Método de descomposición Cholesky

**Obs**. Cuando una matriz A es simétrica, sería razonable esperar que en la factorización LU (cuando esta existe) de A, se tenga  $U = L^T$ .

En general esto no es cierto.

**Obs**. Supongamos A es no singular,  $A = LL^T$  y  $x \ne 0$ , entonces L es no singular, y si definimos  $y = L^Tx \ne 0$ , entonces

$$x^{T}Ax = x^{T}LL^{T}x = (L^{T}x)^{T}(L^{T}x) = y^{T}y = \sum_{i=1}^{n} y_{i}^{2} > 0.$$

Entonces, una matriz A no singular que puede ser factorizada como  $LL^{T}$  tiene que ser definida positiva.

Método de descomposición Cholesky (cont.)

**Obs**. Sea *A* una matriz definida positiva entonces *A* es no singular.

Para ver esto, es suficiente demostrar que

$$Ax = 0 \Rightarrow x = 0$$

Supongamos lo contrario, es decir Ax = 0 pero  $x \ne 0$ .

Entonces, multiplicando por  $x^T$  por la izquierda

$$x^T A x = 0$$

lo cual contradice el hecho que A es definida positiva.

Método de descomposición Cholesky (cont.)

**Obs**. Sea A una matriz  $n \times n$  definida positiva de la forma  $A = \begin{bmatrix} \alpha & \alpha^* \\ a & A_* \end{bmatrix}$ , donde a es un vector de longitud n-1, entonces  $\alpha > 0$  y  $A_*$  es definida positiva.

Veamos que  $\alpha > 0$ . Sea  $x^T = (1,0,...,0)$ , entonces

$$0 < x^{T} A x = (1 \quad 0) \begin{pmatrix} \alpha & \alpha^{T} \\ \alpha & A_{*} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \alpha \quad \Rightarrow \quad \alpha > 0.$$

Veamos que *A*<sub>∗</sub> es definida positiva.

Sea  $y \neq 0$  vector de dimensión n-1 y  $x^T = (0 \ y^T)$ , entonces

$$0 < x^T A x = \begin{pmatrix} 0 & y^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha & \alpha^T \\ \alpha & A_* \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ y \end{pmatrix} = y^T A_* y \quad \Rightarrow \quad y^T A_* y > 0.$$

Método de descomposición Cholesky (cont.)

Hemos visto que una matriz A no singular, la cual puede ser factorizada como  $LL^T$ , cumple que A es definida positiva.

El inverso es también verdad. Esto se enuncia a continuación.

#### Teorema:

Si A es una matriz simétrica y definida positiva, entonces

$$A = L L^T$$
,

donde *L* es una matriz triangular inferior con los elementos de la diagonal positivos. Además esta descomposición es única.

**Obs**. La descomposición  $A = L L^T$  recibe el nombre de **descomposición de Cholesky**.

**Obs**. Si  $A = L L^T$  se tiene que  $A = (-L) (-L^T)$  lo cual indica que A tiene otra descomposición de Cholesky. Esto no contradice el teorema anterior. ¿Por qué?

Método de descomposición Cholesky (cont.)

Para obtener el algoritmo de la descomposición de Cholesky, basta observar, en el algoritmo de la descomposición *LU* general, que:

lamina121

$$U = L^T$$

de donde, para cualquier índice *k* entre 1 y *n*, se cumple que:

$$L = \begin{pmatrix} l_{11} & & & \\ l_{21} & l_{22} & & & \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \cdots & l_{nn} \end{pmatrix} \qquad u_{kk} = l_{kk}$$

$$u_{kj} = l_{jk} , \text{ para } k+1 \le j \le n$$

$$u_{ik} = l_{ki} , \text{ para } k+1 \le i \le n$$

$$u_{ik} = l_{ki} , \text{ para } k+1 \le i \le n$$

$$u_{ik} = l_{ki} , \text{ para } k+1 \le i \le n$$

$$u_{ik} = l_{ki} , \text{ para } k+1 \le i \le n$$

$$u_{ik} = l_{ki} , \text{ para } k+1 \le i \le n$$

$$u_{ik} = l_{ki} , \text{ para } k+1 \le i \le n$$

$$u_{ik} = l_{ki} , \text{ para } k+1 \le i \le n$$

$$u_{ik} = l_{ki} , \text{ para } k+1 \le i \le n$$

Método de descomposición Cholesky (cont.)

Algoritmo
$$\begin{cases}
\text{Leer } A=(a_{ij}), \, n \\
Para \, k=1 \text{ hasta } n \\
l_{kk} = \sqrt{a_{kk} - \sum_{s=1}^{k-1} l_{ks}^2} \\
\text{Para } i = k+1 \text{ hasta } n \\
l_{ik} = \left(a_{ik} - \sum_{s=1}^{k-1} l_{is} l_{ks}\right) / l_{kk} \\
\text{Fin para} \\
\text{Fin para}
\end{cases}$$

**Ejercicio**: Calcular el número de operaciones básicas para resolver un sistema lineal de ecuaciones usando el método de descomposición de Cholesky.

Cálculo de la matriz inversa

Sea A es una matriz invertible,  $A = (a_{ij})_{1 \le i,j \le n}$ 

Sean  $e_1$ ,  $e_2$ ,...,  $e_n$  la base canónica de  $R^n$ . Para el cálculo de la matriz inversa procedemos así

Calcular 
$$B$$
 tal que  $AB = I$  con  $B = \begin{pmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & \cdots & b_{nn} \end{pmatrix}$ 

Planteamos la secuencia de problemas siguientes

$$Ax_i = e_i \quad \text{con} \quad x_i = (b_{i1} \quad \cdots \quad b_{in})^T \quad \text{para} \quad 1 \le i \le n$$

 $(x_i \text{ es la columna } i \text{ de la matriz } B)$  por alguno de los procedimientos vistos.

**Ejercicio**: Calcular el número de operaciones básicas involucradas en la construcción de la inversa de *A* usando el método de descomposición *LU*.

Algoritmos de factorización para matrices especiales

Una matriz  $A = (a_{ij})_{1 \le i,j \le n}$  se denomina matriz banda si existen enteros p y q, con la propiedad siguiente

$$a_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{si i} + p \le j \\ 0 & \text{si } j + q \le i \end{cases} \quad \text{para} \quad 1 < p, q < n$$

El ancho de banda es w = p+q-1

da es 
$$w = p + q - 1$$

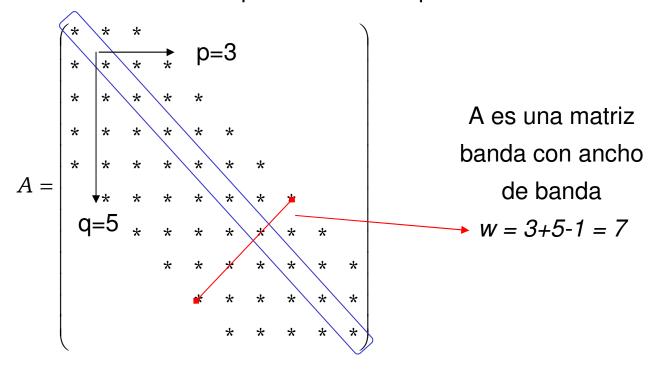
$$Caso p = q < n$$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1p} & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & & \ddots & \vdots \\ a_{p1} & a_{pp} & & 0 \\ 0 & & \ddots & & a_{pn} \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & a_{np} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

$$j + p \le i$$

Un caso especial de estas matrices es cuando p=q=2, la cual da un ancho de banda w=3, y se denominan tridiagonales

Algoritmos de factorización para matrices especiales



$$a_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{si } i + p \le j \\ 0 & \text{si } j + q \le i \end{cases} \quad \text{para} \quad 1 < p, q < n$$

Algoritmos de factorización para matrices especiales (cont.)

Los algoritmos de factorización se pueden simplificar considerablemente en el caso de matrices banda, debido al gran número de ceros que aparecen en patrones regulares en estas matrices.

Caso A matriz tridiagonal

Supongamos que es posible encontrar matrices L y U, tal que A = LU.

$$L = \begin{pmatrix} l_{11} & 0 & \cdots & & 0 \\ l_{21} & l_{22} & \ddots & & \vdots \\ 0 & & \ddots & & \\ \vdots & \ddots & & & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & l_{n,n-1} & l_{nn} \end{pmatrix} \qquad U = \begin{pmatrix} 1 & u_{12} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \ddots & & \vdots \\ & \ddots & \ddots & & 0 \\ \vdots & & & u_{n-1,n} \\ 0 & \cdots & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

La multiplicación A = LU da, sin contar los elementos cero, las ecuaciones

$$a_{i1} = l_{i1}$$
  $a_{ii} = l_{i,i-1}u_{i-1,i} + l_{ii}$  para  $i = 2, ... n$   $a_{i,i-1} = l_{i,i-1}$  para  $i = 2, ... n$   $a_{i,i+1} = l_{ii}u_{i,i+1}$  para  $i = 1, ... n - 1$ 

Algoritmos de factorización para matrices especiales (cont.)

Algoritmo para matrices tridiagonales

Leer 
$$A=(a_{ij}), n$$
 $l_{11}=a_{11}; \quad u_{12}=a_{12}\,/\,l_{11}$ 
Para  $i=2$  hasta  $n$ -1
$$l_{i,i-1}=a_{i,i-1} \\ l_{ii}=a_{ii}-l_{i,i-1}u_{i-1,i}$$
 i-ésima fila de  $L$ 

$$u_{i,i+1}=a_{i,i+1}\,/\,l_{ii}$$
 (i+1) columna de  $U$ 

Fin para

$$egin{aligned} l_{n,n-1} &= a_{n,n-1} \ l_{nn} &= a_{nn} - l_{n,n-1} u_{n-1,n} \end{aligned} 
ight. 
ight.$$
 n-ésima fila de  $L$ 

# Ejercicio:

- Calcular el número de operaciones elementales involucradas en el algoritmo.
- Modificar el algoritmo anterior usando un conjunto de vectores para las matrices A, L y U (no almacenar los ceros).

Algoritmos de factorización para matrices especiales (cont.)

Una matriz  $A = (a_{ij})_{1 \le i, j \le n}$  se denomina de Hessenberg superior si para

Una matriz 
$$A=(a_{ij})_{1\leq i,j\leq n}$$
 se denomina de Hessenberg stodo  $i>j+1$  se tiene  $a_{ij}=0$  
$$\text{Para el caso que} \\ \text{la dimensión de} \\ A \text{ sea } 5\times 5$$
 
$$A = \begin{pmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \end{pmatrix}$$

Apliquemos Eliminación Gaussiana a esta matriz.

En el primer paso, sólo el elemento (2,1) requiere ser eliminado, el resto en la primera columna ya son ceros.

Para esto tenemos que restar un múltiplo de la primera fila de la segunda para obtener la matriz

Algoritmos de factorización para matrices especiales (cont.)

En el segundo paso, restamos un múltiplo de la segunda fila de la tercera

$$egin{pmatrix} * & * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * & * \\ \end{pmatrix}$$

Dos pasos más del proceso llevan a las matrices

$$\begin{pmatrix} * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{pmatrix} \qquad \qquad \begin{pmatrix} * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 & * \end{pmatrix}$$

siendo la última triangular superior.

Algoritmos de factorización para matrices especiales (cont.)

El seudo-código para reducir este tipo de matrices a triangular superior, dejando de lado el pivoteo por simplicidad, es el siguiente:

```
Algoritmo de triangularización para matrices Hessenberg superior Leer A=(a_{ij}), n Comparar con el método de eliminación a(k+1,k)=a(k+1,k)/a(k,k) gaussiana, p.90 Para j=k+1 hasta n a(k+1,j)=a(k+1,j)-a(k+1,k)*a(k,j) Fin para Fin para
```

Los factores de multiplicación sobrescriben los elementos debajo de la diagonal principal de *A*, y la matriz triangular final sobrescribe el triángulo superior de *A*.

**Ejercicio**: Calcular el número de operaciones elementales involucradas en este algoritmo y comparar con Gauss. Incluir pivoteo.

Técnicas de mejoramiento de la solución. Refinamiento Iterativo.

Sea proc(A,b) un procedimiento que calcula el vector x a partir de una matriz A y un vector b, es decir el vector x es solución para a

$$x \leftarrow proc(A, b)$$
.

Luego si x es la solución exacta de Ax=b, entonces podemos definir  $\Delta b$ 

$$\Delta b = A\overline{x} - b = A\overline{x} - Ax = A\Delta x \text{ con } \Delta x = \overline{x} - x.$$

Podemos aplicar el procedimiento anterior para resolver  $A\Delta x = \Delta b$ 

$$\Delta x \leftarrow proc(A, \Delta b),$$

así,  $\Delta x$  es una aproximación del verdadero error  $\Delta x$ .

Podemos decir que la nueva solución será  $\overset{=}{x} = \overset{-}{x} + \overline{\Delta x}$ , que es una mejora de la solución  $\overset{=}{x}$ .

Este procedimiento lo podemos repetir varias veces!

Técnicas de mejoramiento de la solución. Refinamiento Iterativo (cont.)

Cuantas veces debemos repetir este procedimiento?

Para detenerlo procedemos así, dado ε muy pequeño

a) ver si 
$$\left\| Ax - b \right\| < \varepsilon$$
  
b) ver si  $\left\| \overline{\Delta x} \right\| < \varepsilon$ 

b) ver si 
$$\left\| \overline{\Delta x} \right\| < \varepsilon$$

c) o una combinación de (a) y (b) al mismo tiempo

**Ejercicio**: Escribir un programa que lleve a cabo el mejoramiento iterativo de la solución aproximada x del sistema lineal de ecuaciones Ax = b.

De respuestas a las siguientes interrogantes:

- (1) ¿Toda matriz tiene al menos una descomposición *LU*?
- (2) ¿Toda matriz invertible tiene al menos una descomposición *LU*?
- (3) ¿Una matriz que tiene uno o más ceros en su diagonal principal puede tener descomposición *LU*?
- (4) Si una matriz A tiene descomposición de Cholesky,  $A=LL^{T}$ , donde L es una matriz triangular inferior, ¿se puede asegurar que A es definida positiva?
- (5) ¿Toda matriz diagonal dominante estricta es definida positiva?
- (6) ¿Toda matriz definida positiva es diagonal dominante estricta?