

**Exercice 1.** 1. Avec la méthode d'Euler, on calcule d'abord  $y$  en faisant  $L_2 - \frac{1}{\varepsilon}L_1$ , on trouve

$$y = \frac{2 - \frac{1}{\varepsilon}}{1 - \frac{1}{\varepsilon}}.$$

ce qui est proche de 1 quand  $\varepsilon$  est petit. Avec une précision de  $\varepsilon$ , en écrivant  $m(x)$  la version "numérique" de  $x$ , on a (quand  $\varepsilon \rightarrow 0$ ) :

$$m\left(1 - \frac{1}{\varepsilon}\right) = 2 - \frac{1}{\varepsilon} + \delta_1 \left(1 + \frac{1}{\varepsilon}\right) = \left(1 - \frac{1}{\varepsilon}\right)(1 + \delta_1 + O(\varepsilon))$$

avec  $|\delta_1| \leq \varepsilon$ . Comme l'inversion préserve l'erreur relative, on a

$$m\left(\frac{1}{1 - \frac{1}{\varepsilon}}\right) = \frac{1}{1 - \frac{1}{\varepsilon}}(1 + \delta_2)$$

où  $|\delta_2| = O(\varepsilon)$ . En calculant de même l'erreur sur le numérateur, on obtient

$$m(y) = y(1 + \delta_3)$$

où  $\delta_3 = O(\varepsilon)$ . L'erreur relative sur  $m(y)$  reste donc proche de  $\varepsilon$ . Cependant, la deuxième étape de la méthode d'Euler, en substituant  $y$  dans la première ligne, donne

$$x = \frac{1}{\varepsilon}(1 - y) = \frac{1}{1 - \varepsilon} = 1 + O(\varepsilon).$$

Mais  $m(1 - y) = 1 - y + \delta_4(1 + |y|) = 1 - y + O(\varepsilon)$  donc

$$m(x) = 1 + O(1).$$

L'erreur sur  $x$  est donc du même ordre que  $x$ , ce qui est très mauvais !

2. En intervertissant les deux équations, on obtient

$$y = \frac{1 - 2\varepsilon}{1 - \varepsilon}$$

et

$$x = 2 - y.$$

En supposant une précision de  $\varepsilon$ , on a une erreur relative  $O(\varepsilon)$  dans le calcul de  $y$ , et donc une erreur absolue en  $O(\varepsilon)$  dans le calcul de  $x$ . Inverser les lignes permet donc d'avoir une erreur acceptable.

**Exercice 2.** Soit

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} -2 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & -4 \\ 2 & 0 & 5 \end{pmatrix}.$$

1. On fait une élimination par pivot de Gauss en retenant les opérations. Pour la matrice  $A$ , on fait  $L_1 \rightarrow L_1$  et  $L_2 \rightarrow L_1 + L_2$ , ce qui revient à multiplier par la matrice

$$X_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

On a donc

$$X_1 A = \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 0 & 6 \end{pmatrix}$$

donc  $A = LU$  avec

$$L = X_1^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \quad U = \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 0 & 6 \end{pmatrix}$$

Pour la matrice  $B$ , il faut deux opérations :

$$\begin{aligned} X_1 B &= \begin{pmatrix} -2 & 3 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2} & -4 \\ 0 & 3 & 5 \end{pmatrix} & X_1 &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} & X_1^{-1} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ X_2 X_1 B &= \begin{pmatrix} -2 & 3 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2} & -4 \\ 0 & 0 & 13 \end{pmatrix} & X_2 &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \end{pmatrix} & X_2^{-1} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

d'où on conclut que  $B = LU$  avec  $U = X_2 X_1 B$  comme ci-dessus et

$$L = X_1^{-1} X_2^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & 1 & 0 \\ -1 & 2 & 1 \end{pmatrix}.$$

2. On a  $\det(B) = \det(L) \det(U) = 1 \times (-2) \times \frac{3}{2} \times 8 = -24$ .
3. On calcule d'abord  $v = Ux$ , qui satisfait  $Lv = (1, 2, 3)$  ce qui donne  $v_1 = 1$ ,  $-\frac{1}{2}v_1 + v_2 = 2$  donc  $v_2 = \frac{5}{2}$  et  $-v_1 + 2v_2 + v_3 = 3$  donc  $v_3 = -1$ . Puis on résout l'équation  $Ux = v$ , ce qui donne  $13u_3 = -1$  (on commence par la dernière ligne), et  $\frac{3}{2}u_2 - 4u_3 = \frac{5}{2}$  donc  $u_2 = 19/13$ , et  $-2u_1 + 3u_3 = 1$  donc  $u_3 = 22/13$ .
4. On a  $B^{-1} = U^{-1}L^{-1} = U^{-1}X_2X_1$  donc il suffit d'inverser  $U$ , ce qui peut effectivement se faire par la résolution de 3 systèmes linéaires (sinon en terminant le pivot de Gauss).

**Exercice 3.** Soit  $\alpha$  un paramètre réel. On considère la matrice

$$A(\alpha) = \begin{pmatrix} \alpha & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}.$$

1. Pour  $\alpha \neq 0$  on obtient la factorisation  $LU$  de  $A$  en une étape,

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \frac{1}{\alpha} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha & 1 \\ 0 & 2 - \frac{1}{\alpha} \end{pmatrix}.$$

Pour  $\alpha = 0$  on ne peut avoir une factorisation  $LU$ , car  $L_{1,1}U_{1,1} = 0$  donc  $L$  ou  $U$  est de rang  $< 2$ , alors que  $A$  est de rang 2 pour  $\alpha \neq \frac{1}{2}$ .

2. Si  $\alpha = 0$  Python inverse les lignes, obtenant une décomposition  $PLU$  où  $P$  est la matrice de permutation correspondant à l'inversion des lignes. Noter que si  $|\alpha| < 1$  Python inverse aussi les lignes, afin d'avoir le pivot le plus grand possible (cf exo 1).

**Exercice 4.** Pour calculer un déterminant naïvement, il faut  $n!$  fois  $n$  multiplications et  $n! - 1$  additions (sans compter le temps de calcul de  $\epsilon(\sigma)$  et le temps utilisé pour construire toutes les permutations).

Pour calculer l'inverse par la formule de Cramer, il faut calculer le déterminant de la matrice, puis les  $n^2$  déterminants des mineurs de taille  $n-1$ , soit  $n \times n! + n^2 \times (n-1) \times (n-1)! = n^2 \times n!$  multiplications.

Avec la décomposition  $LU$ , à l'utilisation du  $k$ -ième pivot on a besoin de  $(n-k)^2$  multiplications (ou divisions), soit de l'ordre de  $2n^3/6$  multiplications pour le calcul de  $U$ . Le calcul de  $L$  comme le produit des inverses des matrices de transvection prend également de l'ordre de  $2n^3/6$  multiplications.

Pour une matrice  $100 \times 100$ , le calcul par la méthode de Cramer prend  $10^{160}$  multiplications, donc  $10^{150}$  secondes, alors que la méthode  $LU$  demande de l'ordre de  $10^6$  multiplications, soit  $10^{-4}$  secondes.

**Exercice 5.** Calculer le déterminant de la matrice de Hilbert de taille 50 puis 100 de manière numérique et de manière exacte. Comparer les résultats et temps de calcul.

Pour quelques matrices  $M$  aléatoires de taille 100, 200, 300, calculez le déterminant de  $M$ , comparez avec la borne de Hadamard de  $M$  (produit des normes des vecteurs colonnes). Qu'observe-t-on ?

### Exercice 6. Décomposition de Cholesky.

Soit  $A$  une matrice hermitienne définie positive. Il existe une unique matrice triangulaire supérieure  $C$  qui a des éléments diagonaux strictement positifs telle que  $A = C^*C$  (décomposition de Cholesky).

1. On peut écrire les éléments de  $C$  comme inconnues puis résoudre les  $n(n+1)/2$  équations données par l'égalité  $C^*C = A$  successivement.

Une méthode astucieuse est d'utiliser la décomposition  $LU$ . En effet si  $D$  est la diagonale de  $C$  alors  $C^*D^{-1}$  est une matrice triangulaire inférieure avec uniquement des 1 sur la diagonale, et  $A = (C^*D^{-1})(DC)$ . Ainsi, par unicité de la décomposition  $LU$ , on a  $L = C^*D^{-1}$  et  $U = DC$ . Cela suggère l'algorithme suivant :

(a) calculer  $U$  dans la décomposition  $LU$  : on trouve  $U = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 9 & -3 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

- (b) Pour tout  $i$ , on divise la  $i$ -ième ligne de  $U$  par  $\sqrt{U_{i,i}}$ . On obtient

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 3 & -1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

On peut vérifier que la matrice  $\tilde{L}$  obtenue en multipliant chaque colonne de  $L$  par  $\sqrt{U_{i,i}}$  est bien égale à  $C^*$ . Ce fait n'est vrai que si  $A$  est définie positive. Si  $A$  n'est pas symétrique, on a plus  $\tilde{L} = C^*$ . Si  $A$  est symétrique mais pas définie positive, les  $U_{i,i}$  ne sont pas tous strictement positifs, et on ne peut donc pas prendre leurs racines. 2) On résout les systèmes  $C^*v = b$  puis  $Cx = v$  successivement, chacune de ces résolutions étant rapide puisque  $C$  est triangulaire, en résolvant par le bas (en commençant par  $v_n$  pour calculer  $v$ , puis par le haut (en commençant par  $x_1$ ) pour calculer  $x$ .

2. a) La matrice de l'exo 8 du TD 1 est 2-bande. b) Deux méthodes de résolution : en utilisant l'algorithme (plus naturel) ou par l'absurde (plus astucieux, mais moins intuitif).

**Méthode par construction :** Vu l'algorithme décrit ci-dessus, on sait que  $C = D^{-\frac{1}{2}}U$  où  $A = LU$  est la décomposition LU de  $A$  et  $D$  est la diagonale de  $U$ . Il suffit donc de montrer que  $U$  est  $p$ -bande. On sait que  $U$  est obtenu par un pivot de Gauss descendant.

Pour tout  $n$  on note  $A_n$  la matrice obtenue dans le pivot de Gauss après  $n$  opérations. Montrons par récurrence que  $A_n$  est  $p$ -bande pour tout  $n$ .

On a  $A_0 = A$  donc  $A_0$  est  $p$ -bande.

De plus, soit  $n \geq 0$  tel que  $A_n$  soit  $p$ -bande. Notons  $b_{i,j}$  le coefficient d'indice  $i, j$  de  $A_n$  et  $c_{i,j}$  le coefficient d'indice  $i, j$  de  $A_{n+1}$ . Pour calculer  $A_{n+1}$ , on remplace une ligne  $L_l$  par  $L_l - \lambda L_k$  pour une ligne  $L_k$  et un coefficient  $\lambda$ . Le coefficient utilisé dans le pivot est nécessairement  $b_{k,k}$ , donc  $\lambda = \frac{a_{l,k}}{b_{k,k}}$ . De plus on fait un pivot descendant, donc  $k < l$ . Enfin,  $A_n$  est  $p$ -bande, donc  $b_{l,i} = 0$  pour  $i \leq l - p$ . Ainsi, on peut supposer que  $k > l - p$  (sinon  $\lambda = 0$  et l'opération est triviale). De plus, puisque  $b_{k,k}$  est utilisé comme pivot on a  $b_{k,i} = 0$  pour tout  $i < k$ , donc pour tout  $i \leq l - p < k$  on a

$$c_{l,i} = b_{l,i} - \lambda b_{k,i} = 0.$$

Il reste à montrer que  $c_{l,i} = 0$  pour tout  $i \geq l + p$ . Or, pour  $i \geq l + p$ , on a  $b_{l,i} = 0$  et  $i \geq k + p$  donc  $b_{k,i} = 0$ , d'où  $c_{l,i} = 0$ . Donc  $c_{l,i} = 0$  dès que  $|l - i| \geq p$ , et  $c_{j,i} = b_{j,i}$  si  $j \neq l$ , donc  $c_{j,i} = 0$  dès que  $|l - i| \geq p$ , et donc  $A_{n+1}$  est  $p$ -bande.

**Méthode par l'absurde :** Supposons que  $C$  ne soit pas  $P$ -bande, et soit  $(i, j)$  avec  $|i - j| > p$  tel que  $C_{i,j} \neq 0$  avec  $i$  minimal (comme  $C$  est triangulaire supérieur on a alors  $i < j$ ). Alors, en notant  $[C^*C]_{i,j}$  le coefficient  $i, j$  de  $C^*C$ , on a

$$[C^*C]_{i,j} = \sum_{k=1}^n \overline{C}_{k,i} C_{k,j}$$

mais  $C$  est triangulaire supérieure, donc  $C_{k,i} = 0$  pour  $k > i$ , et comme  $i$  est minimal tel que  $C_{k,j}$  soit non nul, on a  $C_{k,j} = 0$  pour  $k < i$ . Donc

$$[C^*C]_{i,j} = \overline{C}_{i,i} C_{i,j}.$$

Comme  $A$  est définie positive,  $C$  est inversible, mais  $\det(C) = \prod_{k=1}^n C_{k,k}$  donc  $C_{i,i} \neq 0$  et donc  $[C^*C]_{i,j} \neq 0$ , ce qui est absurde car  $A = C^*C$  est  $p$ -bande.

- Exercice 7.** 1. De manière générale, on considère  $A = \begin{pmatrix} a & b \\ b & a \end{pmatrix}$  avec  $a, b \in \mathbb{R}$ . Cette matrice est symétrique, donc elle admet une base orthonormale de vecteurs propres. On montre facilement qu'on peut prendre comme vecteurs propres  $v_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$  et  $v_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$  avec valeurs propres respectives  $\lambda_1 = a + b$  et  $\lambda_2 = a - b$ .
2. Notons  $Q_1$  le projecteur orthogonal sur l'espace propre  $\mathbb{R}v_1$  et  $Q_2 = I - Q_1$  le projecteur orthogonal sur  $\mathbb{R}v_2$ . On a alors

$$A = \lambda_1 Q_1 + \lambda_2 Q_2$$

et donc  $A^{-1} = \lambda_1^{-1} Q_1 + \lambda_2^{-1} Q_2$ , d'où

$$x = \lambda_1^{-1} Q_1 b + \lambda_2^{-1} Q_2 b.$$

3. En prenant  $b = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \sqrt{2} v_1$  on a  $Q_1 b = b$  et  $Q_2 b = 0$ , donc  $x = \lambda_1^{-1} b = \frac{1}{2001} b$ .

Pour obtenir une grande erreur relative sur  $x$ , on choisit une erreur sur  $b$  égale à  $10^{-2} \sqrt{2} v_2$ . On a bien une erreur relative sur  $b$  petite :

$$\frac{\|\Delta b\|}{\|b\|} = 10^{-2}$$