

Analyse Numérique

Méthodes directes de résolution de systèmes linéaires

Laurence Lamoulié

EISTI

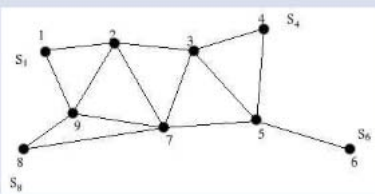
Ecole Internationale des Sciences du Traitement de
l'Information



Soyons clairs...

- Plus de résolution à la main car trop d'inconnues, et résultat trop long à obtenir
- Les méthodes connues ne sont plus utilisables
- Résolution d'un système \neq obtention de la solution exacte en un nombre fini d'étapes.
- Compromis: obtenir une solution approchée en un nombre fini d'étapes, sachant que la solution exacte serait obtenue en un nombre infini d'étapes.
Ce compromis est le principe même des méthodes itératives.

Modèle de réseau



Dans chaque arête circule un fluide; à chaque noeud est associé un potentiel. L'intensité (ou le débit) du fluide est proportionnelle à la différence de potentiel entre les deux extrémités de l'arête où il circule; c'est la loi d'Ohm pour les circuits électriques :

$$q_{i,j} = k_{i,j}(u_i - u_j)$$

Une loi physique de conservation (de Kirchoff dans le cas électrique) impose un équilibre: la somme algébrique des intensités en chaque noeud est égale à la valeur de la source (ou du puits) qu'il figure.

Au noeud P_i ; on a dans le cas du circuit électrique:

$$S_i = \sum_j q_{i,j} = \sum_j k_{i,j}(u_i - u_j)$$

Cette somme peut être étendue aux noeuds adjacents de P_i ; les équations d'équilibre s'écrivent:

$$\begin{aligned} \infty \\ \approx \\ \cdot \\ 0 &= k_{1,2}(u_1 - u_2) + k_{1,9}(u_1 - u_9) \\ 0 &= k_{2,1}(u_2 - u_1) + k_{2,9}(u_2 - u_9) + k_{2,7}(u_2 - u_7) + k_{2,3}(u_2 - u_3) \\ &\dots = \dots \\ 0 &= k_{9,1}(u_9 - u_1) + k_{9,2}(u_9 - u_2) + k_{9,7}(u_9 - u_7) + k_{9,8}(u_9 - u_8) \end{aligned}$$

De sorte que l'équilibre du système est connu en résolvant le système linéaire

$$Au = S$$

avec une matrice A dont les coefficients non nuls sont représentés ci-dessous par une étoile :

$$A = \begin{array}{cccccccc} 0 & & & & & & & 1 \\ & * & * & & & & & * \\ & * & * & * & & & * & * \\ & & * & * & * & & * & \\ & & & * & * & * & & \\ & & & & * & * & * & \\ & & & & & * & * & \\ & * & * & & * & & * & * \\ & & & & & & * & * \\ & & & & & & * & * \\ & * & * & & & & * & * \\ & & & & & & * & * \\ & & & & & & * & * \end{array}$$

Le second membre est défini par
 $S^T = (S_1; 0; 0; S_4; 0; S_6; 0; S_8; 0)$:



Méthode des déterminants?

Les formules de Cramer, dites aussi "méthode des déterminants" fournissent une solution exacte du système linéaire $Ax = b$ dans \mathbb{R}^n avec $x = (x_1; x_2; \dots; x_n)^T$ donnée par :

$$x_i = \frac{\det A^{(i)}}{\det A}$$

où $A^{(i)}$ désigne la matrice obtenue en substituant dans A la colonne i par le second membre du système.

**Combien ça coûte?**

Il y a donc $N + 1$ déterminants à calculer.

Le coût du calcul d'un tel déterminant est :

$$c(n) \sim n \times n! \text{ opérations élémentaires}$$

et le coût global de la méthode est donc

$$C(n) \sim n \times (n - 1)! \text{ opérations}$$

Le coût de la résolution d'un système 100×100 peut alors être évalué par la formule de Stirling ($n! \sim n^{n+1/2} e^{-n} \sqrt{2\pi n}$). Cela conduit à l'évaluation :

$$C(n) \sim 9.4 \times 10^{161}$$





Systeme diagonal

Si A est une matrice diagonale, c'est à dire si

$$A = (a_{i,j})_{1 \leq i,j \leq n} \text{ avec } a_{i,j} = 0 \text{ si } i \neq j$$

le système $Ax = b$ est immédiatement résolu du fait que

$$x_i = \frac{1}{a_{ii}} b_i$$

L'algorithme correspondant est donné par :

Pour i de 1 à n

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

Fin Pour i





Systeme triangulaire

La matrice A d'un système triangulaire supérieur est telle que

$$A = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq n} \text{ avec } a_{ij} = 0 \text{ si } i > j$$

Comme A est inversible,

$$a_{i,i} \neq 0 \text{ si } 1 \leq i \leq n$$

Le système s'écrit

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

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

$$\vdots$$

$$a_{nn}x_n = b_n$$





Algorithme

On obtient alors la solution par un algorithme de *substitution retrograde*, dit aussi simplement *algorithme de remontee* :

$$x_n \leftarrow b_n = a_{n,n}$$

Pour i de $n-1$ à 1 par pas de -1

$$x_i \leftarrow b_i - \sum_{j=i+1}^n a_{i,j} x_j = a_{i,i}$$

Fi nPour i

Le coût du calcul d'un x_k se décompose en :

- $(n - k)$ additions,
- $(n - k)$ multiplications,
- 1 division





Le coût total de remontée est donc de

$$\sum_{k=1}^{X^n} (n-k) = n^2 - \frac{n(n-1)}{2} \sim \frac{n^2}{2} \text{ additions + multiplications}$$

soit n^2 opérations élémentaires. **Conseil**: Entraînez-vous à retrouver cet algorithme et à calculer sa complexité...

Principe

Remplacer A par le produit de deux matrices triangulaires, notées en général L et U ; respectivement triangulaire inférieure et triangulaire supérieure. En effet on résout alors successivement deux systèmes triangulaires :

$$Ly = b \text{ puis } Ux = y$$

dont la solution x vérifie évidemment $Ax = b$:

En schématisant :

$$\begin{array}{cccc} 0 & & 1 & 0 \\ * & * & * & \\ @ & * & * & * \\ * & * & * & \end{array} A = \begin{array}{cccc} @ & * & * & 0 \\ * & * & * & \\ * & * & * & \\ 0 & 0 & * & \end{array} A \begin{array}{cccc} 1 & 0 & & \\ * & * & * & \\ 0 & * & * & \\ 0 & 0 & * & \end{array} A$$

**Elimination de Gauss sans recherche de pivot**

Sous l'hypothèse que $a_{11} \neq 0$ on peut l'utiliser pour éliminer l'inconnue x_1 des lignes 2 à n : Le terme a_{11} est appelé pivot et on note pour la suite :

$$1 = a_{11}$$

La ligne i devient alors:

$$0x_1 + \left(a_{i2} - \frac{a_{i1}}{1}a_{12}\right)x_2 + \dots + \left(a_{in} - \frac{a_{i1}}{1}a_{1n}\right)x_n = b_i - \frac{a_{i1}}{1}b_1$$

ce que l'on écrit encore

$$a_{i2}^{(2)}x_2 + \dots + a_{in}^{(2)}x_n = b_i^{(2)}; \forall i > 1$$



Étape 1

en posant

$$a_{i2}^{(2)} = a_{i2} - \frac{a_{i1}}{1} a_{12}$$

$$\vdots$$

$$a_{in}^{(2)} = a_{in} - \frac{a_{i1}}{1} a_{1n}$$

$$b_i^{(2)} = b_i - \frac{a_{i1}}{1} b_1$$

Si on pose aussi, pour $1 \leq j \leq n$

$$a_{1j}^{(2)} = a_{1j}, \forall 1 \leq j \leq n \text{ et } b_1^{(2)} = b_1$$

on a obtenu le système équivalent :

$$A^{(2)}x = b^{(2)}$$



avec

$$A^{(2)} = \begin{array}{cccc} 0 & a_{11}^{(2)} & a_{12}^{(2)} & \cdots & a_{1n}^{(2)} \\ \text{mm} & 0 & a_{22}^{(2)} & \cdots & a_{2n}^{(2)} \\ \text{m} & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \text{m} & 0 & a_{n2}^{(2)} & \cdots & a_{nn}^{(2)} \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ \text{C} \\ \text{C} \\ \text{C} \\ \text{A} \end{array}$$

Etape 1

On voit que

$$A^{(2)} = M^{(1)}A \text{ où } M^{(1)} = \begin{array}{cccccc} 0 & 1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ \text{⋮} & -\frac{a_{21}}{a_{11}} & 1 & \ddots & & \vdots \\ \text{⋮} & \vdots & 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \text{⋮} & \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ \text{⋮} & -\frac{a_{n1}}{a_{11}} & 0 & \cdots & 0 & 1 \end{array} A$$

Le système s'écrit alors

$$A^{(2)} = M^{(1)}A, \text{ et } b^{(2)} = M^{(1)}b$$

Tout se passe comme si on avait prémultiplié à gauche le système initial par $M^{(1)}$:





On suppose que l'on a pu itérer le procédé ci-dessus $k - 1$ fois, c'est que l'on n'a jamais rencontré de pivot nul :

$$i = a_{ii}^{(i)} \neq 0 \text{ pour } 1 \leq i \leq k - 1$$

On obtient alors le système équivalent :

$$A^{(k)}x = b^{(k)}$$

avec $A^{(k)}$ de la forme

$$A^{(k)} = \begin{array}{cccccccc|cccc}
 0 & a_{11}^{(k)} & a_{12}^{(k)} & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & a_{1n}^{(k)} & 1 \\
 \vdots & 0 & a_{22}^{(k)} & \ddots & & & & & a_{2n}^{(k)} & \vdots \\
 \vdots & \vdots & \ddots & a_{33}^{(k)} & \ddots & & & & \vdots & \vdots \\
 \vdots & \vdots & & \ddots & \ddots & & & & \vdots & \vdots \\
 0 & \cdots & \cdots & 0 & a_{k-1,k}^{(k)} & 1 & \cdots & \cdots & a_{k-1,n}^{(k)} & \vdots \\
 \vdots & & & \vdots & 0 & & & & \vdots & \vdots \\
 \vdots & & & \vdots & \vdots & & & & \vdots & \vdots \\
 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & & & & \vdots & \vdots
 \end{array} \quad (1)$$



où $\mathcal{A}^{(k)}$ est une matrice carrée d'ordre $n - k + 1$:

$$\mathcal{A}^{(k)} = \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} 0 & & 1 \\ a_{kk}^{(k)} & \cdots & a_{kn}^{(k)} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{nk}^{(k)} & \cdots & a_{nn}^{(k)} \end{array} \\ \begin{array}{c} \text{B} \\ \text{C} \\ \text{A} \end{array} \end{array} \quad (1)$$

Etape k

Comme précédemment, on doit effectuer une hypothèse sur la valeur du pivot :

$$a_{kk}^{(k)} \neq 0$$

On peut alors introduire la matrice

$$M^{(k)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & 0 & 1 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & -\frac{a_{k+1,k}^{(k)}}{\pi_k} & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & -\frac{a_{n,k}^{(k)}}{\pi_k} & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

Remarquons que l'inverse de $M^{(k)}$ est $L^{(k)}$:

$$L^{(k)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & 0 & 1 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \frac{a_{k+1,k}^{(k)}}{\pi_k} & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \frac{a_{n,k}^{(k)}}{\pi_k} & 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

Soit

$$A^{(k+1)} = M^{(k)}A^{(k)} \text{ et } b^{(k+1)} = M^{(k)}b^{(k)}$$



Etape k

alors

$$A^{(k+1)}x = b^{(k+1)}$$

et

$$A^{(k+1)} = \begin{array}{cccccccc} 0 & a_{11}^{(k+1)} & a_{12}^{(k+1)} & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & a_{1n}^{(k+1)} \\ \text{\textcircled{0}} & 0 & a_{22}^{(k+1)} & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & a_{2n}^{(k+1)} \\ & \vdots & \vdots & a_{33}^{(k+1)} & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ & 0 & \cdots & \cdots & 0 & a_{k,k}^{(k+1)} & \cdots & a_{k,n}^{(k+1)} \\ & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \cdots & \vdots \\ & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \hat{A}^{(k+1)} & \vdots \\ & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{array}$$





où $\hat{A}^{(k+1)}$ est une matrice carrée d'ordre $n - k$:

$$\hat{A}^{(k+1)} = \begin{array}{c} \text{0} \\ \text{B} \\ \text{C} \\ \text{A} \end{array} \begin{array}{ccc} a_{k+1,k+1}^{(k+1)} & \cdots & a_{k+1n}^{(k+1)} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{nk+1}^{(k+1)} & \cdots & a_{nn}^{(k+1)} \end{array} \begin{array}{c} \text{1} \\ \text{A} \end{array}$$



Recapitulons

Si on appelle L la matrice triangulaire inférieure avec des 1 sur la diagonale, et $L^{(k)}$ la matrice définie en (??)

$$L = L^{(1)} \cdots L^{(n-1)}$$

et U la matrice triangulaire supérieure

$$U = A^{(n)}$$

on a

$$A = LU$$

On dit qu'on a effectué une factorisation de Gauss ou factorisation LU de A .





Calcul de déterminant

Une utilisation de la factorisation LU est le calcul de déterminant de A : en effet, si A admet une factorisation LU, on a $\det A = \det(LU) = \det L \cdot \det U$. Or L est triangulaire à diagonale unité donc de déterminant 1; ce qui donne finalement

$$\det A = \det U = \prod_{i=1}^n u_{ii}$$

La factorisation LU permet donc de calculer le déterminant de A avec une complexité de l'ordre de $\frac{n^3}{3}$ additions et multiplications, au lieu de $n!$ avec la formule du déterminant !



Résolution de systèmes linéaires

La factorisation LU permet de résoudre successivement deux systèmes triangulaires: $Ly = b$ puis $Ux = y$ dont la solution x vérifie $Ax = b$:

Si on dispose de plusieurs systèmes linéaires de seconds membres différents mais de même matrice A :

$$Ax = b_i \text{ pour } i = 1; \dots; l$$

il suffit de calculer une seule fois les matrices L et U et de les stocker. On peut alors effectuer autant de descentes et de remontées qu'on a de systèmes pour les résoudre tous, sans pour autant refaire la factorisation LU.

Pour l systèmes à résoudre, la complexité est de l'ordre de $\frac{n^3}{3} + l:n^2$ additions et multiplications plutôt que $l\frac{n^3}{3}$:





Principe de l'écrasement

Pour une matrice de taille n ; on remarque que le nombre de termes à connaître pour disposer des matrices L et U n'est que de n^2 ; puisque la diagonale unité de L n'est pas à stocker. De ce fait on peut utiliser la place mémoire disponible dans A pour y enregistrer les termes de L et U .

Cette remarque explique que l'algorithme qui suit "écrase" la matrice A par sa décomposition LU.



$$\begin{array}{cccccccccccc}
 0 & & & 1 & 0 & & 1 & 0 & & & & 1 \\
 * & * & * & & & 1 & 0 & 0 & & * & * & * \\
 @ & * & * & * & A & = & @ & * & 1 & 0 & A & @ & 0 & * & * & A \\
 * & * & * & & & & * & * & 1 & & & 0 & 0 & * & &
 \end{array}$$

stocké en

$$\begin{array}{cccc}
 0 & & & 1 \\
 & 1 & * & * \\
 @ & * & 1 & * & A \\
 & * & * & 1 &
 \end{array}$$