



# Métodos Computacionales

## Clase VII: Ortogonalidad y Mínimos Cuadrados

# Producto Interno

# Producto Interno - Definición

- Si  $\mathbf{u}$  y  $\mathbf{v}$  son vectores en  $\mathbb{R}^n$  se los puede pensar como matrices de  $n \times 1$ . El vector transpuesto  $\mathbf{u}^T$  es por lo tanto una matriz  $1 \times n$
- Si se multiplica  $\mathbf{u}^T \mathbf{v}$  se obtiene un escalar y se lo define como el **producto interno** entre  $\mathbf{u}$  y  $\mathbf{v}$ , comúnmente escrito como  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}$

$$\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = [ u_1 \ u_2 \ \cdots \ u_n ] \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} = u_1 v_1 + u_2 v_2 + \cdots + u_n v_n$$

# Producto Interno

- Calcular  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}$ ,  $\mathbf{v} \cdot \mathbf{u}$ ,  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{u}$ ,  $\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}$  siendo:

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} 2 \\ -5 \\ -1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} 3 \\ 2 \\ -3 \end{bmatrix}$$

# Producto Interno - Propiedades

■ Sean  $\mathbf{u}, \mathbf{v}$  y  $\mathbf{w}$  vectores en  $\mathbb{R}^n$  y  $c$  un escalar:

1.  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}$
2.  $(\mathbf{u} + \mathbf{v}) \cdot \mathbf{w} = \mathbf{u} \cdot \mathbf{w} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{w}$
3.  $(c \mathbf{u}) \cdot \mathbf{v} = c (\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}) = \mathbf{u} \cdot (c \mathbf{v})$
4.  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{u} \geq 0$
5.  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{u} = 0$  si y sólo si  $\mathbf{u} = \mathbf{0}$

# Producto Interno - Propiedades

- Sean  $\mathbf{u}, \mathbf{v}$  y  $\mathbf{w}$  vectores en  $\mathbb{R}^n$  y  $c$  un escalar:

1.  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}$
2.  $(\mathbf{u} + \mathbf{v}) \cdot \mathbf{w} = \mathbf{u} \cdot \mathbf{w} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{w}$
3.  $(c \mathbf{u}) \cdot \mathbf{v} = c (\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}) = \mathbf{u} \cdot (c \mathbf{v})$
4.  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{u} \geq 0$
5.  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{u} = 0$  si y sólo si  $\mathbf{u} = \mathbf{0}$

- Con las propiedades 1 y 2 se puede deducir que:

$$(c_1 \mathbf{u}_1 + \cdots + c_p \mathbf{u}_p) \cdot \mathbf{w} = c_1 (\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{w}) + \cdots + c_p (\mathbf{u}_p \cdot \mathbf{w})$$

# Espacio Fila de una Matriz

# Espacio Columna (Recap)

■ Sea  $A$  una matriz de  $\mathbb{R}^{mxn}$ :

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & & & \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} = [\mathbf{c}_1 \ \mathbf{c}_2 \ \dots \ \mathbf{c}_n]$$

$$\text{col } A = \text{Gen}\{\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_n\}$$

$$\text{col } A = \text{Gen} \left\{ \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ \dots \\ a_{m1} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ \dots \\ a_{m2} \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} a_{1n} \\ a_{2n} \\ \dots \\ a_{mn} \end{pmatrix} \right\}$$

**col  $A$**  es el  
espacio  
generado por los  
 **$n$  vectores**  
**columna** de  $A$  y  
pertenece a  $\mathbb{R}^m$

# Espacio Fila

- Sea  $A$  una matriz de  $\mathbb{R}^{mxn}$ :

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & & & \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_1^T \\ \mathbf{f}_2^T \\ \dots \\ \mathbf{f}_m^T \end{bmatrix}$$

$$\text{fil } A = \text{Gen} \left\{ \mathbf{f}_1^T, \mathbf{f}_2^T, \dots, \mathbf{f}_m^T \right\}$$

**fil  $A$**  es el **espacio generado** por los  $m$  **vectores fila** de  $A$  y pertenece a  $\mathbb{R}^n$

$$\text{fil } A = \text{Gen} \left\{ (a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1n})^T, (a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2n})^T, \dots, (a_{m1}, a_{m2}, \dots, a_{mn})^T \right\}$$

# Producto Matriz-Vector

$$A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & & & \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix} = x_1\mathbf{c}_1 + x_2\mathbf{c}_2 + \dots + x_n\mathbf{c}_n$$

$$A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & & & \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_1^T \mathbf{x} \\ \mathbf{f}_2^T \mathbf{x} \\ \dots \\ \mathbf{f}_m^T \mathbf{x} \end{pmatrix}$$

El vector resultante de  $A\mathbf{x}$  en  $\mathbb{R}^m$  se puede interpretar como:

1. Una combinación lineal de los vectores columnas de  $A$  con las componentes de  $\mathbf{x}$  como pesos.
2. Un vector cuyas coordenadas son el resultado del producto interno de los vectores filas de  $A$  y el vector  $\mathbf{x}$ .

# Ortogonalidad

# Norma (longitud) de un vector

- Supongamos que  $\mathbf{v}$  es un vector en  $\mathbb{R}^2$ :

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

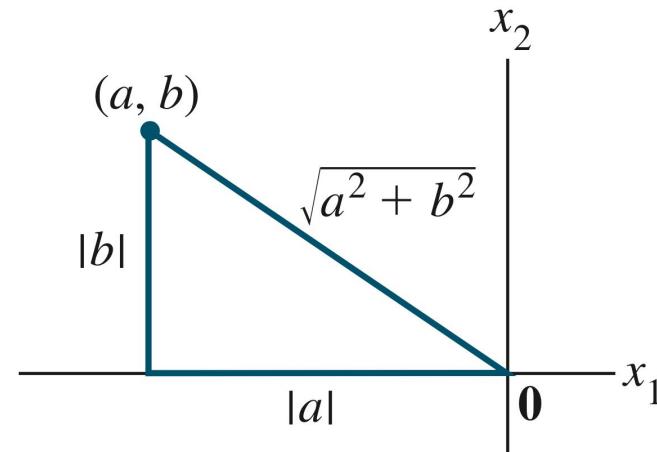
$$\|\mathbf{v}\| = \sqrt{a^2 + b^2}$$

# Norma (longitud) de un vector

- Supongamos que  $\mathbf{v}$  es un vector en  $\mathbb{R}^2$ :

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

$$\|\mathbf{v}\| = \sqrt{a^2 + b^2}$$



# Norma (longitud) de un vector

- En general para  $\mathbb{R}^n$ :

$$\|\mathbf{v}\| = \sqrt{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}} = \sqrt{v_1^2 + v_2^2 + \cdots + v_n^2}$$

$$\|\mathbf{v}\|^2 = \mathbf{v} \cdot \mathbf{v}$$

# Norma (longitud) de un vector

- En general para  $\mathbb{R}^n$ :

$$\|\mathbf{v}\| = \sqrt{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}} = \sqrt{v_1^2 + v_2^2 + \cdots + v_n^2}$$

$$\|\mathbf{v}\|^2 = \mathbf{v} \cdot \mathbf{v}$$

- Notar que:

$$\|c\mathbf{v}\|^2 = (c\mathbf{v}) \cdot (c\mathbf{v}) = c^2 \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} = c^2 \|\mathbf{v}\|^2$$

$$\|c\mathbf{v}\| = |c| \|\mathbf{v}\|$$

# Normalización - Vector Unitario

- Un vector cuya norma es 1 es llamado **vector unitario**:

$\mathbf{u}$  tal que  $\|\mathbf{u}\| = 1 \rightarrow$  vector unitario

- Para cualquier vector  $\mathbf{v}$  distinto de cero podemos encontrar un vector unitario con la misma dirección que  $\mathbf{v}$ :

$$\mathbf{u} = \frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|}$$

A este proceso de crear el vector unitario  $\mathbf{u}$  a partir de  $\mathbf{v}$  se lo llama **normalización**.

# Normalización

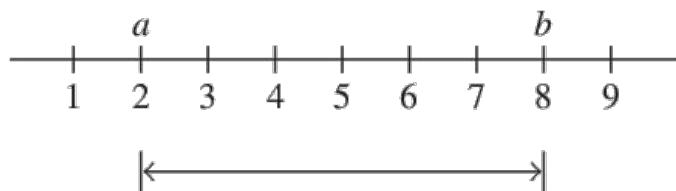
- Encontrar el vector unitario  $\mathbf{u}$  en la misma dirección que  $\mathbf{v}$ :

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 2 \\ 0 \end{bmatrix}$$

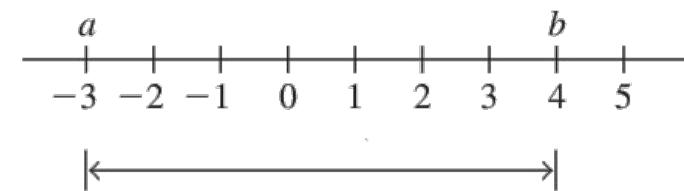
# Normalización

- Sea  $W$  el subespacio en  $\mathbb{R}^2$  generado por  $x = \begin{bmatrix} 2/3 \\ 1 \end{bmatrix}$ 
  1. Encontrar el vector unitario  $z$  que sea una base de  $W$
  2. ¿Hay más de una solución?

# Distancia en $\mathbb{R}$



$$|2 - 8| = |-6| = 6 \text{ or } |8 - 2| = |6| = 6$$



$$|(-3) - 4| = |-7| = 7 \text{ or } |4 - (-3)| = |7| = 7$$

$$|a - b|$$

# Distancia en $\mathbb{R}^n$

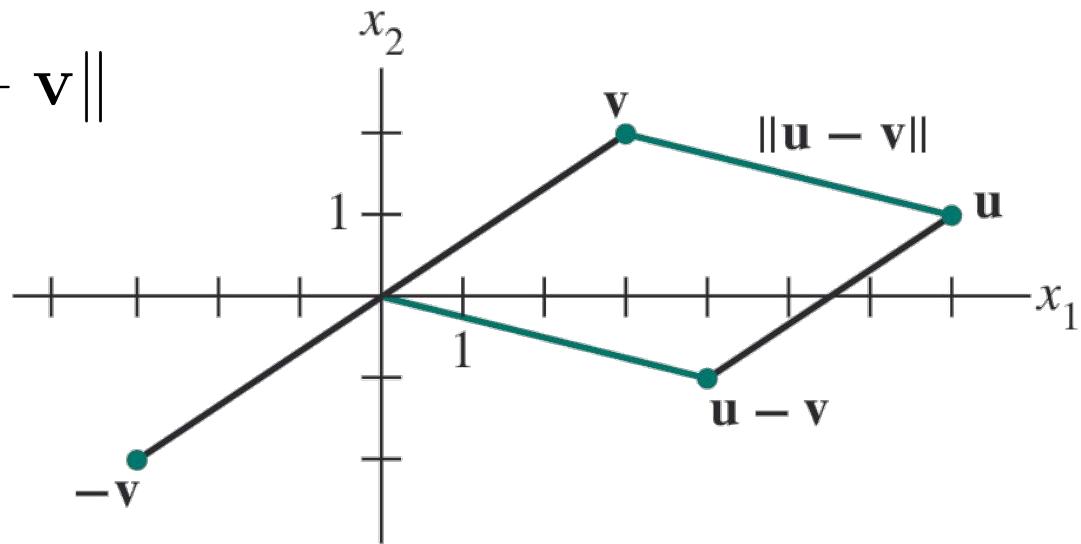
- Dados  $\mathbf{u}, \mathbf{v}$  vectores en  $\mathbb{R}^n$ , la distancia entre  $\mathbf{u}$  y  $\mathbf{v}$  se define como la norma del vector  $\mathbf{u} - \mathbf{v}$ :

$$\text{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|$$

# Distancia en $\mathbb{R}^n$

- Dados  $\mathbf{u}, \mathbf{v}$  vectores en  $\mathbb{R}^n$ , la distancia entre  $\mathbf{u}$  y  $\mathbf{v}$  se define como la norma del vector  $\mathbf{u} - \mathbf{v}$ :

$$\text{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|$$



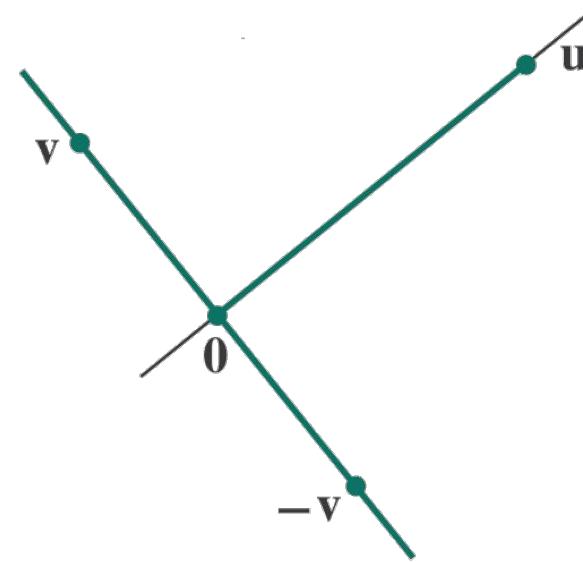
# Distancia en $\mathbb{R}^n$

- Encontrar la distancia entre  $\mathbf{u}$  y  $\mathbf{v}$ :

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} 7 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} 3 \\ 2 \end{bmatrix}$$

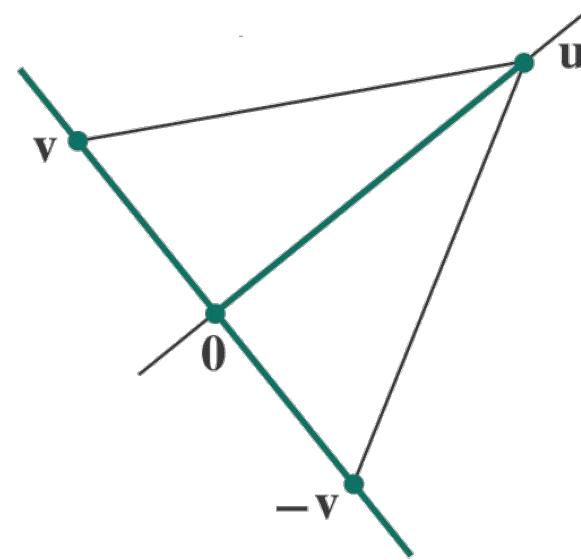
# Ortogonalidad

- El concepto de **perpendicularidad** en  $\mathbb{R}^2$  y  $\mathbb{R}^3$  se puede extender a  $\mathbb{R}^n$  y se generaliza bajo el nombre de **ortogonalidad**.



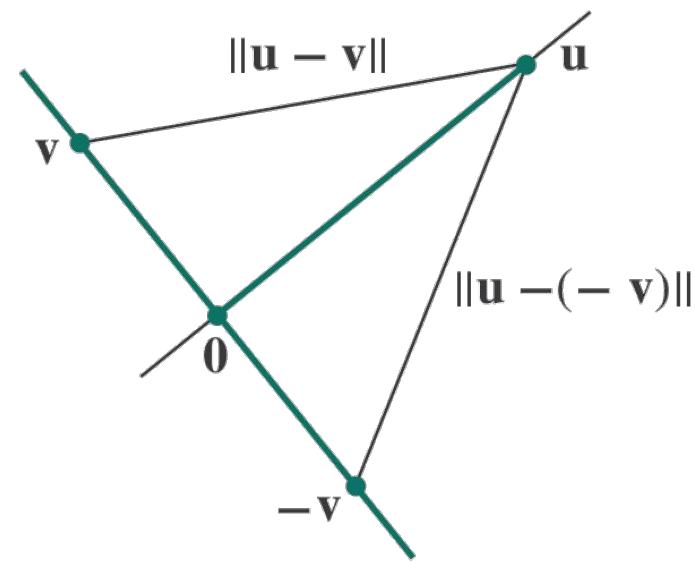
# Ortogonalidad

- El concepto de **perpendicularidad** en  $\mathbb{R}^2$  y  $\mathbb{R}^3$  se puede extender a  $\mathbb{R}^n$  y se generaliza bajo el nombre de **ortogonalidad**.
- Dos rectas son geométricamente perpendiculares si y sólo si la distancia de  $\mathbf{u}$  a  $\mathbf{v}$  es la misma que la distancia de  $\mathbf{u}$  a  $-\mathbf{v}$ .



# Ortogonalidad

- El concepto de **perpendicularidad** en  $\mathbb{R}^2$  y  $\mathbb{R}^3$  se puede extender a  $\mathbb{R}^n$  y se generaliza bajo el nombre de **ortogonalidad**.
- Dos rectas son geométricamente perpendiculares si y sólo si la distancia de  $\mathbf{u}$  a  $\mathbf{v}$  es la misma que la distancia de  $\mathbf{u}$  a  $-\mathbf{v}$ .

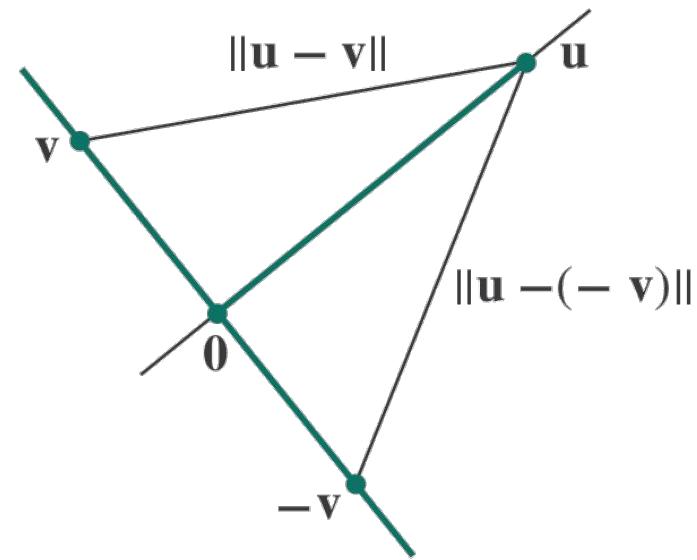


# Ortogonalidad

- Demostración gráfica en  $\mathbb{R}^2$ :

$$\text{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \text{dist}(\mathbf{u}, -\mathbf{v})$$

$$\|\mathbf{u} - \mathbf{v}\| = \|\mathbf{u} - (-\mathbf{v})\|$$



# Ortogonalidad

## ■ Demostración gráfica en $\mathbb{R}^2$

$$\begin{aligned} [\text{dist}(\mathbf{u}, -\mathbf{v})]^2 &= \|\mathbf{u} - (-\mathbf{v})\|^2 = \|\mathbf{u} + \mathbf{v}\|^2 \\ &= (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) + \mathbf{v} \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} \\ &= \|\mathbf{u}\|^2 + \|\mathbf{v}\|^2 + 2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \end{aligned}$$

# Ortogonalidad

## Demostración gráfica en $\mathbb{R}^2$

$$\begin{aligned} [\text{dist}(\mathbf{u}, -\mathbf{v})]^2 &= \|\mathbf{u} - (-\mathbf{v})\|^2 = \|\mathbf{u} + \mathbf{v}\|^2 \\ &= (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) + \mathbf{v} \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} \\ &= \underbrace{\|\mathbf{u}\|^2 + \|\mathbf{v}\|^2}_{\text{ }} + 2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [\text{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{v})]^2 &= \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2 \\ &= (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{v}) - \mathbf{v} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} - \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} - \mathbf{v} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} \\ &= \underbrace{\|\mathbf{u}\|^2 + \|\mathbf{v}\|^2}_{\text{ }} - 2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \end{aligned}$$

# Ortogonalidad

## ■ Demostración gráfica en $\mathbb{R}^2$

$$\begin{aligned} [\text{dist}(\mathbf{u}, -\mathbf{v})]^2 &= \|\mathbf{u} - (-\mathbf{v})\|^2 = \|\mathbf{u} + \mathbf{v}\|^2 \\ &= (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) + \mathbf{v} \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} \\ &= \|\mathbf{u}\|^2 + \|\mathbf{v}\|^2 + 2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [\text{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{v})]^2 &= \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2 \\ &= (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{v}) - \mathbf{v} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} - \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} - \mathbf{v} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} \\ &= \|\mathbf{u}\|^2 + \|\mathbf{v}\|^2 - 2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \end{aligned}$$

$$\text{dist}(\mathbf{u}, -\mathbf{v}) = \text{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) \Leftrightarrow -2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = 2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}$$

# Ortogonalidad

## Demostración gráfica en $\mathbb{R}^2$

$$\begin{aligned} [\text{dist}(\mathbf{u}, -\mathbf{v})]^2 &= \|\mathbf{u} - (-\mathbf{v})\|^2 = \|\mathbf{u} + \mathbf{v}\|^2 \\ &= (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) + \mathbf{v} \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} \\ &= \|\mathbf{u}\|^2 + \|\mathbf{v}\|^2 + 2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [\text{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{v})]^2 &= \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2 \\ &= (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{v}) - \mathbf{v} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \\ &= \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} - \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} - \mathbf{v} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} \\ &= \|\mathbf{u}\|^2 + \|\mathbf{v}\|^2 - 2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \end{aligned}$$

Dos vectores  $\mathbf{u}$  y  $\mathbf{v}$  en  $\mathbb{R}^n$  son ortogonales entre sí  $\leftrightarrow \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = 0$

# Ortogonalidad (resumen)

- Entonces,  $\mathbf{u}$  y  $\mathbf{v}$  son perpendiculares si:

$$\text{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \text{dist}(\mathbf{u}, -\mathbf{v})$$

- Dichas distancias son iguales si:

$$\text{dist}(\mathbf{u}, -\mathbf{v}) = \text{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) \Leftrightarrow -2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = 2\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}$$

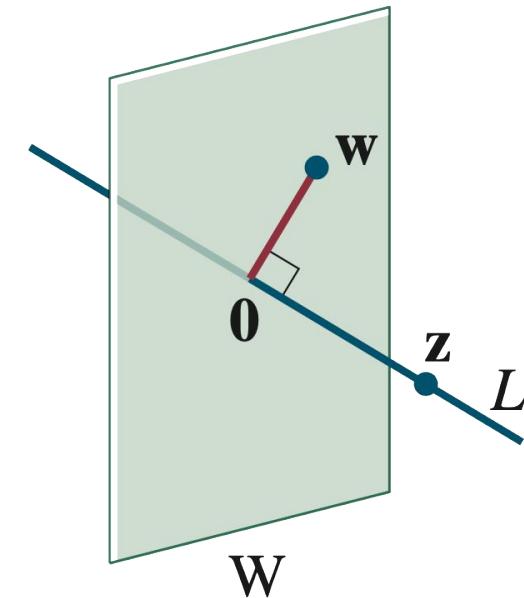
- Y se cumple solo si:

$$\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = 0$$

# Complementos Ortogonales

# Complementos Ortogonales

- Si un vector  $z \in \mathbb{R}^n$  es ortogonal a cualquier vector en un subespacio  $W \in \mathbb{R}^n$ , se dice entonces que  $z$  es ortogonal a  $W$ .
- El conjunto de todos los vectores  $z \in \mathbb{R}^n$  que son ortogonales a  $W$ , se llama el **complemento ortogonal** de  $W$  y se lo denota  $W^\perp$



$$L = W^\perp \quad W = L^\perp$$

# Complementos Ortogonales - Definición

- Un vector  $\mathbf{z}$  está en  $W^\perp$  si y sólo si es ortogonal a todos los vectores de un conjunto generador de  $W \in \mathbb{R}^n$

$$W = \text{Gen}\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_p\}$$

$$\rightarrow \mathbf{z} \in W^\perp \quad \mathbf{z} \perp \mathbf{v}_1, \mathbf{z} \perp \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{z} \perp \mathbf{v}_p$$

- $W^\perp$  es un subespacio de  $\mathbb{R}^n$

# Complementos Ortogonales

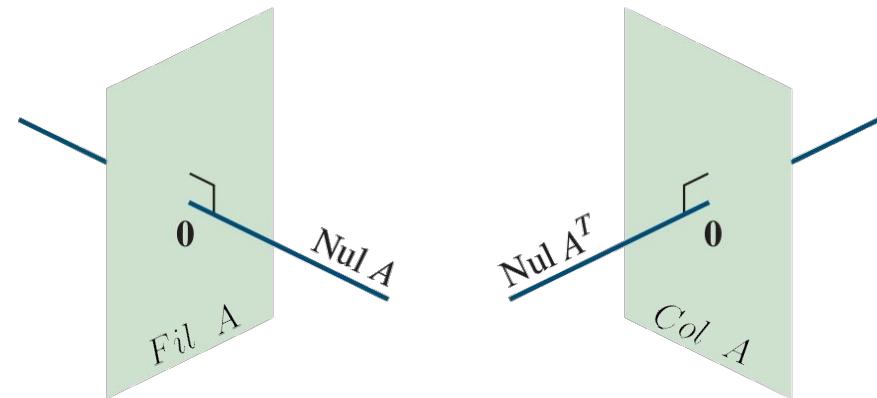
Dada una matriz  $A$  de  $\mathbb{R}^{m \times n}$ :

- El complemento ortogonal del espacio filas de  $A$  es el espacio nulo de  $A$ :

$$(\text{Fila } A)^\perp = \text{Nul } A$$

- El complemento ortogonal del espacio columnas de  $A$  es el espacio nulo de  $A^T$ :

$$(\text{Col } A)^\perp = \text{Nul } A^T$$



# Complementos Ortogonales - Demostración

Dada una matriz  $A$  de  $\mathbb{R}^{m \times n}$ :

- El complemento ortogonal del espacio filas de  $A$  es el espacio nulo de  $A$ :  $(\text{Fila } A)^\perp = \text{Nul } A$

$$A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_1^T \mathbf{x} \\ \mathbf{f}_2^T \mathbf{x} \\ \dots \\ \mathbf{f}_m^T \mathbf{x} \end{pmatrix}$$

$$\text{nul } A \rightarrow \mathbf{x} \mid A\mathbf{x} = 0 \rightarrow \mathbf{f}_1^T \mathbf{x} = 0, \mathbf{f}_2^T \mathbf{x} = 0, \dots, \mathbf{f}_m^T \mathbf{x} = 0$$

# Complementos Ortogonales - Demostración

Dada una matriz  $A$  de  $\mathbb{R}^{m \times n}$ :

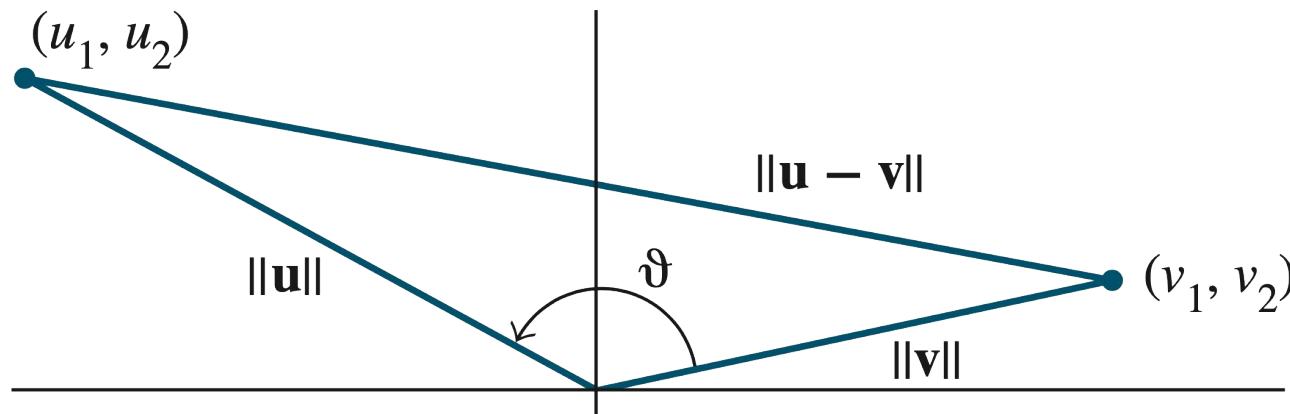
- El complemento ortogonal del espacio columnas de  $A$  es el espacio nulo de  $A^T$ :  $(\text{Col } A)^\perp = \text{Nul } A^T$

(Basta hacer el mismo ejercicio anterior con  $A^T$ )

# Ángulos en $\mathbb{R}^2$ y $\mathbb{R}^3$

- Interpretación geométrica del producto interno en  $\mathbb{R}^2$  y  $\mathbb{R}^3$ :

$$\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \|\mathbf{u}\| \|\mathbf{v}\| \cos \vartheta$$



# Conjuntos Ortogonales

# Conjuntos Ortogonales

- Un conjunto de vectores  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p\}$  en  $\mathbb{R}^n$  es un **conjunto ortogonal** si cada par de vectores distintos en el conjunto es ortogonal, es decir:

$$\mathbf{u}_i \cdot \mathbf{u}_j = 0 \text{ para todo } i \neq j$$

# Conjuntos Ortogonales

- Mostrar que  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3\}$  es un conjunto ortogonal:

$$\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_3 = \begin{bmatrix} -1/2 \\ -2 \\ 7/2 \end{bmatrix}$$

# Conjuntos Ortogonales

- Mostrar que  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3\}$  es un conjunto ortogonal:

$$\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_3 = \begin{bmatrix} -1/2 \\ -2 \\ 7/2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_2 = 3(-1) + 1(2) + 1(1) = 0$$

$$\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_3 = 3\left(-\frac{1}{2}\right) + 1(-2) + 1\left(\frac{7}{2}\right) = 0$$

$$\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_3 = -1\left(-\frac{1}{2}\right) + 2(-2) + 1\left(\frac{7}{2}\right) = 0$$

# Conjuntos Ortogonales

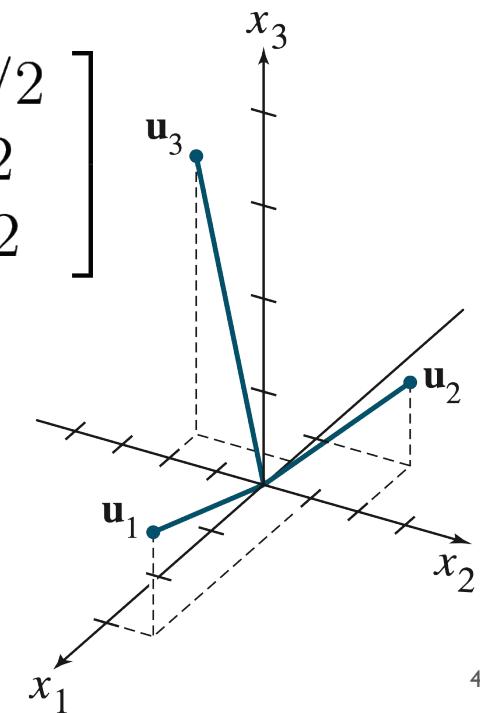
- Mostrar que  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3\}$  es un conjunto ortogonal:

$$\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_3 = \begin{bmatrix} -1/2 \\ -2 \\ 7/2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_2 = 3(-1) + 1(2) + 1(1) = 0$$

$$\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_3 = 3\left(-\frac{1}{2}\right) + 1(-2) + 1\left(\frac{7}{2}\right) = 0$$

$$\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_3 = -1\left(-\frac{1}{2}\right) + 2(-2) + 1\left(\frac{7}{2}\right) = 0$$



# Base Ortogonal

- Si  $S = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p\}$  en  $\mathbb{R}^n$  es un conjunto ortogonal de vectores distintos de cero, entonces  $S$  es **linealmente independiente** y por lo tanto es una **base del subespacio** generado por  $S$ .
- A esta base se la llama **base ortogonal**.

# Base Ortogonal - Demostración

- Recordar que para que  $\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_p\}$  sea linealmente independiente, se tiene que cumplir que:

$$\mathbf{0} = c_1 \mathbf{u}_1 + \cdots + c_p \mathbf{u}_p$$

sólo tenga la solución trivial.

# Base Ortogonal - Demostración

$$\mathbf{0} = c_1 \mathbf{u}_1 + \cdots + c_p \mathbf{u}_p$$

- Si esto se cumple para algunos escalares  $c_1, \dots, c_p$ , entonces:

$$\begin{aligned} 0 &= \mathbf{0} \cdot \mathbf{u}_1 = (c_1 \mathbf{u}_1 + c_2 \mathbf{u}_2 + \cdots + c_p \mathbf{u}_p) \cdot \mathbf{u}_1 \\ &= (c_1 \mathbf{u}_1) \cdot \mathbf{u}_1 + (c_2 \mathbf{u}_2) \cdot \mathbf{u}_1 + \cdots + (c_p \mathbf{u}_p) \cdot \mathbf{u}_1 \\ &= c_1 (\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1) + c_2 (\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_1) + \cdots + c_p (\mathbf{u}_p \cdot \mathbf{u}_1) \\ &= c_1 (\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1) \end{aligned}$$

# Base Ortogonal - Demostración

$$\mathbf{0} = c_1 \mathbf{u}_1 + \cdots + c_p \mathbf{u}_p$$

- Si esto se cumple para algunos escalares  $c_1, \dots, c_p$ , entonces:

$$\begin{aligned} 0 &= \mathbf{0} \cdot \mathbf{u}_1 = (c_1 \mathbf{u}_1 + c_2 \mathbf{u}_2 + \cdots + c_p \mathbf{u}_p) \cdot \mathbf{u}_1 \\ &= (c_1 \mathbf{u}_1) \cdot \mathbf{u}_1 + (c_2 \mathbf{u}_2) \cdot \mathbf{u}_1 + \cdots + (c_p \mathbf{u}_p) \cdot \mathbf{u}_1 \\ &= c_1 (\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1) + c_2 (\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_1) + \cdots + c_p (\mathbf{u}_p \cdot \mathbf{u}_1) \\ &= c_1 (\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1) \xrightarrow{\hspace{10em}} c_1 = 0 \end{aligned}$$

# Base Ortogonal

- Sea  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p\}$  una base ortogonal para un subespacio  $W$  en  $\mathbb{R}^n$ , para cada  $\mathbf{y}$  en  $W$ , los pesos de la combinación lineal:

$$\mathbf{y} = c_1 \mathbf{u}_1 + \cdots + c_p \mathbf{u}_p$$

están dados por:

$$c_j = \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_j}{\mathbf{u}_j \cdot \mathbf{u}_j} \quad (j = 1, \dots, p)$$

# Base Ortogonal

- A partir del conjunto  $S = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3\}$  que es una base ortogonal para  $\mathbb{R}^3$ , expresar el vector  $\mathbf{y}$  como una combinación lineal de los vectores en  $S$ :

$$\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_3 = \begin{bmatrix} -1/2 \\ -2 \\ 7/2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} 6 \\ 1 \\ -8 \end{bmatrix}$$

# Base Ortogonal

- A partir del conjunto  $S = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3\}$  que es una base ortogonal para  $\mathbb{R}^3$ , expresar el vector  $\mathbf{y}$  como una combinación lineal de los vectores en  $S$ :

$$\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_1 = 11, \quad \mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_2 = -12, \quad \mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_3 = -33$$

$$\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1 = 11, \quad \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_2 = 6, \quad \mathbf{u}_3 \cdot \mathbf{u}_3 = 33/2$$

# Base Ortogonal

- A partir del conjunto  $S = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3\}$  que es una base ortogonal para  $\mathbb{R}^3$ , expresar el vector  $\mathbf{y}$  como una combinación lineal de los vectores en  $S$ :

$$\begin{aligned}\mathbf{y} &= \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_1}{\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1} \mathbf{u}_1 + \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_2}{\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_2} \mathbf{u}_2 + \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_3}{\mathbf{u}_3 \cdot \mathbf{u}_3} \mathbf{u}_3 \\ &= \frac{11}{11} \mathbf{u}_1 + \frac{-12}{6} \mathbf{u}_2 + \frac{-33}{33/2} \mathbf{u}_3 \\ &= \mathbf{u}_1 - 2\mathbf{u}_2 - 2\mathbf{u}_3\end{aligned}$$

# Conjunto Ortonormal

- Un conjunto de vectores  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p\}$  es un **conjunto ortonormal** si es un conjunto ortogonal de vectores unitarios.
- Es decir:

$$\|\mathbf{u}_i\| = 1 \text{ para todo } i$$

# Conjunto Ortonormal

- Un conjunto de vectores  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p\}$  es un **conjunto ortonormal** si es un conjunto ortogonal de vectores unitarios.
- Es decir:

$$\|\mathbf{u}_i\| = 1 \text{ para todo } i$$

- Como todo conjunto ortogonal es linealmente independiente, si  $W$  es el espacio generado por  $S = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p\}$ , entonces  $S$  es una **base ortonormal** para  $W$ .

# Conjunto Ortonormal - Ejemplos

$$\mathbf{e}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{e}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{e}_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

# Conjunto Ortonormal - Ejemplos

$$\mathbf{e}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{e}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{e}_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} 3/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{6} \\ 2/\sqrt{6} \\ 1/\sqrt{6} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_3 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{66} \\ -4/\sqrt{66} \\ 7/\sqrt{66} \end{bmatrix}$$

# Conjunto Ortonormal - Ejemplos

$$\mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} 3/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{6} \\ 2/\sqrt{6} \\ 1/\sqrt{6} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_3 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{66} \\ -4/\sqrt{66} \\ 7/\sqrt{66} \end{bmatrix}$$

Hay que probar:

1.  $\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j = 0$  si  $i \neq j$
2.  $\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j = 1$  si  $i = j$

# Conjunto Ortonormal - Ejemplos

$$\mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} 3/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{6} \\ 2/\sqrt{6} \\ 1/\sqrt{6} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_3 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{66} \\ -4/\sqrt{66} \\ 7/\sqrt{66} \end{bmatrix}$$

I.  $\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j = 0$  si  $i \neq j$

$$\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_2 = -3/\sqrt{66} + 2/\sqrt{66} + 1/\sqrt{66} = 0$$

$$\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_3 = -3/\sqrt{726} - 4/\sqrt{726} + 7/\sqrt{726} = 0$$

$$\mathbf{v}_2 \cdot \mathbf{v}_3 = 1/\sqrt{396} - 8/\sqrt{396} + 7/\sqrt{396} = 0$$

# Conjunto Ortonormal - Ejemplos

$$\mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} 3/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{6} \\ 2/\sqrt{6} \\ 1/\sqrt{6} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_3 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{66} \\ -4/\sqrt{66} \\ 7/\sqrt{66} \end{bmatrix}$$

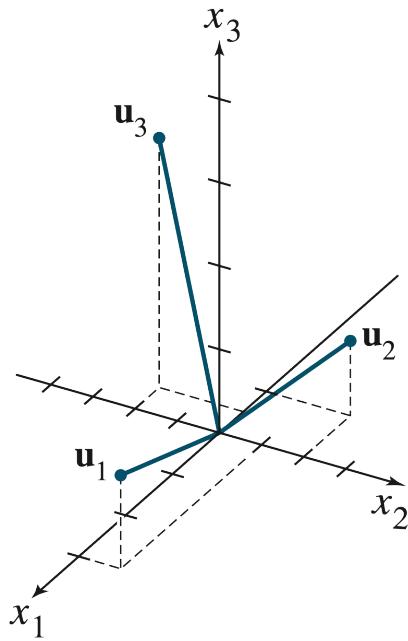
2.  $\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j = 1$  si  $i = j$

$$\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1 = 9/11 + 1/11 + 1/11 = 1$$

$$\mathbf{v}_2 \cdot \mathbf{v}_2 = 1/6 + 4/6 + 1/6 = 1$$

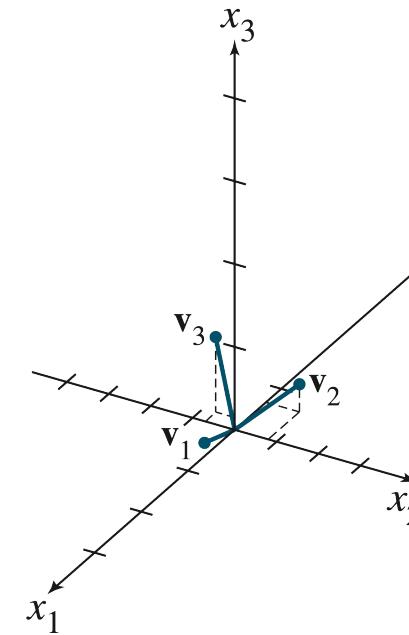
$$\mathbf{v}_3 \cdot \mathbf{v}_3 = 1/66 + 16/66 + 49/66 = 1$$

# Conjunto Ortonormal - Ejemplos



$$\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_3 = \begin{bmatrix} -1/2 \\ -2 \\ 7/2 \end{bmatrix}$$

Normalización



$$\mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} 3/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \\ 1/\sqrt{11} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{6} \\ 2/\sqrt{6} \\ 1/\sqrt{6} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_3 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{66} \\ -4/\sqrt{66} \\ 7/\sqrt{66} \end{bmatrix}$$

# Conjunto Ortonormal

- Si partimos de un conjunto ortogonal  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p\}$  y lo normalizamos, los vectores resultantes seguirán siendo también ortogonales. Por lo tanto, formarán un conjunto ortonormal.

# Matrices con Columnas Ortonormales

- Una matriz  $U$  de  $m \times n$  tiene columnas ortonormales sí y sólo sí  $U^T U = I$

$$U^T U = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^T \\ \mathbf{u}_2^T \\ \mathbf{u}_3^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_3 \\ \mathbf{u}_2^T \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2^T \mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_2^T \mathbf{u}_3 \\ \mathbf{u}_3^T \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_3^T \mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_3^T \mathbf{u}_3 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j &= 1 \text{ si } i = j \\ \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j &= 0 \text{ si } i \neq j \end{aligned}$$

# Matrices con Columnas Ortonormales - Propiedades

- Sea  $U$  una matriz de  $m \times n$  con columnas ortonormales,  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$  vectores en  $\mathbb{R}^n$ , entonces:
  1.  $||U\mathbf{x}|| = ||\mathbf{x}||$
  2.  $(U\mathbf{x}) \cdot (U\mathbf{y}) = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y}$ 
    - a.  $(U\mathbf{x}) \cdot (U\mathbf{y}) = 0$  si y sólo si  $\mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = 0$

# Definición: Matrices Ortogonales - Definición

- Sea  $U$  una matriz cuadrada invertible tal que  $U^{-1} = U^T$ , entonces  $U$  es una matriz ortogonal.
- En particular: toda matriz cuadrada con columnas ortonormales, es una matriz ortogonal.

**Observación:** Se cumple también que dicha matriz tiene filas ortonormales también

# Ejemplo

- Verificar que  $U$  es una matriz ortogonal y que sus filas son ortonormales:

$$U = \begin{bmatrix} 3/\sqrt{11} & -1/\sqrt{6} & -1/\sqrt{66} \\ 1/\sqrt{11} & 2/\sqrt{6} & -4/\sqrt{66} \\ 1/\sqrt{11} & 1/\sqrt{6} & 7/\sqrt{66} \end{bmatrix}$$

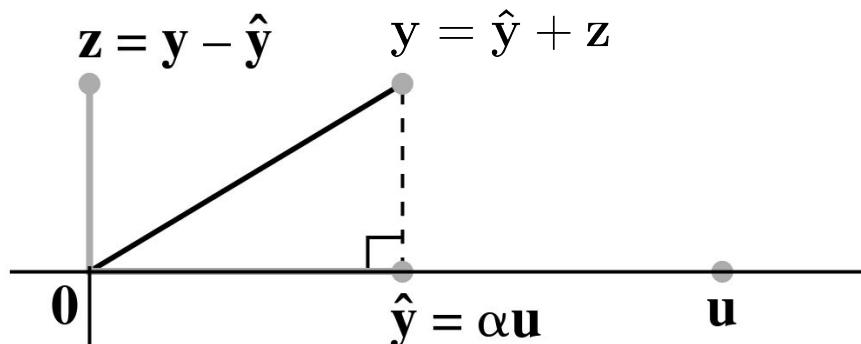
# Proyecciones Ortogonales

# Proyecciones Ortogonales

- Dado un vector  $\mathbf{u}$  diferente de  $\mathbf{0}$  en  $\mathbb{R}^n$ . Consideremos el problema de descomponer otro vector  $\mathbf{y}$  en  $\mathbb{R}^n$  en la suma de dos vectores, uno múltiplo de  $\mathbf{u}$  y otro ortogonal a  $\mathbf{u}$ :

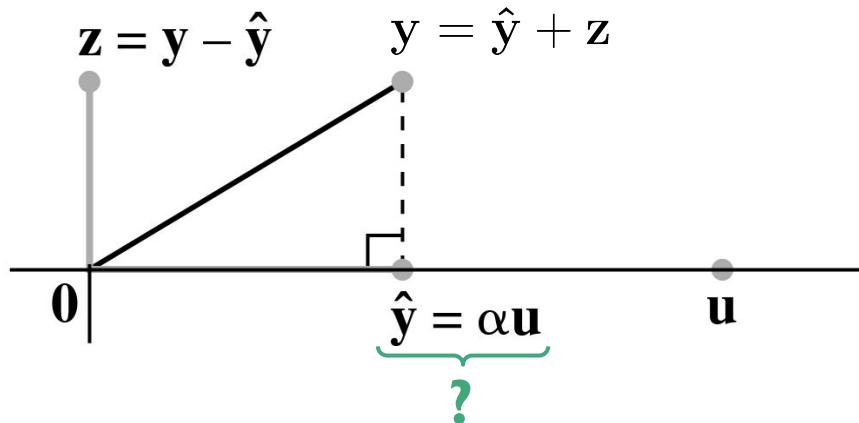
# Proyecciones Ortogonales

- Dado un vector  $\mathbf{u}$  diferente de  $\mathbf{0}$  en  $\mathbb{R}^n$ . Consideremos el problema de descomponer otro vector  $\mathbf{y}$  en  $\mathbb{R}^n$  en la suma de dos vectores, uno múltiplo de  $\mathbf{u}$  y otro ortogonal a  $\mathbf{u}$ :



# Proyecciones Ortogonales

- Dado un vector  $\mathbf{u}$  diferente de  $\mathbf{0}$  en  $\mathbb{R}^n$ . Consideraremos el problema de descomponer otro vector  $\mathbf{y}$  en  $\mathbb{R}^n$  en la suma de dos vectores, uno múltiplo de  $\mathbf{u}$  y otro ortogonal a  $\mathbf{u}$ :



# Proyecciones Ortogonales

- Dado un vector  $\mathbf{u}$  diferente de  $\mathbf{0}$  en  $\mathbb{R}^n$ . Consideremos el problema de descomponer otro vector  $\mathbf{y}$  en  $\mathbb{R}^n$  en la suma de dos vectores, uno múltiplo de  $\mathbf{u}$  y otro ortogonal a  $\mathbf{u}$ :

$$\mathbf{z} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{y} - \alpha\mathbf{u}$$

# Proyecciones Ortogonales

- Dado un vector  $\mathbf{u}$  diferente de  $\mathbf{0}$  en  $\mathbb{R}^n$ . Consideremos el problema de descomponer otro vector  $\mathbf{y}$  en  $\mathbb{R}^n$  en la suma de dos vectores, uno múltiplo de  $\mathbf{u}$  y otro ortogonal a  $\mathbf{u}$ :

$$\mathbf{z} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{y} - \alpha\mathbf{u}$$

$$\mathbf{z} \perp \mathbf{u} \longrightarrow \mathbf{z} \cdot \mathbf{u} = 0$$

$$(\mathbf{y} - \alpha\mathbf{u}) \cdot \mathbf{u} = 0$$

# Proyecciones Ortogonales

- Dado un vector  $\mathbf{u}$  diferente de  $\mathbf{0}$  en  $\mathbb{R}^n$ . Consideremos el problema de descomponer otro vector  $\mathbf{y}$  en  $\mathbb{R}^n$  en la suma de dos vectores, uno múltiplo de  $\mathbf{u}$  y otro ortogonal a  $\mathbf{u}$ :

$$0 = (\mathbf{y} - \alpha\mathbf{u}) \cdot \mathbf{u} = \mathbf{y} \cdot \mathbf{u} - (\alpha\mathbf{u}) \cdot \mathbf{u} = \mathbf{y} \cdot \mathbf{u} - \alpha(\mathbf{u} \cdot \mathbf{u})$$

# Proyecciones Ortogonales

- Dado un vector  $\mathbf{u}$  diferente de  $\mathbf{0}$  en  $\mathbb{R}^n$ . Consideremos el problema de descomponer otro vector  $\mathbf{y}$  en  $\mathbb{R}^n$  en la suma de dos vectores, uno múltiplo de  $\mathbf{u}$  y otro ortogonal a  $\mathbf{u}$ :

$$0 = (\mathbf{y} - \alpha\mathbf{u}) \cdot \mathbf{u} = \mathbf{y} \cdot \mathbf{u} - (\alpha\mathbf{u}) \cdot \mathbf{u} = \mathbf{y} \cdot \mathbf{u} - \alpha(\mathbf{u} \cdot \mathbf{u})$$

$$\alpha = \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}}{\mathbf{u} \cdot \mathbf{u}} \rightarrow \hat{\mathbf{y}} = \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}}{\mathbf{u} \cdot \mathbf{u}} \mathbf{u}$$



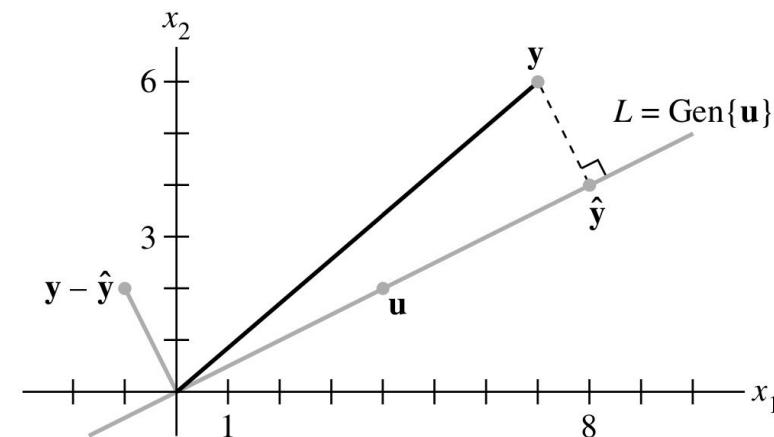
Proyección ortogonal de  $\mathbf{y}$  sobre  $\mathbf{u}$

# Proyecciones Ortogonales

- Más generalmente, cualquier vector en  $\text{Gen}\{\mathbf{u}\}$  es de la forma  $c\mathbf{u}$ . Podemos ver que la proyección de  $\mathbf{y}$  sobre  $c\mathbf{u}$  es la misma que sobre  $\mathbf{u}$

$$L = \text{Gen} \{ \mathbf{u} \}$$

$$\hat{\mathbf{y}} = \text{proj}_L \mathbf{y} = \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}}{\mathbf{u} \cdot \mathbf{u}} \mathbf{u}$$



# Proyecciones Ortogonales: ejercicio

- Encontrar la proyección de  $\mathbf{y}$  sobre  $\mathbf{u}$ . Escribir  $\mathbf{y}$  como la suma de dos vectores ortogonales, uno en  $\text{Gen}\{\mathbf{u}\}$  y otro ortogonal a  $\mathbf{u}$ :

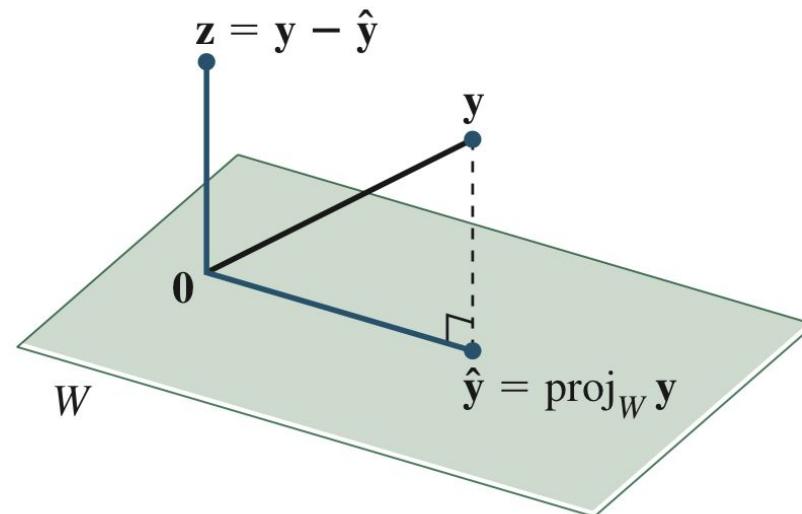
$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} 7 \\ 6 \end{bmatrix} \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} 4 \\ 2 \end{bmatrix}$$

# Proyecciones Ortogonales

- Sea  $W$  un subespacio de  $\mathbb{R}^n$ . Entonces cada  $y$  en  $\mathbb{R}^n$  se puede escribir de manera única en la forma:

$$y = \hat{y} + z$$

$$\begin{cases} \hat{y} \text{ está en } W \\ z \text{ está en } W^\perp \end{cases}$$



# Proyecciones Ortogonales

- Sea  $W$  un subespacio de  $\mathbb{R}^n$ . Entonces cada  $\mathbf{y}$  en  $\mathbb{R}^n$  se puede escribir de manera única en la forma:

$$\mathbf{y} = \hat{\mathbf{y}} + \mathbf{z}$$

- Si  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p\}$  es una base ortogonal de  $W$ :

$$\hat{\mathbf{y}} = \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_1}{\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1} \mathbf{u}_1 + \cdots + \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_p}{\mathbf{u}_p \cdot \mathbf{u}_p} \mathbf{u}_p$$

# Proyecciones Ortogonales: ejercicio

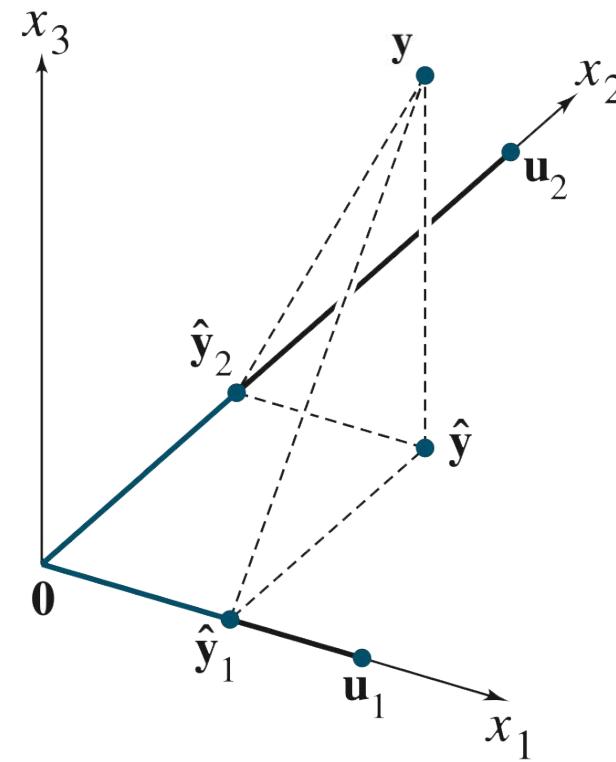
- Escribir el vector  $\mathbf{y}$  como la suma de un vector en  $W$  y un vector ortogonal a  $W$ , donde  $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2$  es una base ortogonal para  $W = \text{Gen}\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2\}$ :

$$\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 2 \\ 5 \\ -1 \end{bmatrix}, \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}$$

# Proyecciones Ortogonales: Interpretación Geométrica

- Cada término es la proyección ortogonal de  $\mathbf{y}$  en los subespacios unidimensionales generados por cada  $\mathbf{u}_i$  en  $W$

$$\hat{\mathbf{y}} = \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_1}{\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1} \mathbf{u}_1 + \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_2}{\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_2} \mathbf{u}_2 = \hat{\mathbf{y}}_1 + \hat{\mathbf{y}}_2$$

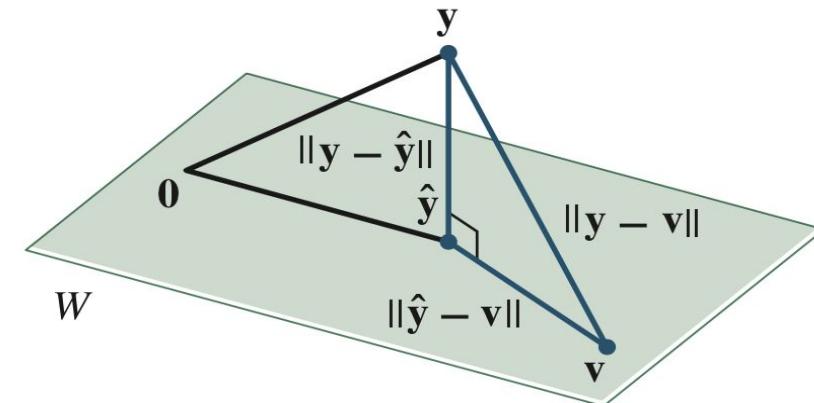


# Proyecciones Ortogonales como mejor aproximación

- Sea  $W$  un subespacio de  $\mathbb{R}^n$ . Sea  $\mathbf{y}$  un vector en  $\mathbb{R}^n$ , y sea  $\hat{\mathbf{y}}$  la proyección ortogonal de  $\mathbf{y}$  en  $W$ , entonces  $\hat{\mathbf{y}}$  es **el punto más cercano a  $\mathbf{y}$  en  $W$** .

$$\|\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}\| < \|\mathbf{y} - \mathbf{v}\|$$

para todo  $\mathbf{v}$  diferente de  $\hat{\mathbf{y}}$



# Proceso de Gram-Schmidt y Factorización QR

# El proceso de Gram-Schmidt

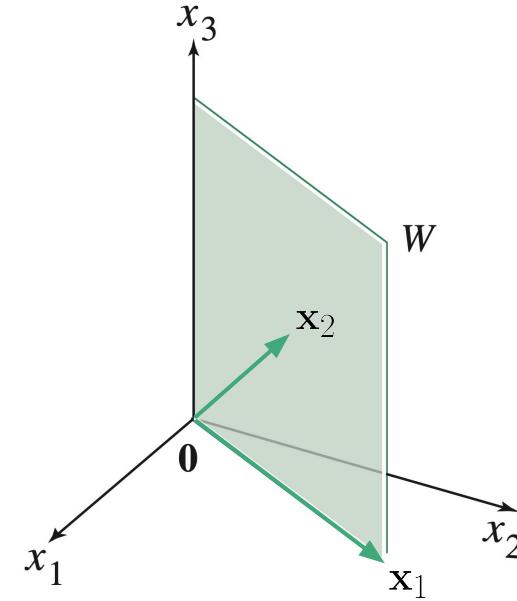
- Sea  $W = \text{Gen} \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2\}$ , encontrar una base ortogonal  $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2\}$ :

$$\mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 6 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{x}_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}$$

# El proceso de Gram-Schmidt

- Sea  $W = \text{Gen} \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2\}$ , encontrar una base ortogonal  $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2\}$ :

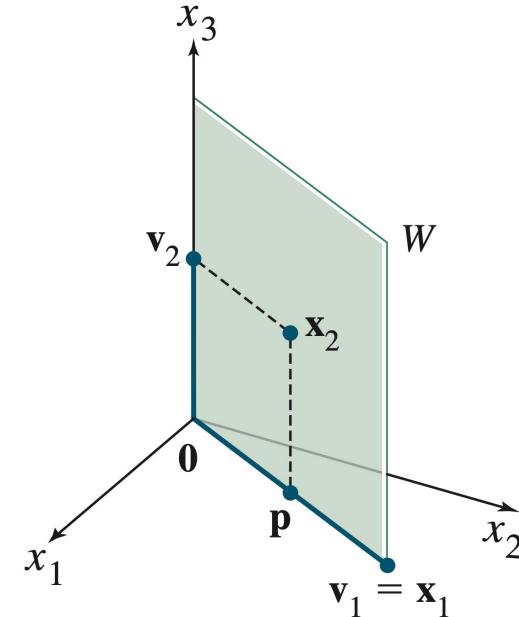
$$\mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 6 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{x}_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}$$



# El proceso de Gram-Schmidt

- Sea  $W = \text{Gen} \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2\}$ , encontrar una base ortogonal  $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2\}$ :

$$\mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 6 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{x}_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}$$



# El proceso de Gram-Schmidt

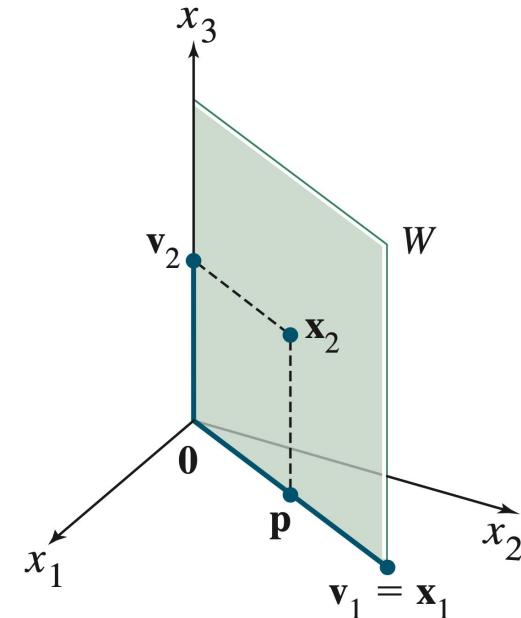
- Sea  $W = \text{Gen} \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2\}$ , encontrar una base ortogonal  $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2\}$ :

$$\mathbf{v}_1 = \mathbf{x}_1$$

$$\mathbf{p} = \text{proj}_{\text{Gen}\{\mathbf{x}_1\}} \mathbf{x}_2 = \frac{\mathbf{x}_2 \cdot \mathbf{x}_1}{\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{x}_1} \mathbf{x}_1$$

$$\mathbf{v}_2 = \mathbf{x}_2 - \mathbf{p} = \mathbf{x}_2 - \frac{\mathbf{x}_2 \cdot \mathbf{x}_1}{\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{x}_1} \mathbf{x}_1$$

$$\mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix} - \frac{15}{45} \begin{bmatrix} 3 \\ 6 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}$$



# El proceso de Gram-Schmidt

- Dada una base  $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_p\}$ , para un espacio  $W$  en  $\mathbb{R}^n$  si definimos:

$$\mathbf{v}_1 = \mathbf{x}_1$$

$$\mathbf{v}_2 = \mathbf{x}_2 - \frac{\mathbf{x}_2 \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} \mathbf{v}_1$$

$$\mathbf{v}_3 = \mathbf{x}_3 - \frac{\mathbf{x}_3 \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} \mathbf{v}_1 - \frac{\mathbf{x}_3 \cdot \mathbf{v}_2}{\mathbf{v}_2 \cdot \mathbf{v}_2} \mathbf{v}_2$$

⋮

$$\mathbf{v}_p = \mathbf{x}_p - \frac{\mathbf{x}_p \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} \mathbf{v}_1 - \frac{\mathbf{x}_p \cdot \mathbf{v}_2}{\mathbf{v}_2 \cdot \mathbf{v}_2} \mathbf{v}_2 - \cdots - \frac{\mathbf{x}_p \cdot \mathbf{v}_{p-1}}{\mathbf{v}_{p-1} \cdot \mathbf{v}_{p-1}} \mathbf{v}_{p-1}$$

- Entonces  $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_p\}$  es una base ortogonal para  $W$ .

# El proceso de Gram-Schmidt

- Dada una base  $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_p\}$ , para un espacio  $W$  en  $\mathbb{R}^n$  si definimos:

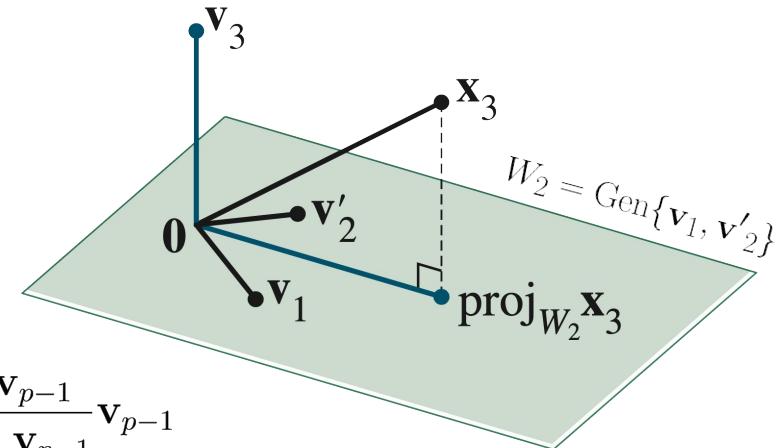
$$\mathbf{v}_1 = \mathbf{x}_1$$

$$\mathbf{v}_2 = \mathbf{x}_2 - \frac{\mathbf{x}_2 \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} \mathbf{v}_1$$

$$\mathbf{v}_3 = \mathbf{x}_3 - \frac{\mathbf{x}_3 \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} \mathbf{v}_1 - \frac{\mathbf{x}_3 \cdot \mathbf{v}_2}{\mathbf{v}_2 \cdot \mathbf{v}_2} \mathbf{v}_2$$

⋮

$$\mathbf{v}_p = \mathbf{x}_p - \frac{\mathbf{x}_p \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} \mathbf{v}_1 - \frac{\mathbf{x}_p \cdot \mathbf{v}_2}{\mathbf{v}_2 \cdot \mathbf{v}_2} \mathbf{v}_2 - \cdots - \frac{\mathbf{x}_p \cdot \mathbf{v}_{p-1}}{\mathbf{v}_{p-1} \cdot \mathbf{v}_{p-1}} \mathbf{v}_{p-1}$$



- Entonces  $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_p\}$  es una base ortogonal para  $W$ .

# Factorización QR

- Sea  $A$  una matriz de  $m \times n$  con columnas linealmente independientes, entonces  $A$  se puede factorizar como  $A=QR$ , donde:
  - $Q$  es una matriz de  $m \times n$  cuyas columnas forman una base ortonormal para columnas de  $A$
  - $R$  es una matriz triangular superior invertible de  $n \times n$  con entradas positivas en su diagonal

# Factorización QR: procedimiento

1. Construir una base ortogonal para  $W = \text{Col } A$  con el procedimiento de Gram-Schmidt.
2. Normalizar los vectores del punto 1 para obtener una base ortonormal.
3. Utilizar los vectores ortonormales como columnas de  $Q$ .
4. Para encontrar  $R$ :
  - a.  $A = QR \rightarrow Q^T A = Q^T QR$
  - b. como  $Q$  es una matriz ortogonal  $\rightarrow Q^T Q = I$
  - c. entonces  $R = Q^T A$

# Factorización QR: ejercicio

- Hallar la factorización QR de  $A$ :

$$A = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 6 & 2 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

# Factorización QR: ejercicio

- Hallar la factorización QR de  $A$ :

$$A = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 6 & 2 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \quad \mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 6 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}$$



I. Base ortogonal para Col A

# Factorización QR: ejercicio

- Hallar la factorización QR de  $A$ :

$$A = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 6 & 2 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \quad \mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} \frac{3}{\sqrt{45}} \\ \frac{6}{\sqrt{45}} \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

2. Base ortonormal para Col A  
(normalizamos)

$$\|\mathbf{v}_1\| = \sqrt{45} \quad \|\mathbf{v}_2\| = 2$$

# Factorización QR: ejercicio

- Hallar la factorización QR de  $A$ :

$$Q = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2] = \begin{bmatrix} \frac{3}{\sqrt{45}} & 0 \\ \frac{6}{\sqrt{45}} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

3. Construimos matriz  $Q$

# Factorización QR: ejercicio

- Hallar la factorización QR de  $A$ :

$$R = Q^T A = \begin{bmatrix} \frac{3}{\sqrt{45}} & \frac{6}{\sqrt{45}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 6 & 2 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \sqrt{45} & \sqrt{5} \\ 0 & 2 \end{bmatrix}}_{4. Construimos matriz R}$$

4. Construimos matriz  $R$

# Factorización QR: ejercicio

- Hallar la factorización QR de  $A$ :

$$A = QR$$

$$\begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 6 & 2 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{3}{\sqrt{45}} & 0 \\ \frac{6}{\sqrt{45}} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{45} & \sqrt{5} \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

# Problemas de Mínimos Cuadrados

# Mínimos cuadrados

- Muchas veces, un sistema lineal  $A \mathbf{x} = \mathbf{b}$  no tiene solución (es inconsistente).
- Podemos pensar en  $A \mathbf{x}$  como **una aproximación** a  $\mathbf{b}$ , y entonces, un sustituto aceptable de solución es un vector  $\mathbf{x}$  que reduce la distancia entre  $A \mathbf{x}$  y  $\mathbf{b}$  lo más posible.

# Mínimos cuadrados

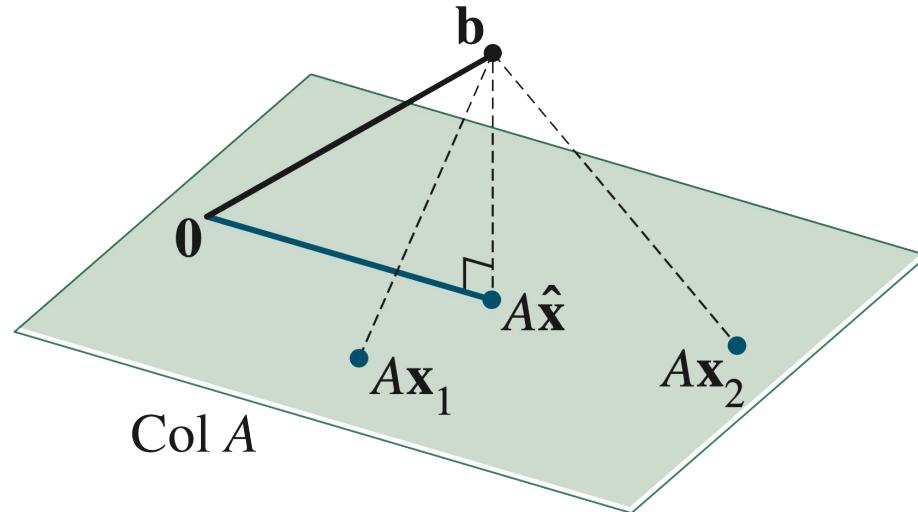
- Si  $A$  es de  $m \times n$ , y  $\mathbf{b}$  está en  $\mathbb{R}^m$ , una solución por mínimos cuadrados de  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  es:

$\hat{\mathbf{x}}$  en  $\mathbb{R}^n$  tal que:

$$\|\mathbf{b} - A\hat{\mathbf{x}}\| \leq \|\mathbf{b} - A\mathbf{x}\| \text{ para todo } \mathbf{x} \text{ en } \mathbb{R}^n$$

# Mínimos cuadrados

- Sin importar que  $\mathbf{x}$  se elija, el vector  $A \mathbf{x}$  que mejor approxima a  $\mathbf{b}$ , necesariamente estará en el espacio columnas,  $\text{Col } A$
- Buscamos un  $\mathbf{x}$  que convierta  $A \mathbf{x}$  en el punto de  $\text{Col } A$  más cercano a  $\mathbf{b}$ .



$$\|\mathbf{b} - \hat{\mathbf{A}}\mathbf{x}\| \leq \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\| \text{ para todo } \mathbf{x} \text{ en } \mathbb{R}^n$$

# Solución al problema de mínimos cuadrados

- Definimos  $\hat{\mathbf{b}}$  :

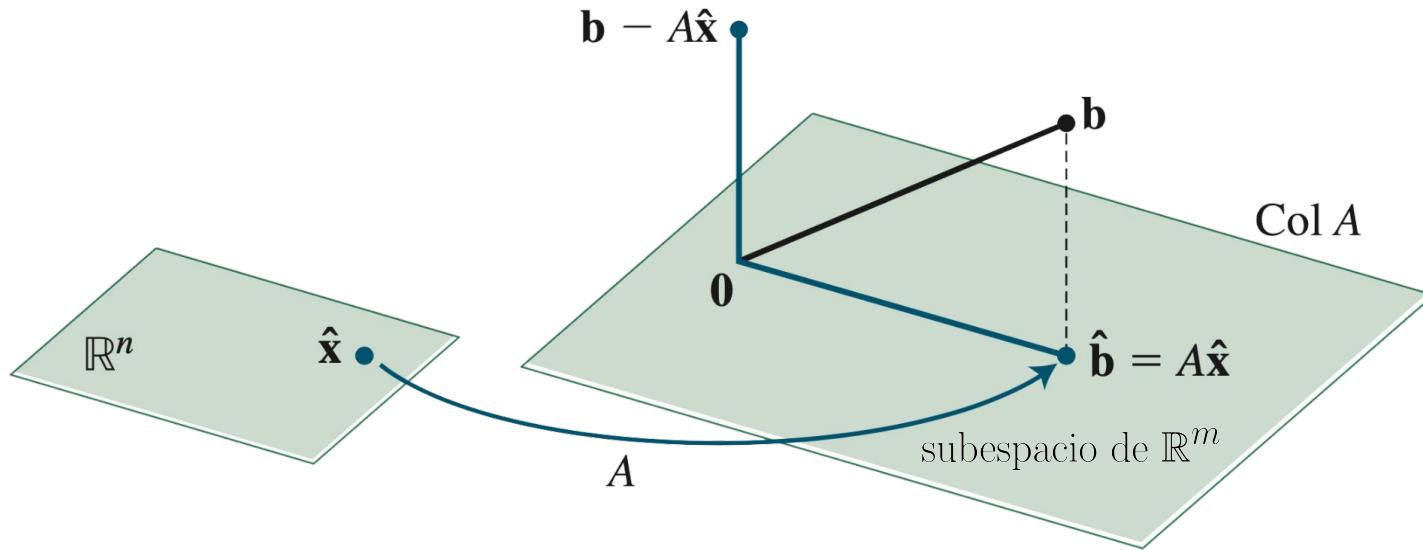
$$\hat{\mathbf{b}} = \text{proj}_{\text{Col } A} \mathbf{b}$$

- Como  $\hat{\mathbf{b}}$  está en el espacio columna de  $A$  ( $\text{Col } A$ ), sabemos que existe una  $\hat{\mathbf{x}}$  en  $\mathbb{R}^n$  tal que:

$$A\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{b}}$$

# Solución al problema de mínimos cuadrados

- Dado que  $\hat{\mathbf{b}}$  es el punto de  $\text{Col } A$  más cercano a  $\mathbf{b}$ , el vector  $\hat{\mathbf{x}}$  es una solución de mínimos cuadrados de  $A \mathbf{x} = \mathbf{b}$ .



# Mínimos cuadrados: Solución

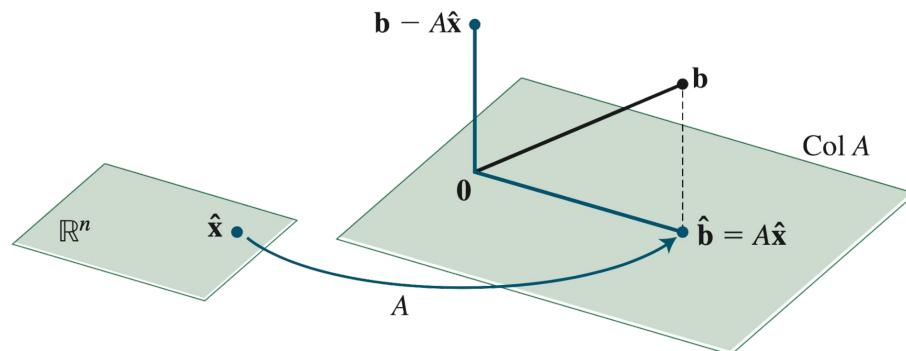
- Según la descomposición ortogonal vista antes:

$$\mathbf{b} - A\hat{\mathbf{x}} \perp \text{Col } A$$

$$A^T(\mathbf{b} - A\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{0}$$

$$A^T\mathbf{b} - A^TA\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{0}$$

$$A^TA\hat{\mathbf{x}} = A^T\mathbf{b}$$



→ Ecuaciones Normales  
(única o infinitas soluciones)

# Mínimos cuadrados: ejercicio

- Encontrar la solución de mínimos cuadrados del siguiente sistema inconsistente:

$$A = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \\ 11 \end{bmatrix}$$

# Mínimos cuadrados: ejercicio

- Encontrar la solución de mínimos cuadrados del siguiente sistema:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} -3 \\ -1 \\ 0 \\ 2 \\ 5 \\ 1 \end{bmatrix}$$

# Mínimos cuadrados: ejercicio

- Encontrar la solución de mínimos cuadrados del siguiente sistema:

$$A^T A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 2 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

# Mínimos cuadrados: ejercicio

- Encontrar la solución de mínimos cuadrados del siguiente sistema:

$$A^T \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -3 \\ -1 \\ 0 \\ 2 \\ 5 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 \\ -4 \\ 2 \\ 6 \end{bmatrix}$$

# Mínimos cuadrados: ejercicio

- Encontrar la solución de mínimos cuadrados del siguiente sistema:

$$A^T A \mathbf{x} = A^T \mathbf{b}$$

$$\begin{bmatrix} 6 & 2 & 2 & 2 & 4 \\ 2 & 2 & 0 & 0 & -4 \\ 2 & 0 & 2 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 0 & 2 & 6 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & -5 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

# Mínimos cuadrados: ejercicio

- Encontrar la solución de mínimos cuadrados del siguiente sistema:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & -5 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow \hat{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} 3 \\ -5 \\ -2 \\ 0 \end{bmatrix} + x_4 \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Infinitas soluciones

# Mínimos cuadrados con solución única

- Sea  $A$  una matriz de  $m \times n$ , los siguientes enunciados son equivalentes:
  - La ecuación  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  tiene una única solución por mínimos cuadrados para todo  $\mathbf{b}$  en  $\mathbb{R}^m$
  - Las columnas de  $A$  son linealmente independientes
  - La matriz  $A^T A$  es invertible
- Cuando estos enunciados son verdaderos, la solución  $\hat{\mathbf{x}}$  de mínimos cuadrados está dada por:

$$\hat{\mathbf{x}} = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b}$$

# Matriz de Proyección

- Dado que:

$$\hat{\mathbf{x}} = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b}$$

entonces siendo  $\hat{\mathbf{b}} = A \hat{\mathbf{x}}$ :

$$\hat{\mathbf{b}} = A(A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b}$$

- A la matriz  $A(A^T A)^{-1} A^T$  de  $m \times m$  se la llama **Matriz de proyección**.