

# M1 : Optimisation

## TD 2

### Exercice 1

A. Soit  $J : \Omega \subset \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction dérivable sur l'ouvert  $\Omega$  et  $U$  une partie convexe de  $\Omega$ . On suppose que  $J$  est deux fois continûment différentiables sur  $\Omega$ .

On se propose de montrer que les propositions suivantes sont équivalentes :

a.  $J$  est convexe sur  $U$ .

b.  $J''(u).(v - u)^2 \geq 0 \quad \forall u, v \in U$ .

1. Montrer que b. implique a. (utiliser la formule de Taylor avec reste de Lagrange).

Soit  $u \in U$ . On considère la fonction auxiliaire  $G$  définie sur  $U$  par

$$G(v) = J(v) - J'(u).v.$$

2. On suppose que  $J$  est convexe sur  $U$ . Montrer que  $u$  est un minimum de  $G$  par rapport à  $U$ .

3. Évaluer  $G(u + tw) - G(u)$  où  $t \in [0, 1]$  et  $w = v - u$ , et en déduire que a. implique b.

B. On considère la fonction  $f$  définie par

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

sur  $U = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2, y > 0\}$ .

La fonction  $f$  est-elle convexe sur  $U$  ?

### Exercice 2

Soit  $U$  une partie convexe d'un espace vectoriel normé  $V$ . Dans cet exercice, on considère  $J : \Omega \subset V \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction convexe, définie sur un ouvert  $\Omega$  de  $V$  contenant  $U$  et dérivable en un point  $u \in U$ .

1.a. Soient  $u, v \in U$  et  $w := v - u$ . Montrer que  $u + \theta w$  ( $\theta \in [0, 1]$ ) est dans  $U$  et que

$$J(u + \theta w) - J(u) \leq \theta(J(v) - J(u)).$$

b. En déduire que si une fonction convexe  $J : U \subset V \rightarrow \mathbb{R}$  admet un minimum relatif en un point de  $U$ , elle y admet en fait un minimum global (c'est-à-dire par rapport à tout l'ensemble  $U$ ).

2. Montrer qu'une fonction strictement convexe  $J : U \subset V \rightarrow \mathbb{R}$  admet au plus un minimum atteint en un unique point.

3. Montrer que la fonction  $J$  admet un minimum en  $u$  par rapport à l'ensemble  $U$  si et seulement si

$$J'(u)(v - u) \geq 0, \quad \forall v \in U.$$

**Exercice 3**

Soient  $A \in M_{m,n}(\mathbb{R})$  et  $b \in \mathbb{R}^m$  ( $m \neq n$ ). On s'intéresse à la résolution de l'équation

$$Au = b. \quad (1)$$

On introduit alors le problème de minimisation : trouver  $u_0 \in \mathbb{R}^n$  tel que

$$\|Au_0 - b\|_{2,m}^2 = \inf_{u \in \mathbb{R}^n} \|Au - b\|_{2,m}^2. \quad (2)$$

On appellera solution au sens classique des moindres carrés de (1) une solution de (2).

On associe au problème (2) la fonctionnelle

$$J(v) = \frac{1}{2} \|Av - b\|_{2,m}^2 - \frac{1}{2} \|b\|_{2,m}^2.$$

0. Exprimer la fonctionnelle  $J$  sous la forme  $\frac{1}{2}(Bv, v) - (c, v)$ , puis montrer que  $J$  est convexe.
1. Montrer que  $u$  est solution de (2) si et seulement si

$$A^*Au = A^*b. \quad (3)$$

Cette équation est appelée équation normale associée au problème (2).

2. Montrer que  $\ker A = \ker (A^*A)$ , puis en déduire que (3) admet toujours au moins une solution.
3. Montrer que (3) possède une unique solution si et seulement si  $A$  est injective. Que faire quand ceci tombe en défaut?

Penrose introduit alors une nouvelle notion, pseudo-inverser le système.

4. Établir qu'il existe une solution de (3) noté  $u^*$  de norme minimale et qu'elle est caractérisée par

$$r := b - Au^* \in \ker A^* \quad \text{et} \quad u^* \in \text{Im } A^*.$$

L'application linéaire  $b \rightarrow u^*$  est le *pseudo-inverse* de Penrose.