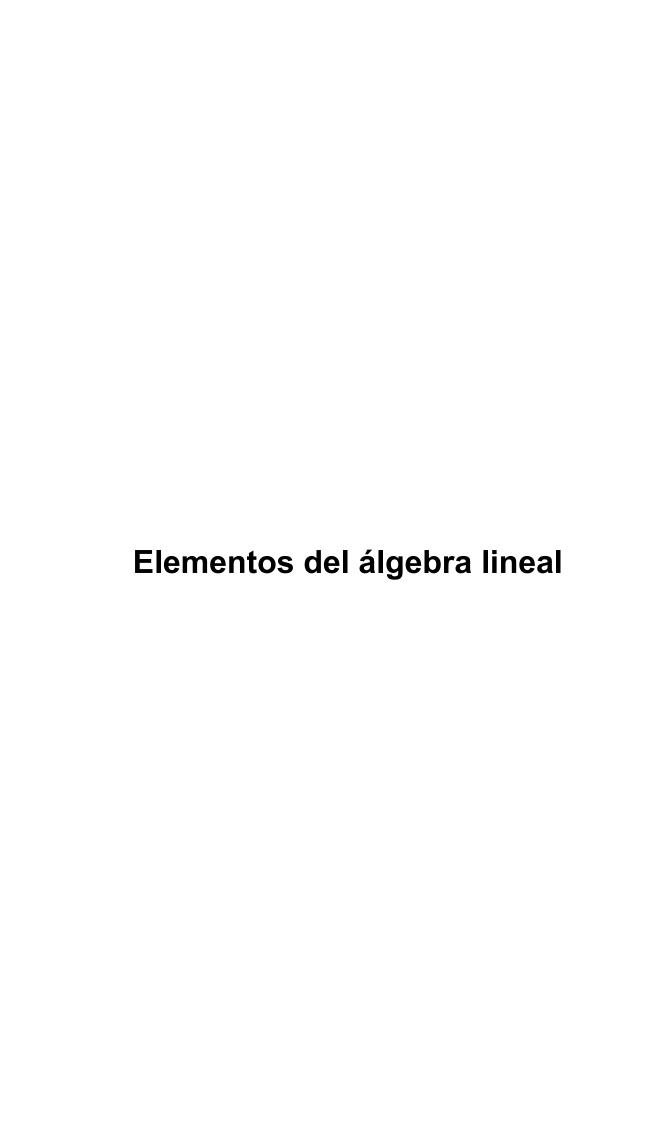
Apuntes Metnum

October 8, 2023

Gian

Índice

1 Elementos del álgebra lineal	4
1.1 Vectores	5
1.1.1 Suma	5
1.1.2 Multiplicación por escalares	5
1.1.3 Producto interno	5
1.1.4 Combinación Lineal	5
1.1.5 Base vectorial	6
1.2 Matrices	7
1.2.1 Suma	7
1.2.2 Producto por escalares	7
1.2.3 Producto de matrices	7
1.2.4 Rango de una matriz	8
1.2.5 Determinante de una matriz	8
1.2.6 Espacio imagen	8
1.2.7 Espacio nulo	9
1.2.8 Matriz inversa	9
1.2.9 Matriz traspuesta	10
1.2.10 Submatriz principal	10
1.2.11 Matrices especiales	11
2 Sistema de ecuaciones lineales	14
2.2 Sistemas de ecuaciones diagonales	16
2.3 Sistemas de ecuaciones triangulares	
2.3.1 Backward Substituion	17
2.3.2 Forward Substituion	18
2.4 Sistemas de ecuaciones generales	19
2.4.1 Eliminación gaussiana	19
2.4.2 Eliminación Gaussiana con pivoteo	19
3 Factorización de Matrices	21
3.1 Factorización LU	22
3.1.1 Método	
3.1.2 Factorización PLU	27
4 Bibliografía	28
4.1 Videos de clases	29
4.2 Enlaces	30
4.3 Libros	31



1.1 Vectores

Un vector es un conjunto ordenado de números reales, que se pueden representar como una lista de números. Por ejemplo, el vector $v \in \mathbb{R}^n$ se puede representar como v=(1,2,3).

1.1.1 Suma

Para sumar dos vectores, se suman las componentes correspondientes:

$$w = v + u \text{ con } w_i = v_i + u_i \text{ para } i = 1, 2, 3, ..., n$$

La suma de vectores es conmutativa y asociativa.

1.1.2 Multiplicación por escalares

Los vectores se pueden multiplicar por escalares: Sea $\alpha \in \mathbb{R}$ y $v \in \mathbb{R}^n$, entonces $\alpha \cdot v = (\alpha \cdot v_1, \alpha \cdot v_2, ..., \alpha \cdot v_n)$ para

1.1.3 Producto interno

El **producto interno** de dos vectores $v,u\in\mathbb{R}^n$ se define como:

$$v \cdot u = \sum_{i=1}^n v_i u_i = \|v\| \ \|u\| \cos \theta$$

donde θ es el angulo entre v y u

Graficamente, el producto interno se puede interpretar como la proyección de un vector sobre otro.

1.1.4 Combinación Lineal

Una combinación lineal w de vectores $v_1, v_2, ..., v_n$ es un vector de la forma

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i \ \text{con } \alpha_i \in \mathbb{R}^n$$

Decimos que $v_1, v_2, ..., v_n$ son linealmente independientes si la única combinación lineal que da el vector nulo es la trivial, es decir, si $\alpha_1=\alpha_2=...=\alpha_n=0$.

En cambio, si existe una combinación lineal no trivial (algún $\alpha_i \neq 0$) que da el vector nulo, entonces los vectores son **linealmente dependientes**.

Nombramos **espacio generado** por un conjunto de vectores $v_1, v_2, ..., v_n$ al conjunto de todas las combinaciones lineales de esos vectores:

$$S = \left\{ x \in \mathbb{R}^n \text{ tal que } x = \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i \right\}$$

y su **dimensión** es la cantidad máxima de vectores linealmente independientes que lo generan.

1.1.5 Base vectorial

Una base vectorial B es un conjunto de vectores linealmente independientes que generan un espacio vectorial. En otras palabras, B es una base de S si todos los vectores $v \in S$ se pueden escribir como una combinación lineal de los vectores de B.

1.2 Matrices

Una matriz es un arreglo rectangular de números reales. Por ejemplo, la matriz $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ se puede representar como:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{\epsilon} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix}$$

1.2.1 Suma

Sean $A,B\in\mathbb{R}^{m imes n}$, entonces $A+B=C\in\mathbb{R}^{m imes n}$, donde $C_{ij}=A_{ij}+B_{ij}$.

$$A+B=\begin{bmatrix} a_{11}+b_{11} & a_{12}+b_{12} & \dots & a_{1n}+b_{1n}\\ a_{21}+b_{21} & a_{22}+b_{22} & \dots & a_{2n}+b_{2n}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ a_{i1}+b_{i1} & a_{i2}+b_{i2} & \dots & a_{\in}+b_{in}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ a_{m1}+b_{m1} & a_{m2}+b_{m2} & \dots & a_{mn}+b_{mn} \end{bmatrix}$$

La suma de matrices es conmutativa y asociativa.

Notar que para poder sumar dos matrices, deben tener la misma dimensión.

1.2.2 Producto por escalares

Sean $A\in\mathbb{R}^{m\times n}$ y $\alpha\in\mathbb{R}$, entonces $\alpha A=B\in\mathbb{R}^{m\times n}$, donde $B_{ij}=\alpha A_{ij}$.

$$lpha A = egin{bmatrix} lpha a_{11} & lpha a_{12} & \dots & lpha a_{1n} \ lpha a_{21} & lpha a_{22} & \dots & lpha a_{2n} \ dots & dots & dots & dots \ lpha a_{i1} & lpha a_{i2} & \dots & lpha a_{\epsilon} \ dots & dots & dots & dots \ lpha a_{m1} & lpha a_{m2} & \dots & lpha a_{mn} \ \end{bmatrix}$$

1.2.3 Producto de matrices

Sean $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ y $B \in \mathbb{R}^{n \times p}$, entonces $AB = C \in \mathbb{R}^{m \times p}$, donde

$$C_{ij} = \sum_{k=1}^{n} a_{ik} b_{kj}$$

$$AB = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^{n} a_{1k}b_{k1} & \sum_{k=1}^{n} a_{1k}b_{k2} & \dots & \sum_{k=1}^{n} a_{1k}b_{kp} \\ \sum_{k=1}^{n} a_{2k}b_{k1} & \sum_{k=1}^{n} a_{2k}b_{k2} & \dots & \sum_{k=1}^{n} a_{2k}b_{kp} \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{k=1}^{n} a_{ik}b_{k1} & \sum_{k=1}^{n} a_{ik}b_{k2} & \dots & \sum_{k=1}^{n} a_{ik}b_{kp} \\ \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum_{k=1}^{n} a_{mk}b_{k1} & \sum_{k=1}^{n} a_{mk}b_{k2} & \dots & \sum_{k=1}^{n} a_{mk}b_{kp} \end{bmatrix}$$

1.2.4 Rango de una matriz

El rango de una matriz $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ es la cantidad máxima de columnas linealmente independientes que tiene.

1.2.5 Determinante de una matriz

El determinante $\det(A)$ de una matriz $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es un número real que se calcula como:

$$\det(A) = \sum_{i=1}^{n} (-1)^{i+j} a_{ij} \det(A_{ij}) \text{ para cualquier } j \in \{1, 2, ..., n\}$$

donde A_{ij} es la matriz que se obtiene de A al eliminar la fila i y la columna j.

Graficamente, es el área del paralelogramo que forman las filas de A. En un espacio, el determinante es el volumen del paralelepípedo correspondiente.

1.2.6 Espacio imagen

El **espacio imagen** de una matriz $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ es el conjunto de todos los vectores $b \in \mathbb{R}^m$ que se pueden escribir como b = Ax para algún $x \in \mathbb{R}^n$.

$$Im(A) = \{b \in \mathbb{R}^m \ \text{ tal que } b = Ax \ \text{ para algún } x \in \mathbb{R}^n \}$$

Los vectores $b \in Im(A)$ son combinaciones lineales de las columnas de A.

1.2.7 Espacio nulo

El espacio nulo de una matriz $A\in\mathbb{R}^{m\times n}$ es el conjunto de todos los vectores $x\in\mathbb{R}^n$ tales que Ax=0

$$Nu(A) = \{x \in \mathbb{R}^n \text{ tal que } Ax = 0\}$$

Propiedad

 $N(A) \neq \{0\} \Leftrightarrow$ las columnas de A son linealmente dependientes

1.2.8 Matriz inversa

Sea $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, entonces A es **inversible** si existe una matriz $A^{-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ tal que

$$AA^{-1} = A^{-1}A = I$$

.

Propiedad

A es inversible $\Leftrightarrow \operatorname{rang}(A) = n \Leftrightarrow \det(A) \neq 0$

Cuando A es inversible, decimos que A es una matriz no $\operatorname{singular}$

Propiedad

La inversa de un matriz diagonal (si existe), es una matriz diagonal.

Propiedad

La inversa de un matriz triangular superior (si existe), es una matriz triangular superior.

Analogamente, la inversa de un matriz triangular inferior (si existe), es una matriz triangular inferior.

1.2.9 Matriz traspuesta

La matriz traspuesta de una matriz $A \in \mathbb{R}^{m imes n}$ es la matriz $A^T \in \mathbb{R}^{n imes m}$ tal que

$$A_{ij}^T = A_{ji}$$

.

Propiedad

$$(A^T)^T = A$$
$$(A+B)^T = A^T + B^T$$
$$(AB)^T = B^T A^T$$
$$(A^{-1})^T = (A^T)^{-1}$$

1.2.10 Submatriz principal

Una **submatriz principal** de una matriz $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ de orden k es una matriz $A^{(k)}$ que se obtiene de A al eliminar las ultimas m-k filas y las ultimas n-k columnas. Por ejemplo, si

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix}$$

entonces:

$$A^{(2)} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad A^{(3)} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad A^{(4)} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix}$$

1.2.11 Matrices especiales

Matriz Identidad: La matriz identidad $I \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es la matriz cuadrada que tiene 1 en la diagonal y 0 en el resto de las posiciones:

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Matriz diagonal: Una matriz diagonal $D \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es una matriz cuadrada que tiene 0 en todas las posiciones excepto en la diagonal:

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & d_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & d_{nn} \end{bmatrix}$$

Matriz triangular superior: Una matriz triangular superior $U \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es una matriz cuadrada que tiene 0 en todas las posiciones por debajo de la diagonal:

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1n} \\ 0 & u_{22} & \dots & u_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & u_{nn} \end{bmatrix}$$

Matriz triangular inferior: Una matriz triangular inferior $L \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es una matriz cuadrada que tiene 0 en todas las posiciones por encima de la diagonal:

$$L = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & \dots & 0 \\ l_{21} & l_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & \dots & l_{nn} \end{bmatrix}$$

El producto de dos matrices triangulares superiores es una matriz triangular superior.

Analogamente, el producto de dos matrices triangulares inferiores es una matriz triangular inferior.

Matriz estrictamente diagonal dominante: Una matriz $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es estrictamente diagonal dominante si para todo $i \in \{1,2,...,n\}$ se cumple que

$$|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1\\j\neq i}}^n |a_{ij}|$$

Matriz de permutación: Una matriz de permutación $P \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es una matriz que se obtiene de la matriz identidad $I \in \mathbb{R}^{n \times n}$ al intercambiar dos o más filas (o columnas) de I.

Al multiplicar una matriz $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ por una matriz de permutación $P \in \mathbb{R}^{n \times n}$, se obtiene:

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad PA = \begin{bmatrix} - & \operatorname{fila}_{2}(A) & - \\ - & \operatorname{fila}_{4}(A) & - \\ - & \operatorname{fila}_{3}(A) & - \\ - & \operatorname{fila}_{1}(A) & - \end{bmatrix}$$

$$AP = \begin{bmatrix} & | & | & | \\ \operatorname{col}_4(A) & \operatorname{col}_2(A) & \operatorname{col}_3(A) & \operatorname{col}_1(A) \\ | & | & | & | \end{bmatrix}$$

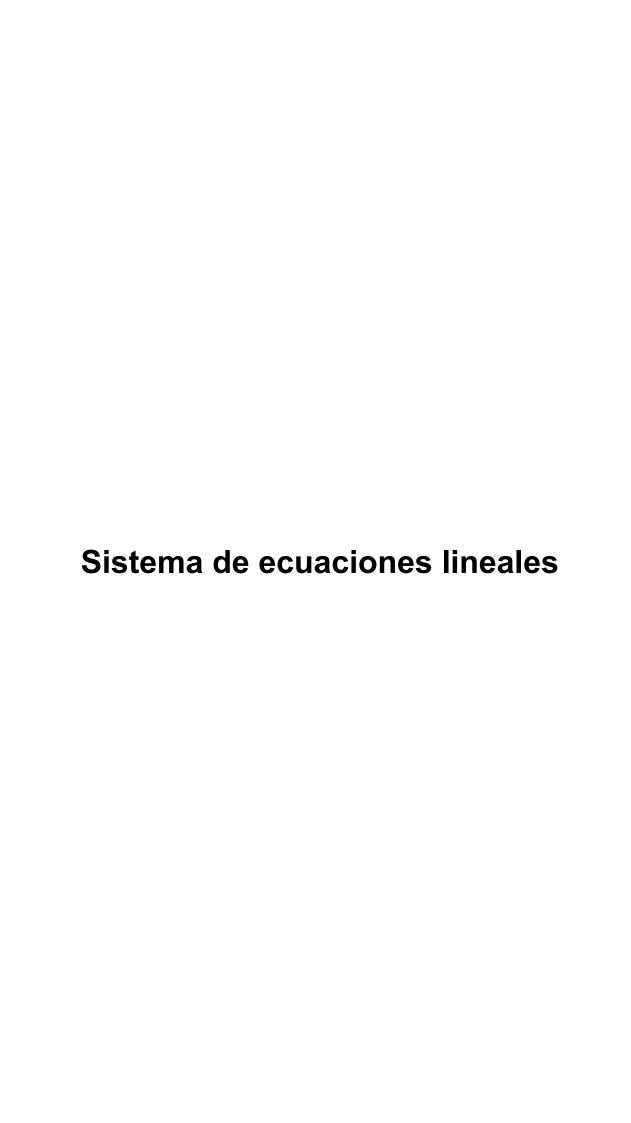
Matriz elemental (tipo 1): Una matriz elemental (tipo 1) es la matriz identidad con una fila multiplicada por un escalar no nulo:

$$E = egin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \ 0 & lpha & 0 & 0 \ 0 & 0 & 1 & 0 \ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad EA = egin{bmatrix} - & \operatorname{fila}_1(A) & - \ - & lpha \operatorname{fila}_2(A) & - \ - & \operatorname{fila}_3(A) & - \ - & \operatorname{fila}_4(A) & - \end{bmatrix} \ AE = egin{bmatrix} | & | & | & | \ lpha \operatorname{col}_2(A) & \operatorname{col}_1(A) & \operatorname{col}_3(A) & \operatorname{col}_4(A) \ | & | & | & | & | \end{pmatrix}$$

Matriz elemental (tipo 2): Una matriz elemental (tipo 2) es la matriz identidad con un elemento no nulo fuera de la diagonal:

$$E = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \alpha & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad EA = \begin{bmatrix} - & \text{fila}_1(A) & - \\ - & \text{fila}_2(A) & - \\ - & \text{fila}_3(A) + \alpha & \text{fila}_1(A) & - \\ - & \text{fila}_4(A) & - \end{bmatrix}$$

$$AE = \begin{bmatrix} - & \text{fila}_1(A) & - \\ - & \text{fila}_3(A) + \alpha & \text{fila}_1(A) & - \\ - & \text{fila}_4(A) & - \end{bmatrix}$$



Un sistema de ecuaciones lineales es un conjunto de ecuaciones lineales que se deben cumplir simultáneamente.

$$\begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \ldots + a_{1n}x_n &= b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \ldots + a_{2n}x_n &= b_2 \\ &\vdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \ldots + a_{mn}x_n &= b_m \end{aligned}$$

Podemos armar una matriz $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ con los coeficientes de las incógnitas, un vector $x \in \mathbb{R}^n$ con las incógnitas y un vector $b \in \mathbb{R}^m$ con los resultados de las ecuaciones:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}$$

Entonces, el sistema de ecuaciones lineales se puede representar como una operación matricial, en la que se busca encontrar el vector x que cumple

$$Ax = b$$

.

Si $b \notin Im(A)$ entonces el sistema no tiene solución.

Si $b \in Im(A)$ entonces:

- Si $\mathrm{rang}(A) = n$ entonces el sistema tiene una única solución.
- Si $\operatorname{rang}(A) < n$ entonces el sistema tiene infinitas soluciones.

Sistemas equivalentes: Sean $A,B\in\mathbb{R}^{n\times n}$, y $b,d\in\mathbb{R}^n$, entonces Ax=b y Bx=d son sistemas equivalentes si tienen el mismo conjunto de soluciones.

2.2 Sistemas de ecuaciones diagonales

Sea $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ una matriz diagonal y $b \in \mathbb{R}^n$, entonces Ax = b es un **sistema de ecuaciones diagonales** y se puede resolver despejando cada incógnita por separado:

$$a_{11}x_1 = b_1$$

 $a_{22}x_2 = b_2$
 \vdots
 $a_{nn}x_n = b_n$

ullet Si $oldsymbol{a_{ii}}
eq oldsymbol{0}$ para todo $i \in \{1,2,...,n\}$, el sistema tiene única solución y

$$x_i = \frac{b_i}{a_{ii}}$$

- ullet Si $oldsymbol{a_{ii}} = oldsymbol{0}$ para algún $i \in \{1,2,...,n\}$:
 - ullet Si $b_i=0$ entonces el sistema tiene infinitas soluciones.
 - Si $b_i \neq 0$ entonces el sistema no tiene solución.

2.3 Sistemas de ecuaciones triangulares

2.3.1 Backward Substituion

Sea $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ una matriz triangular superior y $b \in \mathbb{R}^n$, entonces Ax = b es un sistema de ecuaciones triangulares de la forma:

$$a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1$$

$$a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n = b_2$$

$$a_{33}x_3 + \dots + a_{3n}x_n = b_3$$

$$\vdots$$

$$a_{nn}x_n = b_n$$

• Si $a_{ii} \neq 0$ para todo $i \in \{1, 2, ..., n\}$, el sistema tiene una única solución y se puede resolver usando backward substitution:

$$\begin{split} x_n &= \frac{b_n}{a_{nn}} \\ x_{n-1} &= \frac{b_{n-1} - a_{n-1n} x_n}{a_{n-1n-1}} \\ &\vdots \\ x_i &= \frac{b_i - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j}{a_{ii}} \\ &\vdots \\ x_1 &= \frac{b_1 - \sum_{j=2}^n a_{1j} x_j}{a_{11}} \end{split}$$

Esté método tiene complejidad $\mathcal{O}(n^2)$.

- Si $a_{ii} = 0$ para algún $i \in \{1, 2, ..., n\}$:
 - Ejecutamos el algoritmo de backward substitution hasta llegar a la fila i. Osea que obtenemos los valores para $x_n, x_{n-1}, ..., x_{i+1}$.
 - Comos todos estos valores son conocidos, simplemente hacemos la cuenta $\mathbf{fila}_i(A)x$.
 - ullet Si b_i es el valor que obtenemos, entonces el sistema tiene infinitas soluciones.
 - Si no lo es, entonces el sistema no tiene solución.

2.3.2 Forward Substituion

Sea $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ una matriz triangular inferior y $b \in \mathbb{R}^n$, entonces Ax = b es un sistema de ecuaciones triangulares que se resuelve de forma similar al los sistemas triangulares superiores, la única diferencia es que se resuelve de arriba hacía abajo:

$$\begin{aligned} a_{11}x_1 &= b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 &= b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 &= b_3 \\ &\vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \ldots + a_{nn}x_n &= b_n \end{aligned}$$

2.4 Sistemas de ecuaciones generales

2.4.1 Eliminación gaussiana

Sea $A\in\mathbb{R}^{n\times n}$ y $b\in\mathbb{R}^n$, entonces usaremos el **método de eliminación gaussiana** para transformar el sistema original en un **sistema equivalente** que sea más fácil de resolver. En particular, vamos a transformar el sistema Ax=b en uno de la forma Ux=c, donde U es una **matriz triangular superior**.

Para esto, se aplican las siguientes operaciones elementales:

- Multiplicar una fila por un escalar no nulo usando una matriz elemental (tipo 1).
- Intercambiar dos filas usando una matriz de permutación.
- Sumar una fila multiplicada por un escalar no nulo a otra fila usando una matriz elemental (tipo 2).

Debemos aplicar estas operaciones de forma tal que al final del proceso obtengamos un sistema de ecuaciones triangular superior. Para esto, vamos a aplicar el siguiente esquema:

```
\begin{array}{|c|c|c|}\hline \textbf{ELIMINACIÓNGAUSSIANA}(A: \mathsf{Matriz}):\\ \mathbf{1} & \mathsf{Para}\ i \leftarrow 1\ \mathsf{a}\ n\ \mathsf{hacer}\\ \mathbf{2} & \mathsf{Para}\ j \leftarrow i+1\ a\ n\ \mathsf{hacer}\\ \mathbf{3} & m_{ij} = \frac{a_{ji}}{a_{ii}}\\ \mathbf{4} & \mathrm{fila}_j(A) = \mathrm{fila}_j(A) - m_{ij}\ \mathrm{fila}_i(A)\\ \mathbf{5} & \mathsf{Fin}\\ \mathbf{6} & \mathsf{Fin} \end{array}
```

La version mostrada **asume que a_{ii} \neq 0** para todo $i \in \{1, 2, ..., n\}$, en todo momento.

Propiedad

El algoritmo propuesto tiene complejidad $\mathcal{O}(n^3)$.

2.4.2 Eliminación Gaussiana con pivoteo

Si en alguna iteración, nos encontramos con que $a_{ii}=0$ entonces pueden darse dos posibles situaciones:

- $a_{ji} = 0$ para todo $j \in \{i+1, i+2, ..., n\}$: En este caso, la fila i es nula, y podemos pasar a la siguiente iteración.
- Existe algún $j \in \{i+1, i+2, ..., n\}$ tal que $a_{ji} \neq 0$: En este caso, intercambiamos la fila i con la fila j, y continuamos con el algoritmo.

En la práctica debemos tener en cuenta que los números de coma flotante tienen precisión finita por lo que debemos elegir de manera cuidadosa el pivote. Usaremos dos estrategias para esto:

- Pivoteo parcial: En cada iteración, elegimos entre las filas i, i+1, ..., n aquella que tiene el mayor valor absoluto en la columna i. Luego, intercambiamos la fila i con la fila elegida.
- Pivoteo completo: En cada iteración, buscamos la celda que tiene el mayor valor absoluto entre todas las filas i,i+1,...,n y todas las columnas i,i+1,...,n. Luego, intercambiamos la fila i con la fila de la celda elegida, y la columna i con la columna de la celda elegida.



3.1 Factorización LU

Resolver varios sistemas de ecuaciones lineales con Eliminación Gaussiana tiene complejidad $\mathcal{O}(n^3)$ por cada uno. Existen técnicas de factorización de matrices que nos permiten mejorar esta complejidad.

La factorización LU de una matriz $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es una factorización de la forma A = LU, donde L es una matriz triangular inferior y U es una matriz triangular superior.

Podemos usar esta factorización para resolver el sistema Ax=b de la siguiente forma:

- Factorizamos A = LU: Entonces $Ax = b \Leftrightarrow LUx = b$.
- Definimos y=Ux: Entonces podemos resolver Ly=b usando forward substitution.
- Luego, resolvemos el sistema Ux=y usando backward substitution.

Osea que resolvemos dos sistemas triangulares, lo cual tiene **complejidad** $\mathcal{O}(n^2)$ **por cada uno**. Hay que ver cuanto nos cuesta factorizar A.

3.1.1 Método

Sea $A\in\mathbb{R}^{n\times n}$, supongamos que aplicamos eliminación gaussiana y se verifica que $a_{ii}\neq 0$ para todo $i\in\{1,2,...,n\}$.

Sea E la matriz elemental (tipo 2) que representa la **primer operación de la eliminación gaussiana**:

$$E = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -m_{21} & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Vemos que $EA=A_1$ representa la operación

$$fila_2(A) = fila_2(A) - m_{21} fila_1(A)$$

. Podemos juntar todas las matrices elementales (tipo 2) que representan las operaciones que anulan todos los elementos por debajo de la diagonal, y obtener una matriz M_1 :

$$M_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -m_{21} & 1 & 0 & \dots & 0 \\ -m_{31} & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -m_{n1} & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

.

Entonces ${\cal M}^1 A = A^1$ donde A^1 es la matriz que se obtiene de A al aplicar el primer paso de eliminación gaussiana.

De la misma manera, podemos definir M^i como la matriz que representa las operaciones que anulan todos los elementos por debajo de la diagonal en la columna i:

$$M^i = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & 1 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & \dots & -m_{i+1i} & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & -m_{ni} & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Entonces $M^iA^{i-1}=A^i$ donde A^i es la matriz que se obtiene de A al aplicar el paso i de eliminación gaussiana.

Luego, podemos pensar al proceso de eliminación gaussiana como una secuencia de multiplicaciones de matrices: Sea $U \in \mathbb{R}^{n \times n}$ la matriz triangular superior que se obtiene de aplicar eliminación gaussiana a A, entonces:

$$U = M^n M^{n-1} ... M^2 M^1 A$$

Propiedad

Sea $I\in\mathbb{R}^{n\times n}$ la matriz identidad, e_i el vector que tiene 1 en la posición i y 0 en el resto, y $m_i=[0,...,m_{i+1i},...,m_{ni}]$, entonces:

$$M^i = I - m_i^t e_i$$

 M^i es una matriz **triangular inferior** con 1 en la diagonal.

Propiedad

 M^i es inversible y su inversa es

$$(\boldsymbol{M^i})^{-1} = \boldsymbol{I} + \boldsymbol{m_i^t}\boldsymbol{e_i}$$

Demostración

$$\begin{split} M_i(M_i)^t &= \big(I - m_i^t e_i\big) \big(I + m_i^t e_i\big) \\ &= I + m_i^t e_i - m_i^t e_i - m_i^t e_i m_i^t e_i \\ &= I - m_i^t e_i m_i^t e_i \end{split}$$

Pero $e_im_i^t=0$ porque e_i tiene 0 en todas las posiciones salvo en la i y m_i^t tiene 0 en todas las posiciones hasta la posición i. Entonces $e_im_i^t=0$:

$$I - m_i^t e_i m_i^t e_i = I - m_i^t 0 e_i = I$$

Como habiamos dicho que $U=M^nM^{n-1}...M^2M^1A$ y ahora sabemos que M^i es inversible para todo $i=\{1,...,n\}$, entonces:

$$A = (M^1)^{-1} (M^2)^{-1} ... (M^n)^{-1} U$$

Entonces, si definimos $L=(M^1)^{-1}(M^2)^{-1}...(M^n)^{-1}$, tenemos que A=LU obtenemos la factorización LU de A asociada a la eliminación gaussiana.

¡Cuidado!

La factorización LU no siempre existe. Si en algún paso de la eliminación gaussiana, nos encontramos con que $a_{ii}=0$ para algún $i\in\{1,2,...,n\}$, entonces la factorización LU no existe.

Si $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es no singular y tiene factorización LU, entonces esa factorización es única.

Demostración

Supongamos que existen al menos dos factorizaciones LU de A : $A=L_1 U_1$ y $A=L_2 U_2$.

Como A es inversible, entonces U_1 y U_2 son inversibles. Además, las inversas son tambien triangulares superiores. Tanto L_1 como L_2 son triangulares inferiores con 1 en la diagonal. Entonces, partiendo de las dos factorizaciones:

$$\begin{split} L_1U_1 &= L_2U_2\\ L_1^{-1}L_1U_1 &= L_1^{-1}L_2U_2\\ U_1 &= L_1^{-1}L_2U_2\\ U_1U_2^{-1} &= L_1^{-1}L_2U_2U_2^{-1}\\ U_1U_2^{-1} &= L_1^{-1}L_2\end{split}$$

 $U_1U_2^{-1}$ es una matriz triangular superior por ser producto de dos matrices triangulares superiores. $L_1^{-1}L_2$ es una matriz triangular inferior por ser producto de dos matrices triangulares inferiores.

Como $D=U_1U_2^{-1}=L_1^{-1}L_2$ entonces D necesariamente tiene que ser una matriz diagonal.

Tambien sabemos que $L_1^{-1}L_2$ tiene 1 en la diagonal. Entonces D=I.

Luego,
$$U_1U_2^{-1}=I$$
 y $U_1=U_2$. Entonces $L_1=L_2$. \blacksquare

Sea $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ no singular.

A tiene factorización LU



todas sus matrices principales son no singulares

Demostración

 \Rightarrow) Si A es no signular y tiene factorización LU, tanto L como U son no singulares. Los elementos de la diagona de L son todos 1 y los elementos de la diagonal de U son todos no nulos. Las submatrices principales de L son tambien triangulares con 1 en la diagonal, por lo tanto son no singulares. Las submatrices principales de U son triangulares superiores con elementos no nulos en la diagonal, por lo tanto son no singulares.

Como A=LU, entonces las submatriz de orden k de A es el resultado del producto de la submatriz de orden k de L y la submatriz de orden k de U. Como ambas son no singulares, entonces la submatriz de orden k de A tambien es no singular.

 \Leftarrow) Demostramos por inducción en la dimensión de la matriz A.

• Caso base: n=2

Como a_{11} no es nulo por ser la submatriz principal de orden 1 de A, entonces el primer (y único) paso de la eliminación Gaussiana se puede realizar sin inconvenientes y se encuentra la factorización LU.

• Paso inductivo: Supongamos que vale para matrices de imensión $2\ n$ y veamos que vale para matrices de orden n+1.

Consideremos $A \in \mathbb{R}^{(n+1)\times (n+1)}$ con todas sus submatrices principales no singulares. Veamos que A tiene factorización LU.

Si escribimos A como:

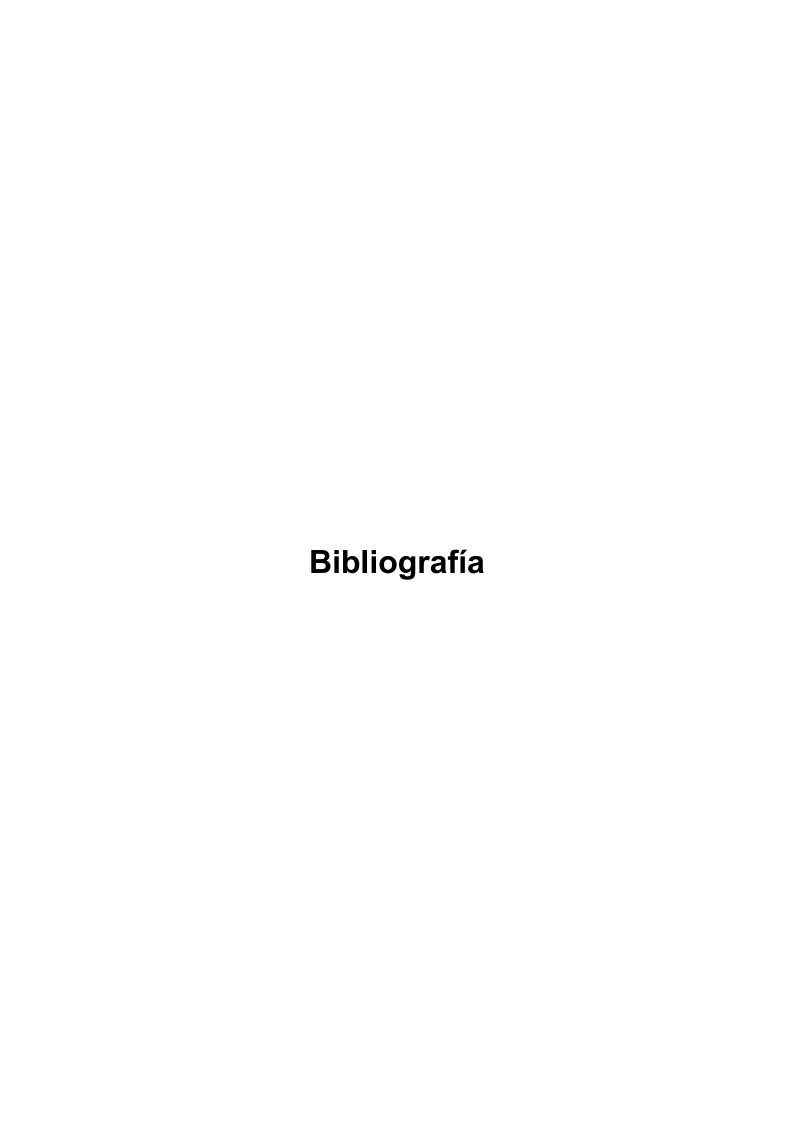
$$A = \begin{bmatrix} A^{(n)} & c_{n+1} \\ f_{n+11}^t & a_{n+1n+1} \end{bmatrix}$$

 $\text{donde }A^{(n)}\in\mathbb{R}^{n\times n}\text{, }c_{n+1}\in\mathbb{R}^{n}\text{, }f_{n+11}\in\mathbb{R}^{n}\text{ y }a_{n+1n+1}\in R.$

Si $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es estrictamente diagonal dominante, entonces A tiene factorización LU.

3.1.2 Factorización PLU

En caso de que la factorización LU no exista, podemos usar **pivoteo parcial** para obtener una factorización PLU que es una factorización LU la **matriz original con sus filas permutadas**.



4.1 Videos de clases

- Algebra Lineal
- Sistemas Lineales
- Factorización LU
- Normas y error
- Factorización SDP
- Factorización QR
- Autovalores
- Factorización SVD
- Métodos Iterativos
- Cuadrados Mínimos Lineales
- Interpolación

4.2 Enlaces

• Métodos Numéricos, CubaWiki

4.3 Libros

- R. Burden y J.D.Faires, Análisis numérico, International Thomson Editors, 2002.
- V. Chvatal, Linear programming, Freeman, 1983.
- G. Dahlquist, A. Bjorck, Numerical methods, Dover, 2003.
- J. Demmel, Applied Numerical Linear Algebra, SIAM, 1997.
- J. Dennis y J. More, Numerical methods for unconstrained optimization and nonlinear equations, Prentice- Hall, 1983.
- P. Gill, W. Murray and M. Wright, Numerical Linear Algebra and Optimization, Addison Wesley, 1991.
- G. H. Golub, Matrix Computations, Charles F. Van Loan, JHU Press, 2013.
- G. Jerónimo, J. Sabia, S. Tesauri, Algebra lineal, Depto de Matemática, FCEN -UBA, 2008.
- M. Heath, Scientific computing: an introductory survey, Philosophical Transactions. Series A, Mathematical, Physical, and Engineering Sciences, 2002
- N. Higham, Accuracy and Stability of Numerical Algorithms, SIAM, 2002.
- K. Hoffman y R. Kunze, Algebra lineal, Prentice- Hall, 1977.
- R. Horn and C. Johnson, Matrix Analysis, Cambridge University Press, 2012.
- E. Isaacson and H. Keller, Analysis of Numerical Methods, Dover Publications, 1994.
- D. Kincaid y W. Cheney, Análisis numérico, Addison Wesley Iberoamericana, 1994.
- B. Kernighan y R. Pike, The Practice of Programming, Addison Wesley, 1999.
- C. Meyer, Matrix analysis and applied linear algebra, SIAM, 2010.
- P. J. Olver, C. Shakiban, Applied Linear Algebra, Second Edition, Springer International Publishing, 2018.
- T. Sauer, Numerical Analysis, Pearson, 3rd Edition, 2017.
- G. Stewart, Introduction to matrix computations, Academic Press, 1973.
- G. Strang, Algebra lineal y sus aplicaciones, Ediciones Paraninfo, 4ta ed., 2007.
- E. Süli, David F.Mayers, An Introduction to Numerical Analysis, Cambridge University Press, 2003.+
- L. N. Trefethen, Numerical Linear Algebra, SIAM, 1997.

- R. Varga, Matrix Iterative Analysis, Springer, 2000.
- D. Watkins, Fundamentals of matrix computations, John Wiley & Sons, 2010