

## HW n°1 Convex Optimisation

## Exercice n°1

1) On remarque que l'ensemble  $\{x \in \mathbb{R}^n \mid x_i \leq \beta_i, i=1, \dots, n\}$  est une intersection de demi-espaces.

En effet  $x_i \leq \beta_i$  peut se réécrire  $\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}^T x \geq \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_n \end{pmatrix}$

et  $x_i \leq \beta_i \quad \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}^T x \leq \beta_i$

On a donc  $\{x \in \mathbb{R}^n \mid x_i \leq \beta_i, i=1, \dots, n\}$

$$= \bigcap_{i \in \{1, \dots, n\}} \left( \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}^T x \leq \beta_i \right\} \cap \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}^T x \geq \beta_i \right\} \right)$$

L'intersection des demi-espaces étant convexe par intersection de convexes

On a un intersection sur  $i \in \{1, \dots, n\}$  de convexes qui elle aussi est convexe

Donc le rectangle est bien un ensemble convexe.

2) On applique la définition de la convexité

$$S = \{x \in \mathbb{R}^2 \mid x_1, x_2 \geq 1\}$$

Soit  $x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \in S$  et  $y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \in S$ ,  $\theta \in [0, 1]$

Montrons que  $\theta x + (1-\theta)y \in S$

$$\theta x + (1-\theta)y = \begin{pmatrix} \theta x_1 + (1-\theta)y_1 \\ \theta x_2 + (1-\theta)y_2 \end{pmatrix} = X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$$

Maintenant on calcule  $X_1, X_2$  pour vérifier la condition.

$$\begin{aligned} X_1, X_2 &= (\theta x_1 + (1-\theta)y_1), (\theta x_2 + (1-\theta)y_2) \\ &= \theta^2 x_1 x_2 + (1-\theta)^2 y_1 y_2 + \theta(1-\theta)(x_1 y_2 + y_1 x_2) \end{aligned}$$

$$\cancel{\theta^2 + (1-\theta)^2} \geq 1 \quad (car, x_1, x_2 \geq 1)$$

$$+ \theta(1-\theta)(x_1 y_2 + y_1 x_2) \geq 1$$

$$\text{et } x_1 y_2 + y_1 x_2 \geq 2 \sqrt{x_1 y_2 y_1 x_2} \geq 1$$

$$\text{donc } X_1, X_2 \geq \theta^2 + (1-\theta)^2 + 2\theta(1-\theta) \geq (\theta + 1 - \theta)^2 = 1$$

donc  $X \in S$  La propriété est vérifiée.

$$3) \text{ Soit } C_y = \{x \mid \|x - x_0\|_2 \leq \|x - y\|_2\} \text{ avec } y \in \mathbb{R}^n$$

$$x \in C_y \Leftrightarrow \|x - x_0\|_2 \leq \|x - y\|_2$$

$$\Leftrightarrow \|x - x_0\|^2 \leq \|x - y\|^2$$

$$\Leftrightarrow \|x\|^2 + \|x_0\|^2 - 2\langle x, x_0 \rangle \leq \|x\|^2 + \|y\|^2 - 2\langle x, y \rangle$$

$$\Leftrightarrow \|x_0\|^2 - \|y\|^2 \leq \langle x, x_0 - y \rangle$$

$$\Leftrightarrow \frac{\|x_0\|^2 - \|y\|^2}{2} \leq \langle x, x_0 - y \rangle$$

$C_y$  est un demi-espace donc un ensemble convexe

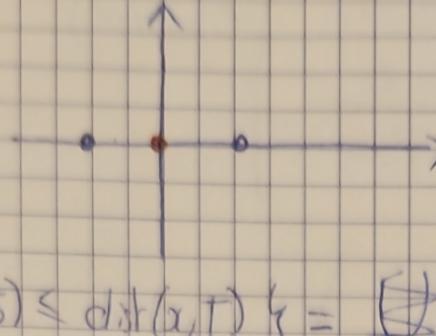
Et l'ensemble dont on veut prouver la convexité est  $\bigcap C_y$  sur  $S \subset \mathbb{R}^n$

c'est une intersection de convexes donc  $\bigcap C_y$  est un convexe.

YES

YES

4) Cet ensemble n'est pas convexe, si on prend la droite  $\{x\}$  de  $\mathbb{R}^2$   
avec  $A = (-1; 1)$ ,  $B = (0; 0)$



$$\{x \mid \text{dist}(x, S) \leq \text{dist}(x, T)\} = \bigcup_{i=1}^{\infty} \left( \left[ -\frac{i}{2}, \frac{i}{2} \right] \cup \left[ -\frac{i}{2} + \pi, \frac{i}{2} + \pi \right] \right)$$

qui n'est pas convexe, avec  $x = \frac{1}{2}$ ,  $y = -\frac{1}{2}$  et  $\theta = \frac{1}{2}$

$$z = \theta x + (1-\theta)y = \frac{1}{2}\theta + \frac{1}{2}(1-\theta) = 0$$

donc  $z = 0 \notin \left[ -\infty, -\frac{1}{2} \right] \cup \left[ \frac{1}{2}, +\infty \right]$ .

5) On veut montrer que  $\{x \mid x + S_2 \subseteq S_1\}$  est convexe

Prenons  $y \in S_2$   $\{x \mid x+y \subseteq S_1\}$

$$\text{Notre ensemble est } \bigcap_{y \in S_2} \{x \mid x+y \subseteq S_1\} = \bigcap_{y \in S_2} S_1 - y$$

Or  $S_1$  est convexe d'après l'énoncé, un convexe translaté par un vecteur reste convexe, de même par intersection.

Donc  $\{x \mid x + S_2 \subseteq S_1\}$  est convexe.

Exercice n°2:

D) On calcule la hessienne de  $f(x_1, x_2)$  sur  $\mathbb{R}_{++}^2$  qui est convexe, ouvert. De plus  $f(x_1, x_2)$  est différentiable sur  $\mathbb{R}_{++}^2$

$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \in S_n(\mathbb{R})$$

Ses valeurs propres sont  $-1, 1$  donc  $\nabla^2 f(x_1, x_2) \not\succeq 0$ .  
Elle n'est ni convexe ni concave (en considérant  $-f$  de  $\mathbb{R}^{n-1}$ , aussi.)

2) On calcule la hessienne sur  $\mathbb{R}_{++}^2$  ouvert convexe

$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \in S_n(\mathbb{R})$$

$$= \frac{1}{x_1 x_2} \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$\text{tr}(\nabla^2 f(x_1, x_2)) = \frac{1}{x_1 x_2} \left( \frac{2}{x_1^2} + \frac{2}{x_2^2} \right) \geq 0$$

$$\det(\nabla^2 f(x_1, x_2)) = \frac{1}{x_1^2 x_2^2} \left( \frac{4}{x_1^2 x_2^2} - \frac{1}{x_1^2 x_2^2} \right) \geq 0$$

donc les valeurs propres sont de même signe et de somme positive

Donc les valeurs propres sont positives.

$f(x_1, x_2)$  est ~~convexe~~ concave. (non concave car si on prend  $-f$ )  
 $\text{TP} \geq 0 \Leftrightarrow \text{VP} \leq 0$

3) De même on calcul la hessienne

$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{1}{x_2^2} \\ -\frac{1}{x_2^2} & \frac{2}{x_2^3} \end{pmatrix}$$

$$\det(\nabla^2 f(x_1, x_2)) = \frac{1}{x_2^4} \not\geq 0$$

$$\text{tr}(\nabla^2 f(x_1, x_2)) = \frac{2}{x_2} \geq 0 \quad \text{donc les valeurs propres}$$

sont ~~positives~~ de signes opposés et de somme positive.  $\nabla^2 f(x_1, x_2) \not\succeq 0$

Donc  $f(x_1, x_2)$  n'est ni concave ni convexe.

4) On calcule la hessienne sur l'ouvert convexe  $I\mathbb{R}^2_{++}$ ,  $f(x_1, x_2)$  différentiable

$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = \alpha(1-\alpha)x_1^\alpha x_2^{1-\alpha} \begin{pmatrix} -\frac{1}{x_1^2} & \frac{1}{x_1 x_2} \\ \frac{1}{x_1 x_2} & -\frac{1}{x_2^2} \end{pmatrix}$$

$\alpha(1-\alpha)x_1^\alpha x_2^{1-\alpha} \geq 0$ , donc la  $\text{Tr}(\nabla^2 f(x_1, x_2))$  est négative et le ~~produit~~  $\det(\nabla^2 f(x_1, x_2))$  est nulle.

Le produit des valeurs propres est nulle donc une des valeurs propres est nulle, et avec l'trace on a que l'autre valeur propre est négative. Donc  $\nabla^2 f(x_1, x_2) \leq 0$

$f$  est concave.

Exercice n°3:

D) On utilise la méthode du cœur  $f(X+HV)$  avec ~~REXR~~

$X \succ 0$  et  $V \in \mathbb{R}^n$

$$f(X+HV) = \text{Tr}((X+HV)^{-1}) = \text{Tr}(X^{-1}(I_n + X^{-1}HV)^{-1})$$

$$= \text{Tr}(X^{-1}(I_n + X^{-\frac{1}{2}}HVX^{-\frac{1}{2}})^{-1})$$

$X^{-\frac{1}{2}}HVX^{-\frac{1}{2}} \in \mathbb{R}^n$  si on

calcule la transposée c'est

immédiat, donc on diagonalise  $\nearrow = \text{Tr}(PX^{-1}P(I_n + \Delta)^{-1})$

$$\text{tel que } Z^{-\frac{1}{2}}VZ^{\frac{1}{2}} = P\Delta P^T$$

$$= \sum_{i=1}^n (P^T X^{-1} P)_{ii} \left( \frac{1}{1 + \lambda_i F} \right)$$

avec  $\lambda_i$  la  $i$ ème valeur propre de  $Z^{-\frac{1}{2}}VZ^{\frac{1}{2}}$

On remarque une somme de fonction convexe  $\frac{1}{1 + \lambda_i F}$  donc  $f(X^{-1})$

est convexe.

2)  $f(X, y) = y^T X^{-1} y$  qui on peut réécrire sous la forme d'un sup

$$y^T X^{-1} y = \sup_z (z^T y - z^T X z)$$

qui d'après De  
cour est convexe car ~~elle~~ peut être assimilé à une forme conjuguée.

3) On peut exprimer les valeurs singulières comme  $\sup_{\|u\|=1} (u^T X u)$

Donc on a une somme de fonction convexe

Comme  $X$  est une matrice symétrique on a

$f(X) = \sum \sigma_i(X) = \sum_{i=1}^n |\lambda_i|$  avec  $\lambda_i$  la  $i$ ème valeur propre de  $X$ . Cette décomposition existe car  $X$  est symétrique réelle, de plus  $|.\cdot|$  est une fonction convexe.

On a donc une somme de fonction convexe.

