

# Análisis Matemático para Inteligencia Artificial

Verónica Pastor (vpastor@fi.uba.ar),  
Martín Errázquin (merrazquin@fi.uba.ar)

Especialización en Inteligencia Artificial

05/05/2023

# Espacios con Producto Interno: Definición

Sea  $V - \mathbb{K}$  e.v., donde  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$  o  $\mathbb{C}$ , un **producto interno sobre  $V$**  es una función  $\Phi : V \times V \rightarrow \mathbb{R}$  (o  $\mathbb{C}$ ) que satisface:

- 1 Para cada  $\alpha \in \mathbb{R}$  (o  $\mathbb{C}$ ),  $u, v, w \in V$ .
  - $\Phi(u + v, w) = \Phi(u, w) + \Phi(v, w)$
  - $\Phi(\alpha \bullet u, v) = \alpha \bullet \Phi(u, v)$*lineal*
- 2  $\Phi(u, v) = \overline{\Phi(v, u)}$  *↪ bilineal*
- 3  $\Phi(v, v) \geq 0$ , y  $\Phi(v, v) = 0$  sii  $v = 0_v$

Notación:  $\Phi(u, v) = \langle u, v \rangle$

**Definición:** A un espacio vectorial real (complejo) provisto de un producto interno se lo llama **espacio euclídeo (espacio unitario)**.

**Obs:** El p.i. es una generalización del producto escalar en  $\mathbb{R}^n$  (o  $\mathbb{C}^n$ ).

$$\langle (1, 2, 3), (3, 2, 2) \rangle = 1 \cdot 3 + 2 \cdot 2 + 3 \cdot 2 = 3 + 4 + 6 = 13$$

$$z = \underbrace{a}_{\text{Re}} + i \cdot \underbrace{b}_{\text{Im}}$$

$$\bar{z} = a + i(-b)$$

$$\forall i \exists \in \mathbb{R} \\ \Rightarrow z = \bar{\bar{z}}$$

# También hay otros espacios con productos internos ...

Sea  $\mathcal{V}$  el espacio de las funciones continuas de valor real (o complejo) en el intervalo  $-1 \leq x \leq 1$  (se nota  $\mathcal{C}([-1, 1])$ ) con p.i.

$$\langle f, g \rangle = \int_{-1}^1 f(x) \overline{g(x)} dx$$

Verificar que cumple:

1) Para cada  $\alpha \in \mathbb{R}$  (o  $\mathbb{C}$ ),  $f, g, h \in \mathcal{C}([-1, 1])$ .

- $\Phi(f + g, h) = \Phi(f, h) + \Phi(g, h)$
- $\Phi(\alpha \bullet f, g) = \alpha \bullet \Phi(f, g)$

2)  $\Phi(f, g) = \overline{\Phi(g, f)}$

3)  $\Phi(f, f) \geq 0$ , y  $\Phi(f, f) = 0$  ssi  $f(x) = 0, \forall x$

$$\begin{aligned} 2) \langle f, g \rangle &= \int_{-1}^1 f(x) \cdot \overline{g(x)} dx = \int_{-1}^1 f(x) \cdot \overline{g(x)} dx = \int_{-1}^1 \overline{g(x)} \cdot f(x) dx \\ &= \int_{-1}^1 g(x) \cdot \overline{f(x)} dx = \overline{\int_{-1}^1 f(x) \cdot \overline{g(x)} dx} = \overline{\langle g, f \rangle} \quad \checkmark \end{aligned}$$

$$3) \langle f, f \rangle = \int_{-1}^1 f(x) \cdot \overline{f(x)} dx = \int_{-1}^1 \|f(x)\|^2 dx \geq 0$$



$$y = 0 \Leftrightarrow \int_{-1}^1 f(x)^2 dx = 0 \quad \forall x$$

$$1) \bullet \langle f + g, h \rangle =$$

$$\int_{-1}^1 [f(x) + g(x)] \cdot \overline{h(x)} dx =$$

$$\int_{-1}^1 f(x) \cdot \overline{h(x)} dx + \int_{-1}^1 g(x) \cdot \overline{h(x)} dx =$$

$$\int_{-1}^1 f(x) \overline{h(x)} dx + \int_{-1}^1 g(x) \overline{h(x)} dx =$$

$$\langle f, h \rangle + \langle g, h \rangle \quad \checkmark$$

$$\begin{aligned} z = a + bi &\Rightarrow z \cdot \overline{z} = (a + bi)(a - bi) = a^2 + b^2 = \|z\|^2 \geq 0 \\ (a + bi)(a - bi) &= a^2 + b^2 + i(-ab + ab) = a^2 + b^2 = \|z\|^2 \geq 0 \end{aligned}$$

2)

$$\|z\|^2 = 0 \Leftrightarrow a, b = 0 \Leftrightarrow z = 0$$

# Definición de Norma

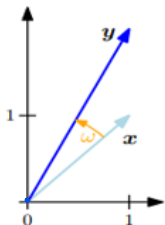
Sea  $(\mathbb{V}, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un e.v. real (complejo) con p.i.. Sea  $v \in \mathbb{V}$ , se define la **norma de  $v$**  asociada a  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ .

Notación:  $\|v\| = \langle v, v \rangle^{1/2}$

Es la generalización de la longitud de un vector en  $\mathbb{R}^n$  (o  $\mathbb{C}^n$ ).

**Def:** A partir de un p.i. se puede definir el **ángulo  $\omega$**  entre dos vectores  $x, y$

$$\cos(\omega) = \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \|y\|}$$



$$\|x-y\|^2 = \|x\|^2 + \|y\|^2 - 2\|x\|\|y\|\cos(\omega)$$

$$\langle x-y, x-y \rangle = \langle x, x \rangle + \langle y, y \rangle - 2\|x\|\|y\|\cos(\omega)$$

$$\langle x, x \rangle + \langle y, y \rangle - 2\langle x, y \rangle \quad \text{y} \quad \langle x, y \rangle = \|x\|\|y\|\cos(\omega)$$

$$\cos(\omega) = \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\|\|y\|}$$



$$a^2 = b^2 + c^2 - 2 \cdot b \cdot c \cdot \cos(A)$$

# Propiedades de la Norma

①  $\forall v \in \mathbb{V}, \|v\| \geq 0$ , y  $\|v\| = 0$  si y solo si  $v = 0$ .

← unidades del p.i. ③

② Sean  $\alpha \in \mathbb{R}$  (o  $\mathbb{C}$ ),  $v \in \mathbb{V}$ ,  $\|\alpha \bullet v\| = |\alpha| \|v\|$ .

← idea  $\langle \alpha v, \alpha v \rangle = \alpha^2 \langle v, v \rangle$   
 $\sqrt{\alpha^2 \langle v, v \rangle} = |\alpha| \sqrt{\langle v, v \rangle}$   
 $|\alpha| \cdot \|v\|$

③ Desigualdad de Cauchy Schwartz: si  $u, v \in \mathbb{V}$  entonces

$$|\langle u, v \rangle| \leq \|u\| \|v\|$$

④ Desigualdad Triangular: si  $u, v \in \mathbb{V}$  entonces

$$\|u + v\| \leq \|u\| + \|v\|$$



idea  $\|u+v\| = \|u\| + \|v\|$

si

$u$  y  $v$  son  
colineales



$u = \tilde{u} + v'$

$$\|u\|^2 = \|\tilde{u}\|^2 + \|v'\|^2$$

$$\langle u, \tilde{u} + v' \rangle =$$

$$\langle u, \tilde{u} \rangle + \langle u, v' \rangle$$

$u \perp v'$

$$= \|u\| \cdot \|\tilde{u}\| \leq \|u\| \cdot \|v\|$$

$$\cos(\theta) = \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\| \|v\|}$$



$$\text{por } \|\tilde{u}\| \leq \|v\|$$

# Ortogonalidad



$$\begin{aligned}\langle u, v_1 \rangle &= 0 \\ \langle u, v_2 \rangle &= 0 \\ \langle u, v_3 \rangle &\neq 0\end{aligned}$$

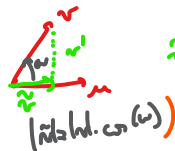
**Def:**  $(\mathbb{V}, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un  $\mathbb{K}$ -EV (con  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$  o  $\mathbb{C}$ ) con p.i. dos vectores  $u, v \in \mathbb{V}$  se dicen **ortogonales** si  $\langle u, v \rangle = 0$ .

$$\langle u, v \rangle = \|u\| \|v\| \cos(\theta)$$

**Teorema de Pitágoras:** Si  $u, v \in \mathbb{V}$  son ortogonales entonces  $\|u + v\|^2 = \|u\|^2 + \|v\|^2$ .

**Def:**  $(\mathbb{V}, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un  $\mathbb{K}$ -EV (con  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$  o  $\mathbb{C}$ ) con p.i.. Se dice que  $\{v_1, \dots, v_r\} \subset \mathbb{V}$  es un **conjunto ortogonal** si  $\langle v_i, v_j \rangle = 0, \forall i \neq j$ . Si  $\|v_i\| = 1, \forall i$  se dice que es un **conjunto ortonormal**.

La **proyección ortogonal** del vector  $v$  sobre el vector  $u$  es otro vector que notamos como  $P_u(v)$ , y se define:



$$\tilde{v} = P_u(v) = \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|^2} u = \frac{\langle u, v \rangle}{\langle u, u \rangle} u$$

$\underbrace{\frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|^2}}_{\text{norma}^2} \underbrace{u}_{\text{direcc.}}$

$$P_u(v) = \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|^2} u$$

$\underbrace{\frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|^2}}_{\text{norma}^2} \underbrace{u}_{\text{direcc.}}$

# Proceso de Ortogonalización de Gram Schmidt

**Def:** Una **base ortonormal (BON)** de un E.V. es una base  $B = \{v_1, \dots, v_n\}$  que satisface:

$$\begin{aligned}\langle v_i, v_j \rangle &= 0, \quad \forall i \neq j \\ \langle v_i, v_i \rangle &= 1, \quad \forall i\end{aligned}$$

Obs: Si sólo se cumple que  $\langle v_i, v_j \rangle = 0, \quad \forall i \neq j$  se dice que es una **base ortogonal**.

*Para transformar una base en una base ortonormal usamos el proceso de Gram-Schmidt:*

$$\begin{aligned}k_1 &= v_1 && \leftarrow u \\ k_2 &= v_2 - \text{Proy}_{k_1}(v_2) && \leftarrow u' = u - \tilde{u} = u - \text{Proy}_{k_1}(u) \\ &\vdots && \\ k_n &= v_n - \sum_{i=1}^{n-1} \text{Proy}_{k_i}(v_n) && \leftarrow u' = u - \tilde{u}_1 - \tilde{u}_2 = u - \text{Proy}_{k_1}(u) - \text{Proy}_{k_2}(u)\end{aligned}$$

$\checkmark \quad \tilde{k}_i = \frac{k_i}{\|k_i\|}$

Y así,  $\tilde{B} = \{\checkmark k_1, \dots, \checkmark k_n\}$  pidiendo que  $\|k_i\| = 1$  resulta una BON.

# Complemento Ortogonal

Sea  $\mathbb{V}$  un EV de dimensión  $n < \infty$  y  $S \subset \mathbb{V}$  un SEV de dimensión  $m \leq n$ . El **complemento ortogonal** ( $S^\perp$ ) es un SEV de dimensión  $n - m$  que satisface:

$$S \cup S^\perp = \mathbb{V} \quad \wedge \quad S \cap S^\perp = \emptyset$$

Ejemplo:  $\vec{u} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \vec{v} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \end{pmatrix}$  con prod. escalar.

$\rightarrow$  buscar  $w$  /  $\langle u, w \rangle = 0, \langle v, w \rangle = 0$

opc 1) como  $EV = \mathbb{R}^3$  puedo usar  $u \times v \Rightarrow w = \begin{vmatrix} \vec{i} & \vec{j} & \vec{k} \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 0 \end{vmatrix} = (-2, 1, 1)$

opc 2) buscar un  $w^\perp$  potencial LI de  $S \Leftrightarrow \notin S$

$$w = w^\perp - P_{k_1}(w^\perp) - P_{k_2}(w^\perp)$$

$$\text{con } k_1 = u \\ k_2 = v - P_u(v)$$



Sea  $\mathbb{V}$ - $\mathbb{K}$ , ( $\mathbb{R}$  o  $\mathbb{C}$ ) EV con p.i.  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  se define la **distancia**  $d : \mathbb{V} \times \mathbb{V} \rightarrow \mathbb{K}$  como  $d(u, v) = \|u - v\| = \langle u - v, u - v \rangle^{1/2}$

Propiedades:

- ①  $d(u, v) \geq 0, \forall u, v \in \mathbb{V}$
- ②  $d(u, v) = 0 \Leftrightarrow u = v$
- ③  $d(u, v) = d(v, u), \forall u, v \in \mathbb{V}$
- ④  $d(u, v) \leq d(u, w) + d(w, v), \forall u, v, w \in \mathbb{V}$

Observación: Existen distancias que no están asociadas a ninguna norma.

# Matrices definidas positivas

Una matriz  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  se dice **definida positiva** si es simétrica y vale que:

$$x^T A x > 0, \forall x \in \mathbb{R}^n - \{0\}$$

Si vale que  $x^T A x \geq 0$  se la llama **semi definida positiva**.

Ejemplo:  $A = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 9 \end{pmatrix} \rightarrow A^T = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 9 \end{pmatrix} \rightarrow \text{simétrica} \checkmark$   
 $\in \mathbb{R}^{2 \times 2}$

$$x = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^2$$

$$\underbrace{\begin{pmatrix} a & b \end{pmatrix}}_{1 \times n} \underbrace{\begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 9 \end{pmatrix}}_{n \times n} \underbrace{\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}}_{n \times 1} = \underbrace{(2a+3b, 3a+9b)}_{1 \times 2} \underbrace{\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}}_{2 \times 1} = 2a^2 + 3ab + 3ab + 9b^2 = 2a^2 + 6ab + 9b^2$$
$$= 2a^2 + 2(3b) \cdot a + (3b)^2 = a^2 + \underbrace{(a+3b)^2}_{\geq 0} \geq 0 \quad \text{y si } a \neq b > 0 \Rightarrow > 0$$

**Teorema:** Sea  $\mathbb{V}$  un EV de dimensión finita, y  $B$  una base de  $\mathbb{V}$ , vale que es un p.i. sii existe una matriz definida positiva tal que:

$$\langle x, y \rangle = \tilde{x}^T A \tilde{y} \quad > 0 \quad \forall x, y \neq 0_v$$

donde  $\tilde{x}$ ,  $\tilde{y}$ , son las representaciones de  $x$ ,  $y$  en la base  $B$ .

# Transformaciones

Sea  $T : \mathbb{V} \rightarrow \mathbb{W}$  una transformación, donde  $\mathbb{V}$ ,  $\mathbb{W}$  son dos conjuntos arbitrarios. Se dice que  $T$  es:

- **Inyectiva:** si  $\forall x, y \in \mathbb{V} : T(x) = T(y) \rightarrow x = y$
- **Surjectiva:** si  $T(\mathbb{V}) = \mathbb{W}$
- **Biyectiva:** si es inyectiva y suryectiva.

## Transformaciones Lineales

Sean  $\mathbb{V}$ ,  $\mathbb{W}$  dos EV,  $L : \mathbb{V} \rightarrow \mathbb{W}$  es una transformación lineal si:

$$L(\alpha x + \beta y) = \alpha L(x) + \beta L(y) \quad \forall \alpha, \beta \in \mathbb{K}, \quad \forall x, y \in \mathbb{V}$$

- **Isomorfismo:**  $L : \mathbb{V} \rightarrow \mathbb{W}$  es lineal y biyectiva.
- **Endomorfismo:** si  $L : \mathbb{V} \rightarrow \mathbb{V}$  es lineal.
- **Automorfismo:**  $L : \mathbb{V} \rightarrow \mathbb{V}$  es lineal y biyectiva.

# Representaciones

**Teorema:** Sea  $\mathbb{V}$  y  $\mathbb{W}$ , dos espacios vectoriales de dimensión finita son un isomorfismo sii  $\dim(\mathbb{V}) = \dim(\mathbb{W})$ .

**Teorema:** Sea  $\mathbb{V}$  un EV,  $\dim(\mathbb{V}) = n < \infty$  tiene un isomorfismo con  $\mathbb{R}^n$ . Si consideramos la base  $B = \{v_1, \dots, v_n\}$ , todo  $v \in \mathbb{V}$  puede escribirse como  $v = \alpha_1 v_1 + \dots + \alpha_n v_n$ . Luego las coordenadas de  $v$  en la base  $B$  resulta:

$$\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)^T \in \mathbb{R}^n$$

$$\begin{aligned} \mathbb{V} = \mathcal{P}_2 &\longrightarrow \mathbb{R}^3 \\ \dim(\mathbb{V})=3 \\ \mathcal{B}_V = \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\} &\hookrightarrow v = 3 + 5x^1 - 10x^2 \in \mathcal{P}_2 \\ &\downarrow \\ [v]_{\mathcal{B}} &= (3, 5, -10) \in \mathbb{R}^3 \end{aligned}$$

# Núcleo e Imagen de una transformación

Sea  $L : \mathbb{V} \rightarrow \mathbb{W}$ , se define:

- **Núcleo (o Kernel)**  $Nu(L) = \{v \in \mathbb{V} : L(v) = 0_W\}$ ,
- **Imagen**  $Im(L) = L(\mathbb{V}) = \{w \in \mathbb{W} : \exists v \in \mathbb{V}, w = L(v)\}$

$$\underbrace{A}_{n \times n} \cdot \underbrace{x}_{n \times 1} = \underbrace{b}_{n \times 1}$$

$\in \mathbb{R}^n$        $\in \mathbb{R}^m$   
in      out

**Teorema:** Toda transformación lineal se puede representar de forma matricial.  $L(x) = A \cdot x$

$$x = x_1, x_2 \quad / \quad Ax_1, Ax_2 = 0_v \Rightarrow A(\alpha x_1 + \beta x_2) = 0_v$$

- **Espacio Nulo de A:** es un subespacio de  $\mathbb{R}^n$  formado por todas las soluciones del sistema lineal homogéneo  $Av = 0$ ,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ .

$$N(A) = \{v \in \mathbb{R}^{n \times 1} : Av = 0\}$$

- **Espacio columna de A:** es el subespacio de  $\mathbb{R}^m$  generado por los  $n$  vectores columna de A:  $A = \begin{pmatrix} | & | & & | \\ a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ | & | & & | \end{pmatrix}$   $EC(A) = \langle \begin{pmatrix} | \\ a_{11} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} | \\ a_{12} \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} | \\ a_{1n} \end{pmatrix} \rangle$

$$EC(A) = \{\alpha_1(a_{11}, \dots, a_{m1})^T + \dots + \alpha_m(a_{1n}, \dots, a_{mn})^T, \alpha_i \in \mathbb{R}\}$$

- **Espacio fila de A:** es el subespacio de  $\mathbb{R}^n$  generado por los  $m$  vectores fila de A:  $EF(A) = \langle -a_1^T, -a_2^T, \dots, -a_m^T \rangle$

$$EF(A) = \{\alpha_1(a_{11}, \dots, a_{1n}) + \dots + \alpha_m(a_{m1}, \dots, a_{mn}), \alpha_i \in \mathbb{R}\}$$

Veamos un ejemplo...

$$L: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad L\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x+y \\ x-y \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \cdot \text{¿Is } L? \quad L(\alpha v_1 + \beta v_2) &= L\left(\alpha \begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} + \beta \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \end{pmatrix}\right) = L\begin{pmatrix} \alpha x_1 + \beta x_2 \\ \alpha y_1 + \beta y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha x_1 + \beta x_2 + \alpha y_1 + \beta y_2 \\ \alpha x_1 + \beta x_2 - \alpha y_1 - \beta y_2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \alpha(x_1 + y_1) + \beta(x_2 + y_2) \\ \alpha(x_1 - y_1) + \beta(x_2 - y_2) \end{pmatrix} = \alpha \begin{pmatrix} x_1 + y_1 \\ x_1 - y_1 \end{pmatrix} + \beta \begin{pmatrix} x_2 + y_2 \\ x_2 - y_2 \end{pmatrix} = \alpha L(v_1) + \beta L(v_2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \cdot N_u(L) &= \{v \in \mathbb{R}^2 / L(v) = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}\} \quad \begin{cases} x+y=0 \\ x-y=0 \end{cases} \rightarrow \begin{matrix} 2x=0 \\ x=y \end{matrix} \Rightarrow N_u(L) = \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right\} \\ &\Rightarrow L \text{ is injective} \end{aligned}$$

$$\cdot \text{Im}(L) = L\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad L\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

$$\underbrace{\text{Im}(L)}_{\text{Im}(L)} = \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \right\rangle = \underbrace{\mathbb{R}^2}_V \rightarrow L \text{ is surjective}$$

$\Downarrow$   
 $L$  is isomorphism  
 automorphism

Seguimos con el ejemplo...

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \quad N(A) = \{v / A \cdot v = 0\} = \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right\} \quad \dim(N(A)) = 0$$

$$\begin{matrix} \uparrow & \uparrow \\ L(e_1) & L(e_2) \end{matrix}$$

$$\bullet E(A) = \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \right\rangle = \mathbb{R}^2$$

$$\dim(E(A)) = \dim(EF(A)) = 2$$

$$\bullet EF(A) = \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \right\rangle = \mathbb{R}^2$$

## Conclusiones ...

**Teorema:** Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $\dim(EC(A)) = \dim(EF(A)) = r(A)$ . Donde  $r(A)$  se denomina rango de la matriz.

**Definición:** Se denomina nulidad de una matriz  $A$  a la dimensión de su espacio nulo  $N(A)$ ,  $n(A) = \dim(N(A))$ , siendo  $N(A) = \{v \in \mathbb{R}^n, Av = 0\}$

**Teorema de Rango-Nulidad:** Para toda matriz  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  se verifica:

$$\underbrace{r(A)}_{\substack{\text{\# vectores} \\ \text{mapeables}}} + \underbrace{n(A)}_{\substack{\text{\# vectores} \\ \text{"perdidos"}}} = n$$

$$\dim(V) = \dim(\text{Im}(L)) + \dim(\text{Nu}(L))$$

si  $L$  es lineal