

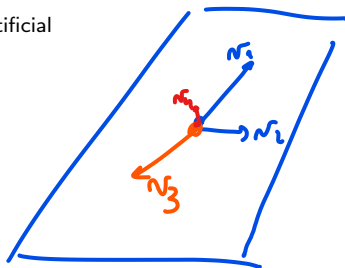
$$S = \mathcal{V} \quad \mathcal{V} = (\mathcal{V}, +, ||\cdot||, \cdot)$$

Análisis Matemático para Inteligencia Artificial

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

Especialización en Inteligencia Artificial

Clase 2



Espacios con Producto Interno: Definición

$$f(\alpha x + \beta y, z) = \alpha f(x, z) + \beta f(y, z)$$

Sea $V - K$ e.v., donde $K = \mathbb{R}$ 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}), $u, v, w \in V$.

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

② $\Phi(u, v) = \overline{\Phi(v, u)} \rightarrow \text{en } K = \mathbb{R} \quad \Phi(u, v) = \Phi(v, u)$

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

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

$$\langle u, v \rangle$$

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).

$$\text{si } v, w \in \mathbb{R}^n$$

$$v \cdot w = \sum_{i=1}^n v_i \cdot w_i$$

$$\begin{pmatrix} 1, 2, 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 3, 4, 5 \end{pmatrix} = 1 \cdot 3 + 2 \cdot 4 + 1 \cdot 5$$

$$z = a + i \cdot b$$

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

$$\text{si } v = 0_v \Leftrightarrow \Phi(v, v) = 0$$

$$\text{si } v \neq 0_v \Leftrightarrow \Phi(v, v) > 0$$

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.

$$\|z\|^2 = z \cdot \bar{z} = a^2 + b^2 \geq 0$$

$$z = a + bi \quad \Rightarrow \quad a = b = 0$$

Verificar que cumple:

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

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

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

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

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

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

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

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

Definición de Norma

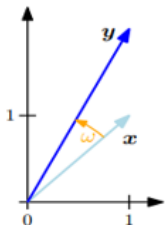
Sea $(\mathbb{V}, \langle \cdot, \cdot \rangle)$ un e.v. real (complejo) con p.i.. Sea $v \in \mathbb{V}$, se define la **norma de v** asociada a $\langle \cdot, \cdot \rangle$.

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

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 ω** entre dos vectores x, y

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



$$\langle x, y \rangle = \|x\| \cdot \|y\| \cdot \underbrace{\cos(\omega)}_{\in [-1, 1]}$$

Propiedades de la Norma

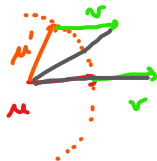
- 1 $\forall v \in \mathbb{V}, \underline{\|v\| \geq 0}$, y $\underline{\|v\| = 0 \text{ sii } v = 0}$.
- 2 Sean $\alpha \in \mathbb{R}(\text{o } \mathbb{C})$, $v \in \mathbb{V}$, $\|\alpha \bullet v\| = |\alpha| \|v\|$.
- 3 Desigualdad de Cauchy Schwartz: si $u, v \in \mathbb{V}$ entonces

$$|\langle u, v \rangle| \leq \|u\| \|v\| . 1$$

$$\langle u, v \rangle = \overline{\|u\| \|v\|} \cos(\theta) \in [-1; 1]$$

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

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



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

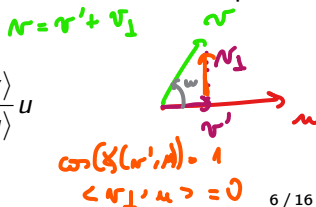
Teorema de Pitágoras: Si $u, v \in \mathbb{V}$ son ortogonales entonces
 $\|u + v\|^2 = \|u\|^2 + \|v\|^2$.

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**.

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

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

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



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:

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

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:

$$\begin{aligned}k_1 &= v_1 \\ k_2 &= v_2 - \text{Proy}_{k_1}(v_2) = v_2 - \frac{v_2' \cdot k_1}{|k_1|} \cdot k_1 \\ &\vdots \\ k_n &= v_n - \sum_{i=1}^{n-1} \text{Proy}_{k_i}(v_n)\end{aligned}$$

Y así, $\tilde{B} = \{k_1, \dots, k_n\}$ 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:

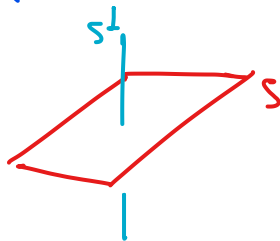
$$S \cup S^\perp = \mathbb{V} \quad \wedge \quad S \cap S^\perp = \emptyset$$

Ejemplo: $S = \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{pmatrix} \right\rangle \subset \mathbb{R}^3$. $\dim(\mathbb{V}) = 3$
 $\dim(S) = 2 \Rightarrow \dim(S^\perp) = 1$

S^\perp :

$$w = u \times v = \begin{vmatrix} \hat{i} & \hat{j} & \hat{k} \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{vmatrix} = (-2, 1, 1) \Rightarrow S^\perp = \left\langle \begin{pmatrix} -2 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle$$

$$x \perp y \quad \forall x \in S, y \in S^\perp$$



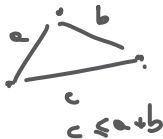
Distancia

$$\|v\|^2 = \sum v_i^2 \Leftrightarrow \langle v, v \rangle = \sum_{i=1}^n v_i v_i = v \cdot v$$

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

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.

$$L_\infty \quad d_\infty(x, y) = \max(|x_i - y_i|)$$

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: $A = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 9 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^2$ $A^t = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 9 \end{pmatrix} = A$ ✓ es simétrica

$$\begin{aligned} \bar{x} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad \underbrace{\begin{pmatrix} x & y \end{pmatrix}}_{1 \times 2} \underbrace{\begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 9 \end{pmatrix}}_{2 \times 2} \underbrace{\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}}_{2 \times 1} &= \begin{pmatrix} 2x+3y & 3x+9y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = 2x^2 + 3xy + 3xy + 9y^2 \\ &= 2x^2 + 6xy + 9y^2 = x^2 + \underbrace{(x+3y)^2}_{\geq 0} > 0 \quad \forall \bar{x} \neq 0 \\ \underbrace{(x+3y)^2}_{\geq 0} &= x^2 + 6xy + 9y^2 \end{aligned}$$

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:

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

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.

$$\forall x, y \in \mathbb{V} \quad x \neq y \Rightarrow T(x) \neq T(y)$$

$$T(\mathbb{V}) = \{T(v) \mid v \in \mathbb{V}\}$$

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 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:

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

$\mathcal{P}_2(\mathbb{R})$ $v = 3x^2 - 5x + 10$

$B = \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right\}$ $[v]_B = (10, -5, 3) \in \mathbb{R}^3$

1 x x²

$\dim(\mathcal{P}_2) = 3 = \#B \rightarrow \mathbb{R}^3$

$(a, b, c) \xrightarrow{B} a + b \cdot x + c \cdot x^2$

\mathbb{R}^3 \mathbb{R}_2

n la img del isomorfismo

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** $Im(L) = L(\mathbb{V}) = \{w \in \mathbb{W} : \exists v \in \mathbb{V}, w = L(v)\}$

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 $Av = 0$, $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$.

$$L: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m / L(v) = A \cdot v \quad N(A) = \{v \in \mathbb{R}^{n \times 1} : Av = 0\}$$

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

$$A = \begin{pmatrix} | & | & & | \\ a_1 & a_2 & \dots & a_n \\ | & | & & | \end{pmatrix} \Rightarrow EC(A) = \langle \begin{pmatrix} | \\ a_1 \\ | \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} | \\ a_n \\ | \end{pmatrix} \rangle \subset \mathbb{R}^m$$
$$EC(A) = \{\alpha_1(a_{11}, \dots, a_{m1})^T + \dots + \alpha_m(a_{1n}, \dots, a_{mn})^T, \alpha_i \in \mathbb{R}\}$$

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

$$A = \begin{pmatrix} - & a_{11} & \dots & a_{1n} & - \\ - & \vdots & & \vdots & - \\ - & a_{m1} & \dots & a_{mn} & - \end{pmatrix} \Rightarrow EF(A) = \langle \begin{pmatrix} | \\ a_1 \\ | \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} | \\ a_m \\ | \end{pmatrix} \rangle \subset \mathbb{R}^n$$
$$EF(A) = \{\alpha_1(a_{11}, \dots, a_{1n}) + \dots + \alpha_m(a_{m1}, \dots, a_{mn}), \alpha_i \in \mathbb{R}\}$$

Veamos un ejemplo...

$$L: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2 / L\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x+y \\ x-y \end{pmatrix} \quad \text{¿ es TL? } L(d\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} + \beta\begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \end{pmatrix}) = L\begin{pmatrix} dx_1 + \beta x_2 \\ dy_1 + \beta y_2 \end{pmatrix} =$$

$$\begin{pmatrix} dx_1 + dy_1 + \beta x_2 + \beta y_2 \\ dx_1 - dy_1 + \beta x_2 - \beta y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d(x_1 + y_1) + \beta(x_2 + y_2) \\ d(x_1 - y_1) + \beta(x_2 - y_2) \end{pmatrix} = d\begin{pmatrix} x_1 + y_1 \\ x_1 - y_1 \end{pmatrix} + \beta\begin{pmatrix} x_2 + y_2 \\ x_2 - y_2 \end{pmatrix}$$

$$= dL\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} + \beta L\begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \end{pmatrix} \quad \checkmark \quad \overline{L}^{TL}$$

$$N_L(L) = \{v \in \mathbb{R}^2 / L(v) = 0\}$$

$$\begin{cases} x+y=0 \\ x-y=0 \end{cases} \Rightarrow \begin{matrix} 2x=0 \rightarrow x=0 \\ x=y \rightarrow y=0 \end{matrix} \Rightarrow N_L(L) = \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right\} \quad \dim(N_L(L)) = 0$$

$$I_L(L) = \{L(v) \mid v \in \mathbb{R}^2\} \quad L\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad L\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

$$I_L(L) = \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \right\rangle = \mathbb{R}^2 \quad \text{surjective}$$

$$\dim(I_L(L)) = 2$$

$$L \text{ is bijective}$$

$$+ \text{ TL} \rightarrow L \text{ is automorfismo}$$

Seguimos con el ejemplo...

$$\wedge L \in TL \Rightarrow \exists A \in \mathbb{R}^{2 \times 2} / L(v) = A \cdot v$$

$$L\left(\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}\right) = \begin{pmatrix} x+y \\ x-y \end{pmatrix} \Rightarrow A \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x+y \\ x-y \end{pmatrix} \Rightarrow A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$$
$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x+y \\ x-y \end{pmatrix} \quad \checkmark$$

$$\cdot N(A) = \{v / Av = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}\} = \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right\} = \left\langle \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right\rangle \rightarrow \dim(N(A)) = 0$$

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

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



\mathbb{R}^m \mathbb{R}^n

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:

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

$\# \dim$ "mapeados" $\# \dim$ "perdidos" $\# \dim$ "entradas"

$(n, L, TL, L: V \rightarrow W)$

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