

# IECD-325: Elementos de álgebra matricial

**Felipe Osorio**

`felipe.osorio@uv.cl`

## Definiciones básicas y propiedades

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.

*Observación:*

**Siempre** consideraremos  $\mathbf{x}$  como un **vector columna**.

De este modo, podemos escribir

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

## Definiciones básicas y propiedades

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  $\mathbf{A}$ .

## 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  $\lambda$  es

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

### Propiedades:

Sean  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  y  $\mathbf{C}$  matrices del mismo orden y  $\lambda, \mu$  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)  $\lambda(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \lambda\mathbf{A} + \lambda\mathbf{B}$ .

## Definiciones básicas y propiedades

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

$$\mathbf{AB} = \mathbf{C}, \quad c_{ij} = \sum_{k=1}^n a_{ik}b_{kj}, \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, p.$$

### Propiedades:

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)  $(\mathbf{A} + \mathbf{B})\mathbf{C} = \mathbf{AC} + \mathbf{BC}$ .

## Definiciones básicas y propiedades

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

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

### Propiedades:

Para  $\mathbf{A}$  y  $\mathbf{B}$  matrices de órdenes apropiados. Tenemos

(a)  $(\mathbf{A}^\top)^\top = \mathbf{A},$

(b)  $(\mathbf{A} + \mathbf{B})^\top = \mathbf{A}^\top + \mathbf{B}^\top,$

(c)  $(\mathbf{AB})^\top = \mathbf{B}^\top \mathbf{A}^\top.$

## Definiciones básicas y propiedades

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

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

## Definiciones básicas y propiedades

### Propiedades:

Sean  $\mathbf{a}$ ,  $\mathbf{b}$  y  $\mathbf{c}$  vectores  $n$ -dimensionales y  $\lambda$  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)  $\|\mathbf{a} + \mathbf{b}\| \leq \|\mathbf{a}\| + \|\mathbf{b}\|$ .

### Resultado (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  $\lambda \in \mathbb{R}$ .



## Definiciones básicas y propiedades

El ángulo  $\theta$  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  $\mathbf{x}^\top \mathbf{y} = 0$ .

*Ejemplo:*

Considere el **vector centrado**:

$$\mathbf{u} = \begin{pmatrix} x_1 - \bar{x} \\ x_2 - \bar{x} \\ \vdots \\ x_n - \bar{x} \end{pmatrix} = \mathbf{x} - \bar{x} \mathbf{1}_n,$$

con  $\mathbf{1}_n = (1, \dots, 1)^\top$  vector de 1's de dimensión  $n \times 1$ .

## Definiciones básicas y propiedades

Note que

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \frac{1}{n} \mathbf{1}^\top \mathbf{x}.$$

De este modo, podemos escribir

$$\mathbf{u} = \mathbf{x} - \bar{x} \mathbf{1}_n = \mathbf{x} - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^\top \mathbf{x} = \mathbf{C} \mathbf{x},$$

con  $\mathbf{C} = \mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^\top$  la **matriz de centrado**, y análogamente considere

$$\mathbf{v} = \mathbf{y} - \bar{y} \mathbf{1}_n = \mathbf{C} \mathbf{y}.$$

De este modo,

$$\frac{\mathbf{u}^\top \mathbf{v}}{\sqrt{\mathbf{u}^\top \mathbf{u}} \sqrt{\mathbf{v}^\top \mathbf{v}}} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2\}^{1/2}},$$

es el **coeficiente de correlación** entre  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ .

## Definiciones básicas y propiedades

En efecto,

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 &= \sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2 = \mathbf{x}^\top \mathbf{x} - n \left( \frac{1}{n} \mathbf{1}^\top \mathbf{x} \right)^2 \\ &= \mathbf{x}^\top \mathbf{x} - n \left( \frac{1}{n} \mathbf{x}^\top \mathbf{1} \right) \left( \frac{1}{n} \mathbf{1}^\top \mathbf{x} \right) \\ &= \mathbf{x}^\top \left( \mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^\top \right) \mathbf{x} = \mathbf{x}^\top \mathbf{C} \mathbf{x}.\end{aligned}$$

Análogamente,

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) &= \sum_{i=1}^n x_i y_i - n\bar{x}\bar{y} = \mathbf{x}^\top \mathbf{y} - n \left( \frac{1}{n} \mathbf{1}^\top \mathbf{x} \right) \left( \frac{1}{n} \mathbf{1}^\top \mathbf{y} \right) \\ &= \mathbf{x}^\top \mathbf{y} - n \left( \frac{1}{n} \mathbf{x}^\top \mathbf{1} \right) \left( \frac{1}{n} \mathbf{1}^\top \mathbf{y} \right) \\ &= \mathbf{x}^\top \left( \mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^\top \right) \mathbf{y} = \mathbf{x}^\top \mathbf{C} \mathbf{y}.\end{aligned}$$

## Definiciones básicas y propiedades

- ▶ Una matriz se dice **cuadrada** si tiene el mismo número de filas que de columnas.
- ▶ Una matriz cuadrada  $A$  es **triangular inferior** (superior) si  $a_{ij} = 0$  para  $i < j$  (si  $a_{ij} = 0$  para  $i > j$ ).
- ▶ Una matriz cuadrada  $A = (a_{ij})$  se dice **simétrica** si  $A^T = A$  y **sesgo-simétrica** si  $A^T = -A$ .
- ▶ Una matriz cuadrada se dice **ortogonal** si

$$AA^T = A^T A = I$$

- ▶ Una matriz  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , se dice **idempotente** si  $A^2 = A$ .
- ▶ Decimos que  $A$  es **matriz de proyección** si es simétrica e idempotente, esto es,  $A^T = A$  y  $A^2 = A$ .
- ▶ Cualquier matriz  $B$  satisfaciendo  $B^2 = A$  se dice **raíz cuadrada** de  $A$  y se denota como  $A^{1/2}$ .

*Ejemplo:*

Sea

$$C = I - \frac{1}{n}J_n, \quad J_n = \mathbf{1}\mathbf{1}^\top,$$

la **matriz de centrado**. Tenemos que  $C^\top = C$ , y

$$C^2 = \left(I - \frac{1}{n}J_n\right)\left(I - \frac{1}{n}J_n\right) = I - \frac{1}{n}J_n - \frac{1}{n}J_n + \frac{1}{n^2}J_n^2$$

pero  $J_n^2 = nJ_n$ , luego  $C^2 = C$  es matriz idempotente y simétrica.

## Definiciones básicas y propiedades

### Resultado:

Suponga  $\mathbf{A}$  matriz  $m \times m$ , simétrica e idempotente. Entonces,

(a)  $a_{ii} \geq 0$ ,  $i = 1, \dots, n$ .

(b)  $a_{ii} \leq 1$ ,  $i = 1, \dots, n$ .

(c)  $a_{ij} = a_{ji} = 0$ , para todo  $j \neq i$ , si  $a_{ii} = 0$  o  $a_{ii} = 1$ .

### Demostración:

Como  $\mathbf{A}$  es simétrica e idempotente, tenemos

$$\mathbf{A} = \mathbf{A}^2 = \mathbf{A}^\top \mathbf{A},$$

de ahí que

$$a_{ii} = \sum_{j=1}^n a_{ji}^2,$$

que claramente es no negativo.

Además, podemos escribir

$$a_{ii} = a_{ii}^2 + \sum_{j \neq i} a_{ji}^2.$$

Por tanto,  $a_{ii} \geq a_{ii}^2$  y de este modo (b) es satisfecha. Si  $a_{ii} = 0$  o bien  $a_{ii} = 1$ , entonces  $a_{ii} = a_{ii}^2$  y debemos tener

$$\sum_{j \neq i} a_{ji}^2 = 0,$$

lo que junto con la simetría de  $A$ , establece (c).

## Definiciones básicas y propiedades

- ▶ Sea  $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  y  $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ . La expresión  $\mathbf{a}^\top \mathbf{x}$  se dice una **forma lineal** y  $\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x}$  una **forma cuadrática**, mientras que  $\mathbf{x}^\top \mathbf{B} \mathbf{y}$  es una **forma bilineal**.
- ▶ Se asumirá que la matriz asociada a la forma cuadrática  $\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x}$  es **simétrica**.  
Note que

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

en cuyo caso tenemos que  $\mathbf{B}$  es matriz simétrica.

- ▶ Decimos que una matriz simétrica  $\mathbf{A}$  es **definida positiva** (negativa) si  $\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x} > 0$  ( $\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x} < 0$ ) para todo  $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ .
- ▶ Cuando  $\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x} \geq 0$  ( $\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x} \leq 0$ )  $\forall \mathbf{x}$  decimos que  $\mathbf{A}$  es **semidefinida positiva** (negativa).
- ▶  $\mathbf{A}$  es (semi)definida negativa sólo si  $-\mathbf{A}$  es (semi)definida positiva.
- ▶ Las matrices  $\mathbf{B}^\top \mathbf{B}$  y  $\mathbf{B} \mathbf{B}^\top$  son semidefinidas positivas



## Definiciones básicas y propiedades

- ▶ Un conjunto de vectores  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$  se dice **linealmente independiente** si  $\sum_i \alpha_i \mathbf{x}_i = \mathbf{0}$  implica que **todos** los  $\alpha_i = 0$ .
- ▶ Sea  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , el **rango** columna (fila) de  $\mathbf{A}$  es el número de columnas (filas) linealmente independientes. Denotamos el rango de  $\mathbf{A}$  como

$$\text{rg}(\mathbf{A}).$$

Si  $\text{rg}(\mathbf{A}) = n$  decimos que  $\mathbf{A}$  tiene rango columna completo.

### Propiedades:

Sea  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  y  $\mathbf{B}, \mathbf{C}$  matrices de órdenes apropiados, entonces

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

### *Ejemplo:*

Sea  $C = I - \frac{1}{n}\mathbf{1}\mathbf{1}^\top$  matriz de centrado  $n \times n$ . Entonces,

$$C\mathbf{1} = \mathbf{1} - \frac{1}{n}\mathbf{1}\mathbf{1}^\top\mathbf{1} = \mathbf{1} - \mathbf{1} = \mathbf{0},$$

luego, tenemos que  $\text{rg}(C) \leq n - 1$ .

## Definiciones básicas y propiedades

### Definición:

Sea  $A$  una matriz cuadrada de orden  $n \times n$ . Decimos que  $A$  es **no singular** si  $\text{rg}(A) = n$ <sup>1</sup>. De este modo, para  $A$  no singular, entonces existe una matriz no singular  $B$  tal que

$$AB = BA = I_n.$$

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

### Propiedades:

Siempre que todas las matrices inversas involucradas existan, tenemos que

- (a)  $(A^{-1})^T = (A^T)^{-1}$ .
- (b)  $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$ .
- (c)  $(\lambda A)^{-1} = \frac{1}{\lambda}A^{-1}$ .
- (d)  $P^{-1} = P^T$ , si  $P$  es matriz ortogonal.
- (e) Si  $A > 0$ , entonces  $A^{-1} > 0$ .

---

<sup>1</sup>Si  $\text{rg}(A) < n$ , decimos que  $A$  es **singular**

### Propiedades:

Siempre que todas las matrices inversas involucradas existan, tenemos que

(f) (Teorema de Sherman-Morrison-Woodbury)

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1},$$

donde  $A, B, C$  y  $D$  son matrices  $m \times m$ ,  $m \times n$ ,  $n \times n$  y  $n \times m$ , respectivamente.

(g) Si  $1 \pm v^T A^{-1}u \neq 0$ , entonces

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

es conocida como la [fórmula de Sherman-Morrison](#).

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

## Definiciones básicas y propiedades

### Ejemplo:

Considere la matriz de correlación intra-clase  $\mathbf{R}(\boldsymbol{\tau}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , la que también se denomina **matriz de equicorrelación**, definida por

$$\mathbf{R} = \phi \begin{pmatrix} 1 & \rho & \cdots & \rho \\ \rho & 1 & \cdots & \rho \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho & \rho & \cdots & 1 \end{pmatrix} = \phi[(1 - \rho)\mathbf{I} + \rho\mathbf{1}\mathbf{1}^\top], \quad \boldsymbol{\tau} = (\phi, \rho)^\top,$$

donde  $\rho \in (-1, 1)$  y  $\phi > 0$ . De este modo,  $\mathbf{R}^{-1} = \phi^{-1}[(1 - \rho)\mathbf{I} + \rho\mathbf{1}\mathbf{1}^\top]^{-1}$  y usando la **Propiedad (f)** con  $\mathbf{A} = (1 - \rho)\mathbf{I}$ ,  $\mathbf{u} = \rho\mathbf{1}$  y  $\mathbf{v} = \mathbf{1}$ , tenemos que

$$\begin{aligned} \mathbf{R}^{-1} &= \frac{1}{\phi} \left[ \frac{1}{1 - \rho} \mathbf{I} - \frac{\rho}{(1 - \rho)^2} \frac{1}{1 + n\rho(1 - \rho)^{-1}} \mathbf{1}\mathbf{1}^\top \right] \\ &= \frac{1}{\phi(1 - \rho)} \left[ \mathbf{I} - \frac{\rho}{1 + (n - 1)\rho} \mathbf{1}\mathbf{1}^\top \right] \end{aligned}$$

## Definiciones básicas y propiedades

### *Ejemplo:*

Considere la matriz

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix},$$

note que

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^\top = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

y análogamente  $\mathbf{A}^\top \mathbf{A} = \mathbf{I}$ . Es decir,  $\mathbf{A}$  es matriz ortogonal, y por tanto  $\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}^\top$ .

## Definiciones básicas y propiedades

### Definición:

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  $(j_1, \dots, j_n)$

### Observación:

Podemos escribir el determinante de  $\mathbf{A}$  como:

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

donde  $c_{ij}$  es el **cofactor** de  $a_{ij}$ , es decir,  $c_{ij}$  es  $(-1)^{i+j}$  veces el menor de  $a_{ij}$ .

### Propiedades:

Sea  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  y  $\lambda$  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) Si  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  y  $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ , entonces  $|\mathbf{I}_m + \mathbf{AB}| = |\mathbf{I}_n + \mathbf{BA}|$ .



## Definiciones básicas y propiedades

### *Ejemplo:*

Considere  $\mathbf{A}$  matriz ortogonal, esto es,  $\mathbf{A}^\top \mathbf{A} = \mathbf{A} \mathbf{A}^\top = \mathbf{I}$ . Entonces

$$|\mathbf{A}^\top \mathbf{A}| = |\mathbf{A} \mathbf{A}^\top| = 1,$$

luego,  $|\mathbf{A}|^2 = 1$  y por tanto,  $|\mathbf{A}| = \pm 1$ .

### *Ejemplo:*

Tenemos que

$$\mathbf{R} = \phi[(1 - \rho)\mathbf{I}_n + \rho\mathbf{1}\mathbf{1}^\top] = \phi(1 - \rho)[\mathbf{I}_n + \rho(1 - \rho)^{-1}\mathbf{1}\mathbf{1}^\top],$$

de este modo,

$$\begin{aligned} |\mathbf{R}| &= \phi^n(1 - \rho)^n[1 + \rho(1 - \rho)^{-1}\mathbf{1}^\top \mathbf{1}] = \phi^n(1 - \rho)^{n-1}(1 - \rho + n\rho) \\ &= \phi^n(1 - \rho)^{n-1}[1 + \rho(n - 1)]. \end{aligned}$$

### Definición:

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:

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

### Propiedades:

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  $\lambda$  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),<sup>2</sup>
- (e)  $\text{tr}(\mathbf{A}) = 0$  si  $\mathbf{A} = \mathbf{0}$ .

---

<sup>2</sup>Aunque  $\mathbf{AB}$  y  $\mathbf{BA}$  son cuadradas, **no necesitan** ser del mismo orden.

## Definiciones básicas y propiedades

*Ejemplo:*

Considere  $\mathbf{C} = \mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1}\mathbf{1}^\top$ , entonces

$$\text{tr}(\mathbf{C}) = \text{tr}(\mathbf{I}) - \frac{1}{n} \text{tr}(\mathbf{1}\mathbf{1}^\top) = n - \frac{1}{n} \mathbf{1}^\top \mathbf{1} = n - 1.$$

*Ejemplo:*

Sea  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$  con  $\text{rg}(\mathbf{X}) = p$  y considere  $\mathbf{H} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top$ , luego

$$\text{tr} \mathbf{H} = \text{tr} \mathbf{X}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top = \text{tr}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{X} = \text{tr} \mathbf{I}_p = p,$$

note además que  $\text{tr}(\mathbf{I} - \mathbf{H}) = n - p$ .

### *Ejemplo:*

Considere  $q = \mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x}$ , tenemos que

$$q = \text{tr}(\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x}) = \text{tr}(\mathbf{A} \mathbf{x} \mathbf{x}^\top)$$

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** 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  $\mathbf{A} = \mathbf{0}$ .

## Definiciones básicas y propiedades

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**<sup>3</sup> si  $\mathbf{Z}^H = \mathbf{Z}$  y **unitaria**<sup>4</sup> si  $\mathbf{Z}^H \mathbf{Z} = \mathbf{I}$ .

---

<sup>3</sup>Equivalente complejo de una matriz **simétrica**

<sup>4</sup>Equivalente complejo de una matriz **ortogonal**

## Definiciones básicas y propiedades

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

$$|\lambda I - A| = 0,$$

la ecuación anterior tiene  $n$  raíces, en general complejas y posiblemente con algunas repeticiones (**multiplicidad**).

Sea  $\lambda$  un valor propio de  $A$ , entonces existe un vector  $v \neq 0 \in \mathbb{C}^n$  tal que  $(\lambda I - A)v = 0$ , esto es,

$$Av = \lambda v.$$

el vector  $v$  se denomina **vector propio** asociado al valor propio  $\lambda$ .

Note que, si  $v$  es un vector propio, también lo es  $\alpha v$ ,  $\forall \alpha \in \mathbb{C}$ , y en particular  $v/\|v\|$  es un vector propio normalizado.

### Resultado:

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

### Resultado:

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

### Resultado:

Una matriz singular tiene al menos un valor propio cero.

### Resultado:

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

## Definiciones básicas y propiedades

### Resultado:

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

### Propiedades:

Sea  $A$  matriz  $n \times n$ , entonces

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

### Ejemplo:

Sabemos que la matriz de centrado  $C$  es matriz de proyección, luego

$$\text{rg}(C) = \text{tr}(C) = \text{tr}\left(I - \frac{1}{n} \mathbf{1}\mathbf{1}^T\right) = n - 1.$$



## Definiciones básicas y propiedades

### Resultado:

Si  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  es matriz Hermitiana y  $v_1, v_2$  son vectores propios asociados a  $\lambda_1$  y  $\lambda_2$ , respectivamente, donde  $\lambda_1 \neq \lambda_2$ . Entonces  $v_1 \perp v_2$ .

### Resultado (Descomposición de Schur):

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

$$U^H A U = M.$$

### Resultado (Descomposición espectral):

Sea  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  matriz Hermitiana. Entonces existe una matriz unitaria  $U \in \mathbb{C}^{n \times n}$  tal que

$$U^H A U = \Lambda,$$

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

### Resultado:

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)  $|\mathbf{A}| = \prod_{i=1}^n \lambda_i.$

### Resultado (Descomposición de Schur):

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

### Resultado:

Sea  $A$  matriz definida positiva y  $B$  semidefinida positiva. Entonces

$$|A + B| \geq |A|,$$

con la igualdad sólo si  $B = 0$ .

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

### Resultado:

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

### Resultado:

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

## Definiciones básicas y propiedades

Sea  $A$  una matriz  $m \times n$ . Considere particionar  $A$  como sigue

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix},$$

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

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

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

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

$$AC = \begin{pmatrix} A_{11}C_{11} + A_{12}C_{21} & A_{11}C_{12} + A_{12}C_{22} \\ A_{21}C_{11} + A_{22}C_{21} & A_{21}C_{12} + A_{22}C_{22} \end{pmatrix}.$$

## Definiciones básicas y propiedades

La transpuesta de  $A$  está dada por

$$A^T = \begin{pmatrix} A_{11}^T & A_{21}^T \\ A_{12}^T & A_{22}^T \end{pmatrix}.$$

Por otro lado,

$$|A| = |A_{11}| |A_{22} - A_{21} A_{11}^{-1} A_{12}| = |A_{22}| |A_{11} - A_{12} A_{22}^{-1} A_{21}|,$$

siempre que  $A_{11}$  y  $A_{22}$  sean matrices no singulares.

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

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

## Definiciones básicas y propiedades

En general, si  $A$  es matriz no singular particionada y  $D = A_{22} - A_{21}A_{11}^{-1}A_{12}$  también es no singular, entonces

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

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

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

# Definiciones básicas y propiedades

## Definición:

Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ . La **inversa Moore-Penrose (MP)**,  $G \in \mathbb{R}^{n \times m}$  debe satisfacer las siguientes condiciones:

$$AGA = A, \tag{1}$$

$$GAG = G, \tag{2}$$

$$(AG)^{\top} = AG, \tag{3}$$

$$(GA)^{\top} = GA. \tag{4}$$

La inversa MP de  $A$  se denota comunmente como  $A^{+}$ . Si  $G$  satisface sólo la condición en (1) entonces decimos que  $G$  es **una inversa generalizada** y la denotamos por  $A^{-}$ .

## Resultado:

Para cada  $A$ , existe una única  $A^{+}$ .

### Propiedades:

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