Geometría y Álgebra Lineal 2

Santiago Sierra

21 de mayo de 2022

Índice

1. Matriz asociada, cambio de base y semejanza

1.1. Representación matricial de una transformación lineal

Se le llama matriz asociada a T en bases A y B a la matriz que representaremos por ${}_B(T)_A$ y cuya i-esima columna son las coordenadas del vector $T(v_1)$ en la base B.
Sea $T : V \to W$ una TL, $A = \{v_1, v_2, \ldots, v_n\}$ una base de V y $B = \{w_1, w_2, \ldots, w_n\}$ una base de W.

$$\begin{array}{l} T(v_1) = a_{11}w_1 + \ldots + a_{m1}w_m \\ T(v_2) = a_{12}w_1 + \ldots + a_{m2}w_m \\ T(v_n) = a_{1m}w_1 + \ldots + a_{mn}w_m \end{array}$$

Es decir:

$$coord_B(T(v_1)) = \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ \vdots \\ a_{m1} \end{pmatrix}, coord_B(T(v_2)) = \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ \vdots \\ a_{m2} \end{pmatrix}, \ldots, coord_B(T(v_n)) = \begin{pmatrix} a_{1n} \\ a_{2n} \\ \vdots \\ a_{mn} \end{pmatrix}$$

Definición 1.1. Se le llama representación matricial de T en las bases A y B o matriz asociada a T en las bases A y B, a la matriz que representaremos por ${}_B(T)_A$ y cuya i-esima columna son las coordenadas del vector $T(v_i)$ en la base B.

$$\begin{aligned} {}_B(T)_A &= \big([\mathrm{coord}_B\, T(v_1)] \quad [\mathrm{coord}_b\, T(v_2)] \quad \cdots \quad [\mathrm{coord}_B\, T(v_n)]\big) \\ &= \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Corolario 1.0.1. La transformación lineal coordenadas es un isomorfismo entre V y $\mathbb{K}^n$

Ejemplo 1.1.
Consideremos la transformación lineal $T : \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}^3$ tal que: $T(x, y) = (4x - 2y, 2x + y, x + y) \;\; \forall (x, y) \in \mathbb{R}$.
Y las bases $A = (1, 0), (0, 1)$ de $\mathbb{R}^2$ y $B = (1, 0, 0), (0, 1, 0), (0, 0, 1)$ de $\mathbb{R}^3$.
Hallar la matriz asociada a T en dichas bases:

1. Hallamos las imágenes de los vectores de la base A:
   $T(1, 0) = (4, 2, 1)$
   $T(0, 1) = (-2, 1, 1)$

2. Calculamos las coordenadas en la base B:
   $$T(1, 0) = (4, 2, 1) = \alpha(1, 0, 0) + \beta(0, 1, 0) + \gamma(0, 0, 1) \to \begin{array}{l} \alpha = 4 \\ \beta = 2 \\ \gamma = 1 \end{array}$$
   $$coord_B(T(1, 0)) = \begin{pmatrix} 4 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$
   $$T(0, 1) = (-2, 1, 1) = \alpha(1, 0, 0) + \beta(0, 1, 0) + \gamma(0, 0, 1) \to \begin{array}{l} \alpha = -2 \\ \beta = 1 \\ \gamma = 1 \end{array}$$

3. Tenemos que ${}_B(T)_A = \begin{pmatrix} 4 & -2 \\ 2 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$

Corolario 1.0.2. Sea $T : V \to W$, $dim(V) = n$ y $dim(W) = m$, la matriz asociada tiene dimensión $m \times n$.

La matriz ${}_B(T)_A$ queda completamente determinada conocidas la transformación lineal T y las bases A y B del dominio y codominio respectivamente.
Recíprocamente, dada una matriz M de tamaño $m \times n$ y dos bases A y B de los espacios V y W respectivamente, queda completamente determinada una transformación lineal T tal que ${}_B(T)_A = M$.
En efecto, conociendo la matriz M, sus columnas son las coordenadas en la base B de las imágenes de dos vectores de la base A, esto nos permite conoces las imágenes de los vectores de la base A y esto es suficiente para determinar T.

Ejemplo 1.2.
Hallar la transformación lineal $T : \mathbb{R}^3 \to \mathbb{R}^2$ sabiendo que ${}_B(T)_A = \begin{pmatrix} 2 & 3 & -1 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix}$, donde $A = \{(1,0,1),(2,0,0),(0,1,0)\}$ es base de $\mathbb{R}^3$ y $B = \{(2,-1),(0,2)\}$ es base de $\mathbb{R}^2$.
$coord_B(T(1,0,1)) = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$
$coord_B(T(2,0,0)) = \begin{pmatrix} 3 \\ 0 \end{pmatrix}$
$coord_B(T(0,1,0)) = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \end{pmatrix}$
$T(1,0,1) = 2(2,-1) + 1(0,2) = (4,0)$
$T(2,0,0) = 3(2,-1) + 0(0,2) = (6,-3)$
$T(0,1,0) = -1(2,-1) + 2(0,2) = (-2,5)$

$$(x,y,z) = \alpha(1,0,1) + \beta(2,0,0) + \gamma(0,1,0) = (\alpha + 2\beta, \gamma, \alpha) \to \begin{array}{c} \alpha = z \\ \gamma = y \\ \beta = \frac{x-z}{2} \end{array}$$

$(x,y,z) = z(1,0,1) + \frac{x-z}{2}(2,0,0) + y(0,1,0)$
Por linealidad de T:

$$\begin{aligned} T(x,y,z) &= zT(1,0,1) + \tfrac{x-z}{2}T(2,0,0) + yT(0,1,0) \\ &= z(4,0) + \tfrac{x-z}{2}(6,-3) + y(-2,5) \\ &= (3x - 2y + z, -\tfrac{3}{2}x + 5y + \tfrac{3}{2}z) \end{aligned}$$

Teorema 1.1. Sean V, W espacios vectoriales sobre un mismo cuerpo $\mathbb{K}$, $A = \{v_1, v_2, \ldots, v_n\}$ y $B = \{w_1, w_2, \ldots, w_n\}$ bases ordenadas de V y W respectivamente y $T : V \to W$ una transformación lineal, entonces se cumple que:

$$coord_B(Tv) = {}_B(T)_A \; coord_A(v)$$

Ejemplo 1.3. Dado $T : \mathbb{R}^3 \to \mathbb{R}^3$ y las bases $A = B = \{(1,0,0),(1,1,0),(1,1,1)\}$ tal que

$${}_B(T)_A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \\ 3 & 4 & 1 \end{pmatrix}$$

Hallar $T(2,0,1)$

$$(2,0,-1) = \alpha(1,0,0) + \beta(1,1,0) + \gamma(1,1,1) = (\alpha+\beta+\gamma, \beta+\gamma, \gamma) \to \begin{array}{c} \alpha = 2 \\ \beta = 1 \\ \gamma = -1 \end{array}$$

$$coord_B(T(2,0,1)) = {}_B(T)_A \; coord_A(2,0,1) = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \\ 3 & 4 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 \\ 9 \end{pmatrix}$$

$$T(2,0,1) = 1(1,0,0) + 4(1,1,0) + 9(1,1,1) = (14,13,9)$$

1.2. Matriz asociada y operaciones con transformaciones

Teorema 1.2. Sean dos transformaciones lineales $T : V \to W$ y $S : V \to W$.
Sea $B = \{v_1, \dots, v_n\}$ base de V y $E = \{w_1, \dots, w_m\}$ base de W. Entonces:

$$_E(T + S)_B =_E (T)_B +_E (S)_B$$

Teorema 1.3. Sea $T : V \to W$ una transformación lineal y α un escalar de $\mathbb{K}$.
Sea $B = \{v_1, \dots, v_n\}$ base de V y $E = \{w_1, \dots, w_m\}$ base de W. Entonces:

$$_E(\lambda T)_B = \lambda \ _E(T)_B$$

Teorema 1.4. Sean U, V y W espacios vectoriales con $dim(U) = s$, $dim(V) = n$ y $dim(W) = t$, y las transformaciones lineales $S : U \to V$ y $T : V \to W$.
Sea $A = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, $B = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ y $C = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ bases de U, V y W respectivamente. Entonces la matriz asociada a la composición $T \circ S$ es el producto de las matrices asociadas.

$$_C(T \circ S)_A = \ _C(T)_B \ _B(S)_A$$

Observación: Sea $T : V \to W$ un isomorfismo, $T^{-1} : W \to V$ su inversa, B y B' bases de V y W respectivamente. Como $T \circ T^{-1} = Id_W$ se cumple:

$$_{B'}(T)_B \ _B(T^{-1})_{B'} = \ _{B'}(Id_W)_{B'} = I$$

También $T \circ T^{-1} = Id_V$ por lo que

$$_B(T^{-1})_{B'} \ _{B'}(T)_B = \ _B(T)_B = I$$

Por lo que deducimos que la matriz asociada a la transformación inversa es la inversa de la matriz asociada a la transformación:

$$_{B'}(T)_B = A \to \ _B(T^{-1})_{B'} = A^{-1}$$

Observar también $dim(V) = dim(W)$

1.3. Cambio de bases

Sean $A = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ y $A' = \{v_1', v_2', \dots, v_n'\}$ del espacio V e $I : V \to V$ la transformación identidad.

Definición 1.2. Llamaremos matriz de cambio de base de la base ("vieja") A a la base ("nueva") A' a la matriz:

$$_{A'}(I)_A$$

Teorema 1.5. Sean A y A' bases del espacio vectorial V. Entonces

$$coord_{A'}(v) = \ _{A'}(I)_A coord_A(v)$$

Teorema 1.6. Sean V y W espacios vectoriales sobre un mismo cuerpo $\mathbb{K}$ y A, A' bases de V y B, B' bases de W y $T : V \to W$ una transformación lineal. Entonces:

$$_{B'}(T)_{A'} = \ _{B'}(I_W)_B \ _B(T)_A \ _A(I_V)_{A'}$$

Donde $I_V : V \to V$ y $I_W : W \to W$ son las transformaciones lineales identidad en V y W respectivamente.

Teorema 1.7. Sea V un espacio vectorial sobre un mismo cuerpo $\mathbb{K}$, A y A' bases de V, $I : V \to V$ la transformación lineal identidad. Entonces:

1. $_{A'}(I)_A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}$ (Matriz identidad)
2. $_{A'}(I)_A$ es invertible y $[_{A'}(I)_A]^{-1} = \ _A(I)_{A'}$

1.4. Transformaciones y matrices semejantes

Definición 1.3. Operador lineal.
Sea V un espacio vectorial de dimensión finita sobre un cuerpo $\mathbb{K}$. Llamaremos operador en V a toda transformación lineal $T : V \to V$; o sea, operador es una transformación lineal de un espacio vectorial en si mismo.

Definición 1.4. Sean A y $B \in M(\mathbb{K})_{n\times n}$. Diremos que A y B son semejantes cuando existe $P \in M(\mathbb{K})_{n\times n}$ invertible tal que $B = P^{-1}AP$.'

Teorema 1.8. Dadas A y $B \in M(\mathbb{K})_{n\times n}$. Las matrices A y B son semejantes si y solo si son matrices asociadas a un mismo operador T en V.

Teorema 1.9. Sean A y B matrices semejantes en $M(\mathbb{K})_{n\times n}$. Entonces:

1. $rango(A) = rango(B)$
2. $traza(A) = traza(B)$
3. $det(A) = det(B)$

Corolario 1.9.1. No vale el reciproco de la proposición anterior, pues para $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ y $B = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$.
Se cumple que $rango(A) = rango(B) = 2$, $traza(A) = traza(B) = 2$ y $det(A) = det(B) = 1$.
Sin embargo, no existe P invertible tal que $B = P^{-1}AP$, es decir, A y B no son semejantes. Esto lo podemos observar ya que A es la matriz asociada al operador identidad y B es la matriz asociada a operadores que no son la identidad.

2. Diagonalización

2.1. Valores, Vectores y Subespacios propios

Definición 2.1. Valor y vector propio.
Sea V un espacio vectorial sobre el conjunto de escalares $\mathbb{K}$ y $T : V \to V$ un operador lineal.
Llamamos vector propio de T asociado al valor propio $\lambda \in \mathbb{K}$ a todo vector $v \neq \vec{0}$ tal que $T(v) = \lambda v$.

Corolario 2.0.1.

- El vector nulo se excluye de la definición anterior, pues $T(\vec{0}) = \lambda\vec{0} = \vec{0}$, $\forall\lambda \in \mathbb{K}$ y consecuentemente todo escalar resultaría valor propio.
- Dada una transformación lineal, los valores propios son números del cuerpo $\mathbb{K}$, sobre el que esta definido el espacio vectorial.
- Si v es vector propio de T asociado al valor propio λ, entonces para cualquier escalar α no nulo, αv también lo es, pues:
$$T(\alpha v) = \alpha T(v) = \alpha\lambda v = \lambda(\alpha v)$$

Definición 2.2. Subespacio propio.
El subespacio S_λ es llamado subespacio propio asociado al valor propio λ.

Sea T y λ un valor propio de T, definimos el subespacio propio como

$$S_\lambda = \{v \in V : T(v) = \lambda v\}$$

En estas condiciones,
$$S_\lambda = N(T - \lambda Id)$$

Propiedades de los valores propios:

1. Si T es invertible y λ un valor propio de T, entonces λ^{-n} es valor propio de T^{-n} $\forall n \in \mathbb{N}$.
2. Si λ es valor propio de T, entonces λ^{n} es valor propio de T^{n} $\forall n \in \mathbb{N}$.
3. 0 es valor propio de T si y solo si T no es invertible.
4. A y A^T tienen igual polinomio característico, valores propios y vectores propios.
5. La suma de los valores propios es igual a la $traza(A)$.
6. El producto de los valores propios es igual al $det(A)$.

2.2. Cálculo de valores y vectores propios.

Definición 2.3. Polinomio, ecuación y raíces característica.
Se llama polinomio característico de una matriz cuadrada A al polinomio $X_A(\lambda)$. Se le llama ecuación característica a $X_A(\lambda) = 0$, y raíces características de A a todas las soluciones del polinomio.
Siendo $X_A(\lambda) = det(A - \lambda Id)$

Corolario 2.0.2. Sea A una matriz $n \times n$, su polinomio característico es de grado n en λ, y su termino independiente coincide con del $det(A)$.

Calcular los valores propios de una matriz $A = {}_B(T)_B$ es hallar las raíces del polinomio característico. Una vez se obtenidos los valores propios, podemos hallar los vectores propios con el sistema de ecuaciones $(A - \lambda Id)\,\vec{v} = 0$.

Corolario 2.0.3. Sean A, $B \in M\left(\mathbb{R}\right)_{n\times n}$ dos matrices semejantes.
Entonces $X_A(\lambda) = X_B(\lambda)$, por lo tanto, tienen iguales valores propios.
Observar que esto es una condición necesaria, pero no suficiente para asegurar la semejanza entre matrices.

Definición 2.4. Polinomio característico de un operador lineal.
Sea V un espacio vectorial de dimensión finita, $T : V \to V$ un operador lineal. Llamamos polinomio característico de T al polinomio característico de cualquier matriz asociada a T.
De misma manera se define la ecuación características raíces características de un operador.
Lo denotamos por X_T.

Teorema 2.1. Sea $A = {}_B(T)_B$, la matriz asociada en la base B a la transformación lineal $T : V \to V$. Entonces v es vector propio de T con valor propio λ si y solo si las coordenadas de v en la base B son una solución no trivial del sistema:

$$(A - \lambda Id)\, coord_B\left(v\right) = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

Teorema 2.2. Sea V un espacio vectorial sobre el cuerpo $\mathbb{K}$, $T : V \to V$ un operador lineal; B una base de V y $A = {}_B(T)_B$. Entonces λ es valor propio de T si y solo si $\lambda \in \mathbb{K}$ y $det\left(A - \lambda Id\right) = 0$.
Es decir, los valores propios de la matriz asociada y del operador lineal se comparten.

Ejemplo 2.1. Practico 2 Ejercicio 3

Se considera la matriz $A = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$ y la transformación lineal $T : \mathbb{R}^3 \to \mathbb{R}^3$ tal que ${}_B(T)_B = A$, donde $B = \{(1,0,0),(1,1,0),(1,1,1)\}$.

1. Hallar los valores propios y los subespacios propios de A.

2. Hallar los valores propios y los subespacios propios de T.

1.

$$det\,(A - \lambda Id) = \begin{vmatrix} -\lambda & 2 & 0 \\ 2 & -\lambda & 0 \\ 0 & 0 & 2-\lambda \end{vmatrix} = (2-\lambda) \begin{vmatrix} -\lambda & 2 \\ 2 & -\lambda \end{vmatrix} = (2-\lambda)\left(\lambda^2 - 4\right) \to \lambda = \pm 2 \text{ Valores propios.}$$

$$S_2 = \begin{pmatrix} -2 & 2 & 0 \\ 2 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = 0 \to -2x + 2y = 0 \to x = y$$

$$S_2 = \left\{(x,y,z) \in \mathbb{R}^3 : x = y\right\} = \{(1,1,0),(0,0,1)\} \text{ Subespacio propio.}$$
$$S_2 \xrightarrow{b} (x,x,z) = x \underbrace{(1,1,0)}_{\text{Vector propio}} + z \underbrace{(0,0,1)}_{\text{Vector propio}}$$

$$S_{-2} = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = 0 \to \begin{matrix} z = 0 \\ x = -y \end{matrix}$$

$$S_{-2} = \left\{(x,y,z) \in \mathbb{R}^3 : x = -y \wedge z = 0\right\} = \{(1,-1,0)\} \text{ Subespacio propio.}$$
$$S_{-2} \xrightarrow{b} (x,-x,0) = x \underbrace{(1,-1,0)}_{\text{Vector propio}}$$

2. Sabemos que se comparten los valores propios de la matriz asociada y de la transformación lineal, por lo tanto también son $\lambda = \pm 2$.

Y tenemos por el Teorema 2.1 que:
$coord_B(v_1) = (1,1,0) \to v_1 = 1\,(1,0,0) + 1(1,1,0) + 0\,(1,1,1) = (2,1,0)$
$coord_B(v_2) = (0,0,1) \to v_2 = 0(1,0,0) + 0(1,1,0) + 1(1,1,1) = (1,1,1)$
Por lo tanto, $S_2 = \{(2,1,0),(1,1,1)\}$
$coord_B(v_3) = (1,-1,0) \to v_3 = 1(1,0,0) - 1(1,1,0) + 0(1,1,1) = (0,-1,0)$
Por lo tanto, $S_{-2} = \{(0,-1,0)\}$

2.3. Transformaciones y Matrices diagonalizables.

Definición 2.5. Transformaciones lineales diagonalizables
Sea $T : V \to V$ una transformación lineal. Se le llama diagonalizable si existe alguna base B tal que la matriz ${}_B(T)_B$ es una matriz diagonal, es decir, una matriz en la que todos los términos fuera de su diagonal principal son nulos.

Definición 2.6. Matrices diagonalizables Una matriz cuadrada se llama diagonalizable si es semejante a una matriz diagonal.

Ejemplo 2.2. Sea $T : \mathbb{R}^3 \to \mathbb{R}^3$ definida por: $T(x, y, z) = \begin{pmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ -1 & -2 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$. Si se elige como base de $\mathbb{R}^3$ a $B' = \{(0, 1, -1), (0, 0, 1), (1, 0, -1)\}$ resulta:

$$T(0, 1, -1) = \begin{pmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ -1 & -2 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 4 \\ -4 \end{pmatrix}$$

O sea, $T(0, 1, -1) = 4(0, 1, -1) + 0(0, 0, 1) + 0(1, 0, -1)$.
Análogamente tenemos:
$T(0, 0, 1) = (0, 0, 2) = 0(0, 1, -1) + 2(0, 0, 1) + 0(1, 0, -1)$
$T(1, 0, -1) = (3, 0, -3) = 0(0, 1, -1) + 0(0, 0, 1) + 3(1, 0, -1)$
Entonces ${}_B(T)_B = \begin{pmatrix} 4 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}$, por lo tanto T es diagonalizable.

Teorema 2.3. T es diagonalizable si y solo si existe alguna base de V constituida por vectores propios de T. En este caso la matriz asociada en una base de vectores propios (tomada como base de partida y llegada) es diagonal.

Corolario 2.3.1. Si T es diagonalizable, su forma diagonal

$$\begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{pmatrix}$$

es única a menos del orden de $\lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_n$ que son los valores propios de T.

Teorema 2.4. Una matriz $A \in M_{n\times n}$ es diagonalizable si tiene n vectores propios linealmente independientes.

Teorema 2.5. Sea $T : V \to V$ una transformación lineal; $\lambda_1, \ldots \lambda_n$ valores propios dos a dos distintos; y $v_1, v_2, \ldots, v_n$ vectores propios correspondientes a cada uno de los valores propios anteriores. Entonces, $\{v_1, v_2, \ldots, v_n\}$ es un conjunto linealmente independiente.

Corolario 2.5.1. Si $dim(V) = n$, $T : V \to V$ tiene n valores propios todos distintos entonces T es diagonalizable.
De todas maneras, el reciproco de lo anterior es falso, puede ser diagonalizable teniendo valores propios iguales, un contra ejemplo es el siguiente.

Ejemplo 2.3. ¿Es diagonalizable la matriz $A = \begin{pmatrix} 2 & -5 & 0 \\ 0 & 7 & 0 \\ 0 & -5 & 2 \end{pmatrix}$?

$$det(A - \lambda Id) = \begin{vmatrix} 2-\lambda & -5 & 0 \\ 0 & 7-\lambda & 0 \\ 0 & -5 & 2-\lambda \end{vmatrix} = (2-\lambda)^2(7-\lambda)$$

Entonces $\begin{matrix} \lambda = 2 & \text{raíz doble} \\ \lambda = 7 & \end{matrix}$

Para $\lambda = 2$, los vectores propios asociados (x, y, z) cumplen la ecuación $y = 0$.
Por lo tanto $S_2 = \{(x, 0, z) \in \mathbb{R}^3\}$
Para $\lambda = 7$ los vectores propios verifican el sistema

$$\begin{cases} -5x - 5y = 0 \\ -5y - 5z = 0 \end{cases} \to x = -y = z$$

Por lo tanto $S_7 = \{(x, -x, x) \in \mathbb{R}^3\}$.
Resulta entonces que $\{(1, 0, 0), (0, 0, 1), (1, -1, 1)\}$ es una base de vectores propios de A, y por lo tanto A resulta diagonalizable. Una forma diagonal es $D = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 7 \end{pmatrix}$.

Definición 2.7. Multiplicidad algébrica.
Sea λ un valor propio de $A = {}_B(T)_B$, la multiplicidad algebraica es el numero de factores $(\lambda - t)$ en el polinomio característico tras la factorización.
Lo denotamos como $ma(\lambda)$

Ejemplo 2.4. Sea $X_A(\lambda) = (\lambda - 1)(\lambda - 4)(\lambda - 3)^2$, $ma(1) = 1$, $ma(4) = 1$, $ma(3) = 2$

Definición 2.8. Multiplicidad geométrica.
La multiplicidad geométrica de un valor propio es la dimensión del espacio propio asociado.
Lo denotamos como $mg(\lambda)$, y lo podemos calcular como, $mg(\lambda) = n - rango(A - \lambda Id)$.
Siendo $A \in M_{n \times n}$

Corolario 2.5.2. Para cualquier valor propio λ se cumple que $1 \leq mg(\lambda) \leq ma(\lambda) \leq n$

Teorema 2.6. T es diagonalizable si y solo si los valores propios pertenecen al cuerpo y ademas se cumple que $ma(\lambda) = mg(\lambda)$.

Teorema 2.7. Si una matriz A es diagonalizable, existe P invertible (cuyas columnas son los vectores propios de A) tal que $P^{-1}AP = D \to A = PDP^{-1}$, donde D es una matriz diagonal.

Volviendo al ejemplo anterior, podemos probar si $A = PDP^{-1}$, siendo $P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$.

Teorema 2.8. Para hallar A^n basta calcular $A^n = PD^nP^{-1}$.
Siendo D^n de la forma $\begin{pmatrix} \lambda_1^n & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2^n & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_m^n \end{pmatrix}$

2.4. Teorema de Gershgorin

Definición 2.9. Dada una matriz $A = (a_{ij}) \in M(\mathbb{C})_{n\times n}$ llamaremos r_i a la suma de los módulos de las entradas de la fila i-esima de A, exceptuando la entrada ubicada en la diagonal.

$$r_i = \sum_{j\neq i} |a_{ij}|$$

Sea C_i el disco de centro a_{ii} y radio r_i

$$C_i = \{z \in \mathbb{C} : |z - a_{ii}| \leq r_i\}$$

Teorema 2.9. Teorema de Gershgorin
Sea $A \in M(\mathbb{C})_{n\times n}$

1. Si λ es valor propio de A entonces $\lambda \in \cup_i C_i$.
   Es decir, cada valor propio se encuentra en algún circulo C_i

2. Si $M = C_{i_1} \cup \cdots \cup C_{i_m}$ es disjunta con la unión de los restantes discos, entonces en M hay exactamente m valores propios de A.

Corolario 2.9.1. Como A y A^T comparten los valores propios, podemos analizar tanto las filas como las columnas para aproximar mejor los valores propios.

Ejemplo 2.5. Consideremos $A = \begin{pmatrix} 10 & 1 & -1 \\ 3 & 25 & 0 \\ 2 & 1 & 32 \end{pmatrix}$.
Para esta matriz como $a_{11} = 10 + 0i$ el circulo va a ser de centro (10,0), en un caso que sea de la forma $a_{nn} = x + yi$ el circulo va a ser de centro (x, y), $r_1 = |1| + |-1| = 2$, $a_{22} = 25$, $r_2 = 3$, $a_{33} = 32$ y $r_3 = 3$, por lo tanto

$$C_1 = \{z \in \mathbb{C} : |z - 10| \leq 2\}$$
$$C_2 = \{z \in \mathbb{C} : |z - 25| \leq 3\}$$
$$C_3 = \{z \in \mathbb{C} : |z - 32| \leq 3\}$$

En este caso como los centros de todos los círculos están sobre el eje real, todos los valores propios van a ser reales.
Tenemos que los valores propios van a estar en los intervalos $[8, 12], [22, 28], [29, 35]$, y como los círculos son disjuntos, tenemos que son 3 valores propios todos distintos, por lo que tenemos que A es diagonalizable.

3. Forma Canónica de Jordan

3.1. Subespacios invariantes

Definición 3.1. Dado un operador $T : V \to V$ decimos que un subespacio W es invariante si $T(W) \subset W$. Es decir si hay un vector $v \in W$, entonces $T(v) \in W$

Corolario 3.0.1. Sean V un espacio de dimensión finita, $T : V \to V$ una transformación lineal y W un subespacio invariante. Entonces existe una base B de V tal que

$$_B(T)_B = \left(\begin{array}{c|c} A & B \\ \hline 0 & C \end{array}\right)$$

Corolario 3.0.2. Si $V = U \oplus W$ y ambos subespacios son invariantes, entonces existe una base donde

$$_B(T)_B = \left(\begin{array}{c|c} A & 0 \\ \hline 0 & C \end{array}\right)$$

El caso mas sencillo de subespacio invariante es cuando $v \neq 0$ es vector propio, en ese caso el subespacio generado por v es invariante.

3.2. Forma Canónica de Jordan

Definición 3.2. Sub-bloque de Jordan.
Se le llama sub-bloque de Jordan de un valor propio λ y tamaño $k \times k$ de la forma

$$SJ_k(\lambda) = \begin{pmatrix} \lambda & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 1 & \lambda & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \ddots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & \lambda \end{pmatrix}$$

Ejemplo 3.1. El sub-bloque de Jordan de tamaño 3 y valor propio 2 es:

$$SJ_3(2) = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

Definición 3.3. Bloque de Jordan.
Se llama bloque de Jordan de tamaño $m \times m$ y valor propio λ a una matriz cuadrada $m \times m$ por

- Uno o mas bloques de Jordan de distintos o igual tamaño con el mismo valor propio.
- Ceros en los restantes términos del ejemplo del bloque.

Ejemplo 3.2. Un bloque de Jordan de tamaño 5 y valor propio 2 puede ser:

$$J(2) = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

Teorema 3.1. Forma Canónica de Jordan. Sean V un espacio vectorial de dimensión n sobre el cuerpo $\mathbb{K}$ y T un operador lineal tal que su polinomio característico

$$X_T(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{m_1}(\lambda - \lambda_2)^{m_2} \dots (\lambda - \lambda_q)^{m_q}$$

Entonces existe una base B de V tal que

$$_B(T)_B = \begin{pmatrix} J(\lambda_1) & & & \\ & J(\lambda_2) & & \\ & & \ddots & \\ & & & J(\lambda_q) \end{pmatrix}$$

Donde cada bloque $J(\lambda_i)$ es un bloque de Jordan de valor propio λ_i, cuyo tamaño es su magnitud algebraica.

Corolario 3.1.1. Supongamos que λ es un valor propio de una transformación lineal T. Entonces la cantidad de sub-bloques de Jordan de valor propio λ es igual a la multiplicidad geométrica de λ.
Un sub-bloque debe también terminar siempre con una columna correspondiente a un vector propio, y por lo tanto la cantidad de sub-bloques coincide con la cantidad de vectores propios que existan en la base B.

Ejemplo 3.3. Hallar bases de Jordan
Sea un operador lineal de $\mathbb{R}^3$ cuya matriz asociada en la base canónica es

$$A = \begin{pmatrix} 2 & -4 & 1 \\ 0 & 7 & 0 \\ 0 & -5 & 2 \end{pmatrix}$$

no es diagonalizable.
Sus valores propios son 2 y 7, $S_2 = \{(1,0,0)\}$ y $S_7 = \{(1,-1,1)\}$ y $ma(2) = 2$. En consecuencia, la forma de Jordan es

$$J = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 7 \end{pmatrix}$$

Para calcular una base de Jordan $\{v_1, v_2, v_3\}$ de $\mathbb{R}^3$ asociada al operador, observemos que $Av_1 = 2v_1 + v_2$, $Av_2 = 2v_2$ y $Av_3 = 7v_3$. Por lo tanto v_2 y v_3 son vectores propios asociados a 2 y 7 respectivamente, por lo cual podemos elegir $v_2 = (1,0,0)$ y $v_3 = (1,-1,1)$. Ahora podemos decir que $v_1 = (x,y,z)$. Como sabemos que $Av_1 = 2v_1 + v_2$ por lo tanto $(A - 2I)v_1 = v_2$, entonces:

$$(A - 2I)v_1 = \begin{pmatrix} 0 & -4 & 1 \\ 0 & 5 & 0 \\ 0 & -5 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Resolviendo el sistema tenemos que $v_1 = (x,0,1)$ con $x \in \mathbb{R}$, entonces podemos elegir $v_1 = (0,0,1)$, por lo cual tenemos que la base de Jordan B resulta $B = \{(0,0,1),(1,0,0),(1,-1,1)\}$.

3.3. Teorema de Cayley-Hamilton

Un operador T o una matriz A verifican su polinomio característico, esto significa que, ya sea el operador $X_T(T)$ es el operador nulo o que $X_A(A)$ es la matriz nula.

Teorema 3.2. Sea $T : V \to V$ un operador, λ un valor propio, v un vector propio asociado a λ y $P(x)$ un polinomio. Entonces se cumple que el vector v es vector propio del operador $P(T)$ con valor propio $P(\lambda)$.

Corolario 3.2.1. Sea $P(x) = X_T(x)$ el polinomio característico de T, y μ un valor propio y v un vector asociado a μ, entonces:

$$X_T(T)(v) = X_T(\mu)v = 0v = 0$$

Para transformaciones no diagonalizables hay que tener mas cuidado. Podemos observar que si μ es valor propio, el polinomio característico se factoriza como

$$X_T(x) = (x - \mu)P(x)$$

Por lo tanto, $X_T(T) = (T - \mu Id)P(T)$. Como v es vector propio asociado a μ, tenemos

$$X_T(T)(v) = P(T)(Tv - \mu v) = 0$$

Cuando v no es vector propio, debemos proceder de otra manera.

Corolario 3.2.2. Dados un operador T en V y v un vector no nulo en V. Entonces existe $k \in \mathbb{N}$ que cumple que

$$\begin{array}{ll} \left\{v, T(v), \ldots, T^k(v)\right\} & \text{Es linealmente independiente} \\ \left\{v, T(v), \ldots, T^k(v), T^{k+1}(v)\right\} & \text{Es linealmente dependiente} \end{array}$$

Definición 3.4. Notamos con $[v]_T$ al subespacio generador por $\{v, T(v), \ldots, T^k(v)\}$.

Corolario 3.2.3. Sea $T^{k+1}(v) = \sum_{i=0}^{k} a_i T^i(v)$. El subespacio $[v]_T$ es invariante por T y la matriz asociada a T en la base $\{v, Tv, \ldots, T^k v\}$ del subespacio es:

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & a_0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & a_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & a_k \end{pmatrix}$$

Teorema 3.3. Cayley-Hamilton.
Sean $T : V \to V$ un operador en un espacio de dimensión finita V y $X_T(x)$ el polinomio característico de T. Entonces el operador $X_T(T)$ es el operador nulo.

4. Producto interno y norma

4.1. Producto interno

Definición 4.1. Sea V un $\mathbb{K}$-espacio vectorial, una función de dos variables

$$\langle \ , \ \rangle : V \times V \to \mathbb{K}$$

es un producto interno en V si verifica:

1. $\langle u+v, w\rangle = \langle u, w\rangle + \langle v, w\rangle \ \forall u, v, w \in V$.
2. $\langle \alpha u, v\rangle = \alpha\langle u, v\rangle \ \forall u, v \in V, \forall \alpha \in \mathbb{K}$
3. $\langle u, v\rangle = \overline{\langle v, u\rangle} \ \forall u, v \in V$, la barra indica el complejo conjugado.
4. $\langle u, u\rangle$ real y $\langle u, u\rangle \geq 0 \ \forall u \in V$, y $\langle u, u\rangle = 0 \Leftrightarrow u = 0$

Corolario 4.0.1. La propiedad 1, dice que la función $\langle \ , \ \rangle$ es aditiva en la primera componente (se sobrentiende que la segunda componente permanece fija).

Corolario 4.0.2. La propiedad 2, dice que la función $\langle \ , \ \rangle$ es homogénea en la primera componente, mientras que la segunda permanece fija.
Cuando se cumplen las propiedades 1 y 2 se dice que la función $\langle \ , \ \rangle$ es lineal en la primera componente.

Corolario 4.0.3. Si $\langle \ , \ \rangle$ es un producto interno en el $\mathbb{K}$-espacio vectorial V se tiene que

a) $\langle u, v+w\rangle = \langle u, v\rangle + \langle u, w\rangle \ \forall u, v, w \in V$

b) $\langle u, \alpha v\rangle = \overline{\alpha}\langle u, v\rangle \ \forall u, v \in V, \forall \alpha \in \mathbb{K}$

c) $\langle u, \vec{0}\rangle = \langle \vec{0}, u\rangle = 0 \ \forall u \in V$

Definición 4.2. Definimos el producto interno usual de un cuerpo $\mathbb{K}^n$ como

$$\langle u, v\rangle = u_1\overline{v_1} + u_2\overline{v_2} + \cdots + u_n\overline{v_n}$$

4.2. Norma

Definición 4.3. Sea V un espacio vectorial. Una norma en V es una función tal que a cada vector v le hace corresponder un real indicado como $||v||$, y cumple:

1. $||\lambda v|| = |\lambda| ||v|| \ \forall \lambda \in \mathbb{K} \ \forall v \in V$.
2. $||v|| \geq 0 \ \forall v \in V \ ||v|| = 0 \Leftrightarrow v = \vec{0}$
3. $||v+w|| \leq ||v|| + ||w||$ Desigualdad triangular.

Teorema 4.1. Todo espacio vectorial con producto interno es un espacio vectorial normado definiendo la norma de la siguiente manera:

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

A esta norma la llamamos norma inducida por el producto interno.

Corolario 4.1.1. El reciproco no es cierto, es decir, hay normas que no son normas inducidas por ningún producto interno en V.

Corolario 4.1.2. En el caso que se considere el espacio ordinario, la norma de un vector referida al producto escalar coincide con su módulo.

Teorema 4.2. Desigualdad de Cauchy-Schwarz Sea V un espacio con producto interno, para todo par de vectores $v, w \in V$ se tiene

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

donde la norma es la inducida por el producto interno. La igualdad vale si y solo si $\{v, u\}$ es linealmente independiente.

Corolario 4.2.1. Si V es un espacio vectorial real con producto interno, y v, w son dos vectores no nulos, la desigualdad de Cauchy-Schwarz permite asegurar que

$$-1 \leq \frac{\langle v, w\rangle}{||v||\ ||w||} \leq 1$$

por ello se define el angulo α entre los vectores v, w por $cos(\alpha) = \frac{\langle v,w\rangle}{||v||\ ||w||}$

Corolario 4.2.2. Desigualdad triangular
Si V es un espacio vectorial con producto interno $v, w \in V$, se tiene $||v + w|| \leq ||v|| + ||w||$.

4.3. Ortogonalidad y ortonormalidad

Definición 4.4. Sea V un espacio vectorial con producto interno. Dados $v,\ w \in V$, se dice que v y w son ortogonales, y se escribe como $v \perp w$, cuando $\langle v, w\rangle = 0$.

Esta definición coincide con la ortogonalidad en el espacio ordinario, trabajando con el producto interno usual.

Definición 4.5. Sea $A \subset V$. Se dice que A es un conjunto ortogonal si los elementos de A son ortogonales dos a dos, o sea, $\forall v,\ w \in A,\ v \neq w$ se cumple $v \perp w$.
Si ademas $||v|| = 1\ \forall v \in A$ se dice que A es un conjunto ortonormal.

Corolario 4.2.3.

- $0 \perp v\ \forall v \in V$.
- $v \perp v \Leftrightarrow v = 0$.
- Si A es un conjunto ortogonal y $\vec{0} \notin A$ el conjunto:

$$\left\{\frac{1}{||v||} v\ /\ v \in A\right\}$$

  es ortonormal. A este proceso se le llama normalizar.

Teorema 4.3. Todo conjunto ortogonal que no tiene el vector nulo es linealmente independiente. Sea V un $\mathbb{K}$-espacio vectorial con producto interno y $\{v_1, \ldots, v_r\}$ un conjunto ortogonal tal que $v_i \neq \vec{0}$ con $i = 1, \ldots, r$. Entonces $\{v_1, \ldots, v_r\}$ es linealmente independiente.

Teorema 4.4. Pitágoras.
Sea V un producto interno y $\{v_1, \ldots, v_r\}$ un conjunto ortogonal. Entonces $|| \sum_{i=1}^{r} v_i||^2 = \sum_{i=1}^{r} ||v_i||^2$

Teorema 4.5. Método de ortonormalización de Gram-Schmidt.
Sean V un espacio vectorial con producto interno y $\{v_1, \ldots, v_k\}$ una base de V. Entonces existe $B = \{y_1, \ldots, y_n\}$ tal que B es una base ortonormal de V y $[v_1, \ldots, v_k] = [y_1, \ldots, y_k]$ $\forall k = 1, \ldots, n$.
Método:
Tomamos $u_1 = v_1$, entonces $[v_1] = [u_1]$.
Sea $u_2 = v_2 - cu_1$ donde

$$c = \frac{\langle v_2, u_1 \rangle}{||u_1||^2}$$

Generalizando decimos que

$$u_k = v_k - c_{k-1}u_{k-1} - \cdots - c_1 u_1$$

donde $c_j = \frac{\langle v_k, u_j \rangle}{||u_j||^2}$ $\forall k = 2, \ldots, n$, se obtiene un sistema $\{u_1, \ldots, u_n\}$ ortogonal tal que $[u_1, \ldots, u_n] = [v_1, \ldots, v_n]$ $\forall k = 1, \ldots, n$.
Finalmente tomando $y_j = \frac{1}{||u_j||} u_j$ se tiene que $B = \{y_1, \ldots, y_n\}$ en condiciones adecuadas.

Corolario 4.5.1. Todo espacio vectorial de dimensión finita con producto interno tiene una base ortonormal.

Corolario 4.5.2. Este método es también aplicable a subespacios vectoriales.

Teorema 4.6. Propiedades de las bases ortonormales.
Sea V un espacio vectorial con producto interno y $\{v_1, \ldots, v_n\}$ una base ortonormal. Entonces:

1. Si $v = \sum_{i=1}^{r} \alpha_i v_i$ y $w = \sum_{i=1}^{n} \beta_i v_i$ entonces $\langle v, w \rangle = \sum_{i=1}^{n} \alpha \overline{\beta_i}$.
2. $\forall v \in V$ se tiene que: $v = \langle v, v_1 \rangle v_1 + \cdots + \langle v, v_n \rangle v_n$.
3. $\forall v \in V$ se tiene que: $||v||^2 = \sum_{i=1}^{n} |\langle v, v_i \rangle|^2$.

4.4. Complemento ortogonal

Definición 4.6. Sea V un espacio vectorial con producto interno, si $S \subset V$. Llamamos complemento ortogonal de S al conjunto

$$\begin{aligned} S^{\perp} &= \{v \in V \ : \ v \perp s \ \ \forall s \in S\} \\ &= \{v \in V \ : \ \langle v, s \rangle = 0 \ \ \forall s \in S\} \end{aligned}$$

Note que no se pide que S sea un subespacio vectorial de V.

Corolario 4.6.1. Sea V un espacio vectorial con producto interno y S un sub-conjunto de V. Entonces $S^{\perp}$ es un subespacio vectorial de V.

Corolario 4.6.2. Si V es un espacio vectorial de dimensión finita con producto interno y $B = \{s_1, s_2, \cdots, s_r\}$ es una base de un subespacio S entonces $v \in S^{\perp} \ \Leftrightarrow \ v \perp s_i$ $\forall i = 1, 2, \cdots, r$.

Corolario 4.6.3. Sea V un espacio vectorial con producto interno y S un sub-espacio vectorial de dimensión finita. Entonces $V = S \oplus S^{\perp}$.

Propiedades:

- Si $A \subset B \Leftarrow B^{\perp} \subset A^{\perp}$.
- $A^{\perp} = [A]^{\perp}$.
- $A \subset (A^{\perp})^{\perp}$.
- $S = (S^{\perp})^{\perp}$.
- $(S + W)^{\perp} = S^{\perp} \cap W^{\perp}$.
- $(S \cap W)^{\perp} = S^{\perp} + W^{\perp}$.

4.5. Proyección ortogonal

Sea V un espacio vectorial con producto interno, S un subespacio tal que $V = S \oplus S^{\perp}$. Eso implica que dado $v \in V$ existen y son únicos $v_S \in S$, $v_{S^{\perp}}$ tales que

$$v = v_S + v_{S^{\perp}}$$

Definición 4.7. Dado $v \in V$ llamamos proyección ortogonal de v sobre el subespacio S al vector $P_S(v) = v_S$. Si V tiene dimensión finita y $B_S = \{s_1, \cdots, s_k\}$ es una base ortonormal de S, entonces

$$P_S(v) = \sum_{i=1}^{k} \langle v, s_i \rangle s_i \ ; \ s_i \in S$$

Corolario 4.6.4. La definición de proyección ortogonal no depende de la base elegida.
Como vimos en el corolario 4.6.3; $P_S(v)$ es el único vector de S tal que sumado con un vector de $S^{\perp}$ da v.

Corolario 4.6.5. Como $V = S \oplus S^{\perp}$ podemos hallar la proyección, usando que la diferencia $v - s$ esté en $S^{\perp}$. Es más si se tiene una proyección, se tiene la proyección sobre el complemento ortogonal como lo indica el siguiente corolario.

Corolario 4.6.6. Del mismo corolario 4.6.3, observando que $(S^{\perp})^{\perp} = S$ se desprende que:

$$v = P_S(v) + P_{S^{\perp}}(v)$$

Teorema 4.7. Sea V un espacio vectorial con producto interno y S un sub-espacio de dimensión finita. Entonces: $||v - P_S(v)|| \leq ||v - s|| \ \forall s \in S$.

Corolario 4.7.1. El vector $P_S(v)$ es el vector de S que mejor se aproxima a v, en el sentido del teorema anterior. En el sentido de que $||v - P_S(v)||$ hace mínima a $||v - s||$. Es decir, si queremos calcular la mínima, basta calcular $||v - P_S(v)||$.