

CC1 Optimisation numérique

2024-25 : corrigé

Ex 1

1) Calculer successivement

$$\nabla h(x, y, z) = \begin{pmatrix} yz + z + y \\ xz + z + x \\ xy + y + x \end{pmatrix}$$

$$\text{et } Hh(x, y, z) = \begin{pmatrix} 0 & z+1 & y+1 \\ z+1 & 0 & x+1 \\ y+1 & x+1 & 0 \end{pmatrix}$$

Cette matrice est symétrique et ses valeurs propres réelles $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$

(avec multiplicité) sont telles que $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 0$. Par que la matrice soit semi-définie positive, il faut donc que $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3$, soit $Hh(x, y, z) = 0$, c'est à dire

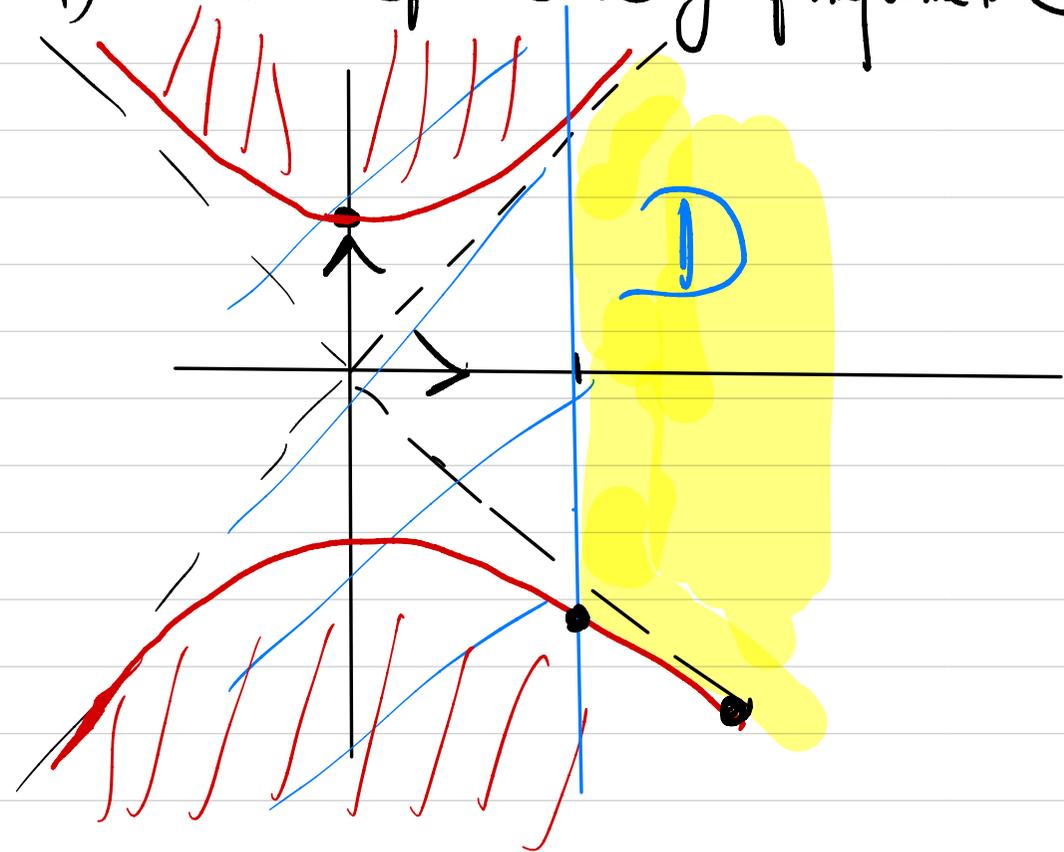
$$(x, y, z) = (-1, -1, -1)$$

2) Si h possède un minimum en x^* , alors $\nabla h(x^*) = 0$ et $Hh(x^*)$ est semi-définie positive.

On a donc forcément $x^* = (-1, -1, -1)$ par lequel : $\nabla h(x^*) = (-1, -1, -1)$, ce qui n'est pas possible.

Ex 2)

1) On représente graphiquement D :



* D n'est pas convexe :

$(2, \sqrt{5})$ et $(3, \sqrt{10}) \in D$ mais

$(\frac{5}{2}, \frac{\sqrt{5} + \sqrt{10}}{2}) \notin D$ car

$$\frac{5}{4} + \frac{10}{4} + \frac{\sqrt{50}}{2} = \frac{25}{4}$$

$$= \frac{\sqrt{50}}{2} - \frac{10}{4} > 1$$

(en effet $\sqrt{50} > \frac{14}{2} = 7$)

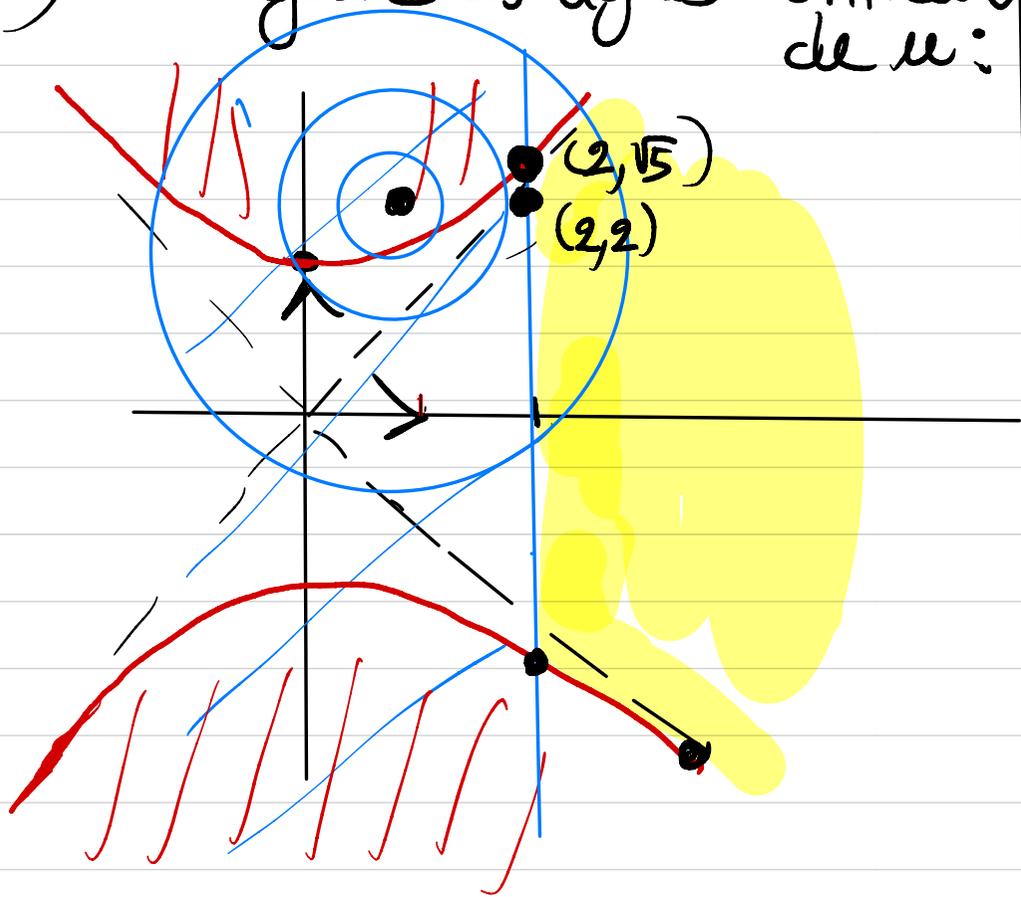
* D est fermé comme intersection de fermé (inégalités larges).

* D n'est pas borné car $(n, 0) \in D$ pour tout $n \geq 2$.

2) La fonction u est coercive sur \mathbb{R}^2 et donc sur D (fermé).

u possède donc (au moins) un minimum sur D .

3) On rajoute les lignes de niveau de u :



Il s'agit de cercles concentriques en $(1, 2)$; le premier de ces cercles qui intercepte D , passe en $(2, 2)$ qui est donc le minimum de u sur D .

4) on a

$$\left. \begin{aligned} C_1(x, y) &= y^2 - x^2 - 1 \\ C_2(x, y) &= 2 - x \end{aligned} \right\} \text{d'où}$$

$$\left\{ \begin{aligned} \nabla C_1(x, y) &= (-2x, 2y) \text{ et} \\ \nabla C_2(x, y) &= (-1, 0) \end{aligned} \right.$$

Comme $(0, 0) \notin D$ et qu'en $(2, \sqrt{5})$, $(2, -\sqrt{5})$, la famille $\{\nabla C_1, \nabla C_2\}$ est libre, on peut affirmer que tous les points de D sont qualifiés.

5) On note :

$$\mathcal{L}(x, y, \mu_1, \mu_2) = (x-1)^2 + (y-2)^2 + \mu_1(y^2 - x^2 - 1) + \mu_2(2-x)$$

On écrit les conditions KKT

vérifiées par un point de minimum :

(x, y) : il existe μ_1 et μ_2 tels que :

$$\begin{cases} 2(x-1) - 2\mu_1 x - \mu_2 = 0 \\ 2(y-2) + 2\mu_1 y = 0 \end{cases}$$

$$\mu_1, \mu_2 \geq 0$$

$$y^2 - x^2 \leq 1, \quad x \geq 2$$

$$\mu_1(y^2 - x^2 - 1) = \mu_2(2-x) = 0$$

4 cas sont possibles :

$$\ast \mu_1 = \mu_2 = 0$$

Dans ce cas, $x=1$ ce qui est impossible

$$\ast \mu_1 > 0 \text{ et } \mu_2 = 0 : \text{ on a :}$$

$$\begin{cases} 2(x-1) - 2\mu_1 x = 0 & (1) \\ 2(y-2) + 2\mu_1 y = 0 & (2) \\ y^2 - x^2 = 1 \text{ et } x > 2 \end{cases}$$

Cela implique $((1) \ast y + (2) \ast x)$

$$2y(x-1) + 2x(y-2) = 0$$

soit $2xxy = y + 2x$ et

$$y = \frac{2x}{2x-1} = 1 + \frac{1}{2x-1}$$

On a donc $1 < y < 1 + \frac{1}{3}$

alors que $y^2 = 1+x^2 \geq \sqrt{5}$
ce qui est absurde.

* $\mu_1 = 0$; $\mu_2 > 0$: on a :

$$\begin{cases} 2(x-1) - \mu_2 = 0 \\ 2(y-2) = 0 \end{cases}$$

$$2(y-2) = 0$$

$$y^2 - x^2 \leq 1 ; x = 2$$

ce qui implique $\mu_2 = 2$; $y = 2$

Il s'agit d'une solution de KKT

* $\mu_1 > 0$ et $\mu_2 > 0$: on a

forcement $(x, y) = (2, \sqrt{5})$ ou
 $(2, -\sqrt{5})$

Par le premier cas, cela ~~5~~

donne :

$$\begin{cases} 2 - 4\mu_1 - \mu_2 = 0 \\ 2(\sqrt{5}-2) + 2\sqrt{5}\mu_1 = 0 \end{cases}$$

$$2(\sqrt{5}-2) + 2\sqrt{5}\mu_1 = 0$$

soit : $\mu_1 < 0$: absurde

Par le second cas, cela donne :

$$\begin{cases} 2 - 4\mu_1 - \mu_2 = 0 \\ 2(1-\sqrt{5}-2) = 2\sqrt{5}\mu_1 \end{cases}$$

$$2(1-\sqrt{5}-2) = 2\sqrt{5}\mu_1$$

soit $\mu_1 < 0$: pas de solution

Le minimum de u sur \mathcal{D}

est donc atteint en $(2, 2)$.

Ex 3

a) On calcule

$$\nabla f_{\alpha}(x, y) = \begin{pmatrix} 2x+y+1 \\ 2\alpha y+x \end{pmatrix}$$

$$\text{et } Hf_{\alpha}(x, y) = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2\alpha \end{pmatrix}$$

on a Hf_{α} est semi-définie positive ssi $4\alpha - 1 > 0$

soit : $\alpha > \frac{1}{4}$. Dans ce cas, f_{α} est strictement convexe.

Si $\alpha = \frac{1}{4}$, les valeurs propres de Hf sont : 0 et $\frac{3}{2}$; f_{α} est convexe.

Lors que $\alpha < \frac{1}{4}$,
 $\det Hf_{\alpha}(x, y) < 0$ et f_{α} n'est pas convexe

* On suppose $\alpha \geq \frac{1}{4}$. On écrit :

$$\mathcal{L}(x, y, \mu) = x^2 + \alpha y^2 + xy + x + \mu(x+y-1)$$

les contraintes sont qualifiées. La condition KKT s'écrit :

$$\begin{cases} 2x + y + 1 + \mu = 0 \\ 2\alpha y + x + \mu = 0 \\ x + y \leq 1, \mu \geq 0 \text{ et } \mu(x+y-1) = 0 \end{cases}$$

On suppose $\mu = 0$: on a alors

$$\begin{cases} 2x + y + 1 = 0 \\ 2\alpha y + x = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} (-4\alpha + 1)y = -1 \\ x = -2\alpha y \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} x = \frac{2\alpha}{1-4\alpha} \\ y = \frac{-1}{1-4\alpha} \end{cases}, \text{ ce qui donne}$$

$$x + y = \frac{1-2\alpha}{4\alpha-1} \leq 1 \text{ ssi } \alpha \geq \frac{1}{3}$$

Dans ce cas, il s'agit de l'unique minimum de f_α sur \mathbb{R}^2 (f_α est convexe), donc sur C .

* Lorsque $\frac{1}{4} \leq \alpha < \frac{1}{3}$, on suppose $\mu > 0$: le système kkT s'écrit:

$$\left. \begin{array}{l} 2x + y + 1 + \mu = 0 \\ 2xy + x + \mu = 0 \\ x + y = 1 \end{array} \right\} \Rightarrow \begin{array}{l} x = 1 - \frac{1}{2\alpha} \\ y = \frac{1}{2\alpha} \\ \mu = -3 + \frac{1}{2\alpha} \end{array}$$

(après calculs)

Il s'agit bien d'une solution de kkT car $\mu > 0$. De plus, comme Hf_α est toujours semi-définie positive, on peut montrer la réciproque, à savoir que la solution de kkT est un minimum de f_α sur C .

b) On remarque que:

$$f(t, -2t) = (-1 + 4\alpha)t^2 + t \rightarrow -\infty \text{ quand } t \rightarrow +\infty \text{ alors que } t - 2t \leq 1: f_\alpha \text{ n'a donc pas de minimum.}$$

Ex 4

7

1) On a par tout $v \in \mathbb{R}^n$:

$$\frac{\sigma}{2} \|v\|^2 + \langle \nabla f(0), v \rangle + f(0) \leq f(v)$$

et ainsi:

$$\frac{\sigma}{2} \|v\|^2 - \|\nabla f(0)\| \cdot \|v\| + f(0) \leq f(v)$$

Ceci implique que f est coercive.

Elle possède donc (au moins) un minimum. Comme f est strictement convexe, ce minimum est unique.

2) La fonction q est coercive sur \mathbb{R}_+ ; elle possède donc bien un minimum. De plus, si $\alpha_k \neq \alpha_k^*$, on a $\nabla f(\alpha_k) \neq 0$ et $\nabla f(\alpha_k)$ est donc une direction de descente. On a donc $f(\alpha_{k+1}) < f(\alpha_k)$

3) On a $q'(\alpha) = \langle \nabla f(\alpha_k), \nabla f(\alpha_k - \alpha \nabla f(\alpha_k)) \rangle$
 Comme q est minimale en α_k
 $q'(\alpha_k) = 0$, ce qui implique que $\langle \nabla f(\alpha_k), \nabla f(\alpha_{k+1}) \rangle = 0$

4) On applique la 1^{ère} relation par $u = \alpha_{k+1}$, $v = \alpha_k$:
 $\frac{\delta}{2} \|\alpha_{k+1} - \alpha_k\|^2 + \langle \nabla f(\alpha_{k+1}), \alpha_{k+1} - \alpha_k \rangle + f(\alpha_{k+1}) \leq f(\alpha_k)$
 soit avec la question précédente:
 $\frac{\delta}{2} \|\alpha_{k+1} - \alpha_k\|^2 \leq f(\alpha_k) - f(\alpha_{k+1})$

En sommant ces inégalités:
 $\frac{\delta}{2} \sum_{k=0}^N \|\alpha_{k+1} - \alpha_k\|^2 \leq f(\alpha_0) - f(\alpha_{N+1})$
 Or, f est minorée (car coercive)
 Ceci implique que la série

à termes positifs $\sum \|x_{k+1} - x_k\|^2$
est convergente. Son terme général
tend donc vers 0 et ainsi :

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} (x_{k+1} - x_k) = 0$$

5) Par l'absurde, si la suite
n'est pas bornée, il existe une
sous-suite $(x_{\varphi(k)})$ telle que :

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} \|x_{\varphi(k)}\| = +\infty$$

Ceci implique $f(x_{\varphi(k)}) \rightarrow +\infty$
ce qui est absurde.

6) L'inégalité
revient à montrer :

$$0 \leq \| \nabla f(x_{k+1}) \|^2 + 2 \underbrace{\langle \nabla f(x_k), \nabla f(x_{k+1}) \rangle}_{= 0}$$

qui est trivialement vraie.

On a donc :

$$\| \nabla f(x_{k+1}) \|^2 \leq L^2 \|x_{k+1} - x_k\|^2$$

$$\text{et } \lim_{k \rightarrow +\infty} \nabla f(x_k) = 0$$

7) On applique la 1^{ère} inégalité
à $u = x_k, v = x^k$:

$$\frac{\sigma}{L} \|x_k - x^*\|^2 + \langle \nabla f(x_k), x^* - x_k \rangle + f(x_k) \leq f(x^*)$$

Soit

$$\frac{\sigma}{L} \|x_k - x^*\|^2 \leq \nabla f(x_k), x_k - x^* + \underbrace{f(x^*) - f(x_k)}_{\leq 0}$$

soit le résultat annoncé.

7) Par l'inégalité de Cauchy-Schwarz) on a

$$\frac{\sigma}{L} \|x_{k+1} - x^*\|^2 \leq \|\nabla f(x_k)\| \|x_k - x^*\|$$

soit

$$\frac{\sigma}{L} \|x_k - x^*\| \leq \underbrace{\|\nabla f(x_k)\|}_{\rightarrow 0} \frac{1}{\sigma}$$

et ainsi $\lim_{k \rightarrow +\infty} (x_k - x^*) = 0$