

# Análisis Matemático para Inteligencia Artificial

Verónica Pastor ([vpastor@fi.uba.ar](mailto:vpastor@fi.uba.ar)),  
Martín Errázquin ([merrazquin@fi.uba.ar](mailto:merrazquin@fi.uba.ar))

Especialización en Inteligencia Artificial

10/03/2023

# Espacios con Producto Interno: Definición

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

- ① Para cada  $\alpha \in \mathbb{R}$  (o  $\mathbb{C}$ ),  $u, v, w \in \mathbb{V}$ .

- $\Phi(u + v, w) = \Phi(u, w) + \Phi(v, w)$
- $\Phi(\alpha \cdot u, v) = \alpha \cdot \Phi(u, v)$

- ②  $\Phi(u, v) = \Phi(v, u)$

iprod. en  $\mathbb{R}$  (o  $\mathbb{C}$ ) simetría

- ③  $\Phi(v, v) \geq 0$ , y  $\Phi(v, v) = 0$  si  $v = 0$

linealidad

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  $\mathbb{C}^n$ ).

$$\langle \underbrace{(1, 2, 3)}_{\langle \vec{u} \rangle}, \underbrace{(2, 3, 5)}_{\langle \vec{v} \rangle} \rangle = \sum_{i=1}^3 u_i \cdot v_i = 1 \cdot 2 + 2 \cdot 3 + 3 \cdot 5 = 23$$

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  $C([-1, 1])$ ) con p.i.  $\|f\| = \max_{-1 \leq x \leq 1} |f(x)|$

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

Im(z)  $a = \operatorname{Re}(z)$   $b = \operatorname{Im}(z)$   
 $z = a + b\bar{z}$   $\bar{z}$  es el  
 nro imag.  
  
 $x^2 + 1 = 0$

### Verificar que cumple:

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

- $\Phi(f + g, h) = \Phi(f, h) + \Phi(g, h)$
- $\Phi(\alpha \bullet f, g) = \alpha \bullet \Phi(f, g) \rightarrow \text{Teile}$

- $\bar{z}$  se lee  $z$  conjugado  
 $\bar{z} = \underline{\underline{z}} - \underline{\underline{b}} i$   
 $\Rightarrow$  prop  $\bar{\bar{z}} = \underline{\underline{z}} + \underline{\underline{b}} i = z + bi = z$

$$\rightarrow \text{prop } \underline{\bar{z}} = \underline{\overline{z - bi}} = \underline{\overline{z} + bi} = \underline{\bar{z}}$$

1)  $\underline{\bar{z} \cdot \bar{z}} = (\underline{\overline{z + bi}}) \cdot (\underline{\overline{z - bi}}) =$   
 $= z^2 - b^2 i^2 + \cancel{zb i} + \cancel{-zb i} - b^2 i^2$   
 $= z^2 + b^2 = |\bar{z}|^2$  ②

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

$$③ \Phi(f, f) \geq 0, \text{ y } \Phi(f, f) = 0 \text{ si } f(x) = 0, \forall x \in [-1, 1]$$

$$\begin{aligned} \textcircled{1} \quad & \langle f+g, h \rangle = \int_{-1}^1 (f+g)(x) \overline{h(x)} dx = \int_{-1}^1 [f(x)+g(x)] \cdot \overline{h(x)} dx \\ & \stackrel{\text{由}}{=} \int_{-1}^1 f(x) \overline{h(x)} dx + \int_{-1}^1 g(x) \overline{h(x)} dx = \langle f, h \rangle + \langle g, h \rangle \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \textcircled{2} \quad & \langle f, g \rangle = \int_{-1}^1 f(x) \overline{g(x)} dx = \int_{-1}^1 \overline{f(x) g(x)} dx = \int_{-1}^1 \overline{f(x) g(x)} dx \approx \int_{-1}^1 \overline{f(x) g(x)} dx \\ & = \overline{\int_{-1}^1 f(x) g(x) dx} = \overline{\int_{-1}^1 g(x) \overline{f(x)} dx} = \langle \overline{g}, f \rangle \quad \textcircled{3} \quad \langle f, f \rangle = \int_{-1}^1 f^2(x) dx \end{aligned}$$

# Definición de Norma

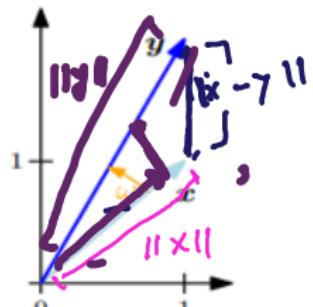
Sea  $(\mathbb{V}, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un e.v. real (complejo) con p.i.. Sea  $v \in \mathbb{V}$ , se define la norma de  $v$  asociada a  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ .

Notación:  $\|v\| = \sqrt{\langle v, v \rangle}$   $\Rightarrow$  salvo  $v=0$   $\|v\|=0$

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  $w$  entre dos vectores  $x, y$

$$\|x\| \|y\| \cos(w) = \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \|y\|} \neq 0$$



dón  $\|x-y\|^2 = \|x\|^2 + \|y\|^2 - 2\|x\|\|y\| \cos w$   $\quad \text{Ley de cosenos}$   $\quad \text{①}$

$$\langle x-y, x-y \rangle = \langle x, x-y \rangle + \langle -y, x-y \rangle \quad \text{②}$$

$$\langle x, x-y \rangle + \langle x, -y \rangle + \langle -y, x \rangle + \langle -y, -y \rangle = \|x\|^2 + \|y\|^2 -$$

$$+ 2 \langle x, y \rangle \quad \text{③}$$

Ley de cosenos  $\quad \text{④}$

$$a^2 = b^2 + c^2 - 2 b.c \cos \alpha$$

$\alpha$  es áng. opuesto a  $a$

4/16

# Propiedades de la Norma

- ①  $\forall v \in \mathbb{V}, \|v\| \geq 0$ , y  $\|v\| = 0$  si  $v = 0$ .
- ② Sean  $\alpha \in \mathbb{R}(\text{o } \mathbb{C})$ ,  $v \in \mathbb{V}$ ,  $\|\alpha \cdot v\| = |\alpha| \|v\|$ .
- ③ Desigualdad de Cauchy Schwartz: si  $u, v \in \mathbb{V}$  entonces

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

ERRORES

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

$$\|u + v\| \leq \|u\| + \|v\| = \langle u - vr, u + vr \rangle$$

Para la des  $\|u + vr\|^2$

Truco para la demostración de Cauchy-Schwartz

Se define  $w = u - \frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2} \cdot v$  Luego  $\|w\|^2 = \left\langle u - \frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2} \cdot v, u - \frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2} \cdot v \right\rangle$

completar con las prop de linealidad ...

$$\|u\|^2 - 2 \frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2} \langle u, v \rangle + \left( \frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2} \right)^2 \|v\|^2 \geq 0$$

:= 0

# Ortogonalidad

**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  $\langle u, v \rangle = 0$ .

**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**



$$\begin{aligned}\|(\mathbf{1}, 0)\| &= \sqrt{1^2 + 0^2} = 1 \\ &= \sqrt{\langle (\mathbf{1}, 0); (\mathbf{1}, 0) \rangle}\end{aligned}$$

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

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



# 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:

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

$$\begin{aligned}w \text{ define } \frac{w}{\|w\|} &= u \\ \|u\| &= \left\| \frac{w}{\|w\|} \right\| = \frac{\|w\|}{\|w\|} = 1\end{aligned}$$

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

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

$$B = \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} \right\} \quad w = \mathbb{R}^2 \quad \text{p.i. canónica}$$

$$\begin{aligned}\rightarrow k_1 &= v_1 \quad \text{G-S: } k_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \\ \rightarrow k_2 &= v_2 - \underbrace{\text{Proy}_{k_1}(v_2)}_{\vdots} \quad k_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} - \text{Proy}_{k_1} \left( \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} \right) = \\ k_n &= v_n - \sum_{i=1}^{n-1} \underbrace{\text{Proy}_{k_i}(v_n)}_{\sim} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} - \frac{\langle \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \rangle}{\| \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \|} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} - \frac{3}{2} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1/2 \\ 1/2 \end{pmatrix} \quad n_r = k_r\end{aligned}$$

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

$$\tilde{B} = \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1/2 \\ 1/2 \end{pmatrix} \right\} \quad \text{verif: } \langle \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1/2 \\ 1/2 \end{pmatrix} \rangle = -\frac{1}{2} + \frac{1}{2} = 0 \quad \checkmark \quad = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} - \frac{3}{2} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1/2 \\ 1/2 \end{pmatrix} \quad \frac{1}{2} \quad 16$$

# 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:

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

Ejemplo:

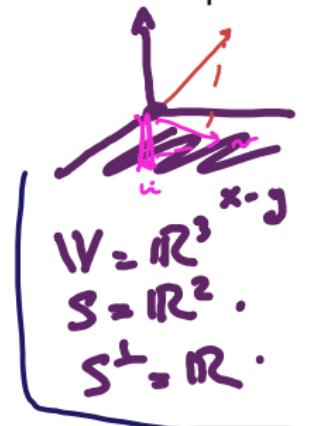
$$S = \text{gen} \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\} \text{ con p.i. canónico}$$

para buscar  $S^\perp$  hay que buscar un vector que sea ortogonal a ambos vectores de  $S$

$$\text{Op. 1 (en } \mathbb{R}^3\text{)} \quad u \times v = \begin{vmatrix} i & j & k \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{vmatrix} =$$

$$\text{Op. 2 (en } \mathbb{V}\text{)} \quad \text{E. S. } k_3 = v_3 \left( P_{k_1}(v_3) + P_{k_2}(v_3) \right)$$

$$\text{Para eso } k_1 = u \quad k_2 = k_1 - P_{k_1}(v) \quad \text{invento } v_3 \text{ cuya} \\ \text{p. ej. } \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$



$$\mathbb{V} = \mathbb{R}^3 \\ S = \mathbb{R}^2 \\ S^\perp = \mathbb{R}.$$

# Distancia

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  $d(\underline{u}, \underline{v}) = \|\underline{u} - \underline{v}\|$ .

Propiedades:

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

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:

$$\underbrace{x^T A x > 0}_{\forall x \in \mathbb{R}^n - \{0\}} \quad \begin{cases} a_{ij} = a_{ji} & i \neq j \\ a_{ii} > 0 & i = j \end{cases}$$

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

Ejemplo:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 9 \end{pmatrix} \text{ es simétrica } a_{12} = a_{21} \\ \text{o lo q' es lo mismo } A = A^T \quad 2.3xy$$

$$(x, y) \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \left( \underbrace{2x+3y}_{1 \times 2}, \underbrace{3x+9y}_{3 \times 2} \right) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \underbrace{2x^2 + 3xy + 3xy + 9y^2}_{2x^2 + (x+3y)^2} = (3y)^2 \geq 0 \quad \text{def. positiva}$$

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

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

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  $\forall x, y \in \mathbb{V} : T(x) = T(y) \rightarrow x = y$
- **Suryectiva:** 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:

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

- **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 si  $\dim(\mathbb{V}) = \dim(\mathbb{W})$ .

**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:

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

# Núcleo e Imagen de una transformación

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

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

**Teorema:** Toda transformación lineal se puede representar de forma matricial.

- **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  $A$ :

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

- **Espacio fila de  $A$ :** es el subespacio de  $\mathbb{R}^n$  generado por los  $m$  vectores fila de  $A$ :

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

Veamos un ejemplo...

Seguimos con el ejemplo...

## 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:

$$r(A) + n(A) = n$$