

Ex1 du poly

(P1)  $\begin{cases} \text{Max } f(x) \\ x \in K_1 \end{cases}$     (P2)  $\begin{cases} \text{Max } f(x_2) \\ x_2 \in K_2 \end{cases}$     (P)  $\begin{cases} \text{Max } f(x_1 + x_2) \\ x_1 \in K_1, x_2 \in K_2 \end{cases}$

1)  $x^* \in S(P) \Leftrightarrow (x_1^* \in S(P_1) \text{ et } x_2^* \in S(P_2))$

$\Leftrightarrow \text{on a } \begin{cases} \forall x_1 \in K_1, f(x_1) \leq f(x_1^*) \\ \forall x_2 \in K_2, f(x_2) \leq f(x_2^*) \end{cases}$

donc, en additionnant,  $\forall x_1 \in K_1, \forall x_2 \in K_2$ ,  
 $f(x_1) + f(x_2) \leq f(x_1^*) + f(x_2^*)$   
 et on a aussi  $x_1^* \in K_1, x_2^* \in K_2$   
 donc  $(x_1^*, x_2^*) \in S(P)$

$\Rightarrow$  On a  $\forall x_1 \in K_1, \forall x_2 \in K_2, f(x_1) + f(x_2) \leq f(x_1^*) + f(x_2^*)$   
 en particulier pour  $x_1 = x_1^*$ :  
 $\forall x_2 \in K_2, f(x_1^*) + f(x_2) \leq f(x_1^*) + f(x_2^*)$   
 et de même  $\forall x_1 \in K_1, f(x_1) + f(x_2^*) \leq f(x_1^*) + f(x_2^*)$   
 en posant  $x_2 = x_2^*$  dans (2)

Ex3 1.  $f(x) = (\sum_{i=1}^n x_i) \exp(\sum_{i=1}^n x_i)$  max? min?  
 on pose  $y = \sum x_i$ , car on pose  $g: y \rightarrow \sum x_i$   
 et on remarque que maximiser ou min.  
 f revient à max. ou min. h:  $y \rightarrow y e^y$

$h(y) = e^y + y e^y = e^y(1+y)$

1)  $\begin{matrix} \uparrow & & \downarrow \\ - & \phi & + \\ \downarrow & & \uparrow \end{matrix}$  to -1 minimum global de h

Donc pour le min. f a pour So tous les points  $x / \sum x_i = -1$

Pour le max, il n'y en a pas puisque  $\lim_{y \rightarrow +\infty} h(y) = +\infty$

2.  $f(x) = \sum_{i=1}^n x_i \ln(x_i)$  sur  $(\mathbb{R}^+)^n$   
 pas de max car  $\lim_{x_i \rightarrow +\infty} f(x_i) = +\infty$   
 puisque  $\lim_{x_i \rightarrow +\infty} f(x_i, 1, \dots, 1) = +\infty$  (par exemple)

min? On utilise l'exercice 1:  
 (P)  $\begin{cases} \text{Min } \sum_{i=1}^n x_i \ln(x_i) \\ \forall i, x_i > 0 \end{cases}$  Min. total  $\Leftrightarrow$  to

au cas où  $S(P) = (S(P))^\cap$   
 On est ramené à étudier  $g: t \rightarrow t \ln t$  sur  $\mathbb{R}^+$   
 $g(t) = t \ln t$



Pour f unique minimum  $x^* = (1/e, \dots, 1/e)$

Remarque: le domaine  $\{(x_1, \dots, x_n) / \forall i, x_i > 0\}$  de (P) est ouvert

donc en extrémum, on a CNS  $\nabla f(x^*) = 0$ , i.e.  $\forall i, \frac{\partial f}{\partial x_i}(x^*) = 0$

car  $\forall i, \ln x_i + 1 = 0$   
 i.e.  $\forall i, x_i = 1/e$

Reste à justifier que  $x^* = (1/e, \dots, 1/e)$  est bien le min global de f, on a seulement utilisé une condition nécessaire.

Soit f à démontrer que le programme (P) est convexe, car pour  $\begin{cases} \text{Min } f \\ K \end{cases}$

on a  $\begin{cases} f \text{ fonction convexe } \textcircled{1} \\ K \text{ ensemble convexe } \textcircled{2} \end{cases}$

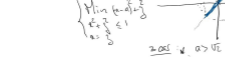
puisque  $\forall x \in \mathbb{R}^n, H_f(x) = D^2 f(x) = \begin{pmatrix} \frac{1}{x_1^2} & & \\ & \ddots & \\ & & \frac{1}{x_n^2} \end{pmatrix} (x)$

$= \begin{pmatrix} \frac{1}{x_1^2} & & \\ & \ddots & \\ & & \frac{1}{x_n^2} \end{pmatrix} (x)$  est semi définie positive, car a toutes les valeurs propres  $\geq 0$

a est  $\forall x, H_f(x) = \begin{pmatrix} \frac{1}{x_1^2} & & \\ & \ddots & \\ & & \frac{1}{x_n^2} \end{pmatrix}$   
 (ou plus simplement f est somme des fonctions convexes en  $x_i$  qui sont  $x_i \rightarrow +\infty, \ln x_i \rightarrow -\infty$ )

$\textcircled{2} K = \{x / \forall i, x_i > 0\}$  est convexe car toutes les contraintes qui le définissent sont affines

Prop: Une partie de  $\mathbb{R}^n$  est dite convexe si  $\forall (x, y) \in K^2, \forall \lambda \in [0, 1], \lambda x + (1-\lambda)y \in K$



Ex5  $A = (a, 0, 0)$   
 $B = \{(x, y, z) / x^2 + y^2 + z^2 \leq 1\}$  boule fermée  $\bar{B}(0, 1)$   
 $H = \{(x, y, z) / x - z = 0\}$  un plan

on cherche  $d(A, B \cap H)^2$

a) on cherche à résoudre  $\begin{cases} \text{Min } d(A, X)^2 \\ X \in B \cap H \end{cases}$

car  $\begin{cases} \text{Min } (x-a)^2 + y^2 + z^2 = f(x, y, z) \\ (P) \begin{cases} x^2 + y^2 + z^2 \leq 1 \\ x - z = 0 \end{cases} \end{cases}$

Remarque (P) est convexe car f somme de fonctions convexes, donc convexe  
 dom(P) est convexe comme intersection de deux convexes

(P) admet une solution car  $\begin{cases} f \text{ est continue} \\ \text{dom}(P) \text{ est fermé} \\ \text{car toutes les contraintes sont d'inégalité lisses} \\ (y=3=0 \Leftrightarrow \frac{1}{4}y \geq 0 \text{ et } \frac{1}{4}y \leq 0) \\ \text{et dom}(P) \text{ est borné} \\ \text{car inclus dans la boule } B \end{cases}$

b)  $\forall (x, y, z) \in \text{Dom}(P)$  alors  $(x, 0, z)$  aussi et améliore f

en effet, si  $y \neq 0$ , et  $(x, y, z) \in \text{Dom}(P)$   
 $\begin{cases} x^2 + 0^2 + z^2 < x^2 + y^2 + z^2 \leq 1 \\ x - z = 0 \end{cases}$   
 montre que  $(x, 0, z) \in \text{Dom}(P)$   
 et  $f(x, 0, z) - f(x, y, z) = -y^2 < 0$

c)  $\begin{cases} \text{Min } (a-x)^2 + z^2 \\ x^2 + z^2 \leq 1 \\ x - z = 0 \end{cases}$



$\forall a < -\sqrt{2}$ , alors  $X^*(a) = (-\frac{\sqrt{2}}{2}, 0, -\frac{\sqrt{2}}{2})$

d) On élimine z, (P)  $\Leftrightarrow \begin{cases} \text{Min } (a-x)^2 + x^2 - \phi(x) \\ x^2 \leq 1 \end{cases}$

$\phi(x) = 2x(a-x) + 2a$  d'anneau en  $\hat{x} = \frac{a}{2}$



soit So r' f est dans le domaine  $[-\frac{\sqrt{2}}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2}]$

si  $a \leq -\frac{\sqrt{2}}{2}$ , i.e.  $a < -\sqrt{2}$ ,  $\phi$  est  $\nearrow$  sur le domaine donc  $x^*(a) = -\frac{\sqrt{2}}{2}$

si  $a \geq \frac{\sqrt{2}}{2}$ , i.e.  $a > \sqrt{2}$ ,  $\phi$  est  $\searrow$  sur le domaine  $[-\frac{\sqrt{2}}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2}]$   
 donc  $x^*(a) = \frac{\sqrt{2}}{2}$

Ex2: (P)  $\begin{cases} \text{Min } x^2 + y^2 \\ x^2 + y^2 = a \\ x \geq a \end{cases}$

withold 2: on élimine y  
 (P)  $\Leftrightarrow \begin{cases} \text{Min } x^2 + b - x \\ x^2 = b - y^2 \\ x \geq a \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \text{Min } x^2 + b - x \\ x \leq b \\ x \geq a \end{cases}$

la contrainte  $x = b - y^2$  force  $x \leq b$