sigma^2(y - \mu)}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)^2}(d\mu)(d\lambda) - \frac{2\lambda\sigma^2(y - \mu)^2(\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^2(\sigma^2 + \lambda^2)^3}(d\sigma^2)(d\lambda) \right] \\
& + \zeta_1 \left(\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}} \right) \left[-\frac{1}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\mu)(d\lambda) + \frac{\lambda}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}(d\mu)(d\sigma^2) \right. \\
& \quad + \frac{\lambda}{2(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\mu)(d\sigma^2) + \frac{\lambda^2}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\mu)(d\lambda) \\
& \quad - \frac{(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\lambda)(d\sigma^2) + \frac{\lambda(2\sigma^2 + \lambda^2)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\mu)(d\sigma^2) \\
& \quad - \frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2)^2 - \frac{\lambda^2(y - \mu)}{(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2)(d\lambda) \\
& \quad + \frac{3\lambda(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{4(\sigma^2)^{5/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2)^2 + \frac{3\lambda(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{4(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}}(d\sigma^2)^2 \\
& \quad + \frac{3\lambda^2(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}}(d\sigma^2)(d\lambda) + \frac{y - \mu}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2)(d\lambda) \\
& \quad - \frac{\sigma^2}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\mu)(d\lambda) - \frac{\sigma^2(y - \mu)}{2(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}}(d\sigma^2)(d\lambda) \\
& \quad \left. - \frac{3}{2} \frac{\sigma^2(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}}(d\sigma^2)(d\lambda) - \frac{3\lambda\sigma^2(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}}(d\lambda)^2 \right]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
d^2l(\nu) = & \left[-\frac{1}{\sigma^2 + \lambda^2} \right] (d\mu)^2 + \left[\frac{1}{2(\sigma^2 + \lambda^2)^2} - \frac{(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3} \right] (d\sigma^2)^2 \\
& + \left[\frac{(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} + \frac{2\lambda^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} - \frac{1}{\sigma^2 + \lambda^2} - \frac{4\lambda^2(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3} \right] (d\lambda)^2 + \left[-\frac{2(y - \mu)}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} \right] (d\mu)(d\sigma^2) \\
& + \left[-\frac{4\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} \right] (d\mu)(d\lambda) + \left[\frac{2\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} - \frac{2\lambda(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3} - \frac{2\lambda(y - \mu)^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3} \right] (d\sigma^2)(d\lambda) \\
& + \zeta_2 \left(\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}} \right) \left[\frac{\lambda^2}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)} (d\mu)^2 + \frac{\lambda^2(y - \mu)^2(2\sigma^2 + \lambda^2)^2}{4(\sigma^2)^3(\sigma^2 + \lambda^2)^3} (d\sigma^2)^2 \right. \\
& \quad + \frac{(\sigma^2)^2(y - \mu)^2}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)^3} (d\lambda)^2 + \frac{\lambda^2(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^2(\sigma^2 + \lambda^2)^2} (d\mu)(d\sigma^2) \\
& \quad \left. - \frac{2\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} (d\mu)(d\lambda) - \frac{\lambda(y - \mu)^2(2\sigma^2 + \lambda^2)}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)^3} (d\sigma^2)(d\lambda) \right] \\
& + \zeta_1 \left(\frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}} \right) \left[\left(\frac{3\lambda(y - \mu)(2\sigma^2 + \lambda^2)^2}{4(\sigma^2)^{5/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}} - \frac{\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}} \right) (d\sigma^2)^2 \right. \\
& \quad + \left(-\frac{3\sigma^2\lambda(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}} \right) (d\lambda)^2 + \left(-\frac{2\sigma^2}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}} \right) (d\mu)(d\lambda) \\
& \quad \left. + \left(\frac{\lambda(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}} \right) (d\mu)(d\sigma^2) + \left(-\frac{(2\sigma^2 + \lambda^2)(y - \mu)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}} \right) (d\sigma^2)(d\lambda) \right]
\end{aligned}$$

Para el cálculo de la esperanza ocuparemos algunas de las propiedades enunciadas en el capítulo 2.

Así, tomando es cuenta que $\zeta_2(x) = -\zeta_1(x)(x + \zeta_1(x))$,

$$\begin{aligned}
E(-d^2(l(\nu))) &= \frac{1}{\sigma^2 + \lambda^2} (d\mu)^2 + \frac{1}{2(\sigma^2 + \lambda^2)^2} (d\sigma^2)^2 + \frac{2\lambda^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} (d\lambda)^2 \\
&+ 2 \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} (d\mu)(d\sigma^2) + 4 \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \frac{\lambda^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} (d\mu)(d\lambda) \\
&+ c_2 a_0 \frac{\lambda^2}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)} (d\mu)^2 + \frac{2\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} (d\sigma^2)(d\lambda) \\
&+ c_2 A_2 \left(\frac{\lambda^2(2\sigma^2 + \lambda^2)^2}{4(\sigma^2)^3(\sigma^2 + \lambda^2)^3} (d\sigma^2)^2 + \frac{\sigma^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3} (d\lambda)^2 - \frac{\lambda(2\sigma^2 + \lambda^2)}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)^3} (d\sigma^2)(d\lambda) \right) \\
&+ \left(c_1 \frac{\sigma^2 \lambda}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}} + c_2 a_1 \right) \\
&\left(\frac{\lambda^2(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^2(\sigma^2 + \lambda^2)^2} (d\mu)(d\sigma^2) - \frac{2\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} (d\mu)(d\lambda) \right) \\
&- c_1 \left(-\frac{2(\sigma^2)^{1/2}}{(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}} (d\mu)(d\lambda) + \frac{\lambda(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^{3/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{3/2}} (d\mu)(d\sigma^2) \right)
\end{aligned}$$

Finalmente, las expresiones de las esperanzas que componen la Matriz de Información son:

$$\begin{aligned}
I_{11}(\nu) &= \frac{1}{\sigma^2 + \lambda^2} + c_2 a_0 \frac{\lambda^2}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)} \\
I_{22}(\nu) &= \frac{1}{2} \frac{1}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} + \frac{1}{4} c_2 A_2 \frac{\lambda^2(2\sigma^2 + \lambda^2)^2}{(\sigma^2)^3(\sigma^2 + \lambda^2)^3} \\
I_{33}(\nu) &= 2 \frac{\lambda^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} + c_2 A_2 \frac{\sigma^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^3} \\
I_{12}(\nu) &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} - \frac{1}{2} c_1 \frac{\lambda(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^{1/2}(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}} + \frac{1}{2} c_2 a_1 \frac{\lambda^2(2\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^2(\sigma^2 + \lambda^2)^2} \\
I_{13}(\nu) &= 2 \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \frac{\lambda^2}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} + c_1 \frac{(\sigma^2)^{3/2}}{(\sigma^2 + \lambda^2)^{5/2}} - c_2 a_1 \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} \\
I_{23}(\nu) &= \frac{\lambda}{(\sigma^2 + \lambda^2)^2} - \frac{1}{2} c_2 A_2 \frac{\lambda(2\sigma^2 + \lambda^2)}{\sigma^2(\sigma^2 + \lambda^2)^3}
\end{aligned}$$

En la sección 5.2 se comparan las matrices de información del modelo planteado por Arellano-Valle & Azzalini (2008) contra el utilizado en este trabajo (en el caso univariado), ya que para este caso, los modelos son equivalentes.

3.2. Matriz de Información: Caso Multivariado

En esta sección se calculará la Matriz de Información usando la parametrización señalada en la sección 2.5 en el caso multivariado. Para esto, se calculará el cuadrado de la primera derivada de la log-verosimilitud, para luego calcular la esperanza de esta expresión.

Teorema 3.2

Sea $Y \sim SNG_{k,m}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$. Entonces, la Matriz de Información es:

$$\mathbf{I}(\boldsymbol{\mu}, v(\boldsymbol{\Sigma}), \text{vec}(\boldsymbol{\Lambda})) = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_{11} & \mathbf{I}_{12} & \mathbf{I}_{13} \\ \mathbf{I}_{12} & \mathbf{I}_{22} & \mathbf{I}_{23} \\ \mathbf{I}_{13} & \mathbf{I}_{23} & \mathbf{I}_{33} \end{pmatrix}$$

donde,

$$\begin{aligned} \mathbf{I}_{11} &= \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} + \frac{2}{\pi} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{1}_m \mathbf{1}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \\ &+ (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Sigma} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} - (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{R}_1 \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \\ &+ (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{R}_2 \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& -D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) A_8 \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\
& + D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{R}_1) \text{vec}(\mathbf{I}_k)^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\
& - D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \mathbf{R}_7^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\
& + D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \mathbf{R}_8^\top \left(\boldsymbol{\Lambda} \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \mathbf{I}_m \right) \\
& - D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \mathbf{R}_4 \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \mathbf{I}_m \right) \\
& - D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \mathbf{R}_8^\top \left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\
& + 2D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \mathbf{R}_4 \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right)
\end{aligned}$$

donde

$$\begin{aligned} E_1 &= E(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{S}_0) \\ E_2 &= E(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{y}_0^\top) \end{aligned}$$

fueron definidos en el Teorema 2.6.1, y

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_1 &= E(\Psi(\boldsymbol{\eta})\mathbf{y}_0\mathbf{q}_m^\top) \\ \mathbf{R}_2 &= E(\Psi^2(\boldsymbol{\eta})\mathbf{q}_m\mathbf{q}_m^\top) \\ \mathbf{R}_3 &= E(\Psi^2(\boldsymbol{\eta})\text{vec}(\mathbf{Q}_m)\text{vec}(\mathbf{Q}_m)^\top) \\ \mathbf{R}_4 &= E(\Psi^2(\boldsymbol{\eta})(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{q}_m\mathbf{q}_m^\top)) \\ \mathbf{R}_5 &= E(\Psi(\boldsymbol{\eta})\mathbf{Q}_m) \\ \mathbf{R}_6 &= E(\Psi(\boldsymbol{\eta})\text{vec}(\mathbf{S}_0)\text{vec}(\mathbf{Q}_m)^\top) \\ \mathbf{R}_7 &= E(\Psi(\boldsymbol{\eta})(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{y}_0\mathbf{q}_m^\top)) \\ \mathbf{R}_8 &= E(\Psi^2(\boldsymbol{\eta})\text{vec}(\mathbf{Q}_m)\text{vec}(\mathbf{q}_m\mathbf{y}_0^\top)^\top) \\ \mathbf{R}_9 &= E(\Psi(\boldsymbol{\eta})\mathbf{y}_0\text{vec}(\mathbf{Q}_m)^\top) \\ \mathbf{R}_{10} &= E(\Psi(\boldsymbol{\eta})(\mathbf{S}_0 \otimes \mathbf{q}_m^\top)) \\ \mathbf{R}_{11} &= E(\Psi(\boldsymbol{\eta})\mathbf{q}_m) \\ \mathbf{R}_{12} &= E(\Psi(\boldsymbol{\eta})\mathbf{q}_m\text{vec}(\mathbf{S}_0)^\top) \\ \mathbf{R}_{13} &= E(\Psi^2(\boldsymbol{\eta})\mathbf{q}_m\text{vec}(\mathbf{Q}_m)^\top) \\ \mathbf{R}_{14} &= E(\Psi^2(\boldsymbol{\eta})(\mathbf{y}_0^\top \otimes \mathbf{q}_m\mathbf{q}_m^\top)) \end{aligned}$$

Dem. Sea $Y \sim SNG_{k,m}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda})$, se tiene que

$$f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda}) = 2^m \phi_k(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu} | \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}) \Phi_m\left(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}) | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top\right)$$

Denotando $\mathbf{y}_0 = \mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}$ y $\mathbf{S}_0 = \mathbf{y}_0 \mathbf{y}_0^\top$, la log-verosimilitud es:

$$\begin{aligned} l(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda}) &= cte - \frac{1}{2} \log |\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda}| - \frac{1}{2} tr \left\{ (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{S}_0 \right\} \\ &\quad + \log \left(\Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \right) \end{aligned}$$

y la primera derivada de la log-verosimilitud es

$$\begin{aligned} dl(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda}) &= -\frac{1}{2} tr \left\{ (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})) \right\} \\ &\quad - \frac{1}{2} tr \left\{ -(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{S}_0 - (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} ((d\boldsymbol{\mu}) \mathbf{y}_0^\top + \mathbf{y}_0 (d\boldsymbol{\mu})^\top) \right\} \\ &\quad + \Phi_m^{-1} \left(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\ &\quad \quad d \left(\Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \right) \\ &= -\frac{1}{2} tr \left\{ (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\Sigma}) \right\} - tr \left\{ (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top (d\boldsymbol{\Lambda}) \right\} \\ &\quad + \frac{1}{2} tr \left\{ (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\Sigma}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{S}_0 \right\} + tr \left\{ (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top (d\boldsymbol{\Lambda}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{S}_0 \right\} \\ &\quad + tr \left\{ (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 (d\boldsymbol{\mu})^\top \right\} \\ &\quad + \Phi_m^{-1} \left(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\ &\quad \quad d \left(\Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \right) \\ &= -\frac{1}{2} vec(d\boldsymbol{\Sigma})^\top vec \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \right) \\ &\quad - vec(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \right) vec(\mathbf{I}_k) \\ &\quad + \frac{1}{2} vec(d\boldsymbol{\Sigma})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \right) vec(\mathbf{S}_0) \\ &\quad + vec(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \right) vec(\mathbf{S}_0) \\ &\quad + (d\boldsymbol{\mu})^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 \\ &\quad + \Phi_m^{-1} \left(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\ &\quad \quad d \left(\Phi_m \left(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \right) \end{aligned}$$

Para calcular $d(\Phi_m(\Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top))$ usamos el teorema 2.2.4 con $\alpha = \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \mathbf{y}_0$, $\beta = \mathbf{0}$ y $\Gamma = \mathbf{I}_m - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top$ con lo que se obtiene que

$$\begin{aligned}
d\alpha &= (d\Lambda)(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \mathbf{y}_0 - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} (d\Sigma + 2\Lambda^\top(d\Lambda))(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \mathbf{y}_0 \\
&\quad - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} (d\mu) \\
&= (d\Lambda)(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \mathbf{y}_0 - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} (d\Sigma)(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \mathbf{y}_0 \\
&\quad - 2\Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top(d\Lambda)(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \mathbf{y}_0 - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} (d\mu) \\
d\Gamma &= -(d\Lambda)(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} (d\Sigma + 2\Lambda^\top(d\Lambda))(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top \\
&\quad - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} (d\Lambda)^\top \\
&= -2(d\Lambda)(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top + \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} (d\Sigma)(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top \\
&\quad + 2\Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top (d\Lambda)(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top
\end{aligned}$$

y

$$\begin{aligned}
\mathbf{q}_m &= \Phi'_m \left(\Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top \right) \\
\mathbf{Q}_m &= \Phi''_m \left(\Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \Lambda(\Sigma + \Lambda^\top \Lambda)^{-1} \Lambda^\top \right)
\end{aligned}$$

Por lo tanto,

$$\begin{aligned}
d(\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})) &= \frac{1}{2} \text{vec} \left(-2(d\boldsymbol{\Lambda}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top + \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\Sigma}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right. \\
&\quad \left. + 2\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top (d\boldsymbol{\Lambda}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right)^\top \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \mathbf{q}_m^\top \left((d\boldsymbol{\Lambda}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\Sigma}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 \right. \\
&\quad \left. - 2\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top (d\boldsymbol{\Lambda}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\mu}) \right) \\
&= -\text{vec} \left((d\boldsymbol{\Lambda}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right)^\top \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \frac{1}{2} \text{vec} \left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\Sigma}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right)^\top \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \text{vec} \left(\boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top (d\boldsymbol{\Lambda}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right)^\top \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \mathbf{q}_m^\top (d\boldsymbol{\Lambda}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 - \mathbf{q}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\Sigma}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 \\
&\quad - 2\mathbf{q}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top (d\boldsymbol{\Lambda}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 - \mathbf{q}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\mu}) \\
&= -\text{vec}((d\boldsymbol{\Lambda}))^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_m \right) \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \frac{1}{2} \text{vec}(d\boldsymbol{\Sigma})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \mathbf{I}_m \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
&\quad - \text{vec}(d\boldsymbol{\Sigma})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
&\quad - 2\text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) - \mathbf{q}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\mu})
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
d(\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma})) &= -\text{vec}((d\boldsymbol{\Lambda}))^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{I}_m \right) \text{vec}(Q_m) \\
&+ \frac{1}{2} d(v(\boldsymbol{\Sigma}))^\top D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(Q_m) \\
&+ \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(Q_m) \\
&+ \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \boldsymbol{I}_m \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
&- d(v(\boldsymbol{\Sigma}))^\top D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
&- 2 \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) - \mathbf{q}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\mu})
\end{aligned}$$

donde D es la matriz de Duplicación definida en el capítulo 2.

Sigue que

$$\begin{aligned}
\frac{d}{d\boldsymbol{\mu}} \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) &= -(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{q}_m \\
\frac{d}{dv(\boldsymbol{\Sigma})} \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) &= \frac{1}{2} D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(Q_m) \\
&- D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
\frac{d}{d(\text{vec}(\boldsymbol{\Lambda}))} \Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}) &= - \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{I}_m \right) \text{vec}(Q_m) \\
&+ \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(Q_m) \\
&+ \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \boldsymbol{I}_m \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
&- 2 \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top)
\end{aligned}$$

$$\text{con } \boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0, \boldsymbol{\beta} = \mathbf{0} \text{ y } \boldsymbol{\Gamma} = \boldsymbol{I}_m - \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top$$

Por lo que, si llamamos $\Psi(\boldsymbol{\eta}) = \Phi_m^{-1}(\boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 | \mathbf{0}, \mathbf{I}_m - \boldsymbol{\Lambda}(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top)$, se tiene que

$$\begin{aligned}
dl(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda}) &= -\frac{1}{2} d(v(\boldsymbol{\Sigma}))^\top D^\top \text{vec} \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \right) \\
&\quad - \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \right) \text{vec}(\mathbf{I}_k) \\
&\quad + \frac{1}{2} d(v(\boldsymbol{\Sigma}))^\top D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \right) \text{vec}(\mathbf{S}_0) \\
&\quad + \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \right) \text{vec}(\mathbf{S}_0) \\
&\quad + (d\boldsymbol{\mu})^\top (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 \\
&\quad - \Psi(\boldsymbol{\eta}) \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_m \right) \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \frac{1}{2} \Psi(\boldsymbol{\eta}) d(v(\boldsymbol{\Sigma}))^\top D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \Psi(\boldsymbol{\eta}) \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(Q_m) \\
&\quad + \Psi(\boldsymbol{\eta}) \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \mathbf{I}_m \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
&\quad - \Psi(\boldsymbol{\eta}) d(v(\boldsymbol{\Sigma}))^\top D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
&\quad - 2\Psi(\boldsymbol{\eta}) \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) - \Psi(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{q}_m^\top \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} (d\boldsymbol{\mu})
\end{aligned}$$

Las ecuaciones de verosimilitud son

$$\begin{aligned}
\frac{d}{d\boldsymbol{\mu}}l(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda}) &= (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \mathbf{y}_0 - \Psi(\boldsymbol{\eta}) (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \mathbf{q}_m \\
\frac{d}{d(v(\boldsymbol{\Sigma}))}l(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda}) &= -\frac{1}{2}D^\top \text{vec} \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \right) \\
&\quad + \frac{1}{2}D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \right) \text{vec}(\mathbf{S}_0) \\
&\quad + \frac{1}{2}\Psi(\boldsymbol{\eta})D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{Q}_m) \\
&\quad - \Psi(\boldsymbol{\eta})D^\top \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
\frac{d}{d\text{vec}(\boldsymbol{\Lambda})}l(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Lambda}) &= - \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \right) \text{vec}(\mathbf{I}_k) \\
&\quad + \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \right) \text{vec}(\mathbf{S}_0) \\
&\quad - \Psi(\boldsymbol{\eta}) \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \mathbf{I}_m \right) \text{vec}(\mathbf{Q}_m) \\
&\quad + \Psi(\boldsymbol{\eta}) \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \boldsymbol{\Lambda} (\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{Q}_m) \\
&\quad + \Psi(\boldsymbol{\eta}) \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \otimes \mathbf{I}_m \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top) \\
&\quad - 2\Psi(\boldsymbol{\eta}) \left((\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda})^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\mathbf{q}_m \mathbf{y}_0^\top)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& -\frac{1}{2}\Psi^2(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{Q}_m) \text{vec}(\boldsymbol{Q}_m)^\top \left(\boldsymbol{\Lambda} \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \boldsymbol{I}_m \right) \\
& + \frac{1}{2}\Psi^2(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{Q}_m) \text{vec}(\boldsymbol{Q}_m)^\top \\
& \quad \left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\
& + \frac{1}{2}\Psi^2(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{Q}_m) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top)^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \boldsymbol{I}_m \right) \\
& - \Psi^2(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \otimes \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{Q}_m) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top)^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\
& + \Psi(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top) \text{vec}(\boldsymbol{I}_k)^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\
& - \Psi(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top) \text{vec}(\boldsymbol{S}_0)^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\
& + \Psi^2(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top) \text{vec}(\boldsymbol{Q}_m)^\top \left(\boldsymbol{\Lambda} \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \boldsymbol{I}_m \right) \\
& - \Psi^2(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top) \text{vec}(\boldsymbol{Q}_m)^\top \left(\boldsymbol{\Lambda}^\top \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \\
& - \Psi^2(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top)^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \otimes \boldsymbol{I}_m \right) \\
& + 2\Psi^2(\boldsymbol{\eta})D^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top) \text{vec}(\boldsymbol{q}_m \boldsymbol{y}_0^\top)^\top \left(\left(\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Lambda}^\top \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-2} \otimes \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Lambda}^\top \right) \Big] \text{vec}(d\boldsymbol{\Lambda})
\end{aligned}$$

La Matriz de Información sigue de aplicar las esperanzas para cada cuadrado del Score.

En la sección 5.3 se obtiene con éxito, el caso particular univariado de esta Matriz de Información.

Como se pudo apreciar a lo largo de esta sección, para calcular la Matriz de Información de este modelo en el caso multivariado, fue necesario conocer y aplicar todas las propiedades revisadas en el capítulo anterior, las que no solo comprometen a la distribución Skew-Normal, sino que también se refieren a otras distribuciones, tales como la Half-Normal y la Norma Truncada.

La obtención de la Matriz de Información para el caso multivariado en el modelo planteado en este trabajo, es una herramienta útil para el estudio de las propiedades de los estimadores de máxima verosimilitud desde el punto de vista clásico y también es un resultado útil para el desarrollo de modelos paramétricos con enfoque bayesiano.

Capítulo 4

Conclusiones

El desarrollo del presente trabajo consistió en la exploración de algunas propiedades no estudiadas de la familia de distribuciones Skew-Normal basándose en el modelo presentado por Azzalini y Genton (2005).

Para lograr este objetivo se revisaron ciertos conceptos, tales como el producto directo entre dos matrices, la vectorización de una matriz y la matriz de duplicación y conmutación.

Luego, se estudiaron algunas propiedades para distribuciones relacionadas con la distribución Skew-Normal, tal como la distribución Normal truncada, para la cual se calculó la función generadora de momentos, con lo que se obtuvo los dos primeros momentos. Para la distribución Normal Multivariada se calcularon algunos momentos no conocidos y se obtuvo la forma de $d(\Phi_m(\boldsymbol{\alpha}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Gamma}))$. Para la distribución Half-Normal se calcularon algunos momentos necesarios para el cálculo de la matriz de información.

Al calcular la matriz de información para el caso univariado, se logró llegar a los mismos resultados que la parametrización usada en Arellano-Valle y Azzalini (2008) a través de la matriz jacobiana.

Al calcular la matriz de información para el caso multivariado se utilizó la mayoría de los resultados que se presentaron anteriormente, con lo que se llegó a la forma general de la matriz, la que tiene componentes que deben calcularse numericamente.

Este trabajo fue realizado con la distribución Skew-Normal, sin embargo en el futuro se podría estudiar estas propiedades para una familia mas general, como lo es la familia de distribuciones Skew-Eliptica. Por otro lado, la parametrización utilizada es un caso particular de la llamada CSN-2 (Close Skew Normal) planteada por Arellano-Valle y Azzalini (2006), por lo sería interesante estudiar estos resultados para esa familia.

Este trabajo puede servir de base para futuras aplicaciones que se deseen realizar con este modelo, ya sea desde el punto de vista clásico o Bayesiano.

Capítulo 5

Apéndice

5.1. Definiciones

5.1.1. Producto Directo

Sea \mathbf{A} una matriz de dimensiones $m_2 \times n_2$ y sea \mathbf{B} una matriz de dimensiones $m_1 \times n_1$; entonces el producto directo de \mathbf{A} y \mathbf{B} , el cual escribimos como $\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}$, es una matriz \mathbf{C} de dimensiones $m_1 m_2 \times n_1 n_2$ definida por

$$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} = \mathbf{C} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}b_{11} & \mathbf{A}b_{12} & \cdots & \mathbf{A}b_{1n_1} \\ \mathbf{A}b_{21} & \mathbf{A}b_{22} & \cdots & \mathbf{A}b_{2n_1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{A}b_{m_11} & \mathbf{A}b_{m_12} & \cdots & \mathbf{A}b_{m_1n_1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{11}\mathbf{A} & b_{12}\mathbf{A} & \cdots & b_{1n_1}\mathbf{A} \\ b_{21}\mathbf{A} & b_{22}\mathbf{A} & \cdots & b_{2n_1}\mathbf{A} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{m_11}\mathbf{A} & b_{m_12}\mathbf{A} & \cdots & b_{m_1n_1}\mathbf{A} \end{pmatrix}$$

5.1.2. Vectorización de una Matriz

Sea \mathbf{A} una matriz de dimensiones $m \times n$, donde $\mathbf{A} = [a_1, a_2, \dots, a_n]$; esto es, a_i es la i -ésima columna de \mathbf{A} . Entonces la vectorización de \mathbf{A} , denotada por $\text{vec}(\mathbf{A})$, está definida por

$$\text{vec}(\mathbf{A}) = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$$

5.1.3. Matriz de Duplicación

Para una matriz simétrica \mathbf{M} de dimensiones $d \times d$, entonces $v(\mathbf{M})$ es el vector formado al apilar el triángulo inferior de \mathbf{M} . Además, existe una matriz \mathbf{D} de dimensiones $d^2 \times d(d+1)/2$, llamada matriz de duplicación tal que $vec(\mathbf{M}) = \mathbf{D}v(\mathbf{M})$ y $v(\mathbf{M}) = \mathbf{D}^+vec(\mathbf{M})$, donde $\mathbf{D}^+ = (\mathbf{D}^\top \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^\top$

5.1.4. Matriz de Conmutación

Sea \mathbf{d}_i el vector unitario de dimensión $m \times 1$, cuyo i -ésimo elemento es +1 y los elementos restantes son 0.

Sea $\Delta_{ij} = \mathbf{d}_i \mathbf{d}_j^\top$ la matriz unitaria de dimensiones $m \times n$, cuyo ij -ésimo elemento es +1 y los elementos restantes son 0.

Entonces, la matriz \mathbf{K}_{mn} de dimensiones $mn \times mn$ se define como la matriz de conmutación, donde

$$\mathbf{K}_{mn} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\Delta_{ij}^\top \otimes \Delta_{ij})$$

5.1.5. Algunas propiedades útiles

1. Sea α cualquier escalar y \mathbf{A} y \mathbf{B} matrices, entonces

$$(\alpha\mathbf{A}) \otimes \mathbf{B} = \mathbf{A} \otimes (\alpha\mathbf{B}) = \alpha(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})$$

2. Sea \mathbf{A} , \mathbf{B} y \mathbf{C} matrices cualquiera, entonces

$$(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) \otimes \mathbf{C} = \mathbf{A} \otimes (\mathbf{B} \otimes \mathbf{C})$$

3. Sea \mathbf{A} y \mathbf{B} matrices cualquiera, entonces

$$(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^\top = \mathbf{A}^\top \otimes \mathbf{B}^\top$$

4. Sea \mathbf{A} una matriz de dimensión $m_1 \times n_1$, \mathbf{B} una matriz de dimensión $m_2 \times n_2$, \mathbf{F} una matriz de dimensión $n_1 \times k_1$ y \mathbf{G} una matriz de dimensión $n_2 \times k_2$, entonces

$$(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{F} \otimes \mathbf{G}) = (\mathbf{A}\mathbf{F}) \otimes (\mathbf{B}\mathbf{G})$$

5. Sea \mathbf{A} y \mathbf{B} matrices de dimensión $m \times m$ y sea \mathbf{C} una matriz de dimensión $n \times n$, entonces

$$(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \otimes \mathbf{C} = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{C}) + (\mathbf{B} \otimes \mathbf{C})$$

6. Si \mathbf{x} es un vector de dimensión $m \times 1$ e \mathbf{y} es un vector de dimensión $n \times 1$, entonces

$$\text{vec}(\mathbf{x}\mathbf{y}^\top) = \mathbf{x} \otimes \mathbf{y}$$

7. Para cualquier vector \mathbf{y} se tiene que $\text{vec}(\mathbf{y}) = \text{vec}(\mathbf{y}^\top) = \mathbf{y}$

8. Si \mathbf{A} y \mathbf{B} son matrices de dimensión $n \times n$ y α y β son escalares, entonces

$$\text{vec}(\alpha\mathbf{A} + \beta\mathbf{B}) = \alpha\text{vec}(\mathbf{A}) + \beta\text{vec}(\mathbf{B})$$

9. Sea \mathbf{A} , \mathbf{B} y \mathbf{C} matrices de dimensión $m \times q$, $q \times s$ y $n \times s$ respectivamente. Entonces

$$\text{vec}(\mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{C}^\top) = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{C})\text{vec}(\mathbf{B})$$

10. Sea \mathbf{A} una matriz de dimensión $m \times q$ y \mathbf{B} una matriz de dimensión $q \times m$. Entonces

$$[\text{vec}(\mathbf{A}^\top)]^\top \text{vec}(\mathbf{B}) = \text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{B})$$

11. Sea \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} y \mathbf{D} matrices de dimensión $m \times n$, $n \times p$, $p \times q$ y $q \times m$, respectivamente. Entonces

$$\text{tr}(ABCD) = (\text{vec}(D^\top))^\top (C^\top \otimes A) \text{vec}(B) = (\text{vec}(D))^\top (A \otimes C^\top) \text{vec}(B^\top)$$

12. Sea $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ una matriz de dimensión $m \times n$, y sea $\mathbf{B} = [b_{ij}]$ una matriz de dimensión $p \times q$. Entonces

$$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [\mathbf{A} \otimes (b_{ij} \Delta_{ij})],$$

donde Δ_{ij} es una matriz unitaria de dimensión $p \times q$

13. Sea Δ_{ij} una matriz unitaria de dimensión $n \times n$. Entonces

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\Delta_{ij} \otimes \Delta_{ij}) = [\text{vec}(\mathbf{I}_n)][\text{vec}(\mathbf{I}_n)]^\top$$

14. Sea \mathbf{A} una matriz de dimensiones $m \times n$, \mathbf{B} una matriz de dimensiones $p \times q$ y \mathbf{b} un vector de dimensiones $p \times 1$. Entonces

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_{pm}(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) &= (\mathbf{B} \otimes \mathbf{A}) \mathbf{K}_{qn} \\ \mathbf{K}_{pm}(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) \mathbf{K}_{qn} &= \mathbf{B} \otimes \mathbf{A} \\ \mathbf{K}_{pm}(\mathbf{A} \otimes \mathbf{b}) &= \mathbf{b} \otimes \mathbf{A} \\ \mathbf{K}_{mp}(\mathbf{b} \otimes \mathbf{A}) &= \mathbf{A} \otimes \mathbf{b} \end{aligned}$$

5.2. Comparación de las Matrices de Información

En esta sección se comparará la Matriz de Información obtenida mediante el modelo $Y \sim SNG_{1,1}(\mu, \sigma^2, \lambda)$, con la Matriz obtenida por Arellano-Valle & Azzalini (2008) ya que para el caso univariado los modelos son equivalentes. Para esto recordemos que la densidad enunciada por Arellano-Valle es:

$$\begin{aligned} f(y|\xi, \omega^2, \alpha) &= 2\omega^{-1}\phi\left(\frac{y-\xi}{\omega}\right)\Phi\left(\alpha\left(\frac{y-\xi}{\omega}\right)\right) \\ f(y|\xi, \Omega, \eta) &= 2\Omega^{-1/2}\phi\left(\frac{y-\xi}{\sqrt{\Omega}^{1/2}}\right)\Phi(\eta(y-\xi)) \end{aligned}$$

con $\Omega = \omega^2$ y $\eta = \frac{\alpha}{\omega}$

Es decir, la relación entre los parametros de los dos modelos es la siguiente:

$$\begin{aligned} \mu &= \epsilon & \sigma^2 &= \frac{\Omega}{\eta^2\Omega + 1} & \lambda &= \frac{\eta\Omega}{(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} \\ d_\epsilon\mu &= 1 & d_\Omega\mu &= 0 & d_\eta\mu &= 0 \\ d_\epsilon\sigma^2 &= 0 & d_\Omega\sigma^2 &= \frac{1}{(\eta^2\Omega + 1)^2} & d_\eta\sigma^2 &= -\frac{2\Omega^2\eta}{(\eta^2\Omega + 1)^2} \\ d_\epsilon\lambda &= 0 & d_\Omega\lambda &= \frac{\eta^3\Omega + 2\eta}{2(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} & d_\eta\lambda &= \frac{\Omega}{(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} \end{aligned}$$

y la matriz jacobiana tiene la siguiente forma:

$$D = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{(\eta^2\Omega+1)^2} & -\frac{2\Omega^2\eta}{(\eta^2\Omega+1)^2} \\ 0 & \frac{\eta^3\Omega+2\eta}{2(\eta^2\Omega+1)^{3/2}} & \frac{\Omega}{(\eta^2\Omega+1)^{3/2}} \end{pmatrix}$$

Finalmente, calculamos la matriz de información del modelo de Arellano-Valle & Azzalini (2008) a través de la siguiente transformación:

$$I(\theta) = D^\top I(\nu)D$$

con lo que se obtiene lo siguiente:

$$\begin{aligned}
I_{11}(\theta) &= I_{11} \\
&= \frac{1}{\Omega} + \eta^2 c_2 a_0 \\
I_{12}(\theta) &= D_{22}I_{12} + D_{32}I_{13} \\
&= \frac{1}{(\eta^2\Omega + 1)^2} \left(\frac{2^{1/2}\eta}{\pi^{1/2}\Omega(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} + \left(\frac{1}{\Omega} + \frac{\eta^2}{2}\right)\eta^2 c_2 a_1 - \left(\frac{1}{\Omega} + \frac{\eta^2}{2}\right)\frac{\eta}{\eta^2\Omega + 1} c_1 \right) \\
&\quad + \frac{\eta(\eta^2\Omega + 2)}{2(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} \left(\frac{2^{3/2}\eta^2}{\pi^{1/2}(\eta^2\Omega + 1)} + \frac{1}{\Omega(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} c_1 - \frac{\eta}{\Omega(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} c_2 a_1 \right) \\
&= \frac{\eta}{\Omega} c_1 \\
I_{13}(\theta) &= D_{23}I_{12} + D_{33}I_{13} \\
&= -\frac{2\Omega^2\eta}{(\eta^2\Omega + 1)^2} \left(\frac{2^{1/2}\eta}{\pi^{1/2}\Omega(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} + \left(\frac{1}{\Omega} + \frac{\eta^2}{2}\right)\frac{\eta}{\eta^2\Omega + 1} c_1 \right) \\
&\quad + \frac{\Omega}{(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} \left(\frac{2^{3/2}\eta^2}{\pi^{1/2}(\eta^2\Omega + 1)} + \frac{1}{(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}\Omega} c_1 - \frac{\eta}{\Omega(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} c_2 a_1 \right) \\
&= c_1 - c_2 a_1 \eta \\
I_{22}(\theta) &= D_{22}^2 I_{22} + 2D_{22}D_{32}I_{23} + D_{32}^2 I_{33} \\
&= \frac{1}{(\eta^2\Omega + 1)^4} \left(\frac{1}{2\Omega^2} + \left(\frac{\eta^2}{\Omega^2} + \frac{\eta^4}{\Omega} + \frac{\eta^6}{4}\right) c_2 A_2 \right) \\
&\quad + \frac{2}{(\eta^2\Omega + 1)^2} \frac{\eta^3\Omega + 2\eta}{2(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} \left(\frac{\eta}{\Omega(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} - \frac{\eta(2 + \eta^2\Omega)}{2\Omega^2(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} c_2 A_2 \right) \\
&\quad + \left(\frac{\eta^3\Omega + 2\eta}{2(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} \right)^2 \left(\frac{2\eta^2}{\eta^2\Omega + 1} + \frac{c_2 A_2}{\Omega^2(\eta^2\Omega + 1)} \right) \\
&= \frac{1}{2\Omega^2} \\
I_{23}(\theta) &= D_{23}(D_{22}I_{22} + D_{32}I_{32}) + D_{33}(D_{22}I_{23} + D_{32}I_{33}) \\
&= -\frac{2\Omega^2\eta}{(\eta^2\Omega + 1)^2} \left(\frac{1}{(\eta^2\Omega + 1)^2} \left(\frac{1}{2\Omega^2} + \left(\frac{\eta^2}{\Omega^2} + \frac{\eta^4}{\Omega} + \frac{\eta^6}{4}\right) c_2 A_2 \right) \right. \\
&\quad \left. + \frac{\eta^3\Omega + 2\eta}{2(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} \left(\frac{\eta}{\Omega(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} - \frac{\eta(2 + \eta^2\Omega)}{2\Omega^2(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} c_2 A_2 \right) \right) \\
&\quad + \frac{\Omega}{(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} \left(\frac{1}{(\eta^2\Omega + 1)^2} \left(\frac{\eta}{\Omega(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} - \frac{\eta(2 + \eta^2\Omega)}{2\Omega^2(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} c_2 A_2 \right) \right. \\
&\quad \left. + \frac{\eta^3\Omega + 2\eta}{2(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} \left(\frac{2\eta^2}{\eta^2\Omega + 1} + \frac{c_2 A_2}{\Omega^2(\eta^2\Omega + 1)} \right) \right) \\
&= 0
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
I_{33}(\theta) &= D_{23}^2 I_{22} + 2D_{23}D_{33}I_{23} + D_{33}^2 I_{33} \\
&= \left(-\frac{2\Omega^2\eta}{(\eta^2\Omega + 1)^2}\right)^2 \left(\frac{1}{2\Omega^2} + \left(\frac{\eta^2}{\Omega^2} + \frac{\eta^4}{\Omega} + \frac{\eta^6}{4}\right)c_2A_2\right) \\
&\quad + 2\left(-\frac{2\Omega^2\eta}{(\eta^2\Omega + 1)^2}\right) \frac{\Omega}{(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}} \left(\frac{\eta}{\Omega(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}} - \frac{\eta(2 + \eta^2\Omega)}{2\Omega^2(\eta^2\Omega + 1)^{1/2}}c_2A_2\right) \\
&\quad + \left(\frac{\Omega}{(\eta^2\Omega + 1)^{3/2}}\right)^2 \left(\frac{2\eta^2}{\eta^2\Omega + 1} + \frac{c_2A_2}{\Omega^2(\eta^2\Omega + 1)}\right) \\
&= c_2A_2
\end{aligned}$$

lo que coincide con el resultado de Arellano-Valle y Azzalini (2008).

5.3. Obtención del caso univariado en base a la Matriz de Información multivariada

En este apartado se obtendrán los resultados obtenidos en la sección 3.1 con los obtenidos en la sección 3.2 para el caso particular en que $m = 1$, $k = 1$. Esto es, $\mathbf{\Lambda} = \lambda$, $\mathbf{\Sigma} = \sigma^2$, lo que genera los siguientes resultados:

$$\begin{aligned}
 q &= \frac{(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}{(\sigma^2)^{1/2}} \phi \left(\frac{\lambda y_0}{(\sigma^2)^{1/2} (\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}} \right) \\
 Q &= -\frac{\lambda(\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}}{(\sigma^2)^{3/2}} y_0 \phi \left(\frac{\lambda y_0}{(\sigma^2)^{1/2} (\sigma^2 + \lambda^2)^{1/2}} \right) \\
 R_1 &= R_5 = R_6 = R_7 = 0 \\
 R_2 &= \frac{\sigma^2 + \lambda^2}{\sigma^2} c_2 a_0 \\
 R_3 &= \frac{\lambda^2 (\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^3} c_2 A_2 \\
 R_4 &= \frac{\sigma^2 + \lambda^2}{\sigma^2} c_2 A_2 \\
 R_8 &= -\frac{\lambda (\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^2} c_2 A_2 \\
 R_9 &= -\left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \lambda \\
 R_{10} &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \sigma^2 \\
 R_{11} &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \\
 R_{12} &= \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \sigma^2 \\
 R_{13} &= -\frac{\lambda (\sigma^2 + \lambda^2)}{(\sigma^2)^2} c_2 a_1 \\
 R_{14} &= \frac{\sigma^2 + \lambda^2}{\sigma^2} c_2 a_1
 \end{aligned}$$

donde c_2 , a_0 , a_1 , A_2 fueron definidos en el lema 2.5.1 del capítulo 2.

Con estos resultados se replica la Matriz de Información del caso univariado, la que a su vez fue contrastada con la obtenida por Arellano-Valle & Azzalini (2008) en la sección 5.2.

Bibliografía

- [1] R. ARELLANO-VALLE AND A. AZZALINI (2006). On the Unification of Families of Skew-normal Distributions. *Scandinavian Journal of Statistics* **33**, 561-574.
- [2] R. ARELLANO-VALLE AND A. AZZALINI (2008). The centred parametrization for the multivariate skew-normal distribution. *Journal of Multivariate Analysis* **99**, 1362–1382.
- [3] R. ARELLANO-VALLE, M. BRANCO AND M. GENTON (2006). A unified view on skewed distributions arising from selections. *The Canadian Journal of Statistics* **34**, 581-601.
- [4] R. ARELLANO-VALLE AND M. GENTON (2005). On fundamental skew distributions. *Journal of Multivariate Analysis* **96**, 93–116.
- [5] R. ARELLANO-VALLE, H. GÓMEZ AND F. QUINTANA (2004). A New Class of Skew-Normal Distributions. *Communications in Statistics: Theory and Methods* **33**, 1465–1480.
- [6] A. AZZALINI (1985). A Class of Distributions Which Includes the Normal Ones. *Scandinavian Journal of Statistics* **12**, 171-178.
- [7] A. AZZALINI AND A. CAPITANIO (1999). Statistical Applications of the Multivariate Skew Normal Distribution. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Statistical Methodology)* **61**, (1999), 579-602.
- [8] A. AZZALINI AND A. DALLA VALLE (1996). The Multivariate Skew-Normal Distribution. *Biometrika* **83**, 715-726.
- [9] P. GHOSH, M. BRANCO AND H. CHAKRABORTY (2007). Bivariate random effect model using skew-normal distribution with application to HIV-RNA. *Statistics in Medicine* **26**, 1255-1267.
- [10] F. GRAYBILL (1983). *Matrices with applications in Statistics*. Second Edition. Duxbury, Thomson Learning.
- [11] A. GUPTA, G. GONZÁLEZ-FARÍAS AND J. DOMÍNGUEZ-MOLINA (2004). A multivariate skew normal distribution. *Journal of Multivariate Analysis* **89**, 181–190.

- [12] T. LIN, H. HO AND C. CHEN (2009). Analysis of multivariate skew normal models with incomplete data. *Journal of Multivariate Analysis* **100**, 2337-2351.
- [13] B. LISEO AND N. LOPERFIDO (2003). A Bayesian interpretation of the multivariate skew-normal distribution. *Statistics & Probability Letters* **61**, 395–401.
- [14] B. LISEO AND N. LOPERFIDO (2006). A note on reference priors for the scalar skew-normal distribution. *Journal of Statistical Planning and Inference* **136**, 373–389.
- [15] J.MAGNUS AND H. NEUDECKER (1988). *Matrix Differential Calculus*. J. Wiley & Sons, New York.
- [16] S. SAHU, D. DEY AND M. BRANCO (2003). A new class of multivariate skew distributions with applications to Bayesian regression models. *The Canadian Journal of Statistics* **31**, 129-150.