# Álgebra



**Universidad** Internacional de Valencia

Máster Universitario en Inteligencia Artificial

**02MIAR** | Matemáticas:

Matemáticas para la Inteligencia Artificial

**Profesor:** 

Amílcar J. Pérez A.

De



#### Definición

Un vector real v de dimensión n es una lista ordenada de n números reales:

$$v = (v_1, v_2, \ldots, v_n), \quad v_i \in \mathbb{R}.$$

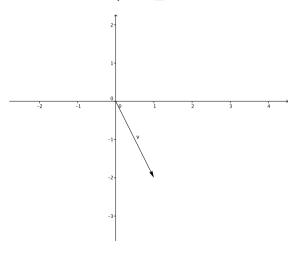
Se denota por  $\mathbb{R}^n$  el conjunto formado por todos los vectores de dimensión n. Por tanto, podemos escribir  $v \in \mathbb{R}^n$ .

#### **Ejemplos**

- 1.  $v = (1, -\frac{2}{3}) \in \mathbb{R}^2$ .
- 2.  $w = (\sqrt{2}, -1.2, \pi) \in \mathbb{R}^3$ .



Los vectores en  $\mathbb{R}^n$  se pueden representar gráficamente mediante un sistema de coordenadas n dimensional en caso de que  $n \leq 3$ .





#### Definición

Dados dos vectores  $v, w \in \mathbb{R}^n$ ,  $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ ,  $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ , definimos su suma componente a componente:

$$v + w = (v_1 + w_1, v_2 + w_2, \dots, v_n + w_n).$$

#### Definición

Dado un número real  $\lambda$  (un escalar) y un vector  $v \in \mathbb{R}^n$ ,  $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ , definimos el producto de un escalar por un vector así:

$$\lambda \cdot \mathbf{v} = \lambda \mathbf{v} = (\lambda \mathbf{v}_1, \lambda \mathbf{v}_2, \dots, \lambda \mathbf{v}_n).$$



Además de la longitud euclídea (noción usual longitud) es posible dar otras definiciones de la **norma** de un vector. Algunas normas importantes son:

► Norma euclídea (o norma 2):

$$||v|| = ||v||_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2} = \sqrt{v_1^2 + v_2^2 + \dots + v_n^2}.$$

Norma 1:

$$||v||_1 = \sum_{i=1}^n |v_i| = |v_1| + |v_2| + \cdots + |v_n|.$$

Norma del máximo:

$$||v||_{\infty} = \max_{1 \le i \le n} |v_i|.$$



#### Ejemplo

Construimos un modelo computacional para predecir las temperaturas a partir de algunas variables de entrada (input). Supongamos que obtenemos un conjunto de n predicciones con el modelo considerado, almacenadas en un vector:

$$\hat{\mathbf{v}} = (\hat{\mathbf{v}}_1, \hat{\mathbf{v}}_2, \dots, \hat{\mathbf{v}}_n) \in \mathbb{R}^n.$$

Comparamos ahora el vector de predicciones,  $\hat{\mathbf{v}}$ , con el vector de respuestas reales (observaciones),  $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)$ . Una forma de hacerlo es utilizar alguna norma  $\|\cdot\|_*$  sobre la diferencia de los dos vectores:

$$E = \frac{1}{n} \|\hat{\mathbf{v}} - \mathbf{v}\|_*$$

Objetivo: encontrar un algoritmo que minimice E.



El producto escalar entre dos vectores  $v, w \in \mathbb{R}^n$  se define como:

$$v\cdot w=\sum_{i=1}^n v_iw_i.$$

#### Ejemplo

Sean  $v, w \in \mathbb{R}^3$ , con v = (2, -1, 0) y w = (-3, -2, 1). Entonces

$$v \cdot w = (2, -1, 0) \cdot (-3, -2, 1)$$
  
=  $2 \cdot (-3) + (-1) \cdot (-2) + 0 \cdot 1 = -6 + 2 + 0 = -4$ .



#### Definición

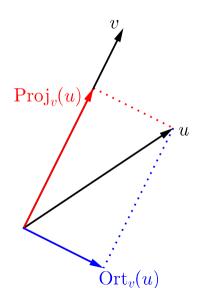
Sean  $u, v \in \mathbb{R}^n$ . Definimos la **proyección** de u sobre v como

$$\operatorname{Proj}_{v}(u) = \frac{u \cdot v}{v \cdot v} v = \frac{u \cdot v}{\|v\|^{2}} v$$

#### Definición

Sean  $u, v \in \mathbb{R}^n$ . Definimos la **ortogonal** de u sobre v como

$$\operatorname{Ort}_{v}(u) = u - \operatorname{Proj}_{v}(u)$$





#### Definición

Diremos que dos vectores  $u, v \in \mathbb{R}^n$  son **ortogonales** si  $u \cdot v = 0$ .

La definición de ortogonalidad entre dos vectores se corresponde con la noción geométrica de perpendicularidad.

Más concretamente,

$$u \cdot v = ||u|| ||v|| \cos(\widehat{uv}),$$

donde  $\widehat{uv}$  es el ángulo que forman los vectores u y v.

De esta expresión se sigue que, siendo  $\hat{v} = v/||v||$  el vector unitario en la dirección de v:

$$\mathsf{Proj}_{\mathsf{v}}\left(u\right) = \|u\| \cos(\widehat{uv})\hat{v}$$



#### **Propiedades**

Para  $u, v, w \in \mathbb{R}^n$   $v \lambda \in \mathbb{R}$ :

- $\triangleright u + v = v + u$ .
  - $\triangleright$   $\mu \cdot \nu = \nu \cdot \mu$
  - $\triangleright u \cdot (v + w) = u \cdot v + u \cdot w.$
  - $(\lambda u) \cdot v = \lambda (u \cdot v).$
  - $(\lambda u) \cdot v = \lambda (u \cdot v)$

  - $ightharpoonup u \cdot v = 0$  si y sólo si u y v son ortogonales.
  - $\mathbf{v} \cdot \mathbf{u} = \mathbf{v} \cdot \mathsf{Proj}_{\mathbf{v}}(\mathbf{u}).$



#### Definición

Dados  $v_1, v_2, \dots, v_k \in V$ , una **combinación lineal** de los k vectores anteriores es cualquier expresión de la forma

$$\lambda_1 \mathbf{v}_1 + \lambda_2 \mathbf{v}_2 + \ldots + \lambda_k \mathbf{v}_k,$$

 $con \lambda_i \in \mathbb{R}$  para  $j = 1, 2, \dots, k$ 

#### Definición

Diremos que  $v_1, v_2, \dots, v_k \in V$  son linealmente independientes si se cumple que la ecuación

$$\lambda_1 v_1 + \lambda_2 v_2 + \ldots + \lambda_k v_k = 0$$

tiene como única solución  $\lambda_1 = \lambda_2 = \cdots = \lambda_k = 0$ . En caso contrario, se dice que éstos vectores son linealmente dependientes.



#### Definición

Una **matriz** de tamaño  $m \times n$  sobre  $\mathbb{R}$  es un conjunto formado por  $m \cdot n$  números reales,  $a_{ij}$ ,  $1 \le i \le m$ ,  $1 \le j \le n$ , distribuidos en m filas y n columnas de la siguiente forma:

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

Denotamos por  $\mathbb{R}^{m \times n}$  el conjunto de todas las matrices  $m \times n$  sobre  $\mathbb{R}$ . Una matriz  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  es **cuadrada** si m = n, i.e., si tiene el mismo número de filas que de columnas.  $I_n = (\delta_{ij})$  es la matriz identidad  $n \times n$ .

## ¡Muchas gracias!



#### **Contacto:**

amilcar.perez@professor.universidadviu.com