

## GRADIENT À PAS OPTIMAL [2]

### III.C Gradient à pas optimal

#### Proposition 29

Pour tout  $x \in \mathbb{R}^n$ , on a :

$$\nabla \phi(x) = Ax - b$$

*Démonstration.* On va calculer la différentielle de  $\phi$  en  $x \in \mathbb{R}^n$ .

Soit  $x \in \mathbb{R}^n$ . Pour tout  $h \in \mathbb{R}^n$ , on a :

$$\begin{aligned} \phi(x + h) &= \frac{1}{2} \langle x + h, x + h \rangle_A - {}^t x b - {}^t h b \\ &= \frac{1}{2} \langle x, x \rangle_A + \frac{1}{2} \langle x, h \rangle_A + \frac{1}{2} \langle h, x \rangle_A + \frac{1}{2} \langle h, h \rangle_A - {}^t x b - {}^t h b \\ &= \frac{1}{2} \|x\|^2 + \langle x, h \rangle_A + \frac{1}{2} \|h\|^2 - {}^t x b - {}^t h b \\ &= \phi(x) + \langle x, h \rangle_A - {}^t h b + \underset{\|h\| \rightarrow 0}{o}(\|h\|) \end{aligned}$$

On en déduit la différentielle de  $\phi$  en  $x$  appliquée à  $h$  :

$$d\phi_x(h) = \langle x, h \rangle_A - {}^t h b = \langle Ax, h \rangle - \langle b, h \rangle = \langle Ax - b, h \rangle$$

Or  $d\phi_x$  est une forme linéaire continue sur  $\mathbb{R}^n$  qui est un espace de Hilbert donc par théorème de représentation de Riesz, le gradient de  $\phi$  en  $x$  est défini de manière unique et donc on peut l'identifier très simplement dans l'expression de  $d\phi_x(h)$ . ■

#### Lemme 30: Inégalité de Kantorovitch

$$\forall x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\} \quad \frac{\|x\|^4}{\|x\|_A^2 \|x\|_{A^{-1}}^2} \geq 4 \frac{\lambda_n \lambda_1}{(\lambda_n + \lambda_1)^2}$$

*Démonstration.* Soit  $x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ . Par le théorème spectrale,  $A$  est diagonalisable en base orthonormée. Notons  $(e_1, \dots, e_n)$  une base de vecteurs propres avec  $e_i$  vecteur propre pour  $\lambda_i$ . On a alors que  $e_i$  est vecteur propre de  $A^{-1}$  pour la valeur propre  $\frac{1}{\lambda_i}$ . On désigne par  $x_i$  la  $i^e$  coordonnée de  $x$  dans la base  $(e_1, \dots, e_n)$ . On a donc :

$$\begin{aligned} \|x\|_A \|x\|_{A^{-1}} &= \sqrt{\sum_{i=1}^n \lambda_i x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\lambda_i} x_i^2} \\ &= \sqrt{\frac{\lambda_n}{\lambda_1}} \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{\lambda_i}{\lambda_n} x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{\lambda_1}{\lambda_i} x_i^2} \end{aligned}$$

Donc en utilisant l'inégalité de Young trivialisée avec  $p = q = 2$ , on a :

$$\|x\|_A \|x\|_{A^{-1}} \leq \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\lambda_n}{\lambda_1}} \left( \sum_{i=1}^n \frac{\lambda_i}{\lambda_n} x_i^2 + \sum_{i=1}^n \frac{\lambda_1}{\lambda_i} x_i^2 \right)$$

C'est-à-dire :

$$\|x\|_A \|x\|_{A^{-1}} \leq \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\lambda_n}{\lambda_1}} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\lambda_i}{\lambda_n} + \frac{\lambda_1}{\lambda_i} \right) x_i^2 \quad (3)$$

Or l'application  $g \left\{ \begin{array}{ccc} [\lambda_1, \lambda_n] & \rightarrow & \mathbb{R} \\ t & \mapsto & \frac{t}{\lambda_n} + \frac{\lambda_1}{t} \end{array} \right.$  est convexe comme somme de deux applications convexes.  
Or on a que :

$$g(\lambda_1) = 1 + \frac{\lambda_1}{\lambda_n} = g(\lambda_n).$$

Donc par convexité de  $g$  on obtient :

$$\forall t \in [\lambda_1, \lambda_n] \quad g(x) \leq 1 + \frac{\lambda_1}{\lambda_n}.$$

Et comme toutes les valeurs propres sont dans l'intervalle  $[\lambda_1, \lambda_n]$  on a donc :

$$\frac{\lambda_i}{\lambda_n} + \frac{\lambda_1}{\lambda_i} \leq 1 + \frac{\lambda_1}{\lambda_n}. \quad (4)$$

En réinjectant l'inégalité (4) dans l'inégalité (3), on obtient finalement :

$$\begin{aligned} \|x\|_A \|x\|_{A^{-1}} &\leq \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\lambda_n}{\lambda_1}} \left( 1 + \frac{\lambda_1}{\lambda_n} \right) \sum_{i=1}^n x_i^2 \\ &= \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\lambda_n}{\lambda_1}} \left( 1 + \frac{\lambda_1}{\lambda_n} \right) \|x\|^2 \end{aligned}$$

■

### Théorème 31: Méthode du gradient à pas optimal

- (i) L'application  $\phi$  atteint son minimum en  $\bar{x}$  et en  $\bar{x}$  seulement.
- (ii) Soit  $a \in \mathbb{R}^n \setminus \{\bar{x}\}$  et soit  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  la suite définie par :

$$\begin{cases} x_0 = a \\ \alpha_k = \begin{cases} \frac{\|\nabla \phi(x_k)\|^2}{\|\nabla \phi(x_k)\|_A^2} & \text{si } x_k \neq \bar{x} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\ x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla \phi(x_k) \end{cases}$$

converge vers  $\bar{x}$  et

$$\forall k \in \mathbb{N} \quad \|x_{k+1} - \bar{x}\| \leq \sqrt{\frac{\lambda_n}{\lambda_1}} \left( \frac{\lambda_n - \lambda_1}{\lambda_n + \lambda_1} \right)^{k+1} \|x_0 - \bar{x}\|.$$

Cette méthode est appelée méthode du gradient à pas optimal.

### Remarque 32

On remarquera que le premier item justifie l'intérêt de considérer le gradient de l'application  $\phi$ . En effet la résolution du système linéaire  $Ax = b$  revient à minimiser  $\phi$  (c'est ce premier item qui nous le dit). Or en un point  $y \in \mathbb{R}^n$ , si  $\nabla \phi(y) \neq 0$  alors il indique le sens dans lequel  $\phi$  croît le plus vite.

Étant donné le point  $x_k$ , il est donc naturel de chercher le terme  $x_{k+1}$  sur la droite affine dirigée par  $\nabla \phi(x_k)$  et passant par  $x_k$  (on notera que si le gradient est nul alors  $x_k = \bar{x}$  et on prend alors  $x_{k+1} = x_k$ ). En fait l'application  $f : \begin{array}{ccc} \mathbb{R} & \rightarrow & \mathbb{R} \\ t & \mapsto & \phi(x_k - t \nabla \phi(x_k)) \end{array}$  atteint son minimum en  $\alpha_k = \frac{\|\nabla \phi(x_k)\|^2}{\|\nabla \phi(x_k)\|_A^2}$ .

*Démonstration de la remarque.* On démontre l'assertion

"En fait l'application  $f : \begin{array}{ccc} \mathbb{R} & \rightarrow & \mathbb{R} \\ t & \mapsto & \phi(x_k - t \nabla \phi(x_k)) \end{array}$  atteint son minimum en  $\alpha_k = \frac{\|\nabla \phi(x_k)\|^2}{\|\nabla \phi(x_k)\|_A^2}$ ."

Soit  $t \in \mathbb{R}$  toujours en invoquant la démonstration de la proposition III.C, on a :

$$\begin{aligned} f(t) &= \phi(x_k) - t\langle Ac_k - b, \nabla \phi(x_k) \rangle + \frac{t^2}{2} \|\nabla \phi(x_k)\|_A^2 \\ &= \phi(x_k) - t\|\nabla \phi(x_k)\|^2 + \frac{t^2}{2} \|\nabla \phi(x_k)\|_A^2 \end{aligned}$$

et le résultat provient de l'étude de ce trinôme du degré deux. Ceci explique la définition de  $x_{k+1}$ . Enfin, on notera que la dérivée de  $f$  s'annule en  $\alpha_k$  par minimalité de  $f$ . Donc on obtient la relation d'orthogonalité :

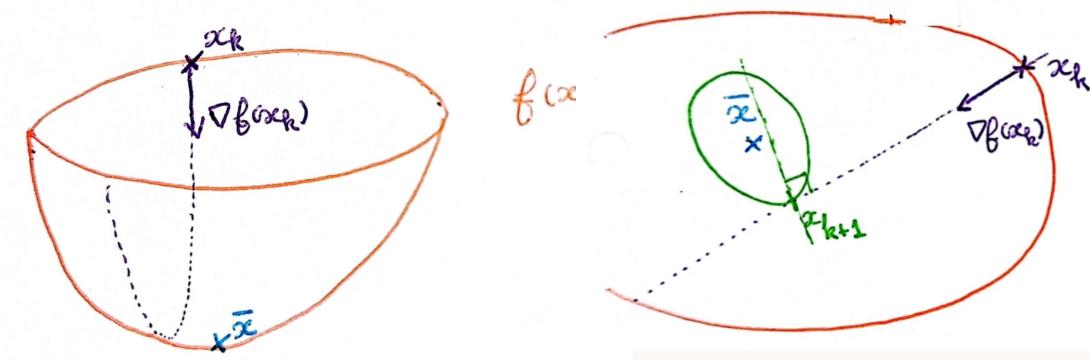
$$\langle \nabla \phi(x_{k+1}), \nabla \phi(x_k) \rangle = 0. \quad (5)$$

■

### Remarque 33

On représente ce qu'il se passe géométriquement dans la méthode du gradient à pas optimal :

Et une "vue du-dessus" donne :



La droite  $(x_k, x_{k+1})$  est tangente à la ligne de niveau de  $\phi$  en  $x_{k+1}$ .

NB : les lignes de niveau de  $\phi$  sont des sphères pour la norme  $\|\cdot\|_A$ .

On justifie le choix d'obtenir  $x_{k+1}$  à partir de  $x_k$  en déplaçant le point dans le sens opposé à celui donné par le gradient car la première manière d'interpréter le gradient est que géométriquement, il donne le sens de plus grande augmentation.

*Démonstration du théorème.* 1. Pour démontrer ce premier point on convoque directement la démonstration de la proposition III.C. Dans le cas particulier où  $x = \bar{x}$ , pour  $h \neq 0$  on a :

$$\phi(\bar{x} + h) = \phi(\bar{x}) + \frac{1}{2} \|h\|_A^2 > \phi(\bar{x})$$

2. On laisse de côté le cas trivial où pour un entier  $p$  on a  $x_p = \bar{x}$ . Pour alléger les notations, on pose  $g_k = \nabla \phi(x_k)$ .

Soit  $p \in \mathbb{N}$ . On a :

$$\|x_{p+1} - \bar{x}\|_A = \langle A(x_{p+1} - \bar{x}), x_{p+1} - x_p \rangle + \langle A(x_{p+1} - \bar{x}), x_p - \bar{x} \rangle.$$

Or  $A(x_{p+1} - \bar{x}) = Ax_{p+1} - b = g_{p+1}$  et  $x_{p+1} - x_p = -\alpha_p g_p$ . Donc en utilisant la relation 5 on obtient :

$$\langle A(x_{p+1} - \bar{x}), x_{p+1} - x_p \rangle = 0.$$

En utilisant la symétrie de  $A$ , il s'en suit :

$$\begin{aligned}
\|x_{p+1} - \bar{x}\|_A &= \langle A(x_{p+1} - x_p), x_p - \bar{x} \rangle + \langle A(x_p - \bar{x}), x_p - \bar{x} \rangle \\
&= \langle x_{p+1} - x_p, A(x_p - \bar{x}) \rangle + \|x_p - \bar{x}\|_A^2 \\
&= \langle -\alpha_p g_p, g_p \rangle + \|x_p - \bar{x}\|_A^2 \\
&= -\frac{\|g_p\|^4}{\|g_p\|_A^2} + \|x_p - \bar{x}\|_A^2.
\end{aligned}$$

Mais par ailleurs

$$\|x_p - \bar{x}\|_A^2 = \langle A(x_p - \bar{x}), x_p - \bar{x} \rangle = \langle A(x_p - \bar{x}), A^{-1}A(x_p - \bar{x}) \rangle = \|g_p\|_{A^{-1}}^2$$

et donc

$$\|x_{p+1} - \bar{x}\|_A^2 = \left(1 - \frac{\|g_p\|^4}{\|g_p\|_A^2 \|g_p\|_{A^{-1}}^2}\right) \|x_p - \bar{x}\|_A^2. \quad (6)$$

L'heure est venue d'utiliser notre lemme technique III.C : l'inégalité de Kantorovitch à  $\frac{\|g_p\|^4}{\|g_p\|_A^2 \|g_p\|_{A^{-1}}^2}$ .  
On obtient ainsi :

$$\frac{\|g_p\|^4}{\|g_p\|_A^2 \|g_p\|_{A^{-1}}^2} \geq 4 \frac{\lambda_n \lambda_1}{(\lambda_1 + \lambda_n)^2}$$

Il en résulte (en utilisant les identités remarquables

$$\left(1 - \frac{\|g_p\|^4}{\|g_p\|_A^2 \|g_p\|_{A^{-1}}^2}\right) \leq \left(1 - 4 \frac{\lambda_n \lambda_1}{(\lambda_1 + \lambda_n)^2}\right) = \frac{(\lambda_n - \lambda_1)^2}{(\lambda_n + \lambda_1)^2}$$

En réinjectant dans (6), il vient :

$$\|x_{p+1} - \bar{x}\|_A \leq \frac{\lambda_n - \lambda_1}{\lambda_n + \lambda_1} \|x_p - \bar{x}\|_A. \quad (7)$$

et en itérant (7), on a donc :

$$\|x_{p+1} - \bar{x}\|_A \leq \left(\frac{\lambda_n - \lambda_1}{\lambda_n + \lambda_1}\right)^{p+1} \|x_0 - \bar{x}\|_A.$$

Enfin en utilisant que l'on a  $\sqrt{\lambda_1} \|\cdot\| \leq \|\cdot\|_A \leq \sqrt{\lambda_n} \|\cdot\|$ , il vient :

$$\|x_{p+1} - \bar{x}\| \leq \sqrt{\frac{\lambda_n}{\lambda_1}} \left(\frac{\lambda_n - \lambda_1}{\lambda_n + \lambda_1}\right)^{p+1} \|x_0 - \bar{x}\|.$$

Et cette dernière inégalité assure la convergence géométrique de la suite  $(x_k)_k$  vers  $\bar{x}$  et conclut ainsi la preuve. ■