

OPTIMISATION CONVEXE DM #1

Souhaib
ATTAKI

Exercice 2.12.

a) S_{lab} est une intersection de $\{x \in \mathbb{R}^n \mid a^T x \leq \beta\}$ et $\{x \in \mathbb{R}^n \mid -a^T x \leq -\alpha\}$ qui sont des demi-espaces, donc S_{lab} est convexe (polyèdre)

b) le rectangle est une intersection finie de S_{lab} de paramètres α_i et β_i , donc il est convexe

c) Le wedge est une intersection de deux demi-espaces $\{x \in \mathbb{R}^n \mid a_1^T x \leq b_1\}$ et $\{x \mid a_2^T x \leq b_2\}$ donc il est convexe.

d) soit $y \in S$. on a

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

$$\Leftrightarrow x^T (y - x_0) \leq \frac{\|y\|^2 - \|x_0\|^2}{2}$$

donc $\forall y \in S, A_y = \{x \mid \|x - x_0\| \leq \|x - y\|\} = \{x \mid a^T x \leq b\}$ est un demi-espace

donc $\{x \mid \|x - x_0\| \leq \|x - y\|, \forall y \in S\} = \bigcap_{y \in S} A_y$, donc il est convexe

e) non convexe. Contre exemple en \mathbb{R} pour $S = \{-1, 1\}, T = \{0\}$

on a $\{x \mid \text{dist}(x, S) \leq \text{dist}(x, T)\} = \{x \in \mathbb{R} \mid x \leq -\frac{1}{2} \text{ ou } x \geq \frac{1}{2}\}$ qui est non convexe

f) Ensemble convexe, parce que : soit x_1, x_2 tel que $x_1 + S_2 \subseteq S_1$ et $x_2 + S_2 \subseteq S_1$ et $\alpha \in [0, 1]$
Soit $y \in S_2$. on a $x_1 + y \in S_1$ et $x_2 + y \in S_1$, et puisque S_1 est convexe, donc

$$\alpha(x_1 + y) + (1 - \alpha)(x_2 + y) \in S_1 \quad \text{donc} \quad (\alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2) + y \in S_1, \forall y$$

donc $\alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2 + S_2 \subseteq S_1$, d'où le résultat.

g) si $\theta = 1$, alors l'ensemble est un demi-espace (voir question d.) donc il est convexe.
si $\theta \neq 1$. on a

$$\|x - a\| \leq \theta \|x - b\| \Leftrightarrow \|x\|^2 + \|a\|^2 - 2x^T a \leq \theta^2 (\|x\|^2 + \|b\|^2 - 2x^T b)$$

$$\Leftrightarrow (1 - \theta^2) \|x\|^2 - 2x^T (a - \theta^2 b) \leq -\|a\|^2 + \theta^2 \|b\|^2$$

$$\Leftrightarrow \|x\|^2 - 2x^T \frac{(a - \theta^2 b)}{1 - \theta^2} + \frac{(a - \theta^2 b)^T (a - \theta^2 b)}{(1 - \theta^2)^2} \leq \frac{\theta^2 \|b\|^2 - \|a\|^2}{1 - \theta^2} + \frac{(a - \theta^2 b)^T (a - \theta^2 b)}{(1 - \theta^2)^2}$$

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

c'est une norm ball, donc l'ensemble est convexe.

Exercice 3.27

a) $f(x) = \max_{1 \leq i \leq k} f_i$ avec $f_i(x) = \|A_i x - b_i\|$. les f_i sont convexe parce qu'elles sont des composition de la fonction norm qui convexe avec une fonction affine de x . donc f est convexe.

b) $f(x) = \sum_{i=1}^r |x|_{C_i} = \max \{ x_{i_1} + x_{i_2} + \dots + x_{i_r} \mid 1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_r \leq n \}$
 $= \max_{1 \leq i_1 < \dots < i_r \leq n} x_{i_1} + x_{i_2} + \dots + x_{i_r}$, maximum d'un ^{ensemble fini de} fonctions convexes, donc f est convexe

Exercice 3.32

a) soit $\alpha \in [0, 1]$, f et g sont positives et convexes, alors

$$\begin{aligned} f(\alpha x + (1-\alpha)y) g(\alpha x + (1-\alpha)y) &\leq (\alpha f(x) + (1-\alpha)f(y)) (\alpha g(x) + (1-\alpha)g(y)) \\ &= \alpha f(x)g(x) + (1-\alpha)f(y)g(y) + \underbrace{\alpha(1-\alpha)(f(x)-f(y))(g(y)-g(x))}_{\beta} \\ &\leq \alpha(fg)(x) + (1-\alpha)(fg)(y) \end{aligned}$$

et puisque f et g ont la même monotonie, donc $\beta \leq 0$

d'où la convexité.

b) de même que la question précédente, la concavité et la positivité nous donne
 $(fg)(\alpha x + (1-\alpha)y) \geq \alpha(fg)(x) + (1-\alpha)(fg)(y) + \beta$ et puisque f a la monotonie contraire de g , donc $\beta \geq 0$ d'où la concavité

c) on a $\frac{1}{g}$ positive, croissante, et convexe (résultat connu), d'où d'après la question

① $f \times \frac{1}{g} = \frac{f}{g}$ est convexe.

Exercice 3.36

a) la fonction conjuguée de f est $f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}^n} (y^T x - \max_{1 \leq i \leq n} x_i)$

si $\exists k$ tq $y_k < 0$, donc si on prend $x_i = 0 \quad i \neq k$ et $x_k = -t$

on a donc $y^T x - \max x_i = -t y_k \rightarrow +\infty$ donc $y \notin \text{dom } f^*$ donc y doit être $y \geq 0$

supposons maintenant que $\sum y_i > 1$, donc si on prend $x_i = t > 0, \forall i$

alors $y^T x - \max x_i = t \sum y_i - t = t(\sum y_i - 1) \rightarrow +\infty$ donc $y \notin \text{dom } f^*$

de même si $\sum y_i < 1$, on prend $x_i = -t$ et on montre que $y \notin \text{dom } f^*$

si $\sum y_i = 1$ on a $y^T x = \sum y_i x_i \leq \sum y_i \max_i x_i = \max_i x_i \sum y_i = \max_i x_i$
donc $y^T x - \max x_i \leq 0$ avec égalité pour $x = 0$, donc :

$$f^*(y) = \begin{cases} 0 & \text{si } y \geq 0 \text{ et } \sum_{i=1}^n y_i = 1 \\ +\infty & \text{sinon} \end{cases}$$

b) $f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}^n} (y^T x - \sum_{i=1}^r x_{[i]})$

+ si $\exists k$ tq $y_k < 0$, alors pour $x_i = 0 \quad i \neq k$ et $x_k = t$, on a

$$y^T x - \sum_{i=1}^r x_{[i]} = -y_k t \rightarrow +\infty \text{ donc } y \text{ doit être positive}$$

+ si $\exists k$ tq $y_k > 1$, alors pour $x_i = 0 \quad i \neq k$ et $x_k = t$, on a

$$y^T x - \sum_{i=1}^r x_{[i]} = +y_k t - t = t(y_k - 1) \rightarrow +\infty \text{ donc } y \in \text{dom } f^*$$

+ si $0 \leq y \leq 1$ et $\sum y_i \neq r$, alors en prenant $x_i = t$, on a

$$y^T x - \sum_{i=1}^r x_{[i]} = t \sum y_i - r t = t(\sum y_i - r) \text{ n'est pas borné}$$

donc $y \notin \text{dom } f^*$

+ si $0 \leq y \leq 1$ et $\sum y_i = r$, alors on a

$$\begin{aligned} y^T x - \sum_{i=1}^r x_{[i]} &= \sum_{i=1}^r y_{[i]} x_{[i]} + \sum_{i=r+1}^n y_{[i]} x_{[i]} - \sum_{i=1}^r x_{[i]} \quad \left(\text{avec } [i] \text{ l'indice qui correspond à } [i] \text{ de } x \right) \\ &= \sum_{i=1}^r (y_{[i]} - 1) x_{[i]} + \sum_{i=r+1}^n y_{[i]} x_{[i]} \leq x_{[r]} \left(\sum_{i=1}^r (y_{[i]} - 1) + \sum_{i=r+1}^n y_{[i]} \right) = 0 \end{aligned}$$

donc $y^T x - \sum_{i=1}^r x_{[i]} \leq 0$ avec égalité pour $x = 0$

$$\text{donc } f^*(y) = \begin{cases} 0 & \text{si } 0 \leq y \leq 1 \text{ et } \sum y_i = r \\ +\infty & \text{sinon} \end{cases}$$

$$c) f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}} (yx - \max_{1 \leq i \leq n} (a_i x + b_i)) (*)$$

$$= \sup_{x \in \mathbb{R}} \max_{1 \leq i \leq n} ((y - a_i)x + b_i)$$

si $y < a_1$, alors pour $x = -t$, on a $yx - f(x)$ n'est pas bornée, de même pour $y > a_m$, on prend $x = t$

d'où $a_1 \leq y \leq a_m$

pour $a_i \leq y \leq a_{i+1}$, le sup de l'expression (*) est obtenue au point x_i :

$$\text{donc } \forall i \in \llbracket 1, m-1 \rrbracket \text{ si } a_i \leq y \leq a_{i+1} \quad f^*(y) = (y - a_i) \times \frac{b_i - b_{i+1}}{a_{i+1} - a_i} + b_i$$

et $f^*(y) = +\infty$ si $y < a_1$ ou $y > a_m$.

$$d) f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}^{++}} \underbrace{(yx - x^p)}_{g(x)} \cdot p > 1, \text{ donc } -x^p \text{ est concave, donc } yx - x^p$$

l'est aussi. si $y \leq 0$ donc $yx - x^p \leq 0$ et $yx - x^p \xrightarrow{x \rightarrow 0} 0$ donc $f^*(y) = 0$

si $y > 0$, on a $g'(x) = y - px^{p-1}$, $g'(x) = 0 \Leftrightarrow x^* = \left(\frac{y}{p}\right)^{\frac{1}{p-1}} > 0$

et on a $g''(x) = -p(p-1)x^{p-2}$ donc $g''(x^*) \leq 0$

d'où $g(x) \leq g(x^*)$ et le maximum est atteint à x^*

$$\text{d'où } f^*(y) = \begin{cases} 0 & \text{si } y \leq 0 \\ (p-1)\left(\frac{y}{p}\right)^{\frac{p}{p-1}} & \text{si } y > 0 \end{cases} \quad \text{pour } p < 0, \text{ suite après à la fin}$$

$$e) f^*(y) = \sup_{x \in \mathbb{R}_+^n} \left(yx + \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}} \right)$$

⊙ si $\exists k$ tel $y_k > 0$, alors pour $x_i = 1 \quad i \neq k$ et $x_k = t$, on a

$$yx + \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}} = \sum_{i \neq k} y_i + y_k t + t^{\frac{1}{n}} \rightarrow +\infty \text{ donc } y < 0$$

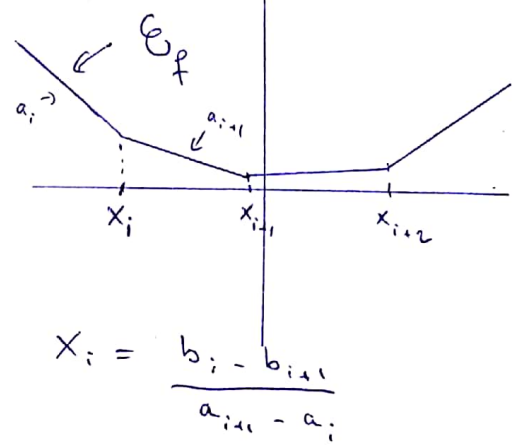
⊙ si $y < 0$ et $\left(\prod_{i=1}^n (-y_i) \right)^{\frac{1}{n}} < \frac{1}{n}$ donc $\left(\prod_{i=1}^n \left(-\frac{1}{y_i}\right) \right)^{\frac{1}{n}} > n$, on prend $x_i = -\frac{t}{y_i}$

$$yx + \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}} = -nt + t \left(\prod_{i=1}^n \left(-\frac{1}{y_i}\right) \right)^{\frac{1}{n}} = t \left[\left(\prod_{i=1}^n \left(-\frac{1}{y_i}\right) \right)^{\frac{1}{n}} - n \right] \rightarrow +\infty$$

donc $y \notin \text{dom } f^*$

* si $y \leq 0$ et $\left(\prod_{i=1}^n (-y_i) \right)^{\frac{1}{n}} \geq \frac{1}{n}$ alors sachant que $\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n} \geq \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}}$, alors

$$-\frac{y^T x}{n} \geq \left(\prod_{i=1}^n (-y_i x_i) \right)^{\frac{1}{n}} \geq \frac{1}{n} \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}}, \text{ donc } y^T x + \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}} \leq 0 \text{ avec égalité qd } x \rightarrow 0$$



$$\text{donc } f^*(y) = \begin{cases} 0 & \text{si } y < 0 \text{ et } (\pi - y)_+^{1/n} \geq \frac{1}{n} \\ +\infty & \text{sinon} \end{cases}$$

$$f) f^*(y, u) = \sup_{(x, t) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}} (y^T x + u t + \log(t^2 - x^T x))$$

$$\text{si } \|y\| \geq -u, \text{ on prend } x = t'y, \quad t = \|x\| + 1 \geq \|x\| = t\|y\| \geq -tu$$

$$\text{donc } y^T x + t u \geq t' y^T y - t' u^2 = t' (\|y\|^2 - u^2) \geq 0$$

$$\text{et } t^2 - x^T x = 1 + 2t\|y\| \geq 1 \text{ et } \log(t^2 - x^T x) \geq 0$$

$$\text{donc } y^T x + u t + \log(t^2 - x^T x) \text{ n'est pas borné.}$$

Supposons maintenant que $\|y\| \leq -u$ ^{$u > 0$} , donc en dérivant $y^T x + u t + \log(t^2 - x^T x)$ par rapport x et t on trouve

$$\partial_x: y = \frac{2x}{t^2 - x^T x} \quad \text{et} \quad \partial_t: u + \frac{2t}{t^2 - x^T x}$$

$$\partial_t = 0 \Leftrightarrow u t^2 - u x^T x + 2t = 0 \quad \Delta = 4 + 4u^2 x^T x > 0$$

$$t = \frac{-2 + 2\sqrt{1 + u^2 x^T x}}{2u} = \frac{-1 + \sqrt{1 + u^2 x^T x}}{u} \quad (*)$$

$$\partial_t = 0 \Leftrightarrow t^2 - x^T x = -\frac{2t}{u}$$

$$\partial_x = 0 \Leftrightarrow x = -\frac{y t}{u} \rightarrow x^T x = +\frac{t^2}{u^2} \|y\|^2$$

$$\text{on remplace dans } (*) \quad u^2 t^2 + 1 + 2t u = 1 + t^2 \|y\|^2$$

$$(*) \Leftrightarrow t^2 (u^2 \|y\|^2) + 2t u = 0 \rightarrow \boxed{t = \frac{-2u}{u^2 - \|y\|^2}}$$

$$\text{et } x = \frac{2y}{u^2 - \|y\|^2}$$

$$\text{d'où } f^*(y) = \begin{cases} -2 + \log 4 - \log(\|y\|^2 - u^2) & \text{si } \|y\| < -u \\ +\infty & \text{sinon} \end{cases}$$

d) pour $p < 0$, on a si $y > 0$ $y x - x^p$ n'est pas bornée car $y x - x^p \xrightarrow{x \rightarrow +\infty} +\infty$
• si $y < 0$ de même on montre $f''(y) = (p-1) \left(\frac{y}{p}\right)^{\frac{p}{p-1}}$.