

CONTEO OPERACIONES

(1)

Factorización LU: Es un análisis importante dentro de la complejidad computacional de los métodos numéricos. -

1) Factorización LU

Dado $\underline{A} \underline{x} = \underline{b}$ donde A : matriz $n \times n$.

la factorización descompone A en $A = \underline{L} \underline{U}$.

\underline{L} : matriz triangular inferior con 1 en la diagonal y en el resto de sus elementos, no más los valores de los multiplicadores "m" del proceso de eliminación Gaussiana..

\underline{U} : matriz triangular superior, que surge del proceso de eliminación. -

El algoritmo de eliminación Gaussiana consta de los tipos de operaciones fundamentales

1) Cálculo de los multiplicadores que podemos llamar "m" o bien l_{ij} asociados con la

matriz $L \Rightarrow l_{ij} = a_{ij} / e_{jj} \rightarrow$ pivot

Como observamos lo primero que tenemos que hacer es $j=1$ hasta $(n-1)$ divisiones \Rightarrow Es decir contamos los multiplicadores que calculamos debajo del pivot. \Rightarrow

$$\textcircled{*} \sum_{j=1}^{(n-1)} (n-j) = \frac{n(n-1)}{2} \text{ operaciones}$$

2) Actualizamos la matriz: Cada vez que calculamos un multiplicador "m" o l_{ij} actualizamos la submatriz restante con la siguiente operación:

$$a_{ik} = a_{ik} - l_{ij} a_{jk} \\ \forall k = j+1, j+2, \dots, n.$$

$$\Rightarrow a_{ik} = a_{ik} - l_{ij} a_{jk} \quad \forall k = j+1, j+2, \dots, n.$$

es decir cada pivot j , tenemos que actualizar los valores me afectan los filas i , tal que.

$$i = j+1, j+2, \dots, n.$$

y las columnas $k = j+1, j+2, \dots, n.$

\Rightarrow el conteo de operaciones será un conjunto de multiplicaciones y sumas.:

$$\sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=j+1}^n \sum_{k=j+1}^n 2 \approx \frac{2}{3} n^3.$$

Sumando ambos conteos tenemos:

$$\frac{2}{3} n^3 + \frac{n(n-1)}{2} \approx O(n^3)$$

\Rightarrow la factorización LU tiene una complejidad Computacional del $O(n^3)$

REGLAS BÁSICAS DEL CONTEO DE OPERACIONES

Las reglas matemáticas básicas para el conteo de operaciones se basan en propiedades de SUMATORIAS y SERIES. Algunos de los fundamentales son:

1) SUMATORIA DE UNA CONSTANTE:

Ⓐ $\sum_{j=1}^n C = C \cdot n$. Ejemplo: $\sum_{j=1}^n 1 = n$.

2) SUMATORIA DE UNA VARIABLE LINEAL.

Ⓑ $\sum_{j=1}^n j = \frac{n(n+1)}{2}$. Ejemplo: $\sum_{j=1}^5 j = 1+2+3+4+5 = 15$.

Deducción: vamos a calcular Ⓑ y lo aplicamos a $\sum_{i=1}^{n-1} (n-i)$ que se usa en el conteo.

Para demostrarlo $S = \sum_{j=1}^n j = \frac{n(n+1)}{2}$ Ⓒ

usamos inducción matemática \Rightarrow .

reponemos $n=1 \Rightarrow$.
 $\sum_{j=1}^{n=1} j = 1$ (Reviso la fórmula Ⓒ)
 $S = \frac{1(2)}{2} = 1$ *se cumple.*

Para enductivo:

si $\sum_{j=1}^n (j) = \frac{n(n+1)}{2}$ probamos para una cantidad $n+1$.

es decir $\sum_{j=1}^{n+1} j = \left(\sum_{j=1}^n j \right) + (n+1) = \frac{n(n+1)}{2} + (n+1)$

factorizamos $(n+1) \Rightarrow \frac{n(n+1)}{2} + \frac{2(n+1)}{2} = \frac{(n+1)(n+2)}{2}$

y si aplicamos la fórmula para $n+1 \Rightarrow$.

$S = \frac{(n+1)(n+2)}{2}$ y coincide. y lo

demostración por inducción está COMPLETA.

En nuestro caso tenemos:

$$\sum_{i=1}^{(n-1)} (n-i) \Rightarrow \text{lo reescribimos como:}$$

$$\sum_{i=1}^{n-1} (n-i) = \sum_{i=1}^{n-1} n - \sum_{i=1}^{n-1} i, \text{ es decir descomponemos en 2 sumatorias} \Rightarrow$$

$$\underbrace{n \sum_{i=1}^{n-1} 1}_{(n-1)} - \underbrace{\sum_{i=1}^{n-1} i}_{\frac{n(n-1)}{2}} = n \cdot (n-1) - \frac{n(n-1)}{2}$$

$$\text{Factorizamos} \Rightarrow = \frac{2n(n-1) - n(n-1)}{2}$$

$$= n(n-1) \left(1 - \frac{1}{2}\right) = \frac{n(n-1)}{2} \Rightarrow$$

$$\boxed{\sum_{i=1}^{n-1} (n-i) = \frac{(n-1)n}{2}}$$

RESUMEN.

$$\left. \begin{aligned} \sum_{j=1}^n j &= \frac{n(n+1)}{2} \\ \sum_{j=1}^{n-1} (n-j) &= \frac{(n-1)n}{2} \end{aligned} \right\} \text{ Ambas son } O(n^2)$$

FORMULAS FUNDAMENTALES EN EL CONTEO

$$1) \sum_{j=1}^n c = c \cdot n$$

$$2) \sum_{j=1}^n j = \frac{n(n+1)}{2}$$

$$3) \sum_{j=1}^n j^2 = \frac{n(n+1)(2n+1)}{6}$$

Ejemplo $\sum_{j=1}^3 j^2 = 1^2 + 2^2 + 3^2 = 14$

$$\text{si } n=3 \quad S = \frac{3(4)(7)}{6} = 14$$

$$4) \sum_{j=1}^n j^3 = \left(\frac{n(n+1)}{2}\right)^2$$

Ejemplo $\sum_{j=1}^3 j^3 = 1 + 8 + 27 = 36$

$$5) \sum_{j=1}^n r^j = \frac{r^{n+1} - 1}{r - 1} ; \text{ si } r \neq 1$$

Ejemplo $\sum_{j=0}^3 2^j = 1 + 2 + 4 + 8 = 15$

MEMORIA CONSUMIDA

(11)

Operación: Eliminación Gaussiana con
verificación hacia atrás $\underline{Ax} = \underline{b}$

Sistema: $n \times n$.

Consideremos: Almacenamiento de A
de b
Cálculos Intermedios

1) Memoria Requerida (Almacenamiento)

Depende en que se programe (Ej. Octave o MATLAB)

Números de punto flotante de doble precisión
ocupan 8 bytes por número $\Rightarrow n=100$

Matriz $A (n \times n)$

Almacenamiento = n^2

Memoria Requerida: $n^2 \times 8 \text{ bytes}$

Vector $b (n \times 1)$

Almacenamiento = n

Memoria: $n \times 8 \text{ bytes}$

Si $n=100$ Matriz = $100^2 \times 8 = 80000 \text{ bytes} = 0.08 \text{ MB}$

Vector = $100 \times 8 = 800 \text{ bytes} = 0.0008 \text{ MB}$

2) MEMORIA ADICIONAL (proceso de eliminación Gaussiana)

En este proceso la matriz se transforma en una
matriz triangular superior y se almacena en el
mismo espacio. Consideremos: USAMOS PIVOTEO
PARCIAL

- Vector de pivotes (parcial) = $n \times 8 \text{ bytes}$.

- Vector de solución x : $n \times 8 \text{ bytes}$

si $n=100 \Rightarrow$ el total nos da: 0.0016 MB (extra)

3) CONSUMO DE MEMORIA (por operaciones)

Cada operación tiene un costo en memoria y CPU

Por este proceso de eliminación con verificación
hacia atrás tenemos.

1) Multiplicaciones y divisiones ($\times /$)

Cada operación de punto flotante usa 8 bytes para los operandos y el resultado

2) Sumas y Restas ($+$ $-$)

Igual al anterior 8 bytes (operación)

3) Acceso a Memoria

Leer y escribir matrices/vectores consume memoria

No tenemos en cuenta el acceso a memoria

\Rightarrow Eliminación Gaussiana: $\frac{2}{3}n^3$ FLOPs.

Sustitución hacia atrás: $\frac{1}{2}n^2$ FLOPs.

$$\text{Si } n=100 \Rightarrow \text{Elm. Gaussiana} = \frac{2}{3}100^3$$

$$\text{Sust. hacia atrás} = \frac{1}{2}n^2 = \frac{100^2}{2}$$

$$\Rightarrow \frac{2}{3}100^3 + \frac{1}{2}100^2 = 666.666.67 + 5000 = 671.666.67 \text{ operaciones.}$$

Cada operación necesita ~ 24 bytes (2 operandos + resultado)

Memoria Temporal: $671666,67 \times 24 \approx \underline{\underline{16 \text{ MB}}}$.

\Rightarrow Resumen:

	<u>Componente</u>	<u>Memoria (MB)</u>
$Ax=b$	Matriz A	0.08
	Vectores b	0.0008.
	Vectores x	0.0008.
	Vectores pivotes	0.0008.
	Memoria operac. extras	~ 16 .

Total estimado: $\sim \underline{\underline{16.08 \text{ MB}}}$.

Ahora calculamos el tiempo:

TIEMPO CONSUMIDO POR CADA OPERACION.

(V)

tiempo en nanosegundos (ns)

depende de la:

- ARQUITECTURA DEL PROCESADOR
- MEMORIA CACHE
- OPTIMIZACION DEL COMPILADOR

Hagamos un cálculo con los procesadores
o cores \Rightarrow .

TIEMPO DE REFERENCIA.

Procesador (Intel Core i7/i9, AMD Ryzen, Xeon)
Operación de doble precisión (64 bits, 8 byte)

<u>Operación</u>	<u>Tiempo estimado</u>
Suma/resta (+ -)	$\sim 0.5 - 1.5$ ns.
Multi/ División ($\times \neq$)	$\sim 1 - 3$ ns.
División (/)	$\sim 5 - 30$ ns.
Acceso a RAM.	$\sim 100 - 200$ ns.
" a Caché L1.	$\sim 0.5 - 1$ ns.
" a Caché L2	$\sim 3 - 10$ ns.

Vamos a nuestro caso de Eliminación Gaussiana

$\frac{2}{3} n^3$ FLOPs. (operaciones) Elim.

$\frac{1}{2} n^2$ FLOPs. (") Sustitución

Si $n=100 \Rightarrow$ Como vimos: 671 666,67 FLOPs.

Suponemos que c/operación tarda en promedio 2ms

$\Rightarrow 671666,67 \times 2 \text{ ms} = 1.34 \text{ ms.}$

Si hay operaciones cortos en un proceso como
división el tiempo es mayor $\sim 5-10$ ms.

con la opción TIC y TOC lo podemos determinar
en OCTAVE o MATLAB —

Ejercicio N° EP02 (2)

A matriz cuadrada de orden n
Simétrica definida positiva
(S.d.p.)

$$\Rightarrow A = A^T$$

Definido Positivo $\forall x \neq 0 \Rightarrow x^T A x > 0$

es decir la forma cuadrática asociada a A
siempre es positiva para cualquier $x \neq 0$
de forma equivalente:

si sus valores propios son positivos \Rightarrow

$$\lambda_i > 0 \quad \forall i = 1, 2, \dots, n.$$

$\Rightarrow A$ es S.d.p.

Como demostramos que es no singular

Dado A S.d.p. \Rightarrow es no singular y $\det(A) \neq 0$

Contradicción suponemos A SINGULAR

$$\Rightarrow Ax = 0 \text{ con } x \neq 0$$

$$\text{multiplicamos por } x^T Ax = \underbrace{x^T}_{\text{prod. escalar}} \cdot \underbrace{0}_{\text{prod. escalar}} = 0$$

$\Rightarrow x^T Ax = 0$ contradice la definición
de def. positiva $x^T Ax > 0$

Suponemos que A es singular y $x \neq 0$
como se contradice $\Rightarrow A$ es NO SINGULAR

y $Ax = 0$ tiene como única solución $x = 0$

$\Rightarrow \boxed{\det(A) \neq 0}$ y se puede invertir