

**Optimisation & Analyse convexe****Séance 1 : Existence d'un minimum. Convexité**

**Exercice 1** Soit  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  une matrice symétrique, et  $b$  un vecteur de  $\mathbb{R}^n$ . On considère la fonction :

$$f : x \in \mathbb{R}^n \longmapsto \frac{1}{2}(x, Ax) - (b, x).$$

1. Soient  $\lambda_{\min}$  et  $\lambda_{\max}$  la plus petite et la plus grande valeur propre de  $A$ . Montrer que

$$\forall x \in \mathbb{R}^n \quad \lambda_{\min} \|x\|_2^2 \leq (Ax, x) \leq \lambda_{\max} \|x\|_2^2.$$

2. Montrer que  $f$  est dérivable sur  $\mathbb{R}^n$ . Calculer  $df(x)$  et  $\nabla f(x)$ , pour  $x \in \mathbb{R}^n$ .  
 3. Supposons maintenant que  $A$  est symétrique positive. Montrer que dans ce cas,  $A$  est inversible si et seulement si  $A$  est définie positive.

**Corrigé 1**

1. La matrice  $A$  est symétrique, toutes ses valeurs propres  $\lambda_i$  sont réelles (eventuellement nulles), et elle admet une base de vecteurs propres orthonormés  $\mathcal{B} = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$  :

$$Av_i = \lambda_i v_i \quad \text{pour } i = 1, 2, \dots, n \quad \text{et} \quad (v_i, v_j) = \delta_{ij} \quad \text{pour } i, j = 1, 2, \dots, n.$$

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

$$x = \sum_{i=1}^n x_i v_i, \quad Ax = \sum_{i=1}^n x_i Av_i = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i v_i \quad \text{et} \quad (Ax, x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i^2$$

soit finalement

$$\min_i \lambda_i \sum_{i=1}^n x_i^2 \leq (Ax, x) \leq \max_i \lambda_i \sum_{i=1}^n x_i^2.$$

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

$$\begin{aligned} f(x+h) &= \frac{1}{2}(A(x+h), x+h) - (b, x+h) \\ &= \frac{1}{2}(Ax, x) + (Ax, h) + \frac{1}{2}(Ah, h) - (b, x) - (b, h) \\ &= f(x) + (Ax - b, h) + \frac{1}{2}(Ah, h). \end{aligned}$$

Si on pose  $\varepsilon(h) = \frac{1}{2}(Ah, h)/\|h\|_2$ , alors

$$|(Ah, h)| \leq \|A\| \|h\|_2^2 \Rightarrow \lim_{h \rightarrow 0} |\varepsilon(h)| = 0.$$

Soit

$$df(x).h = (Ax - b, h) \quad \text{et} \quad \nabla f(x) = Ax - b.$$

**Commentaire 1** : Dans le cas général ( $A$  non symétrique) :

$$\begin{aligned} f(x) &= \frac{1}{2}(x, \frac{(A + A^T)}{2}x) - (b, x); \\ df(x).h &= (\frac{1}{2}(A + A^T)x - b, h) \quad \text{et} \quad \nabla f(x) = \frac{1}{2}(A + A^T)x - b. \end{aligned}$$

**Commentaire 2 :** Il est clair que la fonction  $f$  est deux fois différentiable. Pour tout  $x \in \mathbb{R}^n$ , on a :

$$df(x+k).h = (Ax - b, h) + (Ak, h), \quad \forall h, k \in \mathbb{R}^n.$$

Comme  $A$  est supposée symétrique, on conclut que  $d^2f(x).(h, k) = (Ah, k)$  et  $\nabla^2 f(x) = A$ .

3. Supposons que  $A$  soit inversible. Soit  $w$  tel que  $(Aw, w) = 0$ . On va montrer que  $w$  est en fait égal à zéro. Soient  $d \in \mathbb{R}^n$  ( $d \neq 0$ ) et  $\lambda > 0$ . Comme  $A$  est positive et symétrique :

$$0 \leq (A\{w + \lambda d\}, w + \lambda d) = 2\lambda(Aw, d) + \lambda^2(Ad, d).$$

En mettant  $\lambda$  en facteur, puis en faisant tendre  $\lambda$  vers 0 dans le facteur restant, on obtient  $(Aw, d) \geq 0$ . Comme c'est valable pour toute direction ( $d \in \mathbb{R}^n$ ), on en déduit que  $Aw = 0$ , ce qui conduit enfin à  $w = 0$  par hypothèse sur  $A$ .

La réciproque est aisée et classique. En effet, si  $A$  est définie-positive,  $Aw = 0$  entraîne que  $(Aw, w) = 0$ , et donc que  $w = 0$  : par conséquent,  $A$  est inversible.

**Exercice 2** Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $f(x) = \frac{1}{2}(x, Ax) - (b, x) + c$  avec  $A$  une matrice  $n \times n$  symétrique,  $b \in \mathbb{R}^n$ ,  $c \in \mathbb{R}$ .

1. Montrer que  $f$  admet un minimum sur tout compact  $K$  de  $\mathbb{R}^n$ .
2. Montrer que  $f$  est convexe ssi  $A$  est positive<sup>1</sup>.
3. Montrer que  $f$  est strictement convexe ssi  $A$  est définie positive.
4. Montrer que si  $A$  est définie positive, alors  $f$  est "*infinie à l'infini*" et admet un minimum unique sur tout fermé convexe  $K \subset \mathbb{R}^n$ .
5. Montrer que, s'ils existent, les minima de  $f$  vérifient la relation  $Ax = b$ .  
En déduire que si  $A$  est non positive, alors  $f$  n'admet pas de minimum sur  $\mathbb{R}^n$ .

## Corrigé 2

1.  $f$  étant continue, elle atteint ses minima sur tout compact  $K$ .
2. Rappelons que la fonction  $f$  est convexe si et seulement si :

$$\forall x, y \in \mathbb{R}^n, (\nabla f(y) - \nabla f(x), y - x) \geq 0.$$

D'autre part, on a  $\nabla f(x) = Ax - b$ . Il vient alors :

$$\begin{aligned} f \text{ est convexe} &\Leftrightarrow ((Ay - b) - (Ax - b), y - x) \geq 0 \quad \forall y, x \in \mathbb{R}^n \\ &\Leftrightarrow (A(y - x), y - x) \geq 0 \quad \forall y, x \in \mathbb{R}^n \\ &\Leftrightarrow (Az, z) \geq 0 \quad \forall z \in \mathbb{R}^n \\ &\Leftrightarrow A \text{ est positive.} \end{aligned}$$

3. La stricte convexité de  $f$  est équivalente à :

$$\forall x \neq y \in \mathbb{R}^n, (\nabla f(y) - \nabla f(x), y - x) > 0.$$

4. Supposons que la matrice  $A$  est symétrique définie positive. Donc d'après l'exercice 1, on peut minorer la fonction  $f$  par :

$$f(x) \geq \frac{1}{2}\lambda_{\min}(A)\|x\|_2^2 - \|b\|_2\|x\|_2 + c,$$

---

<sup>1</sup>c'est à dire  $(Av, v) \geq 0$  pour tout  $v \in \mathbb{R}^n$ . On parle aussi dans certains livres de semi-définie positive

avec  $\lambda_{\min}(A) > 0$  et  $\lim_{z \rightarrow +\infty} \frac{1}{2} \lambda_{\min}(A) z^2 - \|b\|_2 z + c = +\infty$ . On en déduit alors que :

$$\lim_{x \in K, \|x\| \rightarrow +\infty} f(x) = +\infty;$$

pour tout ensemble fermé  $K$  de  $\mathbf{R}^n$ .  $f$  est alors “infinie à l’infini” et strictement convexe, elle admet donc un minimum unique sur tout fermé convexe  $K$ .

5. Supposons que  $f$  atteint le minimum en  $x \in \mathbf{R}^n$ , alors il existe  $V$  un voisinage de  $x$  tel que :

$$f(y) \geq f(x), \forall y \in V.$$

En particulier,  $f(x + \lambda d) - f(x) \geq 0$  pour tout  $d \in \mathbf{R}^n$  et pour tout  $\lambda > 0$  assez petit tel que  $x + \lambda d \in V$ . En divisant par  $\lambda$  et en faisant tendre  $\lambda$  vers 0 par valeurs supérieures, on en déduit que  $x$  satisfait :

$$\nabla f(x).d = (Ax - b, d) \geq 0, \quad \forall d \in \mathbf{R}^n.$$

Ou encore, puisque  $d$  parcourt  $\mathbf{R}^n$ ,

$$Ax = b.$$

D’autre part, si  $x$  existe alors

$$f(x + \lambda d) - f(x) = \lambda(Ax - b, d) + \frac{\lambda^2}{2}(Ad, d) = \frac{\lambda^2}{2}(Ad, d) \geq 0,$$

pour tout  $d \in \mathbf{R}^n$  (et pour tout  $\lambda > 0$ , assez petit tel que  $x + \lambda d$  reste dans le voisinage  $V$  de  $x$ ). Donc  $A$  est nécessairement positive.

### Exercice 3

1. La composée de deux fonctions convexes est-elle convexe ?
2. Examiner, parmi les fonctions suivantes, lesquelles sont convexes, strictement convexes,  $\alpha$ -convexes :

$$f(x) = -\ln(x), \quad g(x) = x^4 - x^2, \quad h(x) = x^\beta \quad (\beta \in \mathbf{N}), \quad \ell(x) = |x|^\beta \quad (\beta > 1)?$$

3. Soit  $\|\cdot\|$  une norme de  $\mathbf{R}^n$ . Montrer que  $x \in \mathbf{R}^n \mapsto \|x\|$  et  $x \in \mathbf{R}^n \mapsto \|x\|^2$  sont convexes.

### Corrigé 3

1. La composée de deux fonctions convexes n’est pas forcément convexe. En effet, les fonctions  $g : x \mapsto e^{-x}$  et  $f : x \mapsto x^2$  sont bien convexes sur  $\mathbf{R}$ , et pourtant  $g \circ f : x \mapsto e^{-x^2}$  n’est pas convexe sur  $\mathbf{R}$  !

Par contre, on peut facilement vérifier le résultat suivant : Soit  $K$  une partie convexe de  $\mathbf{R}$ .

Soient  $f : \mathbf{R}^n \longrightarrow K$  une fonction convexe et  $g : K \longrightarrow \mathbf{R}$  une fonction convexe croissante. Alors  $g \circ f$  est convexe.

2. La fonction  $f$  est strictement convexe (sur  $\mathbf{R}_+^*$ ), mais n'est pas  $\alpha$ -convexe.

La fonction  $g$  n'est pas convexe sur  $\mathbf{R}$ , mais est convexe sur les intervalles  $]-\infty, -\frac{\sqrt{6}}{6}]$  et  $[\frac{\sqrt{6}}{6}, +\infty[$ .

Pour  $\beta \in \{0, 1\}$ , la fonction  $h$  est convexe. Pour  $\beta \geq 2$ ,  $h$  n'est convexe sur  $\mathbf{R}$  que si  $\beta$  est paire. Dans le cas  $\beta = 2$ ,  $h$  est  $\alpha$ -convexe avec  $\alpha = 2$ .

La fonction  $\ell$  se décompose en  $s \circ r$  où  $s$  et  $r$  sont définies par :

$$s : x \in \mathbf{R}^+ \mapsto x^\beta, \quad r : x \in \mathbf{R} \mapsto |x|.$$

Il est facile de vérifier que  $r$  est convexe, et  $s$  est strictement convexe et croissante sur  $\mathbf{R}^+$ .

On conclut alors que pour  $\beta > 1$ ,  $\ell$  est strictement convexe sur  $\mathbf{R}$ .

**Exercice 4** Soit  $f$  de  $\mathbf{R}^2$  dans  $\mathbf{R}^2$  définie par :

$$f(x, y) = \begin{cases} \frac{xy}{\sqrt{x^2 + y^2}} & \text{si } (x, y) \neq (0, 0) \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

1. Montrer que  $f$  est continue en  $(0, 0)$ .
2. Montrer que  $f$  n'est pas différentiable en  $(0, 0)$ .
3. Est-elle Gâteaux-différentiable ?

**Corrigé 4**

1. De l'inégalité  $2|xy| \leq x^2 + y^2$ , on obtient la majoration de  $|f(x, y)|$  par :

$$|f(x, y)| \leq \frac{1}{2} \sqrt{x^2 + y^2}, \quad \forall x, y \in \mathbf{R}.$$

On en déduit alors que

$$\lim_{(x, y) \rightarrow 0} f(x, y) = 0 = f(0, 0)$$

ce qui prouve la continuité de  $f$  en  $(0, 0)$ .

2. Pour que  $f$  soit différentiable en  $(0, 0)$  il faut et il suffit qu'il existe une forme linéaire  $df(0, 0)$  tel que :

$$f(x, y) = f(0, 0) + df(0, 0).(x, y) + \|(x, y)\|\varepsilon(x, y); \quad \text{avec} \quad \lim_{(x, y) \rightarrow (0, 0)} \varepsilon(x, y) = 0.$$

Or si on fixe  $y = 0$ , on obtient :

$$f(x, 0) = 0 = f(0, 0) + 0, \quad \forall x \in \mathbf{R}.$$

Donc si  $f$  est différentiable en  $(0, 0)$ , alors  $df(0, 0).(x, 0) = 0$  pour tout  $x \in \mathbf{R}$ , et de même on pourrait établir que  $df(0, 0).(0, y) = 0$ . Ce qui entraînerait que  $df(0, 0) \equiv 0$ .

Maintenant, si on prend  $x = y \neq 0$ , alors on obtient :

$$f(x, x) = \frac{x^2}{\sqrt{2x^2}} = \frac{|x|}{\sqrt{2}},$$

et

$$\lim_{(x, x) \rightarrow 0} \frac{f(x, x) - f(0, 0) - 0.(x, x)}{\|(x, x)\|} \neq 0.$$

Donc la forme linéaire nulle n'est pas la différentielle de  $f$  en  $(0, 0)$  et  $f$  n'est pas différentiable en ce point.

3. Pour tout  $t > 0$  et tout  $(x, y) \neq (0, 0)$ , on a :

$$\frac{f(tx, ty) - f(0, 0)}{t} = \frac{xy}{\sqrt{x^2 + y^2}}.$$

donc

$$\lim_{t \rightarrow 0^+} \frac{f(tx, ty) - f(0, 0)}{t} = \frac{xy}{\sqrt{x^2 + y^2}}.$$

Cette limite n'étant pas une forme linéaire, on conclut que  $f$  n'est pas Gâteaux-différentiable.

**Exercice 5** Montrer que :

1. L'application  $f : x \in \mathbb{R}^n \mapsto \|x\|$  n'est jamais différentiable à l'origine.
2. L'application  $f : x \in \mathbb{R}^n \mapsto \|x\|_2$  (la norme euclidienne) est différentiable au sens de Fréchet en tout point  $x \neq 0$ , et

$$df(x).h = \frac{(x, h)}{\|x\|_2}, \quad \forall h \in \mathbb{R}^n.$$

3. L'application  $f : x \in \mathbb{R}^n \mapsto \|x\|_\infty$  est dérivable en un point  $a \in \mathbb{R}^n$ , si et seulement si il existe un indice  $i_0$ , tel que

$$\forall i \neq i_0, \quad |a_{i_0}| > |a_i|.$$

**Corrigé 5**

1. On suppose que l'application  $f : x \in \mathbb{R}^n \mapsto \|x\|$  est différentiable en 0; alors on peut écrire

$$f(0 + h) = f(0) + (\nabla f(0), h) + \|h\|\varepsilon(h), \quad \text{avec } \lim_{h \rightarrow 0} \|\varepsilon(h)\| = 0;$$

soit encore

$$1 = \frac{\|h\|}{\|h\|} = 0 + (\nabla f(0), \frac{h}{\|h\|}) + \varepsilon(h), \quad \text{avec } \lim_{h \rightarrow 0} \|\varepsilon(h)\| = 0.$$

En changeant  $h$  par  $-h$ , on a aussi :

$$1 = \frac{\|h\|}{\|h\|} = 0 - (\nabla f(0), \frac{h}{\|h\|}) + \varepsilon(-h).$$

Par addition, on obtient la contradiction

$$2 = \varepsilon(h) + \varepsilon(-h) \quad \text{avec } \lim_{h \rightarrow 0} \|\varepsilon(h)\| = \lim_{h \rightarrow 0} \|\varepsilon(-h)\| = 0.$$

2. Pour la norme euclidienne, on écrit pour tout  $x \neq 0$

$$\|x + h\|_2^2 - \|x\|_2^2 = 2(x, h) + \|h\|_2^2.$$

On obtient

$$\|x + h\|_2 - \|x\|_2 = \frac{2(x, h) + \|h\|_2^2}{\|x + h\|_2 + \|x\|_2}.$$

Reécrivons tout d'abord la partie en  $\|h\|_2^2$ , sous la forme  $\|h\|_2 \varepsilon_1(h)$ , avec

$$\varepsilon_1(h) = \frac{\|h\|_2}{\|x+h\|_2 + \|x\|_2}; \quad \text{on a } 0 \leq \varepsilon_1(h) \leq \frac{\|h\|_2}{\|x\|_2}, \text{ et } \lim_{h \rightarrow 0} |\varepsilon_1(h)| = 0.$$

Si maintenant on extrait la partie linéaire de ce qui reste, on trouve

$$\frac{2(x, h)}{\|x+h\|_2 + \|x\|_2} = \frac{(x, h)}{\|x\|_2} + \frac{(x, h)\{\|x\|_2 - \|x+h\|_2\}}{\|x\|_2\{\|x+h\|_2 + \|x\|_2\}}.$$

Ecrivons le second terme sous la forme  $\|h\|_2 \varepsilon_2(h)$ , avec

$$\varepsilon_2(h) = \frac{(x, h)\{\|x\|_2 - \|x+h\|_2\}}{\|h\|_2\|x\|_2\{\|x+h\|_2 + \|x\|_2\}}.$$

D'après l'inégalité de Cauchy-Schwartz, on a  $|(x, h)| \leq \|h\|_2\|x\|_2$ , et d'après l'inégalité triangulaire, on a également  $|\|x\|_2 - \|x+h\|_2| \leq \|h\|_2$ . Ainsi

$$0 \leq |\varepsilon_2(h)| \leq \frac{\|h\|_2}{\|x\|_2}, \text{ et } \lim_{h \rightarrow 0} |\varepsilon_2(h)| = 0.$$

**Remarque.** Un raisonnement plus rapide consiste à exprimer  $f$  sous la forme  $f = g \circ f_2$ , avec  $g : t \mapsto \sqrt{t}$  et  $f_2 : x \mapsto \|x\|_2^2$ . Dès que  $x \neq 0$ , on déduit du théorème de composition des différentielles que  $f$  est bien différentiable, et on a :

$$df(x).h = dg(f_2(x)).(df_2(x).h), \quad \forall h \in \mathbf{R}^n.$$

Or on a

$$dg(s).y = \frac{1}{2\sqrt{s}}y, \quad \forall s \in \mathbf{R}_+^*, \quad df_2(x).h = 2(x, h), \quad \forall h \in \mathbf{R}^n.$$

On en déduit finalement que, pour  $x \neq 0$ , on a :

$$df(x).h = \frac{(x, h)}{\|x\|_2}, \quad \text{et } \nabla f(x) = \frac{1}{\|x\|_2}x.$$

3. On considère d'abord le cas où il existe un indice  $i_0$  tel que  $|a_{i_0}| > |a_i|$  pour tout  $i \neq i_0$ . On pose  $\delta = |a_{i_0}| - \max_{i \neq i_0} |a_i|$ ;  $\delta > 0$  et pour tout  $h \in \mathbf{R}^n$  tel que  $\|h\|_\infty \leq \delta/2$ , on a

$$f(a+h) - f(a) = \|a+h\|_\infty - \|a\|_\infty = |a_{i_0} + h_{i_0}| - |a_{i_0}| = h_{i_0} \text{sign}(a_{i_0}).$$

ainsi l'application  $f$  est différentiable en  $a$  et

$$df(a).h = (\nabla f(a), h) = h_{i_0} \text{sign}(a_{i_0}).$$

On considère maintenant le cas où il existe (au moins) deux indices  $i_0$  et  $j_0$ , tels que :

$$\|a\|_\infty = |a_{i_0}| = |a_{j_0}|$$

et  $a \neq 0$  (aucune norme n'est dérivable en 0, voir plus haut). Alors pour tout  $h \in \mathbf{R}^n$  tel que  $|h_{i_0}| < |a_{i_0}|$ , et  $h_i = 0$  pour tout  $i \neq i_0$ , on écrit

$$\|a+h\|_\infty - \|a\|_\infty = \max_i |a_i + h_i| - |a_{i_0}|.$$

A partir de là, on a  $\max_i |a_i + h_i| = |a_{i_0} + h_{i_0}| = \|a\|_\infty + \|h\|_\infty$  si  $h_{i_0}$  et  $a_{i_0}$  sont de même signe, et  $\max_i |a_i + h_i| = |a_{i_0}| = \|a\|_\infty$  sinon. On trouve donc

$$\|a+h\|_\infty - \|a\|_\infty = \begin{cases} \|h\|_\infty & \text{si } \text{sign}(h_{i_0}) = \text{sign}(a_{i_0}), \\ 0 & \text{si } \text{sign}(h_{i_0}) = -\text{sign}(a_{i_0}). \end{cases}$$

L'application  $f$  n'est donc pas différentiable en  $a$ .