

CURS 3

METODE NUMERICE PENTRU SISTEME DE ECUAȚII LINIARE

Partea I

Metode directe:

- 1 Gauss
- 2 LU
- 3 Cholesky

0. INTRODUCERE

Sistemele de ecuații liniare apar în modelarea unor probleme științifice, precum și în metodele numerice de rezolvare a acestora. Exemple: sisteme de ecuații neliniare, aproximarea funcțiilor, probleme la limită pentru ecuații diferențiale, ecuații cu derivate parțiale, optimizare, etc.

Găsirea soluției unui sistem de ordin mare (sau inversarea unei matrici de ordin mare), poate fi o sarcină dificilă în practică, datorită:

- (1) Numărului mare de operații aritmetice necesare pentru găsirea soluției.
- (2) Erorilor propagate, într-un șir lung de operații cu numere reprezentate în virgulă flotantă.

Dificultatea (1) face nepractică rezolvarea manuală, iar (2) este inerentă în utilizarea calculatorului.

Analiza unei metode cuprinde problemele:

- Numărul de operații aritmetice necesare pentru a găsi soluția.
- Estimarea, înainte de calculare, a preciziei soluției (estimarea *a priori* a erorii).
- Verificarea preciziei soluției calculate (estimarea *a posteriori* a erorii).

Problemele practice se pot clasifica după ordinul sistemului (numărul de ecuații) și tipul matricii sistemului. Matricea sistemului se zice *densă*, dacă majoritatea

elementelor sale sunt diferite de zero, și *rară* – dacă majoritatea elementelor sunt zero. Astfel, avem categoriile:

I. Sisteme de ordin moderat, cu matrice densă:

Acestea se rezolvă în memorie, și ordinul sistemului este limitat numai de memoria disponibilă. Uzual, ordinul sistemului poate ajunge la sute de ecuații. Majoritatea algoritmilor se bazează pe eliminarea Gauss, cu variante pentru clase speciale de matrici.

II. Sisteme de ordin mare, cu matrice rară:

Asemenea sisteme pot ajunge la sute de mii de ecuații. Eliminarea Gauss nu mai este convenabilă, și se utilizează *metode iterative*.

III. Sisteme de tip II – rezolvare prin utilizarea de fișiere disc

Memoria fiind insuficientă, se folosesc fișiere pe disc pentru generarea și procesarea matricii. Lucrul cu matricea sistemului se face pe ‘blocuri’: de exemplu, matricea este generată pe disc; succesiv, blocurile sunt citite, procesate în memorie și rescrise pe disc. Un exemplu este cel al sistemelor cu matrice bandă simetrică, sisteme care apar în problemele de analiză statică a structurilor ■

Un sistem de ordinul n se va nota prin:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ \dots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \dots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases}$$

Matriceal, sistemul se scrie:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & \dots & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & \dots & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & \dots & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

Sau:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}, \quad (1')$$

în care \mathbf{A} este matricea sistemului ($n \times n$), iar \mathbf{x} și \mathbf{b} vectorul necunoscutelor și, respectiv, vectorul termenilor liberi (matrici coloană cu n elemente):

$$\mathbf{A} = [a_{ij}]_{i,j=1,n} \quad \mathbf{x} = [x_1 \dots x_n]^T, \quad \mathbf{b} = [b_1 \dots b_n]^T$$

I. METODE DIRECTE

1 Metoda Gauss

1.1 Metoda

Sistemul dat se transformă în sistemul echivalent $\mathbf{Ux} = \mathbf{g}$, cu matricea \mathbf{U} superior triunghiulară (v. ecuația (2), mai jos), cum urmează. Sistemul dat (1) se notează

$$\mathbf{A}^{(1)} \mathbf{x} = \mathbf{b}^{(1)}.$$

La pasul curent k ($k = 1, 2, \dots, n-1$), sistemul este

$$\mathbf{A}^{(k)} \mathbf{x} = \mathbf{b}^{(k)}.$$

Se lucrează cu liniile $i = k, \dots, n$, din $\mathbf{A}^{(k)}$ și $\mathbf{b}^{(k)}$. (Liniile $1, \dots, k-1$, procesate anterior, rămân neschimbate). Concret, se operează cu sub-matricea $\mathbf{A}^{(k)}(k:n, k:n)$ și sub-coloana $\mathbf{b}^{(k)}(k:n)$ a termenilor liberi.

$$\mathbf{A}^{(k)} = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \dots & a_{1k}^{(1)} & \cdot & \cdot & \cdot & a_{1n}^{(1)} \\ 0 & a_{22}^{(2)} & \dots & a_{2k}^{(2)} & \cdot & \cdot & \cdot & a_{2n}^{(2)} \\ \cdot & 0 & \ddots & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & a_{k-1,k-1}^{(k-1)} & \cdot & \cdot & \cdot & a_{k-1,n}^{(k-1)} \\ \hline 0 & \cdot & \dots & 0 & a_{kk}^{(k)} & \cdot & a_{kj}^{(k)} & \cdot & a_{kn}^{(k)} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & a_{ik}^{(k)} & \cdot & a_{ij}^{(k)} & \cdot & a_{in}^{(k)} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & \dots & 0 & a_{nk}^{(k)} & \cdot & \cdot & \cdot & a_{nn}^{(k)} \end{bmatrix} \times (-m_{ik});$$

\downarrow
 $\oplus \leftarrow$

$$\mathbf{b}^{(k)} = \begin{bmatrix} b_1^{(1)} \\ b_2^{(2)} \\ \vdots \\ b_{k-1,k-1}^{(k-1)} \\ b_k^{(k)} \\ \vdots \\ b_i^{(k)} \\ \vdots \\ b_n^{(k)} \end{bmatrix} \times \begin{matrix} (-m_{ik}) \\ \downarrow \\ \oplus \leftarrow \end{matrix}$$

Elementul diagonal $a_{kk}^{(k)}$ se numește *pivot* (la pasul k). Presupunem $a_{kk}^{(k)} \neq 0$ – v. mai jos [pivotare](#), și definim **multiplicatorii** de la pasul k :

$$m_{ik} = \frac{a_{ik}^{(k)}}{a_{kk}^{(k)}}; \quad i = k + 1, \dots, n$$

Pentru $i = k + 1, \dots, n$: linia k se înmulțește cu $-m_{ik}$, și se adună la linia i . Rezultă elemente nule în coloana k , sub elementul diagonal $a_{kk}^{(k)}$. Linia k rămâne neschimbată.

Noii coeficienți și termeni liberi vor fi:

$$\left. \begin{aligned} a_{ij}^{(k+1)} &= a_{ij}^{(k)} - m_{ik} \cdot a_{kj}^{(k)}; & j = k + 1, \dots, n \\ b_i^{(k+1)} &= b_i^{(k)} - m_{ik} \cdot b_k^{(k)} \end{aligned} \right\} \quad i = k + 1, \dots, n$$

La pasul n se notează, pentru conveniență, $\mathbf{U} = \mathbf{A}^{(n)}$, $\mathbf{g} = \mathbf{b}^{(n)}$, și sistemul devine

$\mathbf{U}\mathbf{x} = \mathbf{g}$. Explicit:

$$\begin{bmatrix} u_{11} & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & u_{1n} \\ 0 & u_{22} & \cdot & \cdot & \cdot & u_{2n} \\ & & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & & 0 & u_{kk} & \cdot & u_{kn} \\ & & & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & & & & 0 & u_{nn} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdot \\ x_k \\ \cdot \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \cdot \\ g_k \\ \cdot \\ g_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

Observați că $u_{kk} = a_{kk}^{(k)}$.

Acest sistem se rezolvă prin substituție înapoi:

$$x_n = \frac{g_n}{u_{nn}};$$

$$x_k = \frac{g_k - \sum_{j=k+1}^n u_{kj} \cdot x_j}{u_{kk}}; \quad k = n-1, n-2, \dots, 1$$

■

1.2 Factorizarea (descompunerea) LU

Multiplicatorii m_{ik} (unde $i = k+1, \dots, n$) din eliminarea Gauss, se pot reține pentru a rezolva $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ cu diferiți termeni liberi \mathbf{b} . Introducem atunci, matricea inferior-triunghiulară (cu 1 pe diagonală, și multiplicatorii m_{ik} în sub-coloanele $k+1:n$):

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ m_{21} & 1 & 0 & & & 0 \\ m_{31} & m_{32} & 1 & 0 & & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 1 & 0 \\ m_{n1} & m_{n2} & \cdot & \cdot & m_{n,n-1} & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Avem următoarea propoziție:

Propoziția 1

Dacă, în eliminarea Gauss, la fiecare pas k pivotul $a_{kk}^{(k)} \neq 0$, atunci $\mathbf{A} = \mathbf{LU}$ ■

\mathbf{L} este matricea inferior triunghiulară a multiplicatorilor (3), iar \mathbf{U} matricea superior triunghiulară din (2) ■

Consecință – Calculul determinantului:

Dacă la fiecare pas k pivotul $a_{kk}^{(k)} \neq 0$, atunci:

$$\det(\mathbf{A}) = u_{11} \cdot u_{22} \cdot \dots \cdot u_{nn}$$

Observați că $u_{kk} = a_{kk}^{(k)}$, astfel că valoarea determinantului este *produsul pivoților* ■

Într-adevăr: $\det(\mathbf{A}) = \det(\mathbf{L}) \cdot \det(\mathbf{U})$, iar $\det(\mathbf{L}) = 1$.

Pentru calculul determinatului în cazul când se schimbă linii în matricea \mathbf{A} (se pivotează), v. [mai jos](#).

1.3 Număr de operații

Pentru $n = \text{”mare”}$, numărul de operații în eliminarea Gauss este:

$$NOP_{Guass} \approx \frac{n^3}{3}$$

(Operație = adunare sau scădere; în calcule, acestea sunt urmate de obicei de o înmulțire sau împărțire.)

■

1.4 Pivotare

La fiecare pas k , *pivotul* $a_{kk}^{(k)} \neq 0$ apare la numitorul multiplicatorilor m_{ik} . Astfel, avem condițiile:

Pivotul nu trebuie să fie nul, și nici ”foarte mic”:

- Dacă pivotul este nul, eliminarea Gauss nu poate continua. În acest caz, matricea este singulară.
- Dacă pivotul este ”foarte mic”: rezultă multiplicatori m_{ik} mari, iar erorile de rotunjire în valoarea lui m_{ik} conduc la erori mari în calculațiile următoare.

Matricea este ”aproape singulară”.

Practic, se testează dacă pivotul este mai mic decât un *prag* ales.

V. [Exemplul de mai jos](#).

Procedul de alegere a unui pivot $\neq 0$ se zice *pivotare*. Aceasta constă în:

- Căutarea elementului de modul maxim, în sub-matricea cu liniile și coloanele k, \dots, n ;
- Aducerea lui pe poziția de pivot – poziția (k, k) – prin schimbări de linii, sau schimbări de linii și coloane.

Schimbarea de linii din \mathbf{A} , se face și în vectorul \mathbf{b} .

Dacă pivotul este mai mic decât pragul, eliminarea Gauss se oprește.

Strategii de pivotare:

1) Pivotarea parțială:

Se caută elementul de modul maxim în sub-coloana $a(k:n, k)$. Acesta devine pivot, aducându-l în poziția (k, k) . Fie pivotul găsit în linia $I \geq k$. Dacă pivotul este mai mare decât pragul și $I > k$, atunci se schimbă liniile k și I (în $\mathbf{A}^{(k)}$ și în $\mathbf{b}^{(k)}$).

$$\begin{bmatrix} a_{kk}^{(k)} & \dots & a_{kn}^{(k)} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{Ik}^{(k)} & \dots & \cdot \\ \vdots & & \vdots \\ a_{nk}^{(k)} & \dots & a_{nn}^{(k)} \end{bmatrix} \begin{matrix} (k) \\ \updownarrow \\ (I) \\ \vdots \\ \end{matrix} \quad \begin{bmatrix} b_k^{(k)} \\ \vdots \\ b_I^{(k)} \\ \vdots \\ b_n^{(k)} \end{bmatrix} \begin{matrix} (k) \\ \updownarrow \\ (I) \\ \vdots \\ \end{matrix}$$

2) Pivotarea completă:

Se caută elementul de modul maxim în sub-matricea $a(k:n, k:n)$. Dacă maximum este atins pentru linia $I > k$ și coloana $J > k$, atunci se permută liniile k și I și coloanele k și J - în \mathbf{A} , și liniile k și I - în \mathbf{b} ■

$$\begin{bmatrix} a_{kk}^{(k)} & \dots & \cdot & \dots & a_{kn}^{(k)} \\ \vdots & & & & \vdots \\ \cdot & & a_{JJ}^{(k)} & & \cdot \\ \vdots & & & & \vdots \\ a_{nk}^{(k)} & \dots & \cdot & \dots & a_{nn}^{(k)} \end{bmatrix} \begin{matrix} (k) \\ \updownarrow \\ (I) \\ \vdots \\ \end{matrix} \quad \begin{bmatrix} b_k^{(k)} \\ \vdots \\ b_I^{(k)} \\ \vdots \\ b_n^{(k)} \end{bmatrix} \begin{matrix} (k) \\ \updownarrow \\ (I) \\ \vdots \\ \end{matrix}$$

$(k) \leftrightarrow (J)$

Observații

- Prin pivotare rezultă, la fiecare pas, multiplicatori de modul ≤ 1 :

$$|m_{ik}| \leq 1, \quad i = k+1, \dots, n.$$

Acesta previne generarea în $\mathbf{A}^{(k+1)}$, de elemente de mărime foarte diferită, care ar putea duce la erori de pierdere de semnificație.

- La pivotarea completă, datorită permutării de coloane, ordinea necunoscutelor se schimbă. Ea trebuie refăcută la sfârșitul eliminării.

Teoretic, pivotarea completă duce la o precizie mai mare a soluției; în practică însă, diferența este mică față de pivotarea parțială. În plus, pivotarea completă cere mai mult timp-calculator. Din aceste motive, majoritatea algoritmilor utilizează pivotarea parțială. În ceea ce urmează vom considera numai pivotarea parțială, numită pe scurt, pivotare ■

Observație

Dacă nu se pivotează, atunci avem $\mathbf{LU} = \mathbf{A}$ (Propoziția 1).

Dacă se pivotează, atunci avem $\mathbf{LU} = \mathbf{A}'$, unde $\mathbf{A}' = \mathbf{PA}$, iar \mathbf{P} este o matrice de permutare de linii. Matricea \mathbf{A}' se obține din \mathbf{A} , permutând liniile în aceeași ordine în care se permută la pivotare. Sistemul care se rezolvă este $\mathbf{A}'\mathbf{x} = \mathbf{b}'$, unde \mathbf{b}' este \mathbf{b} cu liniile permutate în ordinea de la pivotare ■

Calculul determinantului:

Determinantul matricii $\mathbf{A}' = \mathbf{LU}$ este $\det(\mathbf{A}') = u_{11}u_{22} \dots u_{nn}$.

Determinantul matricii \mathbf{A} va fi

$$\det(\mathbf{A}) = (-1)^{n-l} \det(\mathbf{A}'),$$

unde $n-l$ este numărul de schimbări de linii în cursul pivotării.

■

Exemplu – Pivot ”foarte mic”

Considerăm sistemul $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$, unde:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 5 & 6 & -1 & 1 \\ -1 & 0 & -1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 & 6 \\ 4 & 2 & 3 & 4 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = [1 \quad 1 \quad 1 \quad 1]^T$$

În calculul exact, A este singulară. Rezolvând în simplă precizie, cu programul Gauss 2007, cu un prag de $1E-7$, se obțin următoarele rezultate:

```
Permutare, Pivot:
1      5.000000
2<->4  -2.800000
3      0.8571427
4      9.5367432E-07
```

```
* Solutia pentru termenii liberi nr. 1
x(1) =   7340030.
x(2) =  -7340031.
x(3) =  -6291456.
x(4) =   1048576.
```

* Proba

```
Diferente (A*x-b)
      1  -1.000000
      2   0.500000
      3  -2.000000
      4  -5.000000
```

Diferenta (A*x-b), maxima in modul: -5.000000 ; ecuatia 4

Adică, soluția nu verifică, și este inutil a o calcula.

Erorile în soluție sunt produse de pivotul de la pasul 4, care este “foarte mic”.

Cu un prag de $1E-6$, programul se oprește cu mesajul:

```
Linia 4: Pivot = 9.5367432E-07
```

```
* Pivot <1.00E-06 !
* Sistemul nu se poate rezolva.
```

În calculul în dublă precizie, pivotul din linia 4 rezultă 0.0000000000000000.

■

2 Descompunerea LU

2.1 Calculul direct al factorilor L și U

Problema este calculul direct al factorilor \mathbf{L} și \mathbf{U} , astfel ca $\mathbf{A} = \mathbf{LU}$.

Elementele lui \mathbf{L} și \mathbf{U} se găsesc din ecuațiile $a_{ij} = \text{linia } i_{\mathbf{L}} \times \text{coloana } j_{\mathbf{U}}$:

$$a_{ij} = \begin{bmatrix} l_{i1} & l_{i2} & \dots & l_{ii} & \vdots & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{j1} \\ u_{j2} \\ \vdots \\ u_{ji} \\ \vdots \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = \sum_{k=1}^{\min(i,j)} l_{ik} u_{kj}$$

În particular, înmulțind linia i din \mathbf{L} cu coloana i din \mathbf{U} , rezultă:

$$a_{ii} = \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{ki} + l_{ii} u_{ii}$$

Există o neunicitate a descompunerii \mathbf{LU} , care provine din alegerea arbitrară a lui l_{ii} sau u_{ii} , $i = 1, \dots, n$. Două metode se pot considera:

$$l_{ii} = \text{arbitrar} \neq 0;$$

$$u_{ii} = \text{arbitrar} \neq 0.$$

Prezentăm, pentru exemplificare, formulele generale pentru prima metodă.

$$l_{ii} = \text{ales arbitrar (nenul)}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$u_{ij} = \frac{a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} \cdot u_{kj}}{l_{ii}}, \quad j = i, i+1, \dots, n \quad (\text{a})$$

Dacă $u_{ii} \neq 0$, $i = \overline{1, n-1}$, rezultă:

$$l_{ji} = \frac{a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk} \cdot u_{ki}}{u_{ii}}, \quad j = i+1, \dots, n \quad (\text{b})$$

Elementele lui \mathbf{L} și \mathbf{U} se determină în următoarea secvență, conform schemei de mai jos (se calculează elementele din linia i din \mathbf{U} , și coloana i din \mathbf{L}).

$$\begin{array}{c|ccc}
 l_{ii} & \rightarrow & u_{i,i} & u_{i,i+1} & \dots & u_{i,n} \\
 \downarrow & & & & & \\
 l_{i+1,i} & & & & & \\
 \vdots & & & & & \\
 l_{n,i} & & & & &
 \end{array}$$

În particular, la $i = n$, se calculează numai u_{nn} - din (a).

Numărul de operații este același ca în eliminarea Gauss ($\approx n^3/3$).

Două metode se utilizează în practică:

$l_{ii} = 1 \dots$ Metoda *Doolittle* (descompunerea \mathbf{LU} revine la cea din eliminarea Gauss).

$u_{ii} = 1 \dots$ Metoda *Crout*.

Posibilitatea descompunerii LU

Propoziție

Descompunerea \mathbf{LU} există dacă și numai dacă toate sub-matricile *principale*

$\mathbf{A}(1:i, 1:i)$, $i = \overline{1, n-1}$ sunt nesingulare ■

2.2 Pivotare la descompunerea LU

Pivotare parțială: A pivota în descompunerea \mathbf{LU} înseamnă ca, la fiecare pas i , să căutăm *pivotul* u_{ij} în coloana i a lui \mathbf{A} , în liniile $i, i+1, \dots, n$, și apoi să permutăm două linii.

Pivotarea trebuie făcută înainte de calculul elementelor lui \mathbf{U} și \mathbf{L} . Adică, pivotul u_{ij} trebuie calculat și testat *înainte* de aplicarea formulelor (a) și (b).

Pentru metoda Doolittle, pivotul este dat de (cf. a):

$$u_{ii} = a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} \cdot u_{ki}$$

Așa cum s-a arătat la metoda Gauss, trebuie pivotat și dacă pivotul este foarte mic.

Practic, se testează dacă pivotul este mai mic decât un *prag*.

Observația de la pivotarea în eliminarea Gauss se aplică).

Determinantul matricii **A** (în metoda Doolittle) este

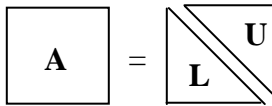
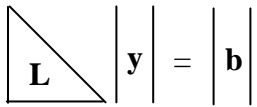

$$\det(\mathbf{A}) = (-1)^{n-l} u_{11} u_{22} \dots u_{nn},$$

unde $n-l$ este numărul de schimbări de linii în cursul pivotării.

■

2.3 Metoda

Rezolvarea sistemului prin descompunerea **LU**, constă în pașii:

1. Factorizare $\mathbf{A} = \mathbf{LU}$, cu pivotare parțială. 
2. Rezolvarea sistemului $\mathbf{Ly} = \mathbf{b}$, prin substituție înainte; rezultă **y**. 
3. Rezolvarea sistemului $\mathbf{Ux} = \mathbf{y}$, prin substituție înapoi; rezultă **x**. 

Observații

- Legătura cu eliminarea Gauss este $\mathbf{y} = \mathbf{g}$.
- Pentru noi termeni liberi **b**, se repetă numai pașii 2, 3 (n^2 operații suplimentare pentru fiecare **b**)
- Numărul de operații este același ca în eliminarea Gauss ($\approx n^3 / 3$).

■

3 Metoda Cholesky

Metoda Cholesky se aplică pentru un sistem cu matrice *simetrică și pozitiv definită*.

$$\text{Simetrie: } \mathbf{A}^T = \mathbf{A} \Leftrightarrow a_{ij} = a_{ji}, \quad i, j = \overline{1, n}$$

$$\text{Definire pozitivă: } \forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0} \quad \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \sum_i \sum_j a_{ij} x_i x_j > 0$$

3.1 Proprietăți ale matricilor simetrice și pozitiv definite

Pentru o matrice *pozitiv definită*, au loc proprietățile:

- (1) Matricea este nesingulară.
- (2) Elementele diagonale sunt pozitive: $a_{kk} > 0$. Mai mult, sub-matricile principale sunt pozitiv definite.

Urmează că a_{11} poate fi luat ca pivot în eliminarea Gauss, la pasul 1.

Pentru o matrice *simetrică și pozitiv definită*, au loc și proprietățile:

- (3) Sub-matricile $\mathbf{A}^{(k)}$ ($k : n, k : n$), $k \geq 2$, rezultate din eliminarea Gauss sunt simetrice și pozitiv definite.

De aici, rezultă că există pivoți $a_{kk}^{(k)} > 0$, la fiecare pas k .

- (4) Valorile proprii ale lui \mathbf{A} sunt reale și pozitive.

Mai întâi, se arată că dacă \mathbf{A} este simetrică, valorile proprii sunt reale – v. Cap. 5.

Apoi, fie λ o valoare proprie și \mathbf{x} vectorul propriu asociat, atunci $\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$.

Inmulțind la stânga cu \mathbf{x}^T și ținând cont de definirea pozitivă a matricii \mathbf{A} , rezultă $\lambda\mathbf{x}^T\mathbf{x} > 0$, din care urmează că λ este pozitiv.

Observație

Reciproc, dacă \mathbf{A} este simetrică și valorile proprii sunt pozitive, atunci \mathbf{A} este pozitiv definită. Demonstrația cere rezultate de algebră matriceală care sunt în afara scopului acesui paragraf. V. de exemplu, R. Bellman, “Introducere în analiza matriceală”, E.T., București, 1969.

(5) Determinantul matricii este pozitiv. Mai mult, toți determinanții principali sunt pozitivi.

Întrucât determinantul matricii este $\det(\mathbf{A}) = \lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n$ - v. Cap. 5, urmează că avem $\det(\mathbf{A}) > 0$. A doua afirmație decurge din faptul că sub-matricile principale sunt și ele pozitiv definite – conform Proprietății 2.

Observație

Reciproc, dacă matricea este simetrică și toți minorii principali sunt pozitivi, matricea este pozitiv definită. Pentru demonstrație – v. Wilkinson-2.

Cu aceasta, rezultă:

Dacă \mathbf{A} este simetrică, o condiție necesară și suficientă ca \mathbf{A} să fie pozitiv definită, este ca toți determinanții principali să fie pozitivi.

■

3.2 Metoda Cholesky

Propoziție

Dacă \mathbf{A} este simetrică și pozitiv definită, atunci există descompunerea

$$\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{L}^T, \quad (1)$$

unde \mathbf{L} este o matrice *inferior* triunghiulară, cu elemente diagonale *pozitive*.

■

Cu alte cuvinte, în descompunerea \mathbf{LU} se poate alege $\mathbf{U} = \mathbf{L}^T$. Notând

$$\mathbf{S} = \mathbf{L}^T,$$

unde \mathbf{S} este *superior* triunghiulară, avem și descompunerea

$$\mathbf{A} = \mathbf{S}^T \mathbf{S} \quad (2)$$

Cele două forme (1) și (2) reprezintă aceeași descompunere, luând ca referință una sau alta din cele două matrici triunghiulare. Ele sunt ilustrate mai jos. $\mathbf{0}$ desemnează elementele nule.

$$\mathbf{A} = \mathbf{L} \cdot \mathbf{S}^T$$

(\mathbf{S}^T) (\mathbf{S})

■

Exemplu – Evaluarea lui \mathbf{L} , pentru $n = 3$:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} l_{11} & l_{21} & l_{31} \\ 0 & l_{22} & l_{32} \\ 0 & 0 & l_{33} \end{bmatrix}$$

Ecuatii: Lucrăm cu triunghiul *inferior* al lui \mathbf{A} , luând elementele *pe coloane*:

$$a_{11} = l_{11}^2, \quad a_{21} = l_{21} \cdot l_{11}, \quad a_{31} = l_{31} \cdot l_{11}$$

$$a_{22} = l_{21}^2 + l_{22}^2, \quad a_{32} = l_{31} \cdot l_{21} + l_{32} \cdot l_{22}$$

$$a_{33} = l_{31}^2 + l_{32}^2 + l_{33}^2$$

Rezultă elementele lui \mathbf{L} , *pe coloane*:

$$l_{11} = \sqrt{a_{11}}; \quad l_{21} = \frac{a_{21}}{l_{11}}, \quad l_{31} = \frac{a_{31}}{l_{11}}.$$

$$l_{22} = (a_{22} - l_{21}^2)^{1/2}; \quad l_{32} = \frac{a_{32} - l_{31} \cdot l_{21}}{l_{22}}$$

$$l_{33} = (a_{33} - l_{31}^2 - l_{32}^2)^{1/2}$$

Analog, se poate lucra cu triunghiul superior al lui \mathbf{A} și determina elementele lui \mathbf{L} , pe linii.

Exempu numeric:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 13 & 18 \\ 3 & 18 & 50 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 3 & 0 \\ 3 & 4 & 5 \end{bmatrix} \quad \blacksquare$$

Pașii rezolvării sunt aceeași ca la [descompunerea LU](#), anume:

- Cu matricea \mathbf{L} (unde $\mathbf{U} = \mathbf{L}^T$):

1) *Factorizare* (descompunere): $\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{L}^T$

2) *Substituție înainte* (rezultă \mathbf{y}): $\mathbf{L}\mathbf{y} = \mathbf{b}$

3) *Substituție înapoi* (rezultă \mathbf{x}): $\mathbf{L}^T \mathbf{x} = \mathbf{y}$.

- Cu matricea \mathbf{S} (unde $\mathbf{U} = \mathbf{S}$; $\mathbf{L} = \mathbf{S}^T$):

1) $\mathbf{A} = \mathbf{S}^T \mathbf{S}$

2) $\mathbf{S}^T \mathbf{y} = \mathbf{b}$

3) $\mathbf{S}\mathbf{x} = \mathbf{y}$

■

3.3 Numărul de operații

Numărul de operații (adunări/scăderi), pentru $n = \text{'mare'}$, este

$$NOP_{Cholesky} \approx \frac{n^3}{6}$$

Acesta este cca. $\frac{1}{2}$ din numărul de operații cerute eliminarea Gauss (sau LU).

(În afară de adunări/scăderi, se mai calculează n rădăcini pătrate.)

Alte avantaje, în raport cu descompunerea generală LU:

- Matricea \mathbf{A} fiind simetrică, se poate stoca numai triunghiul inferior (sau superior), cerând numai $\frac{1}{2}n(n+1)$ locații de memorie. În aceste locații se stochează matricea \mathbf{L} (sau \mathbf{S}).
- Nu este necesară pivotarea – conform proprietăților (2, 3).

Observație

Rădăcinile pătrate – care consumă timp-calculator – pot fi evitate printr-o ușoară modificare a descompunerii \mathbf{LU} , și anume: căutăm o matrice inferior triunghiulară $\tilde{\mathbf{L}}$ cu 1 pe diagonală, și o *matrice diagonală* \mathbf{D} , astfel ca:

$$\mathbf{A} = \tilde{\mathbf{L}}\mathbf{D}\tilde{\mathbf{L}}^T$$

Într-adevăr: dacă avem $\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{L}^T$, fie $\tilde{\mathbf{L}}$ matricea obținută din \mathbf{L} punând pe diagonală $\tilde{l}_{ii} = 1$ (în rest, $\tilde{l}_{ij} = l_{ij}$), și $\mathbf{D}' = \text{diag}(l_{ii})$. Avem $\mathbf{L} = \tilde{\mathbf{L}}\mathbf{D}'$, și

$$\mathbf{L}\mathbf{L}^T = \tilde{\mathbf{L}}\mathbf{D}'\mathbf{D}'\tilde{\mathbf{L}}^T. \text{ Astfel, matricea } \mathbf{D} = \mathbf{D}'\mathbf{D}' = \text{diag}(l_{ii}^2).$$

Această factorizare se poate face cu aproximativ același număr de operații ca în metoda Cholesky, și fără calcul de rădăcini pătrate ■