

**MAT-2410 : optimisation  
solutionnaire – série 2**

1. Il suffit de faire une preuve par induction sur  $p$ . Le résultat trivialement vrai pour  $p = 2$ .  
Supposons le vrai pour  $p - 1$ . On a que

$$\begin{aligned}
 f\left(\sum_{i=1}^p \lambda_i x_i\right) &= f\left(\lambda_1 x_1 + (1 - \lambda_1) \sum_{i=2}^p \frac{\lambda_i}{(1 - \lambda_1)} x_i\right) \\
 &\leq \lambda_1 f(x_1) + (1 - \lambda_1) f\left(\sum_{i=2}^p \frac{\lambda_i}{(1 - \lambda_1)} x_i\right) \quad \text{car } f \text{ convexe} \\
 &\leq \lambda_1 f(x_1) + (1 - \lambda_1) \sum_{i=2}^p \frac{\lambda_i}{(1 - \lambda_1)} f(x_i) \quad \text{car } \sum_{i=2}^p \frac{\lambda_i}{(1 - \lambda_1)} = 1 \\
 &\leq \lambda_1 f(x_1) + \sum_{i=2}^p \lambda_i f(x_i) = \sum_{i=1}^p \lambda_i f(x_i)
 \end{aligned}$$

2. Par la convexité de  $e^x$ , on a

$$e^{\lambda_1 x + \lambda_2 y} \leq \lambda_1 e^x + \lambda_2 e^y$$

On pose  $x = p \ln a$ ,  $y = q \ln b$  et  $\lambda_1 = 1/p$ ,  $\lambda_2 = 1/q$ . Avec ce choix, on obtient

$$\begin{aligned}
 e^{\lambda_1 x + \lambda_2 y} &\leq \frac{1}{p} e^{p \ln a} + \frac{1}{q} e^{q \ln b} \\
 e^{\ln a + \ln b} &\leq \frac{1}{p} a^p + \frac{1}{q} b^q \\
 ab &\leq \frac{1}{p} a^p + \frac{1}{q} b^q
 \end{aligned}$$

3. (a)  $\nabla f = (2x + 4, 2y - 1)$  et  $H = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$
- (b)  $\nabla f = (2 + 2xy - 4y, x^2 - 4x + 3)$  et  $H = \begin{pmatrix} 2y & 2x - 4 \\ 2x - 4 & 2 \end{pmatrix}$
- (c)  $\nabla f = (2x + 2xy, x^2 + 2y)$  et  $H = \begin{pmatrix} 2 + 2y & 2x \\ 2x & 2 \end{pmatrix}$

$$(d) \nabla f = e^{x+y+z}(1, 1, 1) \text{ et } H = e^{x+y+z} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

4. Calcul du gradient: on pose  $x(t) = x + tv$

$$\frac{d}{dt}f(x(t))|_{t=0} = \frac{2(Ax, v)}{(Ax, x)} = \left( \frac{2Ax}{(Ax, x)}, v \right) \implies \nabla f = \frac{2Ax}{(Ax, x)}$$

Calcul du hessien: on pose  $x(s, t) = x + su + tv$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial s \partial t} f(x(s, t))|_{s=t=0} &= \frac{\partial}{\partial s} \left( \frac{2}{(Ax, x)} (Ax, v) \right) \\ &= \frac{2}{(Ax, x)} \left( A \frac{\partial}{\partial s} x, v \right) + \left( \frac{\partial}{\partial s} \frac{2}{(Ax, x)} \right) (Ax, v) \\ &= \frac{2}{(Ax, x)} (Au, v) - \frac{4(Ax, u)}{(Ax, x)^2} (Ax, v) = (Hu, v) \quad \forall u, v \end{aligned}$$

Or  $(Ax, u)(Ax, v) = (u^t Ax)(x^t A^t v) \implies (Ax, u)(Ax, v) = u^t A x x^t A v$ . Autrement dit, la matrice associée à la forme bilinéaire  $(Ax, u)(Ax, v)$  est  $A x x^t A$ . Par conséquent la matrice hessienne est fournie par

$$H(x) = \frac{2}{(Ax, x)} A - \frac{4}{(Ax, x)^2} A x x^t A.$$

5. On a que

$$f'' = -\sin x + 2 > 0 \quad \forall x \in \mathbb{R}.$$

Par la critère de convexité d'ordre 2, on déduit la convexité de  $f$ .

6. Sans perte de généralité, on pose  $C = 1$ . La matrice hessienne de  $-f$  est

$$H(-f) = \begin{pmatrix} ab x^{a-2} y^b & -ab x^{-b} y^{-a} \\ -ab x^{-b} y^{-a} & ab x^a y^{b-2} \end{pmatrix}$$

On a que  $h_{11} > 0$  et  $\det H(-f) = 0$ , ce qui implique que  $H(-f) \geq 0$ . Donc  $-f$  est convexe, c'est-à-dire  $f$  est concave.

7. (a) Pour  $x$  fixé, la fonction  $xy - f(x)$  est convexe car elle est affine. Or le sup d'une collection de fonctions convexes est aussi convexe. Donc la fonction  $f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}} (xy - f(x))$  est convexe.

(b)  $f^*(0) = \sup_{x \in \mathbb{R}} -f(x) = -\inf_{x \in \mathbb{R}} f(x)$

(c) On doit calculer  $f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}} (xy - x^2/2)$ . La condition d'optimalité du sup est

$$(xy - x^2/2)' = 0 \implies y = x.$$

Donc

$$f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}} (xy - x^2/2) = y^2 - y^2/2 = y^2/2$$

(d) On doit calculer  $f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}} (xy - e^x)$ . La condition d'optimalité du sup est

$$(xy - e^x)' = 0 \implies y = e^x > 0.$$

Pour  $y > 0$ , on obtient

$$f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}} (xy - e^x) = y \ln y - y.$$

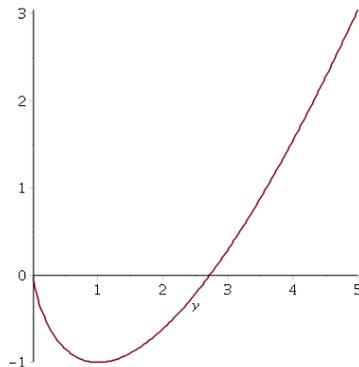
Pour  $y = 0$ , on obtient

$$f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}} -e^x = 0.$$

Pour  $y < 0$ , on obtient

$$f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}} (xy - e^x) = \infty.$$

Voici le graphe de  $f^*$  pour  $y > 0$ . On notera sa convexité.



8. (a) La matrice hessienne est

$$\begin{pmatrix} 4 & 2 & 4 \\ 2 & 6 & 0 \\ 4 & 0 & 10 \end{pmatrix}$$

Un simple calcul montre que  $\det M_1 = 4 > 0$ ,  $\det M_2 = 20 > 0$  et  $\det M_3 = \det H = 104 > 0$ . Donc  $H > 0$  et par la critère de convexité d'ordre, on obtient que  $f$  est strictement convexe.

(b)  $f = g + h$  où  $g$  est strictement convexe (voir (a)) et  $h$  est convexe (voir 3(d)). Donc  $f$  est strictement convexe.

(c) La matrice hessienne est

$$\begin{pmatrix} 2x^{-3} & 0 & 0 \\ 0 & 2y^{-3} & 0 \\ 0 & 0 & 2z^{-3} \end{pmatrix}$$

qui est définie-positive pour  $\{x, y, z > 0\}$ .

(d) La matrice hessienne de  $f$  est

$$\begin{pmatrix} x^2 + 2 & -1 & 0 \\ -1 & y^2 + 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}.$$

Vérifions que cette matrice est définie-positive.

$$\det M_1 = x^2 + 2 > 0,$$

$$\det M_2 = (x^2 + 2)(y^2 + 2) - 1 = x^2 y^2 + 2y^2 + 2x^2 + 3 > 0 \implies \det M_3 = 2 \det M_2 > 0$$

Donc  $f$  est strictement convexe.

9. Montrons que  $f$  est coercive. On a que  $f = g + h$  avec  $g = x^2 + y^2 + z^2 - xy$  et  $h = \frac{x^4}{12} + \frac{y^4}{12} \geq 0$ . Or la matrice hessienne de  $g$  est

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

qui est définie-positive, donc  $f$  est coercive. De plus,  $f$  est strictement convexe grâce à 8(d).

Selon le théorème d'existence et d'unicité, le problème

$$\min_{(x,y,z) \in \mathbb{R}^3} f(x, y, z)$$

admet une solution unique.