

**RANGO Y NULIDAD.**

*mm* **ESPACIO NULO DE UNA MATRIZ**  $N_A = \{x \in R^n: Ax = 0\}$

**Def:** *Espacio Nulo y Nulidad de una matriz:*  $N_A$  se llama el espacio nulo de A y  $\nu(A) = \dim(N_A)$  se llama nulidad de A. Si  $N_A$  contiene solo al vector cero, entonces  $\nu(A) = 0$

**Teorema:** Sea A un matriz de  $n \times n$ . Entonces A es invertible si y solo si  $\nu(A) = 0$

*mm* **Def:** *Imagen de una matriz.* Sea A un matriz de  $m \times n$ . Entonces la imagen de A, denotada por imagen A, está dada por.

$$\text{Imagen}(A) = \{y \in R^m: Ax = y \text{ para alguna } x \in R^n\}$$

**Teorema:** Sea A una matriz de  $m \times n$ . Entonces imagen de A es un subespacio de  $R^m$

**Def:** *Rango de una matriz.* Sea A una matriz de  $m \times n$ . Entonces el rango de A, denotado por  $\rho(A)$ , está dado por

$$\rho(A) = \dim(\text{Imagen } A)$$

*mm* **Def:** *Espacio de los renglones y espacio de las columnas de una matriz.* Si A es una matriz de  $m \times n$ , sean  $\{r_1, r_2, \dots, r_m\}$  los renglones de A y  $\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$  las columnas de A. Entonces se define.

$$R_A = \text{espacio de los renglones de } A = \text{gen} \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$$

Y

$$C_A = \text{espacio de las columnas de } A = \text{gen} \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$$

*mm* **Teorema:** Para cualquier matriz A,  $C_A = \text{imagen } A$ , es decir, la imagen de una matriz es igual al espacio de sus columnas.

**Teorema:** Si A es una matriz de  $m \times n$ , entonces

$$\dim(R_A) = \dim(C_A) = \dim(\text{Imagen } A) = \rho(A)$$

**Teorema:** Si A es equivalente por renglones a B, entonces  $R_A = R_B$ ,  $\rho(A) = \rho(B)$  y  $\nu(A) = \nu(B)$ .

**Teorema:** El rango de una matriz es igual al número de pivotes en su forma escalonada por renglones.

**Teorema:** Sea  $A$  una matriz de  $m \times n$ . Entonces:

$$\rho(A) + \nu(A) = n$$

Es decir, el rango de  $A$  más nulidad de  $A$  es igual al número de columnas de  $A$ .

**Teorema:** Sea  $A$  una matriz de  $n \times n$ . Entonces  $A$  es invertible si y solo si  $\rho(A) = n$ .

**Teorema:** El sistema  $Ax = b$  tiene al menos una solución si y solo si  $b \in C_A$ . Esto ocurrirá si y solo si  $A$  y la matriz aumentada  $(A : b)$  tiene el mismo rango.

### ESPACIOS CON PRODUCTO INTERNO Y PROYECCIONES.

**Def:** Espacio con producto interno. Un espacio vectorial real  $V$  se llama espacio con producto interno si para cada par ordenado de vectores  $u$  y  $v$  en  $V$ , existen un número real único  $\langle u, v \rangle$  llamado producto interno de  $u$  y  $v$ , tal que si  $u, v$  y  $w$  están en  $V$  y  $\alpha \in \mathbb{R}$  entonces:

i. -  $\langle v, v \rangle \geq 0$

ii. -  $\langle u, u \rangle = 0 \iff u = 0$

iii. -  $\langle u, v + w \rangle = \langle u, v \rangle + \langle u, w \rangle$

iv. -  $\langle u + v, w \rangle = \langle u, w \rangle + \langle v, w \rangle$

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

vi. -  $\langle \alpha u, v \rangle = \langle u, \alpha v \rangle = \alpha \langle u, v \rangle$

**Def:** Sea  $V$  un espacio con producto interno y suponga que  $u$  y  $v$  están en  $V$ . Entonces:

i. -  $u$  y  $v$  son ortogonales si  $\langle u, v \rangle = 0$

ii. - La norma de  $u$ , denotada por  $\|u\| = \sqrt{\langle u, u \rangle}$

**Def:** Conjunto ortonormal. El conjunto de vectores  $\{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$  es un conjunto en  $V$  si

$$i. - \langle v_i, v_j \rangle = 0 \quad \text{para } i \neq j$$

$$ii. - \|u_i\| = \sqrt{\langle u_i, u_i \rangle} = 1$$

**Teorema:** Cualquier conjunto finito de vectores ortogonales diferentes de cero en un espacio con producto interno es linealmente independiente.

**Teorema:** Cualquier conjunto finito linealmente independiente en un espacio con producto interno se puede convertir en un conjunto ortonormal mediante el proceso de Gram-Schmidt. En particular, cualquier espacio con producto interno tiene una base ortonormal.

### **BASES ORTONORMALES Y PROYECCIONES EN $R^n$**

**Def:** Conjunto ortonormal en  $R^n$  se dice que un conjunto de vectores  $S = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$  en  $R^n$  es un conjunto ortonormal si:

$$\begin{cases} u_i \cdot u_j = 0 & \text{si } i \neq j \\ u_i \cdot u_j = 1 & \text{si } i = j \end{cases}$$

**Def:** Longitud o norma de un vector. Si  $v \in R^n$ , entonces la longitud o norma de  $v$ , denotada por  $|v|$  esta dada por

$$\|u_i\| = \sqrt{\langle u_i, u_i \rangle}$$

**TEOREMA:** SEA H UN SUBESPACIO DE DIMENSION  $m$  DE  $R^n$  ENTONCES H TIENE UNA BASE ORTONORMAL.

PROCESO DE GRAM-SCHMIDT.

*Hipótesis:* Sea  $S = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$  una base de  $H$

La base ORTONORMAL que buscamos la llamaremos  $S' = \{U_1, U_2, \dots, U_n\}$  donde los vectores  $U$  cumple con lo siguientes pasos:

$$1. - U_1 = \frac{V_1}{\|V_1\|}$$

El primer vector tiene norma uno (1), ahora debemos proceder a hallar un vector perpendicular al primero para ello

$$2. - V_2' = V_2 - (U_1 \cdot V_2)U_1$$

El vector  $V_2'$  corresponde a un vector perpendicular a  $U_1$ , ahora se procede a que su norma sea unitaria.

$$3. - U_2 = \frac{V_2'}{\|V_2'\|}$$

Ahora el vector tiene norma 1, se procede a hallar los demás vectores restantes de la base con la condición de perpendicularidad a los otros que ya tenemos, para ello se sigue:

$$4. - V_{k+1}' = V_{k+1} - (V_{k+1} \cdot U_1)U_1 - (V_{k+1} \cdot U_2)U_2 - \dots - \dots - (V_{k+1} \cdot U_k)U_k$$

El vector  $V_{k+1}'$  es perpendicular a los vectores de  $S' = \{U_1, U_2, \dots, U_k\}$

$$5. - U_{k+1} = \frac{V_{k+1}'}{\|V_{k+1}'\|}$$

Se sigue buscando los vectores de la base ortonormal hasta que  $k+1 = n$



*Def: Proyección ortogonal:* Sea  $H$  un subespacio del espacio con producto interno  $V$  con una base ortonormal  $s = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$  si  $v \in V$ , entonces la proyección ortogonal de  $v$  sobre  $H$  denotada por  $proy_H v$  esta dado por:

$$proy_H v = (v \cdot u_1)u_1 + (v \cdot u_2)u_2 + (v \cdot u_3)u_3 + \dots + (v \cdot u_k)u_k$$

*Def: Complemento ortogonal.* Sea  $H$  un subespacio del espacio con producto interno  $V$ . Entonces el complemento ortogonal de  $H$ , denotado por:

$$H^\perp = \{x \in V : \langle x, h \rangle = 0\} \text{ para todo } h \in H$$

**Teorema:** Si  $H$  es un subespacio de espacio con producto interno  $V$ , entonces

- i.  $-H^\perp$  es un subespacio de  $V$ .
- ii.  $-H \cap H^\perp = \{0\}$
- iii.  $- \dim(H^\perp) = n - \dim(H)$

*Teorema: Teorema de proyección.* Sea  $H$  un subespacio de dimensión finita del espacio con producto interno  $V$  y suponga que  $v \in V$ . Entonces existe un par único de vectores  $h$  y  $p$  tales que  $h \in H, p \in H^\perp$ , y

$$v = h + p$$

Donde  $h = proy_H v$  y  $p = proy_{H^\perp} v$

*Teorema: Teorema de aproximación de la norma.* Sea  $H$  un subespacio de dimensión finita del espacio con producto interno  $V$  y sea  $v$  un vector en  $V$ . Entonces, en  $H$ ,  $proy_H v$  es la mejor aproximación a  $v$  en el siguiente sentido: si  $h$  es cualquier vector en  $H$ , entonces:

$$\|v - proy_H v\| < \|v - h\|$$

**TRANSFORMACIONES LINEALES.**

*Def: Transformación lineal.* Sean  $V$  y  $W$  espacios vectoriales reales. Una transformación lineal  $T$  de  $V$  en  $W$  es una función que asigna a cada vector  $v \in V$  un vector único  $Tv \in W$  y que satisface, para cada  $u$  y  $v$  en  $V$  y cada escalar  $\alpha$ ,

$$T(u + v) = Tu + Tv$$

Y

$$T(\alpha v) = \alpha Tv$$

**PROPIEDADES DE LAS TRANSFORMACIONES LINEALES: IMAGEN Y NUCLEO.**

**Teorema:** Sea  $T: V \rightarrow W$  una transformación lineal. Entonces para todos los vectores  $u, v, v_1, v_2 \dots v_n$  en  $V$  y todos los escalares  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$

i.  $-T(0) = 0$     *obs: el primer 0 es el vector nulo de  $V$  y el segundo de  $W$*

ii.  $-T(u - v) = Tu - Tv$

iii.  $-T(\alpha_1 v_1 + \alpha_2 v_2 + \dots + \alpha_n v_n) = \alpha_1 T v_1 + \alpha_2 T v_2 + \dots + \alpha_n T v_n$

**Teorema:** Sea  $V$  un espacio vectorial de dimensión finita con base  $B = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ . Sean  $w_1, w_2, \dots, w_n$ ,  $n$  vectores de  $W$  supongamos que  $T_1$  y  $T_2$  son dos transformaciones lineales de  $V$  en  $W$  tal que  $T_1(v_i) = T_2(v_i) = w_i$  entonces  $T_1(v) = T_2(v)$  para cualquier  $v \in V$  es decir  $T_1 = T_2$

**Teorema:** Sea  $V$  un espacio vectorial de dimensión finita con base  $B = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ . Sea  $W$  un espacio vectorial que contiene los vectores  $w_1, w_2, \dots, w_n$ . Entonces existe una transformación lineal única  $T: V \rightarrow W$  tal que  $T(v_i) = w_i$  para  $i = 1, 2, \dots, n$

*Am* **Def: Núcleo e Imagen de una transformación lineal:** Sea  $V$  y  $W$  dos espacio vectoriales y sea  $T: V \rightarrow W$  una transformación lineal. Entonces:

i. -El NUCLEO de  $T$ , denotado por  $nu(T)$ , esta dado por

$$nu(T) = \{v \in V: Tv = 0_w\}$$

ii. -La IMAGEN de  $T$ , denotado por  $imagen(T)$ , esta dado por

$$Imagen(T) = \{w \in W: w = Tv\} \text{ para algun } v \in V$$

**Teorema:** Si  $T: V \rightarrow W$  es una transformación lineal, entonces

i. - $nu(T)$  es un subespacio de  $V$

ii. - $imagen(T)$  es un subespacio de  $W$ .

*n* **Def: Nulidad y rango de una transformación lineal.** Si  $T$  es una transformación lineal de  $V$  en  $W$ , entonces se define

$$Nulidad \text{ de } T = \nu(T) = \dim(nuT)$$

$$Rango \text{ de } T = \rho(T) = \dim(imagenT)$$





**REPRESENTACION MATRICIAL DE UNA TRANSFORMACION LINEAL**

**Teorema:** Sea  $T: R^n \rightarrow R^m$  una transformación lineal. Entonces existe una matriz única de  $m \times n$ ,  $A_T$  tal que

$$T(x) = A_T x \quad \text{para toda } x \in R^n$$



**Teorema:** Sea  $A_T$  la matriz de transformación correspondiente a la transformación lineal T. Entonces:

i.  $-\text{imagen}(T) = \text{imagen } A = C_{A_T}$

ii.  $-\rho(T) = \rho(A_T)$

iii.  $-\text{nu}(T) = N_{A_T}$

iv.  $-\nu(T) = \nu(A_T)$



**AUTOVALORES Y AUTOVECTORES.**



**Def: Autovalor y Autovector.** Sea A una matriz de  $n \times n$  con componentes reales. El número  $\lambda$  real se llama Autovalor de A si existe un vector diferente de cero v en  $R^n$  tal que

$$Av = \lambda v$$

El vector v diferente de cero se llama Autovector correspondiente a  $\lambda$ .

**OBSERVACION.**

$$Av = \lambda v \Rightarrow (A - \lambda I)v = 0$$

Aplicando determinante y como v es diferente de cero

$$\det(A - \lambda I) = 0$$

De esta manera se determinan los autovalores de A



**Teorema:** Sea A una matriz de  $n \times n$ . Entonces  $\lambda$  es un valor propio de A si y solo si

$$p(\lambda) = \det(A - \lambda I) = 0$$

Donde  $p(\lambda)$  se denomina polinomio característico de A.

**Teorema:** Sea  $\lambda$  un autovalor de la matriz  $A$  de  $n \times n$  y sea  $E_\lambda = \{v: Av = \lambda v\}$ . Entonces  $E_\lambda$  es un subespacio de  $\mathbb{R}^n$

**Def: Espacio propio.** Sea  $\lambda$  un valor propio de  $A$ . El subespacio  $E_\lambda$  se llama espacio propio de  $A$  correspondiente al valor propio de  $\lambda$ .

**Teorema:** LOS VECTORES PROPIOS CORRESPONDIENTES A LOS VALORES PROPIOS DISTINTOS SON LI.

*m* **Def: Multiplicidad geométrica.** Sea  $\lambda$  un autovalor de la matriz  $A$ ; entonces la multiplicidad geométrica de  $\lambda$  es la dimensión del espacio propio correspondiente a  $\lambda$ , esto es:

$$\text{Multiplicidad geométrica de } \lambda = \dim(E_\lambda) = v(A - \lambda I)$$

*m* **Teorema.** Sea  $\lambda$  un autovalor de  $A$ . entonces:

$$\text{Multiplicidad geométrica de } \lambda \leq \text{multiplicidad algebraica de } \lambda$$

*m* **Teorema:** Sea  $A$  una matriz de  $n \times n$ ; entonces  $A$  tiene  $n$  vectores propios linealmente independientes si y solo si la multiplicidad geométrica de cada valor propio es igual a su multiplicidad algebraica. En particular,  $A$  tiene  $n$  vectores propios linealmente independientes si todos los valores propios son distintos.

**MATRICES SEMEJANTES Y DIAGONALIZACION.**

*m* **Def. Matrices semejantes.** Se dice que dos matrices  $A$  y  $B$  de  $n \times n$  son semejantes si existe una matriz invertible  $C$  de  $n \times n$  tal que

$$B = C^{-1}AC$$

O

$$CB = AC$$

*f* **Teorema.** Si  $A$  y  $B$  son matrices semejantes de  $n \times n$ , entonces  $A$  y  $B$  tienen el mismo polinomio característico y, por lo tanto, tienen los mismos valores propios.

**Def: Matriz diagonalizable.** Una matriz  $A$  de  $n \times n$  es diagonalizable si existe una matriz diagonal  $D$  tal que  $A$  es semejante a  $D$

*m* **Corolario:** Si la matriz de  $n \times n$ , tiene  $n$  valores propios diferentes, entonces  $A$  es diagonalizable.



## MATRICES SIMÉTRICAS Y DIAGONALIZACIÓN ORTOGONAL.

26

**Teorema:** Si  $A$  es una matriz simétrica  $A = A^t$  real de  $n \times n$ . Entonces los autovalores de  $A$  son reales.

**Teorema:** Sea  $A$  una matriz simétrica real de  $n \times n$ . Si  $\lambda_1$  y  $\lambda_2$  son valores propios diferentes con vectores propios reales correspondientes  $v_1$  y  $v_2$ , entonces  $v_1$  y  $v_2$  son ortogonales.

**Teorema:** Sea  $A$  una matriz simétrica real de  $n \times n$ . Entonces  $A$  tiene  $n$  vectores propios reales ortonormales.

**Def:** *Matriz diagonalizable ortogonalmente.* Se dice que una matriz  $A$  de  $n \times n$  es diagonalizable ortogonalmente si existe una matriz ortogonal  $Q$  tal que

$$Q^t A Q = D$$

Donde  $D = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$  donde  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  son autovalores de  $A$ .

*Una matriz es ortogonal si  $A^{-1} = A^t$*

**Teorema:** Sea  $A$  una matriz real de  $n \times n$ . Entonces  $A$  es diagonalizable ortogonalmente si y solo si  $A$  es simétrica.

### **PROCEDIMIENTO PARA ENCONTRAR UNA MATRIZ DIAGONALIZANTE.**

- i. —Encuentre una base para cada espacio propio de  $A$ .
- ii. —Encuentre una base ortonormal para cada espacio propio de  $A$  usando el proceso de Gram — Schmidt.
- iii. —Escriba la matriz diagonalizante como los vectores obtenido antes.