

Nom :  
Prénom :  
No étudiant :

Université Paris Cité  
UFR Mathématiques et Informatique  
2023-2024

## M1 MMA - Interro n°1

Durée 25mn. Aucun document n'est autorisé.

### Exercice 1 (10pt)

Soit  $n \in \mathbb{N}^*$  et  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice symétrique définie positive,  $b \in \mathbb{R}^n$  et  $c \in \mathbb{R}$ . On pose  $g : x \in \mathbb{R}^n \mapsto \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle - \langle b, x \rangle + c$  et  $f = e^g$ .

1. a) Montrer que  $f$  est strictement convexe sur  $\mathbb{R}^n$ .  
b) Montrer que  $f$  admet un unique minimum global sur  $\mathbb{R}^n$ .
2. On considère dans cette question  $n = 2$ ,  $A = I_2$ ,  $b = (1, 1)$ ,  $c = 1$ . On définit  $C$  le carré de sommets les points  $(2, 0)$ ,  $(3, 0)$ ,  $(3, -1)$  et  $(2, -1)$ .  
a) Décrire les lignes de niveau de  $f$ .  
b) Trouver l'unique minimum global de  $f$  sur  $C$ . *Indication : vous pourrez, pour initier le raisonnement, vous aider d'une interprétation géométrique du problème.*

Correction.

11 = 5 + 1.5 + 1 + 3.5

1. a)  $g$  est polynomiale en ses coefficients donc  $g$  est  $\mathcal{C}^\infty$  sur  $\mathbb{R}^n$ . Par composée de fonctions  $\mathcal{C}^\infty$ , on a donc  $f \mathcal{C}^\infty$  sur  $\mathbb{R}^n$  (0.5pt).

Soit  $x, h \in \mathbb{R}^n$ , par formule de la différentielle d'une composée, on a  $df(x)(h) = e^{g(x)} dg(x)(h) = f(x) \langle Ax - b, h \rangle$ . Par conséquent  $\nabla f(x) = f(x)(Ax - b)$  (1pt).

Puis

$$\begin{aligned} \nabla f(x+h) &= f(x+h)(A(x+h) - b) = \nabla f(x) + df(x)(h)(Ax - b) + f(x)Ah + o_{h \rightarrow 0}(h), \\ &= \nabla f(x) + f(x) \langle Ax - b, h \rangle (Ax - b) + f(x)Ah + o_{h \rightarrow 0}(h), \\ &= \nabla f(x) + f(x) \left( \underbrace{(Ax - b)^T h (Ax - b)}_{\in \mathbb{R}} + Ah \right) + o_{h \rightarrow 0}(h), \\ &= \nabla f(x) + f(x) \left( \underbrace{(Ax - b)(Ax - b)^T}_{\in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})} h + Ah \right) + o_{h \rightarrow 0}(h), \\ &= \nabla f(x) + f(x) ((Ax - b)(Ax - b)^T + A) h + o_{h \rightarrow 0}(h). \end{aligned}$$

Donc par identification, on a  $\nabla^2 f(x) = f(x) ((Ax - b)(Ax - b)^T + A)$  (2pt).

Or pour tout  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $(Ax - b)(Ax - b)^T$  est une matrice symétrique positive, car pour tout  $h \in \mathbb{R}^n$ ,  $h^T (Ax - b)(Ax - b)^T h = \langle Ax - b, h \rangle^2 \geq 0$ . Donc comme  $A$  est symétrique définie positive et  $f(x) > 0$ , on a  $\nabla^2 f(x)$  symétrique définie positive.

Comme c'est vrai pour tout  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $f$  est donc strictement convexe sur  $\mathbb{R}^n$  (1.5pt).

- b) Soit  $x \in \mathbb{R}^n$ , on a  $\nabla f(x) = 0$  si et seulement si  $Ax - b = 0$  (puisque  $f(x) > 0$ ). Comme  $A$  est inversible,  $A^{-1}b$  est donc l'unique point critique de  $f$ , d'où  $f$  admet au plus un minimum global. Or comme  $f$  est (strictement) convexe sur  $\mathbb{R}^n$ , un point critique de  $f$  est automatiquement un minimum global. Par conséquent  $A^{-1}b$  est l'unique minimum global de  $f$  sur  $\mathbb{R}^n$  (1.5pt).
2. a) On a pour tout  $x \in \mathbb{R}^2$ ,  $g(x) = \frac{1}{2}(x_1 - 1)^2 + \frac{1}{2}(x_2 - 1)^2$ . Soit  $\lambda \in \mathbb{R}$ , alors  $L_\lambda := \{x \in \mathbb{R}^2 / f(x) = \lambda\} = \{x \in \mathbb{R}^2 / (x_1 - 1)^2 + (x_2 - 1)^2 = 2 \log(\lambda)\}$ . Pour que  $L_\lambda \neq \emptyset$ , il faut donc nécessairement  $\lambda \geq 1$ , et alors la ligne de niveau  $\lambda$  de  $f$  est le cercle de centre  $b$  et de rayon  $2 \log(\lambda)$  (1pt).  
b) On conjecture, grâce à l'observation de  $C$  et des lignes de niveau de  $f$ , que cet unique minimum global est  $x = (2, 0)$  (0.5pt). Comme  $f$  est (strictement) convexe sur le convexe  $C$ , il suffit de vérifier que  $x$  satisfait la condition

$$(1) \quad \forall y \in C, \quad \langle \nabla f(x), y - x \rangle \geq 0.$$

Soit  $y = (y_1, y_2) \in C$ , on a  $\langle \nabla f(x), y - x \rangle = f(x) \langle Ax - b, y - x \rangle = f(x) \langle x - (1, 1), (y_1 - 2, y_2) \rangle = f(x) ((y_1 - 2) + (-1)y_2)$ . Or comme  $y \in C$ , on a  $y_1 \geq 2$  et  $y_2 \leq 0$ , d'où (1) est bien satisfaite (2pt).

On pouvait montrer de manière théorique que  $f$  admet un unique minimum global sur  $C$ . En effet l'ensemble  $C$  est compact et  $f$  continue sur  $\mathbb{R}^2$  donc  $f$  est bornée et atteint ses bornes sur  $C$ . En particulier  $f$  admet un minimum global sur  $C$ . Comme  $C$  est convexe et  $f$  strictement convexe sur  $\mathbb{R}^n$ ,  $f$  est donc strictement convexe sur  $C$ . D'où  $f$  admet un unique minimum global sur  $C$ . Mais comme on intuite facilement un candidat pour un minimum global grâce à des observations géométriques, on peut se passer de ce raisonnement et directement montrer que le candidat satisfait les conditions d'optimalité (comme fait ci-dessus).