

Apéndice A

Elementos de Álgebra Matricial

En este Apéndice se introduce la notación, definiciones y resultados básicos de álgebra lineal y matricial, esenciales para el estudio de modelos estadísticos multivariados y de regresión lineal. El material presentado a continuación puede ser hallado en textos como [Graybill \(1983\)](#), [Ravishanker y Dey \(2002\)](#) y [Magnus y Neudecker \(2007\)](#).

A.1. Vectores y matrices

Sea \mathbb{R}^n el espacio Euclidiano n -dimensional, de este modo $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ representa la n -upla

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix},$$

de números reales. Note que \mathbf{x} está *orientado* como un vector “columna”, y por tanto la transpuesta de \mathbf{x} es un vector fila,

$$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^\top.$$

Una matriz $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ es un arreglo de números reales

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix},$$

y escribimos $\mathbf{A} = (a_{ij})$. Los números reales a_{ij} son llamados elementos de \mathbf{A} .

A.2. Definiciones básicas y propiedades

La suma de dos matrices del mismo orden es definida como

$$\mathbf{A} + \mathbf{B} = (a_{ij}) + (b_{ij}) = (a_{ij} + b_{ij}),$$

el producto de una matriz por un escalar λ es

$$\lambda \mathbf{A} = \mathbf{A} \lambda = (\lambda a_{ij})$$

RESULTADO A.1 (Propiedades de la suma matricial). *Sean \mathbf{A}, \mathbf{B} y \mathbf{C} matrices del mismo orden y λ, μ escalares. Entonces:*

- (a) $\mathbf{A} + \mathbf{B} = \mathbf{B} + \mathbf{A}$,
- (b) $(\mathbf{A} + \mathbf{B}) + \mathbf{C} = \mathbf{A} + (\mathbf{B} + \mathbf{C})$,
- (c) $(\lambda + \mu)\mathbf{A} = \lambda\mathbf{A} + \mu\mathbf{A}$,
- (d) $\lambda(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \lambda\mathbf{A} + \lambda\mathbf{B}$,
- (e) $\lambda\mu\mathbf{A} = (\lambda\mu)\mathbf{A}$.

Una matriz cuyos elementos son todos cero se denomina *matriz nula* y se denota por $\mathbf{0}$. Tenemos que

$$\mathbf{A} + (-1)\mathbf{A} = \mathbf{0}.$$

Si \mathbf{A} y \mathbf{B} son matrices $m \times n$ y $n \times p$, respectivamente, se define el producto de \mathbf{A} y \mathbf{B} como

$$\mathbf{AB} = \mathbf{C}, \quad \text{donde,} \quad c_{ij} = \sum_{k=1}^n a_{ik}b_{kj},$$

para $i = 1, \dots, m$ y $j = 1, \dots, p$.

RESULTADO A.2 (Propiedades del producto de matrices). Sean \mathbf{A}, \mathbf{B} y \mathbf{C} matrices de órdenes apropiados. Entonces:

- (a) $(\mathbf{AB})\mathbf{C} = \mathbf{A}(\mathbf{BC})$,
- (b) $\mathbf{A}(\mathbf{B} + \mathbf{C}) = \mathbf{AB} + \mathbf{AC}$,
- (c) $(\mathbf{A} + \mathbf{B})\mathbf{C} = \mathbf{AC} + \mathbf{BC}$.

Note que la existencia de \mathbf{AB} no implica la existencia de \mathbf{BA} y cuando ambos productos existen, en general no son iguales.

La transpuesta de una matriz $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{m \times n}$ es la matriz $n \times m$, \mathbf{A}^\top cuyo elemento ij está dado por a_{ji} , esto es

$$\mathbf{A}^\top = (a_{ji}).$$

RESULTADO A.3 (Propiedades de la transpuesta). Tenemos

- (a) $(\mathbf{A}^\top)^\top = \mathbf{A}$,
- (b) $(\mathbf{A} + \mathbf{B})^\top = \mathbf{A}^\top + \mathbf{B}^\top$,
- (c) $(\mathbf{AB})^\top = \mathbf{B}^\top \mathbf{A}^\top$.

Definimos el *producto interno* entre dos vectores $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ como

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \mathbf{x}^\top \mathbf{y} = \sum_{i=1}^n x_i y_i.$$

asociado al producto interno tenemos la norma Euclidiana (o largo) de un vector \mathbf{x} definida como

$$\|\mathbf{x}\| = \langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle^{1/2} = \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{1/2},$$

finalmente, la distancia Euclidiana entre dos vectores \mathbf{a} y \mathbf{b} se define como

$$d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \|\mathbf{a} - \mathbf{b}\|.$$

RESULTADO A.4 (Propiedades del producto interno). Sean \mathbf{a}, \mathbf{b} y \mathbf{c} vectores n -dimensionales y λ un escalar, entonces

- (a) $\langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle = \langle \mathbf{b}, \mathbf{a} \rangle$,
- (b) $\langle \mathbf{a}, \mathbf{b} + \mathbf{c} \rangle = \langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle + \langle \mathbf{a}, \mathbf{c} \rangle$,
- (c) $\lambda \langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle = \langle \lambda \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle = \langle \mathbf{a}, \lambda \mathbf{b} \rangle$,
- (d) $\langle \mathbf{a}, \mathbf{a} \rangle \geq 0$ con la igualdad sólo si $\mathbf{a} = \mathbf{0}$,
- (e) $\|\mathbf{a} \pm \mathbf{b}\|^2 = \|\mathbf{a}\|^2 + \|\mathbf{b}\|^2 \pm 2\langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle$,
- (f) $\|\mathbf{a} + \mathbf{b}\| \leq \|\mathbf{a}\| + \|\mathbf{b}\|$.

PROPOSICIÓN A.5 (Desigualdad de Cauchy-Schwarz). $|\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle| \leq \|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\|$, $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ con la igualdad sólo si $\mathbf{x} = \lambda \mathbf{y}$, para algún $\lambda \in \mathbb{R}$.

DEMOSTRACIÓN. Si $\mathbf{x} = \lambda \mathbf{y}$, el resultado es inmediato. Sino, note que

$$0 < \|\mathbf{x} - \lambda \mathbf{y}\|^2 = \|\mathbf{x}\|^2 + \lambda^2 \|\mathbf{y}\|^2 - 2\lambda \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle, \quad \forall \lambda \in \mathbb{R},$$

de este modo el discriminante del polinomio cuadrático debe satisfacer $4\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle^2 - 4\|\mathbf{x}\|^2 \|\mathbf{y}\|^2 < 0$. \square

El ángulo θ entre dos vectores no nulos \mathbf{x}, \mathbf{y} se define en términos de su producto interno como

$$\cos \theta = \frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle}{\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\|} = \frac{\mathbf{x}^\top \mathbf{y}}{\sqrt{\mathbf{x}^\top \mathbf{x}} \sqrt{\mathbf{y}^\top \mathbf{y}}},$$

dos vectores se dicen *ortogonales* sólo si $\mathbf{x}^\top \mathbf{y} = 0$.

El *producto externo* entre dos vectores $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ y $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ es la matriz $m \times n$

$$\mathbf{x} \wedge \mathbf{y} = \mathbf{x} \mathbf{y}^\top = (x_i y_j).$$

Una matriz se dice cuadrada si tiene el mismo número de filas que de columnas, una matriz cuadrada \mathbf{A} es triangular inferior (superior) si $a_{ij} = 0$ para $i < j$ (si $a_{ij} = 0$ para $i > j$). Una matriz cuadrada $\mathbf{A} = (a_{ij})$ se dice *simétrica* si $\mathbf{A}^\top = \mathbf{A}$ y *sesgo-simétrica* si $\mathbf{A}^\top = -\mathbf{A}$. Para cualquier matriz cuadrada $\mathbf{A} = (a_{ij})$ se define $\text{diag}(\mathbf{A})$ como

$$\text{diag}(\mathbf{A}) = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & a_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} = \text{diag}(a_{11}, a_{22}, \dots, a_{nn}).$$

Si $\mathbf{A} = \text{diag}(\mathbf{A})$, decimos que \mathbf{A} es *matriz diagonal*. Un tipo particular de matriz diagonal es la identidad

$$\mathbf{I} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix} = (\delta_{ij}),$$

donde $\delta_{ij} = 1$ si $i = j$ y $\delta_{ij} = 0$ si $i \neq j$ (δ_{ij} se denomina *delta de Kronecker*). Tenemos que para $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$

$$\mathbf{I}_m \mathbf{A} = \mathbf{A} \mathbf{I}_n = \mathbf{A}.$$

Una matriz cuadrada se dice *ortogonal* si

$$\mathbf{A} \mathbf{A}^\top = \mathbf{A}^\top \mathbf{A} = \mathbf{I}$$

y sus columnas son ortonormales. Note que, si

$$\mathbf{A} = (\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n) \quad \text{con } \mathbf{a}_j \in \mathbb{R}^n,$$

entonces \mathbf{A} tiene columnas *ortonormales* si

$$\mathbf{a}_i^\top \mathbf{a}_j = \begin{cases} 1, & \text{si } i = j, \\ 0, & \text{si } i \neq j, \end{cases} \quad i, j = 1, \dots, n.$$

Una matriz rectangular $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ puede tener la propiedad $\mathbf{A} \mathbf{A}^\top = \mathbf{I}_m$ ó $\mathbf{A}^\top \mathbf{A} = \mathbf{I}_n$ pero no ambas, en cuyo caso tal matriz se denomina *semi-ortogonal*.

Una matriz $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, se dice *idempotente* si $\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$. Decimos que \mathbf{A} es *matriz de proyección* si es simétrica e idempotente, esto es, $\mathbf{A}^\top = \mathbf{A}$ y $\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$.

Cualquier matriz B satisfaciendo

$$B^2 = A$$

se dice *raíz cuadrada* de A y se denota como $A^{1/2}$ tal matriz *no* necesita ser única.

A.2.1. Formas lineales y cuadráticas. Sea $a \in \mathbb{R}^n$, $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ y $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$. La expresión $a^\top x$ se dice una *forma lineal* en x y $x^\top Ax$ una *forma cuadrática*, mientras que $x^\top By$ es una forma bilineal.

Sin pérdida de generalidad se asumirá que la matriz asociada a la forma cuadrática $x^\top Ax$ es simétrica. Note que siempre es posible

$$x^\top Bx = \frac{1}{2}x^\top (A^\top + A)x,$$

en cuyo caso tenemos que B es matriz simétrica.

Decimos que una matriz simétrica A es definida positiva (negativa) si $x^\top Ax > 0$ ($x^\top Ax < 0$) para todo $x \neq 0$. Cuando $x^\top Ax \geq 0$ ($x^\top Ax \leq 0$) $\forall x$ decimos que A es semidefinida positiva (negativa).

Note que las matrices $B^\top B$ y BB^\top son semidefinidas positivas y que A es (semi)definida negativa sólo si $-A$ es (semi)definida positiva.

RESULTADO A.6. Sea $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times p}$ y $C \in \mathbb{R}^{n \times p}$ y x vector n -dimensional. Entonces

- (a) $Ax = 0 \Leftrightarrow A^\top Ax = 0$,
- (b) $AB = 0 \Leftrightarrow A^\top AB = 0$,
- (c) $A^\top AB = A^\top AC \Leftrightarrow AB = AC$.

DEMOSTRACIÓN. (a) Claramente $Ax = 0 \Rightarrow A^\top Ax = 0$. Por otro lado, si $A^\top Ax = 0$, entonces $x^\top A^\top Ax = (Ax)^\top Ax = 0$ y de ahí que $Ax = 0$. (b) sigue desde (a). Finalmente, (c) sigue desde (b) mediante substituir $B - C$ por B en (c). \square

RESULTADO A.7. Sean $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ y B, C matrices $n \times n$ con B simétrica. Entonces

- (a) $Ax = 0, \forall x \in \mathbb{R}^n$ sólo si $A = 0$,
- (b) $x^\top Bx = 0, \forall x \in \mathbb{R}^n$ sólo si $B = 0$,
- (c) $x^\top Cx = 0, \forall x \in \mathbb{R}^n$ sólo si $C^\top = -C$.

A.2.2. Rango de una matriz. Un conjunto de vectores x_1, \dots, x_n se dice *linealmente independiente* si $\sum_i \alpha_i x_i = 0$ implica que todos los $\alpha_i = 0$. Si x_1, \dots, x_n no son linealmente independientes, ellos se dicen *linealmente dependientes*.

Sea $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, el *rango* columna (fila) de A es el número de columnas (filas) linealmente independientes. Denotamos el rango de A como

$$\text{rg}(A),$$

note que

$$\text{rg}(A) \leq \min(m, n).$$

Si $\text{rg}(A) = n$ decimos que A tiene rango columna completo. Si $\text{rg}(A) = 0$, entonces A es la matriz nula. Por otro lado, si $A = 0$, entonces $\text{rg}(A) = 0$.

RESULTADO A.8 (Propiedades del rango). Sea $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ y B, C matrices de órdenes apropiados, entonces

- (a) $\text{rg}(A) = \text{rg}(A^\top) = \text{rg}(A^\top A) = \text{rg}(AA^\top)$,

- (b) $\text{rg}(\mathbf{AB}) \leq \min\{\text{rg}(\mathbf{A}), \text{rg}(\mathbf{B})\}$,
- (c) $\text{rg}(\mathbf{BAC}) = \text{rg}(\mathbf{A})$ si \mathbf{B} y \mathbf{C} son matrices de rango completo,
- (d) $\text{rg}(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \leq \text{rg}(\mathbf{A}) + \text{rg}(\mathbf{B})$,
- (e) si $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ y $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$ para algún $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$, entonces $\text{rg}(\mathbf{A}) \leq n - 1$.

El *espacio columna* de $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, denotado por $\mathcal{M}(\mathbf{A})$, es el conjunto de vectores

$$\mathcal{M}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{y} : \mathbf{y} = \mathbf{Ax} \text{ para algún } \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n\}.$$

De este modo, $\mathcal{M}(\mathbf{A})$ es el espacio vectorial generado por las columnas de \mathbf{A} . La dimensión de este espacio es $\text{rg}(\mathbf{A})$. Se tiene que

$$\mathcal{M}(\mathbf{A}) = \mathcal{M}(\mathbf{AA}^\top)$$

para cualquier matriz \mathbf{A} .

El *espacio nulo*, $\mathcal{N}(\mathbf{A})$, de una matriz $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ consiste de todos los vectores n -dimensionales \mathbf{x} , tal que $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$, esto es,

$$\mathcal{N}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \text{ tal que } \mathbf{Ax} = \mathbf{0}\}.$$

Note que, el espacio nulo es el conjunto de todas las soluciones de el sistema lineal homogéneo $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$. $\mathcal{N}(\mathbf{A})$ es un subespacio de \mathbb{R}^n y su dimensión se denomina *nulidad* de \mathbf{A} . Además $\mathcal{N}(\mathbf{A}) = \{\mathcal{M}(\mathbf{A})\}^\perp$. Finalmente, considere la siguiente proposición

RESULTADO A.9. Para cualquier matriz $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, entonces $n = \dim(\mathcal{N}(\mathbf{A})) + \text{rg}(\mathbf{A})$.

A.2.3. Matriz inversa. Sea \mathbf{A} una matriz cuadrada de orden $n \times n$. Decimos que \mathbf{A} es *no singular* si $\text{rg}(\mathbf{A}) = n$, y que \mathbf{A} es *singular* si $\text{rg}(\mathbf{A}) < n$. De este modo, si \mathbf{A} es no singular, entonces existe una matriz no singular \mathbf{B} tal que

$$\mathbf{AB} = \mathbf{BA} = \mathbf{I}_n.$$

La matriz \mathbf{B} , denotada \mathbf{A}^{-1} es única y se denomina *inversa* de \mathbf{A} .

RESULTADO A.10 (Propiedades de la inversa). Siempre que todas las matrices inversas involucradas existan, tenemos que

- (a) $(\mathbf{A}^{-1})^\top = (\mathbf{A}^\top)^{-1}$,
- (b) $(\mathbf{AB})^{-1} = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}^{-1}$,
- (c) $(\lambda\mathbf{A})^{-1} = \frac{1}{\lambda}\mathbf{A}^{-1}$,
- (d) $\mathbf{P}^{-1} = \mathbf{P}^\top$, si \mathbf{P} es matriz ortogonal,
- (e) si $\mathbf{A} > 0$, entonces $\mathbf{A}^{-1} > 0$,
- (f) $(\mathbf{A} + \mathbf{BCD})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}(\mathbf{C}^{-1} + \mathbf{DA}^{-1}\mathbf{B})^{-1}\mathbf{DA}^{-1}$, donde $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}$ y \mathbf{D} son matrices $m \times m$, $m \times n$, $n \times n$ y $n \times m$, respectivamente (Teorema de Sherman-Morrison-Woodbury),
- (g) si $1 \pm \mathbf{v}^\top \mathbf{A}^{-1} \mathbf{u} \neq 0$, entonces

$$(\mathbf{A} \pm \mathbf{uv}^\top)^{-1} = \mathbf{A}^{-1} \mp \frac{\mathbf{A}^{-1} \mathbf{uv}^\top \mathbf{A}^{-1}}{1 \pm \mathbf{v}^\top \mathbf{A}^{-1} \mathbf{u}},$$

- (h) $(\mathbf{I} + \lambda\mathbf{A})^{-1} = \mathbf{I} + \sum_{i=1}^{\infty} (-1)^i \lambda^i \mathbf{A}^i$.

A.2.4. Determinante de una matriz. El determinante de una matriz corresponde a la función $\det : \mathbb{R}^{n \times n} \rightarrow \mathbb{R}$, denotada comúnmente como $|\mathbf{A}| = \det(\mathbf{A})$ y definida como

$$|\mathbf{A}| = \sum (-1)^{\sigma(j_1, \dots, j_n)} \prod_{i=1}^n a_{ij_i}$$

donde la sumatoria es tomada sobre todas las permutaciones (j_1, \dots, j_n) del conjunto de enteros $(1, \dots, n)$, y $\sigma(j_1, \dots, j_n)$ es el número de transposiciones necesarias para cambiar $(1, \dots, n)$ en (j_1, \dots, j_n) (una transposición consiste en intercambiar dos números).

Una *submatriz* de \mathbf{A} es un arreglo rectangular obtenido mediante eliminar filas y columnas de \mathbf{A} . Un *menor* es el determinante de una submatriz cuadrada de \mathbf{A} . El menor asociado al elemento a_{ij} es el determinante de la submatriz de \mathbf{A} obtenida por eliminar su i -ésima fila y j -ésima columna. El *cofactor* de a_{ij} , digamos c_{ij} es $(-1)^{i+j}$ veces el menor de a_{ij} . La matriz $\mathbf{C} = (c_{ij})$ se denomina matriz cofactor de \mathbf{A} . La transpuesta de \mathbf{C} es llamada *adjunta* de \mathbf{A} y se denota $\mathbf{A}^\#$. Tenemos que

$$|\mathbf{A}| = \sum_{j=1}^n a_{ij} c_{ij} = \sum_{j=1}^n a_{jk} c_{jk}, \quad \text{para } i, k = 1, \dots, n.$$

RESULTADO A.11 (Propiedades del determinante). Sea $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ y λ un escalar. Entonces

- (a) $|\mathbf{A}| = |\mathbf{A}^\top|$,
- (b) $|\mathbf{AB}| = |\mathbf{A}| |\mathbf{B}|$,
- (c) $|\lambda \mathbf{A}| = \lambda^n |\mathbf{A}|$,
- (d) $|\mathbf{A}^{-1}| = |\mathbf{A}|^{-1}$, si \mathbf{A} es no singular,
- (e) si \mathbf{A} es matriz triangular, entonces $|\mathbf{A}| = \prod_{i=1}^n a_{ii}$,
- (f) el resultado en (e) también es válido para $\mathbf{A} = \text{diag}(\mathbf{A})$, note también que $|\mathbf{I}_n| = 1$,
- (g) si $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ y $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times m}$, entonces $|\mathbf{I}_m + \mathbf{AB}| = |\mathbf{I}_n + \mathbf{BA}|$.

A.2.5. La traza de una matriz. La *traza* de una matriz cuadrada $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, denotada por $\text{tr}(\mathbf{A})$, es la suma de sus elementos diagonales:

$$\text{tr}(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^n a_{ii}.$$

RESULTADO A.12 (Propiedades de la traza). Siempre que las operaciones matriciales están definidas

- (a) $\text{tr}(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \text{tr}(\mathbf{A}) + \text{tr}(\mathbf{B})$,
- (b) $\text{tr}(\lambda \mathbf{A}) = \lambda \text{tr}(\mathbf{A})$ si λ es un escalar,
- (c) $\text{tr}(\mathbf{A}^\top) = \text{tr}(\mathbf{A})$,
- (d) $\text{tr}(\mathbf{AB}) = \text{tr}(\mathbf{BA})$ (propiedad cíclica de la traza),
- (e) $\text{tr}(\mathbf{A}) = 0$ si $\mathbf{A} = \mathbf{0}$.

Note en (d) que aunque ambas \mathbf{AB} y \mathbf{BA} son cuadradas, no necesitan ser del mismo orden.

Además, es directo que la normal vectorial (Euclidiana), satisface

$$\|\mathbf{x}\| = (\mathbf{x}^\top \mathbf{x})^{1/2} = (\text{tr } \mathbf{x} \mathbf{x}^\top)^{1/2},$$

de este modo, podemos definir una normal matricial (Euclidiana) como

$$\|\mathbf{A}\| = (\text{tr } \mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{1/2}.$$

En efecto, se tiene que $\text{tr}(\mathbf{A}^\top \mathbf{A}) \geq 0$ con la igualdad sólo si $\mathbf{A} = \mathbf{0}$.

A.2.6. Valores y vectores propios. Si \mathbf{A} y \mathbf{B} son matrices reales del mismo orden, una matriz compleja \mathbf{Z} puede ser definida como

$$\mathbf{Z} = \mathbf{A} + i\mathbf{B},$$

donde i denota la unidad imaginaria que satisface $i^2 = -1$. El conjugado complejo de \mathbf{Z} , denotado por \mathbf{Z}^H , se define como

$$\mathbf{Z}^H = \mathbf{A}^\top - i\mathbf{B}^\top.$$

Una matriz $\mathbf{Z} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ se dice *Hermitiana* si $\mathbf{Z}^H = \mathbf{Z}$ (equivalente complejo de una matriz simétrica) y *unitaria* si $\mathbf{Z}^H \mathbf{Z} = \mathbf{I}$ (equivalente complejo de una matriz ortogonal).

Sea \mathbf{A} una matriz cuadrada $n \times n$. Los *valores propios* de \mathbf{A} son definidos como las raíces de la *ecuación característica*

$$|\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}| = 0,$$

la ecuación anterior tiene n raíces, en general complejas y posiblemente con algunas repeticiones (multiplicidad). Sea λ un valor propio de \mathbf{A} , entonces existe un vector $\mathbf{v} \neq \mathbf{0} \in \mathbb{C}^n$ tal que $(\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{v} = \mathbf{0}$, esto es,

$$\mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}.$$

el vector \mathbf{v} se denomina *vector propio* asociado al valor propio λ . Note que, si \mathbf{v} es un vector propio, también lo es $\alpha\mathbf{v}$, $\forall \alpha \in \mathbb{C}$, y en particular $\mathbf{v}/\|\mathbf{v}\|$ es un vector propio normalizado.

RESULTADO A.13. Si $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ es matriz Hermitiana, entonces todos sus valores propios son reales

RESULTADO A.14. Si \mathbf{A} es matriz cuadrada $n \times n$ y \mathbf{G} es matriz no singular $n \times n$, entonces \mathbf{A} y $\mathbf{G}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{G}$ tienen el mismo conjunto de valores propios (con las mismas multiplicidades)

DEMOSTRACIÓN. Note que

$$|\lambda \mathbf{I} - \mathbf{G}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{G}| = |\lambda \mathbf{G}^{-1}\mathbf{G} - \mathbf{G}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{G}| = |\mathbf{G}^{-1}||\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}||\mathbf{G}| = |\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}|$$

□

RESULTADO A.15. Una matriz singular tiene al menos un valor propio cero

DEMOSTRACIÓN. Si \mathbf{A} es matriz singular, entonces $\mathbf{A}\mathbf{v} = \mathbf{0}$ para algún $\mathbf{v} \neq \mathbf{0}$, luego desde $\mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}$, tenemos que $\lambda = 0$. □

RESULTADO A.16. Una matriz simétrica es definida positiva (semidefinida positiva) sólo si todos sus valores propios son positivos (no-negativos).

DEMOSTRACIÓN. Si \mathbf{A} es definida positiva y $\mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}$, entonces $\mathbf{v}^\top \mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}^\top \mathbf{v}$. Ahora, como $\mathbf{v}^\top \mathbf{A}\mathbf{v} > 0$ y $\mathbf{v}^\top \mathbf{v} > 0$ implica $\lambda > 0$. La converso no será probada aquí. □

RESULTADO A.17. *Una matriz idempotente sólo tiene valores propios 0 ó 1. Todos los valores propios de una matriz unitaria tienen modulo 1*

DEMOSTRACIÓN. Sea \mathbf{A} matriz idempotente, esto es, $\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$. De este modo, si $\mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}$, entonces

$$\lambda\mathbf{v} = \mathbf{A}\mathbf{v} = \mathbf{A}^2\mathbf{v} = \lambda\mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda^2\mathbf{v}$$

y de ahí que $\lambda = \lambda^2$, esto implica que $\lambda = 0$ ó $\lambda = 1$.

Por otro lado, si \mathbf{A} es unitaria, entonces $\mathbf{a}^H\mathbf{A} = \mathbf{I}$. De este modo, si $\mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}$, entonces

$$\mathbf{v}^H\mathbf{A}^H = \bar{\lambda}\mathbf{v}^H,$$

luego

$$\mathbf{v}^H\mathbf{v} = \mathbf{v}^H\mathbf{A}^H\mathbf{A}\mathbf{v} = \bar{\lambda}\lambda\mathbf{v}^H\mathbf{v}.$$

Como $\mathbf{v}^H\mathbf{v} \neq 0$, obtenemos que $\bar{\lambda}\lambda = 1$ y de ahí que $|\lambda| = 1$. \square

RESULTADO A.18 (Propiedades de la matrices idempotentes). *Sea \mathbf{A} matriz $n \times n$, entonces*

- (a) \mathbf{A}^\top y $\mathbf{I} - \mathbf{A}$ son idempotentes sólo si \mathbf{A} es idempotente,
- (b) si \mathbf{A} es idempotente, entonces $\text{rg}(\mathbf{A}) = \text{tr}(\mathbf{A}) = r$. Si $\text{rg}(\mathbf{A}) = n$, entonces $\mathbf{A} = \mathbf{I}$.

RESULTADO A.19. *Si $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ es matriz Hermitiana y $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$ son vectores propios asociados a λ_1 y λ_2 , respectivamente, donde $\lambda_1 \neq \lambda_2$. Entonces $\mathbf{v}_1 \perp \mathbf{v}_2$.*

El resultado anterior muestra que si todos los valores propios de una matriz Hermitiana \mathbf{A} son distintos, entonces existe una base ortonormal de vectores propios tal que \mathbf{A} es diagonalizable.

PROPOSICIÓN A.20 (Descomposición de Schur). *Sea $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$. Entonces existe una matriz unitaria $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ y una matriz triangular \mathbf{M} cuyos elementos diagonales son los valores propios de \mathbf{A} , tal que*

$$\mathbf{U}^H\mathbf{A}\mathbf{U} = \mathbf{M}.$$

PROPOSICIÓN A.21 (Descomposición espectral). *Sea $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ matriz Hermitiana. Entonces existe una matriz unitaria $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ tal que*

$$\mathbf{U}^H\mathbf{A}\mathbf{U} = \mathbf{\Lambda},$$

donde $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\boldsymbol{\lambda})$ es matriz diagonal cuyos elementos diagonales son los valores propios de \mathbf{A} .

Para aplicaciones en Estadística siempre haremos uso de la Proposición A.21 considerando \mathbf{A} matriz simétrica, en cuyo caso todos sus valores propios serán reales y \mathbf{U} será una matriz ortogonal. Para $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ matriz ortogonal, denotamos el grupo de matrices ortogonales como

$$\mathcal{O}_n = \{\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n \times n} : \mathbf{Q}^\top\mathbf{Q} = \mathbf{I}\}$$

Note que si \mathbf{A} es matriz simétrica y definida positiva, entonces

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top = (\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{1/2})(\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{1/2})^\top = (\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{U}^\top)^2$$

donde $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\boldsymbol{\lambda})$ y $\mathbf{\Lambda}^{1/2} = \text{diag}(\boldsymbol{\lambda}^{1/2})$. Por tanto,

$$\mathbf{A} = \mathbf{M}\mathbf{M}^\top, \quad \text{con} \quad \mathbf{M} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{1/2},$$

o bien,

$$\mathbf{A} = \mathbf{B}^2, \quad \text{con} \quad \mathbf{B} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{U}^\top,$$

esto es, \mathbf{B} es una matriz raíz cuadrada de \mathbf{A} .

RESULTADO A.22. Sea \mathbf{A} matriz simétrica $n \times n$, con valores propios $\lambda_1, \dots, \lambda_n$. Entonces

- (a) $\text{tr}(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i$,
- (b) $|\mathbf{A}| = \prod_{i=1}^n \lambda_i$.

DEMOSTRACIÓN. Usando que $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top$. Tenemos

$$\text{tr}(\mathbf{A}) = \text{tr}(\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top) = \text{tr}(\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top\mathbf{U}) = \text{tr}(\mathbf{\Lambda}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

y

$$|\mathbf{A}| = |\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top| = |\mathbf{U}||\mathbf{\Lambda}||\mathbf{U}^\top| = |\mathbf{\Lambda}| = \prod_{i=1}^n \lambda_i$$

□

RESULTADO A.23. Si \mathbf{A} es una matriz simétrica con r valores propios distintos de cero, entonces $\text{rg}(\mathbf{A}) = r$.

DEMOSTRACIÓN. Tenemos que $\mathbf{U}^\top\mathbf{A}\mathbf{U} = \mathbf{\Lambda}$ y de ahí que

$$\text{rg}(\mathbf{A}) = \text{rg}(\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top) = \text{rg}(\mathbf{\Lambda}) = r$$

□

A.2.7. Matrices (semi)definidas positivas.

PROPOSICIÓN A.24. Sea \mathbf{A} matriz definida positiva y \mathbf{B} semidefinida positiva. Entonces

$$|\mathbf{A} + \mathbf{B}| \geq |\mathbf{A}|,$$

con la igualdad sólo si $\mathbf{B} = \mathbf{0}$.

DEMOSTRACIÓN. Tenemos $\mathbf{U}^\top\mathbf{A}\mathbf{U} = \mathbf{\Lambda}$, con $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\boldsymbol{\lambda})$ y $\mathbf{U}^\top\mathbf{U} = \mathbf{U}\mathbf{U}^\top = \mathbf{I}$. Luego,

$$\mathbf{A} + \mathbf{B} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top + \mathbf{B} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{1/2}(\mathbf{I} + \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^\top\mathbf{B}\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1/2})\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{U}^\top,$$

de este modo

$$\begin{aligned} |\mathbf{A} + \mathbf{B}| &= |\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{1/2}||\mathbf{I} + \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^\top\mathbf{B}\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1/2}||\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{U}^\top| \\ &= |\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{U}^\top||\mathbf{I} + \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^\top\mathbf{B}\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1/2}| \\ &= |\mathbf{A}||\mathbf{I} + \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^\top\mathbf{B}\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1/2}|. \end{aligned}$$

Si $\mathbf{B} = \mathbf{0}$, tenemos $|\mathbf{A} + \mathbf{B}| = |\mathbf{A}|$. Por otro lado, si $\mathbf{B} \neq \mathbf{0}$. Entonces la matriz $\mathbf{I} + \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^\top\mathbf{B}\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1/2}$ tendrá al menos un valor propio no nulo y por tanto, $|\mathbf{I} + \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^\top\mathbf{B}\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1/2}| > 1$, esto es $|\mathbf{A} + \mathbf{B}| > |\mathbf{A}|$. □

Para dos matrices simétricas \mathbf{A} y \mathbf{B} , escribimos $\mathbf{A} \geq \mathbf{B}$ si $\mathbf{A} - \mathbf{B}$ es semidefinida positiva. Análogamente, escribimos $\mathbf{A} > \mathbf{B}$ si $\mathbf{A} - \mathbf{B}$ es definida positiva.

RESULTADO A.25. Sean \mathbf{A} , \mathbf{B} matrices definidas positivas $n \times n$. Entonces $\mathbf{A} > \mathbf{B}$ sólo si $\mathbf{B}^{-1} > \mathbf{A}^{-1}$.

PROPOSICIÓN A.26. Sean \mathbf{A} y \mathbf{B} matrices definidas positivas y $\mathbf{A} - \mathbf{B} \geq 0$. Entonces $|\mathbf{A}| \geq |\mathbf{B}|$ con la igualdad sólo si $\mathbf{A} = \mathbf{B}$.

DEMOSTRACIÓN. Sea $\mathbf{C} = \mathbf{A} - \mathbf{B}$. Como \mathbf{B} es definida positiva y \mathbf{C} es semidefinida positiva, tenemos por la Proposición A.24 que $|\mathbf{B} + \mathbf{C}| \geq |\mathbf{B}|$, con la igualdad sólo si $\mathbf{C} = \mathbf{0}$. \square

A.2.8. Descomposiciones matriciales.

PROPOSICIÓN A.27 (Descomposición LDL). Si $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es matriz simétrica y no singular, entonces existe \mathbf{L} matriz triangular inferior y $\mathbf{D} = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$, tal que

$$\mathbf{A} = \mathbf{L} \mathbf{D} \mathbf{L}^\top.$$

PROPOSICIÓN A.28 (Descomposición Cholesky). Si $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es simétrica y definida positiva, entonces existe una única matriz triangular inferior $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ (factor Cholesky) con elementos diagonales positivos, tal que

$$\mathbf{A} = \mathbf{G} \mathbf{G}^\top.$$

PROPOSICIÓN A.29 (Descomposición ortogonal-triangular). Sea $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, entonces existe $\mathbf{Q} \in \mathcal{O}_m$ y $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, tal que

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q} \mathbf{R},$$

donde

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}$$

con $\mathbf{R}_1 \in \mathbb{R}^{n \times n}$ matriz triangular superior, aquí suponemos que $m \geq n$. Si $\text{rg}(\mathbf{A}) = r$, entonces las primeras n columnas de \mathbf{Q} forman una base ortonormal para $\mathcal{M}(\mathbf{A})$.

Note que, si $\mathbf{A} = \mathbf{Q} \mathbf{R}$ entonces

$$\mathbf{A}^\top \mathbf{A} = \mathbf{R}^\top \mathbf{Q}^\top \mathbf{Q} \mathbf{R} = \mathbf{R}^\top \mathbf{R} = \mathbf{R}_1^\top \mathbf{R}_1,$$

y \mathbf{R}_1 corresponde al factor Cholesky de $\mathbf{A}^\top \mathbf{A}$.

PROPOSICIÓN A.30 (Descomposición valor singular). Sea $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ con $\text{rg}(\mathbf{A}) = r$, entonces existen matrices $\mathbf{U} \in \mathcal{O}_m$, $\mathbf{V} \in \mathcal{O}_n$, tal que

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} \mathbf{D}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{V}^\top,$$

donde $\mathbf{D}_r = \text{diag}(\delta_1, \dots, \delta_r)$ con $\delta_i > 0$ para $i = 1, \dots, r$, llamados **valores singulares** de \mathbf{A} .

A.2.9. Matrices particionadas. Sea \mathbf{A} una matriz $m \times n$. Considere particionar \mathbf{A} como sigue

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{pmatrix}, \quad (\text{A.1})$$

donde $\mathbf{A}_{11} \in \mathbb{R}^{m_1 \times n_1}$, $\mathbf{A}_{12} \in \mathbb{R}^{m_1 \times n_2}$, $\mathbf{A}_{21} \in \mathbb{R}^{m_2 \times n_1}$, $\mathbf{A}_{22} \in \mathbb{R}^{m_2 \times n_2}$, y $m_1 + m_2 = m$, $n_1 + n_2 = n$.

Sea $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ particionada de manera análoga a \mathbf{A} , entonces

$$\mathbf{A} + \mathbf{B} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} + \mathbf{B}_{11} & \mathbf{A}_{12} + \mathbf{B}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} + \mathbf{B}_{21} & \mathbf{A}_{22} + \mathbf{B}_{22} \end{pmatrix}.$$

Ahora, considere $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ particionada en submatrices \mathbf{C}_{ij} , para $i, j = 1, 2$ con dimensiones adecuadas, entonces

$$\mathbf{AC} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11}\mathbf{C}_{11} + \mathbf{A}_{12}\mathbf{C}_{21} & \mathbf{A}_{11}\mathbf{C}_{12} + \mathbf{A}_{12}\mathbf{C}_{22} \\ \mathbf{A}_{21}\mathbf{C}_{11} + \mathbf{A}_{22}\mathbf{C}_{21} & \mathbf{A}_{21}\mathbf{C}_{12} + \mathbf{A}_{22}\mathbf{C}_{22} \end{pmatrix}.$$

La transpuesta de \mathbf{A} está dada por

$$\mathbf{A}^\top = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11}^\top & \mathbf{A}_{21}^\top \\ \mathbf{A}_{12}^\top & \mathbf{A}_{22}^\top \end{pmatrix}.$$

Si \mathbf{A}_{12} y \mathbf{A}_{21} son matrices nulas y si ambas \mathbf{A}_{11} y \mathbf{A}_{22} son matrices no singulares, entonces la inversa de \mathbf{A} es

$$\mathbf{A}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11}^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{22}^{-1} \end{pmatrix}.$$

En general, si \mathbf{A} es matriz no singular particionada como en (A.1) y $\mathbf{D} = \mathbf{A}_{22} - \mathbf{A}_{21}\mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{A}_{12}$ también es no singular, entonces

$$\mathbf{A}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11}^{-1} + \mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{A}_{12}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{A}_{21}\mathbf{A}_{11}^{-1} & -\mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{A}_{12}\mathbf{D}^{-1} \\ -\mathbf{D}^{-1}\mathbf{A}_{21}\mathbf{A}_{11}^{-1} & \mathbf{D}^{-1} \end{pmatrix}.$$

Por otro lado, si \mathbf{A} es no singular y $\mathbf{E} = \mathbf{A}_{11} - \mathbf{A}_{12}\mathbf{A}_{22}^{-1}\mathbf{A}_{21}$ es no singular, entonces

$$\mathbf{A}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{E}^{-1} & -\mathbf{E}^{-1}\mathbf{A}_{12}\mathbf{A}_{22}^{-1} \\ -\mathbf{A}_{22}^{-1}\mathbf{A}_{21}\mathbf{E}^{-1} & \mathbf{A}_{22}^{-1} + \mathbf{A}_{22}^{-1}\mathbf{A}_{21}\mathbf{E}^{-1}\mathbf{A}_{12}\mathbf{A}_{22}^{-1} \end{pmatrix}.$$

Considere el determinante

$$\begin{vmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{22} \end{vmatrix} = |\mathbf{A}_{11}||\mathbf{A}_{22}| = \begin{vmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{vmatrix},$$

si \mathbf{A}_{11} y \mathbf{A}_{22} son matrices cuadradas.

Ahora, para una matriz particionada como en (A.1) con $m_1 = n_1$ y $m_2 = n_2$, tenemos

$$|\mathbf{A}| = |\mathbf{A}_{11}||\mathbf{A}_{22} - \mathbf{A}_{21}\mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{A}_{12}| = |\mathbf{A}_{22}||\mathbf{A}_{11} - \mathbf{A}_{12}\mathbf{A}_{22}^{-1}\mathbf{A}_{21}|,$$

si \mathbf{A}_{11} y \mathbf{A}_{22} son matrices no singulares.

A.3. Inversa generalizada y sistemas de ecuaciones lineales

En esta sección se generaliza el concepto de invertibilidad para matrices singulares así como para matrices rectangulares. En particular, introducimos la inversa Moore-Penrose (MP), generalización que permite resolver de forma explícita un sistema de ecuaciones lineales.

A.3.1. Inversa Moore-Penrose. Sea $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, la inversa Moore-Penrose, $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ debe satisfacer las siguientes condiciones

$$\mathbf{AGA} = \mathbf{A}, \tag{A.2}$$

$$\mathbf{GAG} = \mathbf{G}, \tag{A.3}$$

$$(\mathbf{AG})^\top = \mathbf{AG}, \tag{A.4}$$

$$(\mathbf{GA})^\top = \mathbf{GA}. \tag{A.5}$$

La inversa MP de \mathbf{A} se denota comunmente como \mathbf{A}^+ . Si \mathbf{G} satisface sólo la condición en (A.2) entonces decimos que \mathbf{G} es una inversa generalizada y la denotamos por \mathbf{A}^- .

PROPOSICIÓN A.31 (Unicidad de la inversa MP). *Para cada \mathbf{A} , existe una única \mathbf{A}^+ .*

RESULTADO A.32 (Propiedades de la inversa MP).

- (a) $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^{-1}$ para \mathbf{A} matriz no singular,
- (b) $(\mathbf{A}^+)^+ = \mathbf{A}$,
- (c) $(\mathbf{A}^\top)^+ = (\mathbf{A}^+)^^\top$,
- (d) $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}$ si \mathbf{A} es simétrica e idempotente,
- (e) $\mathbf{A}\mathbf{A}^+$ y $\mathbf{A}^+\mathbf{A}$ son idempotentes,
- (f) $\text{rg}(\mathbf{A}) = \text{rg}(\mathbf{A}^+) = \text{rg}(\mathbf{A}\mathbf{A}^+) = \text{rg}(\mathbf{A}^+\mathbf{A})$,
- (g) $\mathbf{A}^\top \mathbf{A}\mathbf{A}^+ = \mathbf{A} = \mathbf{A}^+ \mathbf{A}\mathbf{A}^\top$,
- (h) $\mathbf{A}^\top \mathbf{A}^{+\top} \mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^+ \mathbf{A}^{+\top} \mathbf{A}^\top$,
- (i) $\mathbf{A}^+ = (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^+ \mathbf{A}^\top = \mathbf{A}^\top (\mathbf{A}\mathbf{A}^\top)^+$,
- (j) $\mathbf{A}^+ = (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top$, si \mathbf{A} tiene rango columna completo,
- (k) $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^\top (\mathbf{A}\mathbf{A}^\top)^{-1}$, si \mathbf{A} tiene rango fila completo.

A.3.2. Solución de sistemas de ecuaciones lineales. La solución general de un sistema de ecuaciones homogéneo $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$ es

$$\mathbf{x} = (\mathbf{I} - \mathbf{A}^+ \mathbf{A})\mathbf{q},$$

con \mathbf{q} un vector arbitrario. La solución de $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$ es única sólo si \mathbf{A} tiene rango columna completo, esto es, $\mathbf{A}^\top \mathbf{A}$ es no singular. El sistema homogéneo $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$ siempre tiene al menos una solución, digamos $\mathbf{x} = \mathbf{0}$.

El sistema no homogéneo

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b},$$

tendrá al menos una solución si es *consistente*.

PROPOSICIÓN A.33. Sea $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ y \mathbf{b} vector $m \times 1$. Entonces son equivalentes:

- (a) la ecuación $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ tiene una solución para \mathbf{x} ,
- (b) $\mathbf{b} \in \mathcal{M}(\mathbf{A})$,
- (c) $\text{rg}(\mathbf{A} : \mathbf{b}) = \text{rg}(\mathbf{A})$,
- (d) $\mathbf{A}\mathbf{A}^+ \mathbf{b} = \mathbf{b}$.

PROPOSICIÓN A.34. Una condición necesaria y suficiente para que la ecuación $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ tenga una solución es que

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^+ \mathbf{b} = \mathbf{b},$$

en cuyo caso la solución general está dada por

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}^+ \mathbf{b} + (\mathbf{I} - \mathbf{A}^+ \mathbf{A})\mathbf{q},$$

donde \mathbf{q} es un vector arbitrario.

Si el sistema $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ es consistente, entonces tendrá *solución única* sólo si \mathbf{A} es de rango completo, en cuyo caso la solución está dada por $\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{b}$.

PROPOSICIÓN A.35. Una condición necesaria y suficiente para que la ecuación matricial $\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B} = \mathbf{C}$ tenga una solución es que

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^+ \mathbf{C} \mathbf{B}^+ \mathbf{B} = \mathbf{C},$$

en cuyo caso la solución general es

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}^+ \mathbf{C} \mathbf{B}^+ + \mathbf{Q} - \mathbf{A}^+ \mathbf{A} \mathbf{Q} \mathbf{B} \mathbf{B}^+,$$

donde Q es una matriz arbitraria de órdenes apropiados.