

Méthodes Numériques

L2 MIAHS

Fabien Navarro

E-mail: fabien.navarro@univ-paris1.fr



2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

DEFINITION

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$. A est dite symétrique définie positive si :

- 1 $A^T = A$ (symétrique), i.e., $a_{ij} = a_{ji}, \forall i, j \in \{1, \dots, n\}$;

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

DEFINITION

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$. A est dite symétrique définie positive si :

- 1 $A^T = A$ (symétrique), i.e., $a_{ij} = a_{ji}, \forall i, j \in \{1, \dots, n\}$;
- 2 $\vec{x}^T A \vec{x} \geq 0, \forall \vec{x} \in \mathbb{R}^n$ (positive), i.e., $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j \geq 0, \forall \vec{x} \in \mathbb{R}^n$.

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

DEFINITION

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$. A est dite symétrique définie positive si :

- 1 $A^T = A$ (symétrique), i.e., $a_{ij} = a_{ji}, \forall i, j \in \{1, \dots, n\}$;
- 2 $\vec{x}^T A \vec{x} \geq 0, \forall \vec{x} \in \mathbb{R}^n$ (positive), i.e., $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j \geq 0, \forall \vec{x} \in \mathbb{R}^n$.
- 3 $\vec{x}^T A \vec{x} = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0} \in \mathbb{R}^n$ (A définie).

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

DEFINITION

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$. A est dite symétrique définie positive si :

- 1 $A^T = A$ (symétrique), i.e., $a_{ij} = a_{ji}, \forall i, j \in \{1, \dots, n\}$;
- 2 $\vec{x}^T A \vec{x} \geq 0, \forall \vec{x} \in \mathbb{R}^n$ (positive), i.e., $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j \geq 0, \forall \vec{x} \in \mathbb{R}^n$.
- 3 $\vec{x}^T A \vec{x} = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0} \in \mathbb{R}^n$ (A définie).
- 4 $\vec{x}^T A \vec{x} > 0, \forall \vec{x} \neq \vec{0} \in \mathbb{R}^n$ (définie positive).

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

DEFINITION

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$. A est dite symétrique définie positive si :

- 1 $A^T = A$ (symétrique), i.e., $a_{ij} = a_{ji}, \forall i, j \in \{1, \dots, n\}$;
- 2 $\vec{x}^T A \vec{x} \geq 0, \forall \vec{x} \in \mathbb{R}^n$ (positive), i.e., $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j \geq 0, \forall \vec{x} \in \mathbb{R}^n$.
- 3 $\vec{x}^T A \vec{x} = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0} \in \mathbb{R}^n$ (A définie).
- 4 $\vec{x}^T A \vec{x} > 0, \forall \vec{x} \neq \vec{0} \in \mathbb{R}^n$ (définie positive).

Notation : $A \in S_n^{++}(\mathbb{R})$.

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

Théorème 4

Une matrice A est symétrique définie positive si et seulement si :

Toutes les sous-matrices A_k de A ($k = 1, \dots, n$) sont aussi symétriques définies positives.

Théorème 5

Une matrice symétrique A est définie positive si et seulement si :

Toutes les sous-matrices A_k de A ($k = 1, \dots, n$) ont un déterminant positif.

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

REMARQUES

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow A^{-1} \text{ existe } (A\vec{x} = \vec{0} \Leftrightarrow \vec{x}^T A\vec{x} = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0})$$

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

REMARQUES

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow A^{-1} \text{ existe } (A\vec{x} = \vec{0} \Leftrightarrow \vec{x}^T A \vec{x} = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0})$$

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow a_{ii} > 0 \text{ } (e_i^T A e_i = a_{ii} > 0)$$

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

REMARQUES

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow A^{-1} \text{ existe } (A\vec{x} = \vec{0} \Leftrightarrow \vec{x}^T A \vec{x} = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0})$$

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow a_{ii} > 0 \ (e_i^T A e_i = a_{ii} > 0)$$

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow (a_{ij})^2 < a_{ii}a_{jj}, \forall i \neq j$$

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

REMARQUES

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow A^{-1} \text{ existe } (A\vec{x} = \vec{0} \Leftrightarrow \vec{x}^T A\vec{x} = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0})$$

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow a_{ii} > 0 \ (e_i^T A e_i = a_{ii} > 0)$$

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow (a_{ij})^2 < a_{ii}a_{jj}, \forall i \neq j$$

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow \max_{1 \leq i, j \leq n} |a_{ij}| \leq \max_{1 \leq i \leq n} |a_{ii}|$$

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

REMARQUES

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow A^{-1} \text{ existe } (A\vec{x} = \vec{0} \Leftrightarrow \vec{x}^T A\vec{x} = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0})$$

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow a_{ii} > 0 \ (e_i^T A e_i = a_{ii} > 0)$$

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow (a_{ij})^2 < a_{ii}a_{jj}, \forall i \neq j$$

$$A \in S_n^{++}(\mathbb{R}) \Rightarrow \max_{1 \leq i, j \leq n} |a_{ij}| \leq \max_{1 \leq i \leq n} |a_{ii}|$$

...

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

REMARQUES

L'inégalité de Cauchy-Schwarz stipule que pour tout vecteur u et v ,

$$(u \cdot v)^2 \leq \|u\|^2 \|v\|^2$$

avec égalité si et seulement si u and v sont linéairement dépendants.

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

REMARQUES

L'inégalité de Cauchy-Schwarz stipule que pour tout vecteur u et v ,

$$(u \cdot v)^2 \leq \|u\|^2 \|v\|^2$$

avec égalité si et seulement si u and v sont linéairement dépendants.

En appliquant aux colonnes de A

$$((Ae_i) \cdot (Ae_j))^2 \leq \|Ae_i\|^2 \|Ae_j\|^2$$

2. Résolution des systèmes linéaires, méthodes directes

2.4 Méthodes de factorisation : Cholesky

REMARQUES

L'inégalité de Cauchy-Schwarz stipule que pour tout vecteur u et v ,

$$(u \cdot v)^2 \leq \|u\|^2 \|v\|^2$$

avec égalité si et seulement si u et v sont linéairement dépendants.

En appliquant aux colonnes de A

$$((Ae_i) \cdot (Ae_j))^2 \leq \|Ae_i\|^2 \|Ae_j\|^2$$

Par suite

$$(a_{ij})^2 < (Ae_i)^T (Ae_i) (Ae_j)^T (Ae_j) = a_{ii} a_{jj}$$

L'inégalité est stricte à moins que $i = j$ ou Ae_i et Ae_j soient linéairement dépendants, ce qui impliquerait que e_i et e_j soient linéairement dépendants (ce qui n'est pas possible pour les vecteurs de base standard avec $i \neq j$).

La matrice $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & -3 \end{pmatrix}$ est définie positive.

La matrice $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & -3 \end{pmatrix}$ est définie positive.

Non $a_{33} < 0$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $-A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $-A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Faux: $\forall x \neq \vec{0} \in \mathbb{R}^n, x^T A x > 0, x^T (-A)x = -x^T A x < 0$ ($-A$ est définie négative).

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $-A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Faux: $\forall x \neq \vec{0} \in \mathbb{R}^n, x^T A x > 0, x^T (-A)x = -x^T A x < 0$ ($-A$ est définie négative).

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $A^T \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $-A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Faux: $\forall x \neq \vec{0} \in \mathbb{R}^n, x^T A x > 0, x^T (-A)x = -x^T A x < 0$ ($-A$ est définie négative).

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $A^T \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Vrai: $A = A^T, x^T A^T x > 0$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $-A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Faux: $\forall x \neq \vec{0} \in \mathbb{R}^n, x^T A x > 0, x^T (-A)x = -x^T A x < 0$ ($-A$ est définie négative).

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $A^T \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Vrai: $A = A^T, x^T A^T x = x^T A x > 0$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$ et $B \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $(A + B) \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $-A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Faux: $\forall x \neq \vec{0} \in \mathbb{R}^n$, $x^T A x > 0$, $x^T (-A)x = -x^T A x < 0$ ($-A$ est définie négative).

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $A^T \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Vrai: $A = A^T$, $x^T A^T x = x^T A x > 0$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$ et $B \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $(A + B) \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Vrai: $x^T (A + B)x = x^T A x + x^T B x > 0$, e.g.,

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix} > 0$$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$ et $B \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $(A - B) \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$ et $B \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $(A - B) \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Pas nécessairement: $x^T(A - B)x = x^T Ax - x^T Bx \leq 0$, e.g.,

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

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

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$ et $B \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $(A - B) \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Pas nécessairement: $x^T(A - B)x = x^T Ax - x^T Bx \leq 0$, e.g.,

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

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

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $A^2 \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$ et $B \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $(A - B) \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Pas nécessairement: $x^T(A - B)x = x^T Ax - x^T Bx \leq 0$, e.g.,

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

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

Si $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$, alors $A^2 \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$

Vrai: Si A est symétrique, alors $A^T = A$. Par conséquent,

$$(A^2)^T = (AA)^T = A^T A^T = AA = A^2,$$

Donc,

$$x^T A^2 x = x^T A A x = (Ax)^T (Ax) = \langle Ax, Ax \rangle = \|Ax\|^2 > 0, \forall x \neq \vec{0} \in \mathbb{R}^n.$$

DÉFINITION

Une matrice

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

est dite **à diagonale strictement dominante** si pour tout $i = 1$ à n , on a

$$|a_{ii}| > \sum_{j=1, j \neq i} |a_{ij}|.$$

Parmi les matrices suivante lesquelles sont à diagonale strictement dominante ?

$$A = \begin{pmatrix} -6 & 0 & 3 \\ 7 & 8 & -2 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} -6 & 0 & 3 \\ 5 & 8 & -2 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix},$$

$$C = \begin{pmatrix} -6 & 0 & 3 \\ 5 & 8 & -2 \\ 1 & -1 & 3 \end{pmatrix}, \quad D = \begin{pmatrix} -6 & 0 & 3 \\ 1 & 2 & -2 \\ 1 & -1 & 8 \end{pmatrix}$$

Parmi les matrices suivante lesquelles sont à diagonale strictement dominante ?

$$A = \begin{pmatrix} -6 & 0 & 3 \\ 7 & 8 & -2 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} -6 & 0 & 3 \\ 5 & 8 & -2 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix},$$

$$C = \begin{pmatrix} -6 & 0 & 3 \\ 5 & 8 & -2 \\ 1 & -1 & 3 \end{pmatrix}, \quad D = \begin{pmatrix} -6 & 0 & 3 \\ 1 & 2 & -2 \\ 1 & -1 & 8 \end{pmatrix}$$

C :

$$|-6| > |0| + |3|$$

$$|8| > |5| + |-2|$$

$$|3| > |1| + |-1|$$

Théorème 2

Une matrice A admet une factorisation LU ssi : toutes les sous matrices principales A_k de la matrice A sont inversible,

Théorème 2

Une matrice A admet une factorisation LU ssi : toutes les sous matrices principales A_k de la matrice A sont inversible,

La matrice $\begin{pmatrix} 2 & 6 & 0 \\ 1 & 3 & -1 \\ 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}$ admet une décomposition LU (sans permutation).

Théorème 2

Une matrice A admet une factorisation LU ssi : toutes les sous matrices principales A_k de la matrice A sont inversible,

La matrice $\begin{pmatrix} 2 & 6 & 0 \\ 1 & 3 & -1 \\ 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}$ admet une décomposition LU (sans permutation).

Faux :

$$\det(A_2) = \det \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 1 & 3 \end{pmatrix} = 0$$

Théorème de Cholesky

Si $A \in S_n^{++}(\mathbb{R})$, alors il existe une seule matrice L triangulaire inférieure à valeurs diagonales positives (mais pas nécessairement $= 1$) telle que

$$A = LL^T.$$

Soit $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$. La matrice AA^T admet une décomposition de Cholesky.

Soit $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$. La matrice AA^T admet une décomposition de Cholesky.

Faux:

$$AA^T = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

Soit $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$. La matrice AA^T admet une décomposition de Cholesky.

Faux:

$$AA^T = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$\det(AA^T) = 0 \implies A \notin S_n^{++}(\mathbb{R})$ et A n'admet pas de décomposition de Cholesky.

Soit $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$. La matrice AA^T admet une décomposition de Cholesky.

Faux:

$$AA^T = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$\det(AA^T) = 0 \implies A \notin S_n^{++}(\mathbb{R})$ et A n'admet pas de décomposition de Cholesky.

Soit $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$. La matrice $A^T A$ admet une décomposition de Cholesky.

Soit $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$. La matrice AA^T admet une décomposition de Cholesky.

Faux:

$$AA^T = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$\det(AA^T) = 0 \implies A \notin S_n^{++}(\mathbb{R})$ et A n'admet pas de décomposition de Cholesky.

Soit $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$. La matrice $A^T A$ admet une décomposition de Cholesky.

Vrai :

$$A^T A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \in S_n^{++}(\mathbb{R})$$

Soient a, b et c des réels strictement positifs et soient

$$A_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad A_2 = \begin{pmatrix} a & a & 0 \\ a & a+b & b \\ 0 & b & b+c \end{pmatrix}.$$

Si $A_1 = L_1 U_1$ et $A_2 = L_2 D L_2^T$, alors $L_1 = L_2$.

Soient a, b et c des réels strictement positifs et soient

$$A_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad A_2 = \begin{pmatrix} a & a & 0 \\ a & a+b & b \\ 0 & b & b+c \end{pmatrix}.$$

Si $A_1 = L_1 U_1$ et $A_2 = L_2 D L_2^T$, alors $L_1 = L_2$.

Vrai : $A_1 \in S_n^{++}(\mathbb{R})$, $\det((A_1)_k) > 0, \exists !, A_1 = L_1 U_1$

Soient a, b et c des réels strictement positifs et soient

$$A_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad A_2 = \begin{pmatrix} a & a & 0 \\ a & a+b & b \\ 0 & b & b+c \end{pmatrix}.$$

Si $A_1 = L_1 U_1$ et $A_2 = L_2 D L_2^T$, alors $L_1 = L_2$.

Vrai : $A_1 \in S_n^{++}(\mathbb{R})$, $\det((A_1)_k) > 0$, $\exists !, A_1 = L_1 U_1$

$$A_1 = A_1^T = L_1 U_1 = (L_1 U_1)^T = U_1^T L_1^T = L_1 L_1^T$$

Soient a, b et c des réels strictement positifs et soient

$$A_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad A_2 = \begin{pmatrix} a & a & 0 \\ a & a+b & b \\ 0 & b & b+c \end{pmatrix}.$$

Si $A_1 = L_1 U_1$ et $A_2 = L_2 D L_2^T$, alors $L_1 = L_2$.

Vrai : $A_1 \in S_n^{++}(\mathbb{R})$, $\det((A_1)_k) > 0$, $\exists !, A_1 = L_1 U_1$

$$A_1 = A_1^T = L_1 U_1 = (L_1 U_1)^T = U_1^T L_1^T = L_1 L_1^T$$

On trouve

$$L_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} = U_1^T$$

On a aussi $A_2 \in S_n^{++}(\mathbb{R})$ car $\det(A_2) = abc > 0$ et $\det((A_2)_2) = ab > 0$, $\exists A_2 = L_2 D L_2^T$.

On a aussi $A_2 \in S_n^{++}(\mathbb{R})$ car $\det(A_2) = abc > 0$ et $\det((A_2)_2) = ab > 0$, $\exists A_2 = L_2 D L_2^T$.
 A-t-on $A_2 = L_1 D L_1^T$?

$$\begin{aligned}
 L_1 \begin{pmatrix} d_1 & 0 & 0 \\ 0 & d_2 & 0 \\ 0 & 0 & d_3 \end{pmatrix} L_1^T &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_1 & 0 & 0 \\ 0 & d_2 & 0 \\ 0 & 0 & d_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} d_1 & 0 & 0 \\ d_1 & d_2 & 0 \\ 0 & d_2 & d_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} d_1 & d_1 & 0 \\ d_1 & d_1 + d_2 & d_2 \\ 0 & d_2 & d_2 + d_3 \end{pmatrix} \\
 &= A_2
 \end{aligned}$$

$$(d_1 = a, d_2 = b, d_3 = c)$$

Algorithme 1 : Factorisation de Cholesky pour $A \in S_n^{++}(\mathbb{R})$

```
1  $L_{1,1} \leftarrow \sqrt{A_{1,1}}$ ; for  $j \leftarrow 2$  to  $n$  do
2   |  $L_{j,1} \leftarrow \frac{A_{j,1}}{L_{1,1}}$ ;
3 end
4 for  $i \leftarrow 2$  to  $n - 1$  do
5   |  $k \leftarrow 1 : (i - 1)$ ;  $\odot$ ; for  $j \leftarrow i + 1$  to  $n$  do
6     |  $k \leftarrow 1 : (i - 1)$ ;  $\ast$ ;
7   end
8 end
9  $k \leftarrow 1 : (n - 1)$ ;  $\otimes$ ; return  $L$ ;
```

Algorithme 2 : Factorisation de Cholesky pour $A \in S_n^{++}(\mathbb{R})$

```

1  $L_{1,1} \leftarrow \sqrt{A_{1,1}}$ ; for  $j \leftarrow 2$  to  $n$  do
2    $L_{j,1} \leftarrow \frac{A_{j,1}}{L_{1,1}}$ ;
3 end
4 for  $i \leftarrow 2$  to  $n - 1$  do
5    $k \leftarrow 1 : (i - 1)$ ;  $\odot$ ; for  $j \leftarrow i + 1$  to  $n$  do
6      $k \leftarrow 1 : (i - 1)$ ;  $\ast$ ;
7   end
8 end
9  $k \leftarrow 1 : (n - 1)$ ;  $\otimes$ ; return  $L$ ;

```

$$\odot : L_{i,i} \leftarrow \sqrt{A_{i,i} - \sum_{r \in k} L_{i,r}^2}$$

$$\ast : L_{j,i} \leftarrow \frac{A_{j,i} - \sum_{r \in k} A_{j,r} L_{i,r}}{L_{i,i}}$$

$$\otimes : L_{n,n} \leftarrow \sqrt{A_{n,n} - \sum_{r \in k} L_{n,r}^2}$$

Algorithme 3 : Décomposition de Cholesky

1 $L_{11} \leftarrow \sqrt{a_{11}}$

// 1: ✓

Algorithme 4 : Décomposition de Cholesky

```
1  $L_{11} \leftarrow \sqrt{a_{11}}$  // 1:  $\sqrt{\phantom{x}}$ 
2 for  $j \leftarrow 2$  to  $n$  do
3   |  $L_{j1} \leftarrow a_{j1}/L_{11}$  //  $(n-1): \oslash$ 
4 end
```

Algorithm 5 : Décomposition de Cholesky

```

1  $L_{11} \leftarrow \sqrt{a_{11}}$  // 1:√
2 for  $j \leftarrow 2$  to  $n$  do
3    $L_{j1} \leftarrow a_{j1}/L_{11}$  //  $(n-1):\otimes$ 
4 end
5 for  $i \leftarrow 2$  to  $n-1$  do
6    $L_{ii} \leftarrow \sqrt{a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} L_{ik}^2}$  //  $(i-2)+1:\oplus\ominus, (i-1):\otimes, 1:\sqrt$ 

```

Algorithm 6 : Décomposition de Cholesky

```

1   $L_{11} \leftarrow \sqrt{a_{11}}$  // 1:√
2  for  $j \leftarrow 2$  to  $n$  do
3  |    $L_{j1} \leftarrow a_{j1}/L_{11}$  //  $(n-1):\otimes$ 
4  end
5  for  $i \leftarrow 2$  to  $n-1$  do
6  |    $L_{ii} \leftarrow \sqrt{a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} L_{ik}^2}$  //  $(i-2)+1:\oplus\ominus, (i-1):\otimes, 1:\sqrt$ 
7  |   for  $j \leftarrow i+1$  to  $n$  do
8  |   |    $L_{ji} \leftarrow \frac{a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} a_{jk} L_{ik}}{L_{ii}}$  //  $[n-(i+1)+1]((i-2)+1):\oplus\ominus$ 
9  |   |   //  $[n-(i+1)+1]((i-1)+1):\otimes\otimes$ 
10 |   end
11 end

```

Algorithm 7 : Décomposition de Cholesky

```

1  $L_{11} \leftarrow \sqrt{a_{11}}$  // 1:√
2 for  $j \leftarrow 2$  to  $n$  do
3   |  $L_{j1} \leftarrow a_{j1}/L_{11}$  //  $(n-1):\otimes$ 
4 end
5 for  $i \leftarrow 2$  to  $n-1$  do
6   |  $L_{ii} \leftarrow \sqrt{a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} L_{ik}^2}$  //  $(i-2)+1:\oplus\ominus, (i-1):\otimes, 1:\sqrt$ 
7   | for  $j \leftarrow i+1$  to  $n$  do
8     |  $L_{ji} \leftarrow \frac{a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} a_{jk} L_{ik}}{L_{ii}}$  //  $[n-(i+1)+1]((i-2)+1):\oplus\ominus$ 
9     | //  $[n-(i+1)+1]((i-1)+1):\otimes\otimes$ 
10    | end
11 end
12  $L_{nn} \leftarrow \sqrt{a_{nn} - \sum_{k=1}^{n-1} L_{nk}^2}$  //  $(n-2)+1:\oplus\ominus, (n-1):\otimes, 1:\sqrt$ 
13 return  $L$ ;

```

$$N_{\oplus\ominus} = \sum_{i=2}^{n-1} (i-1) + (n-i)(i-1) = \sum_{i=2}^{n-1} (i-1)(1+n-i) = \sum_{i=1}^{n-1} i(n-i) = \frac{n(n^2-1)}{6}.$$

Soit $A \in \mathcal{S}_6^{++}(\mathbb{R})$ (une matrice pleine). Quel est le nombre total de soustractions/additions dans l'algorithme de factorisation de Cholesky de A ?

Soit $A \in \mathcal{S}_6^{++}(\mathbb{R})$ (une matrice pleine). Quel est le nombre total de soustractions/additions dans l'algorithme de factorisation de Cholesky de A ?

$$N_{\oplus\ominus} = \frac{6(6^2 - 1)}{6} = 35.$$

Soit le système linéaire suivant :

$$\left(\begin{array}{ccc|c} 2 & -1 & 0 & 1 \\ -1 & 2 & -1 & 1 \\ 0 & -1 & 2 & 1 \end{array} \right)$$

En partant de $\vec{x}^{(0)} = (0, 0, 0)^T$, quelle est le résultat de la 1ère itération $\vec{x}^{(1)}$ de la méthode de Jacobi ?

Soit le système linéaire suivant :

$$\left(\begin{array}{ccc|c} 2 & -1 & 0 & 1 \\ -1 & 2 & -1 & 1 \\ 0 & -1 & 2 & 1 \end{array} \right)$$

En partant de $\vec{x}^{(0)} = (0, 1, 0)^T$, quelle est le résultat de la 1ère itération de la méthode de Gauss-Seidel ?

Temporary page!

\LaTeX was unable to guess the total number of pages correctly. As the unprocessed data that should have been added to the final page this extra page has been added to receive it.

If you rerun the document (without altering it) this surplus page will go away. \LaTeX now knows how many pages to expect for this document.