

I.9

$$A \in S^n, \quad b \in \mathbb{R}^n$$

$$f: x \in \mathbb{R}^n \mapsto f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x$$

les propriétés suivantes sont équivalentes

- (i) $\min \{f(x) : x \in \mathbb{R}^n\}$ a une solution
- (ii) f est bornée inférieurement
- (iii) $A \succeq 0, \quad b \in R(A)$

$$\Leftrightarrow U^T A U \succeq 0, \quad \forall U \in \mathbb{R}^n$$

$$\Leftrightarrow d_i(A) \geq 0 \quad (\text{les valeurs propres})$$

$$\Leftrightarrow A = \begin{bmatrix} \square & & \\ & \square & \\ & & \square \end{bmatrix}$$

$$\det A_{I,I} \geq 0$$

$$\forall I \in [1:n]$$

$$(\text{convention } A_{\emptyset, \emptyset} = 1)$$

(i) \Rightarrow (ii)

Si \bar{x} minimise f sur \mathbb{R}^n , on a

$$f(x) \geq \underbrace{f(\bar{x})}, \quad \forall x \in \mathbb{R}^n$$

borne inférieurement

(ii) \Rightarrow (iii)

(A ≥ 0 par l'absurde)
Soit v :

$$Av = \lambda v, \quad \lambda < 0, \quad \|v\|_2 = 1$$

$t > 0$ $f(tv) = \frac{t^2}{2} \underbrace{\lambda}_{< 0} - t b^T v \rightarrow -\infty$ si $t \rightarrow \pm\infty$

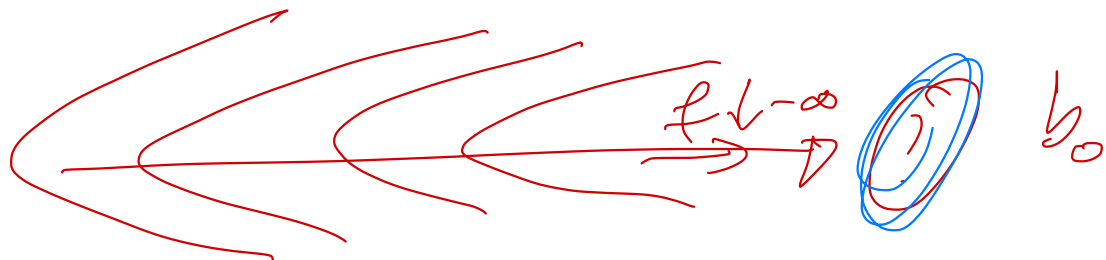
$$(b \in R(A)) \Leftrightarrow (i)$$

$$\text{si } \bar{x} \in \underset{x \in \mathbb{R}^n}{\text{Argmin}} f(x) \Rightarrow \nabla f(\bar{x}) = 0$$

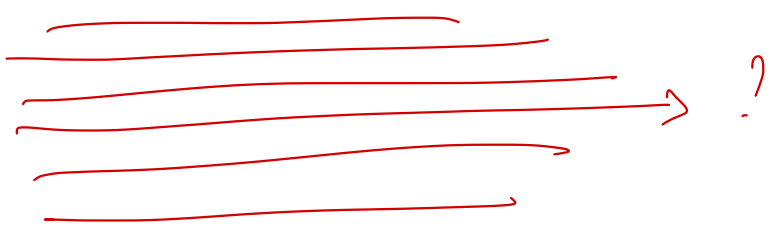
$$\Rightarrow A\bar{x} - b = 0$$

$$\Rightarrow b \in R(A)$$

$b \notin R(A)$



$$b \in \mathbb{R}^n$$



(par l'absurde)

$$\text{Si } b \notin \mathbb{R}(A)$$

$$\mathbb{R}^n = \mathbb{R}(A) + \mathbb{R}(A)^\perp$$

$$= \mathbb{R}(A) + \mathcal{N}(A)$$

$$b = \underbrace{b_0}_{\in \mathcal{N}(A)} + Av$$

($b_0 \neq 0$)
dans notre cas

$$f(t b_0) = \frac{t^2}{2} \underbrace{b_0^T A b_0}_0 - t b_0^T b_0$$

$(b_0 \in \mathcal{N}(A))$

$$= -t \underbrace{\|b_0\|^2}_{\neq 0} \rightarrow -\infty \text{ si } t \rightarrow +\infty$$

Ce qui est contraire
à l'hypothèse

(iii) \Rightarrow (i) $A \succeq 0 \Rightarrow f$ convexe

$$\left[\begin{array}{l} \text{CS 1 (convexe)} \\ \nabla f(\bar{x}) = 0 \\ A\bar{x} = b \end{array} \right]$$

$$b \in \mathcal{R}(A) \Rightarrow \exists \bar{x} : A\bar{x} = b$$

$$\Rightarrow \bar{x} \in \underset{x \in \mathbb{R}^n}{\text{Argmin}} f(x)$$

(f convex)

□

Ex 2.2

$\mathbb{R}_+^n := \{x \in \mathbb{R}^n : x \geq 0\}$
a l'heure positif



$(\mathbb{R}_+^n)^+ \stackrel{?}{=} \mathbb{R}_+^n$

$(\mathbb{R}_+^n$ est auto-dual)
pour le produit scalaire
euclidien $(x, y) \mapsto x^T y$
 $\sum_{i=1}^n x_i y_i$

⊃

Soit $x \in \mathbb{R}_+^n$ (donc $x_i \geq 0, \forall i$)

$\Rightarrow x^T d \geq 0, \forall d \in \mathbb{R}_+^n$

$$\sum_{i=1}^n \underbrace{x_i}_{\geq 0} \underbrace{d_i}_{\geq 0} \geq 0$$

⊂

Soit $d \in \mathbb{R}^n : d^T x \geq 0, \forall x \geq 0$

$\Rightarrow d \geq 0$

il suffit de prendre les $x = e^i$ valeurs de la base canonique de \mathbb{R}^n

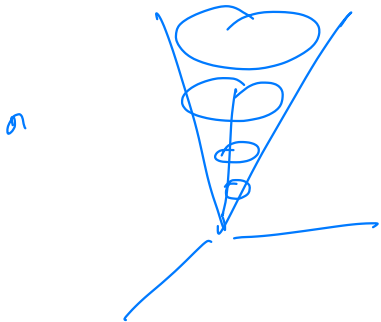
$$e^i \geq 0$$

$$\Rightarrow d^T e^i \geq 0, \forall i \Rightarrow d \geq 0$$

\parallel
 d_i

□

$$* \quad (S_+^n)^+ = S_+^n$$

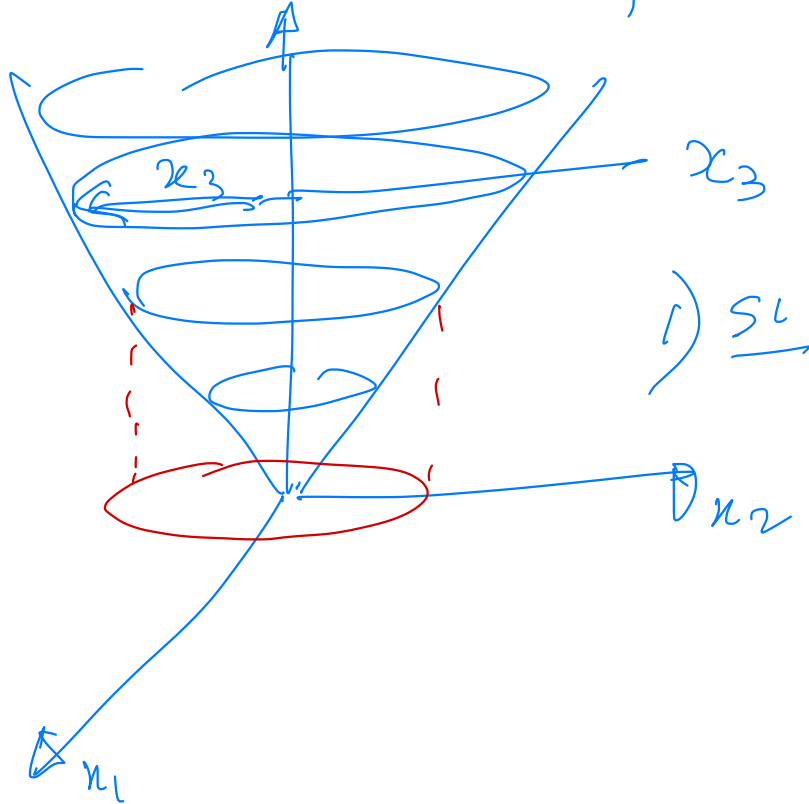


Ex 3.2

K cône convexe fermé $\not\Rightarrow A(K)$ est fermé
 A linéaire

Exemple

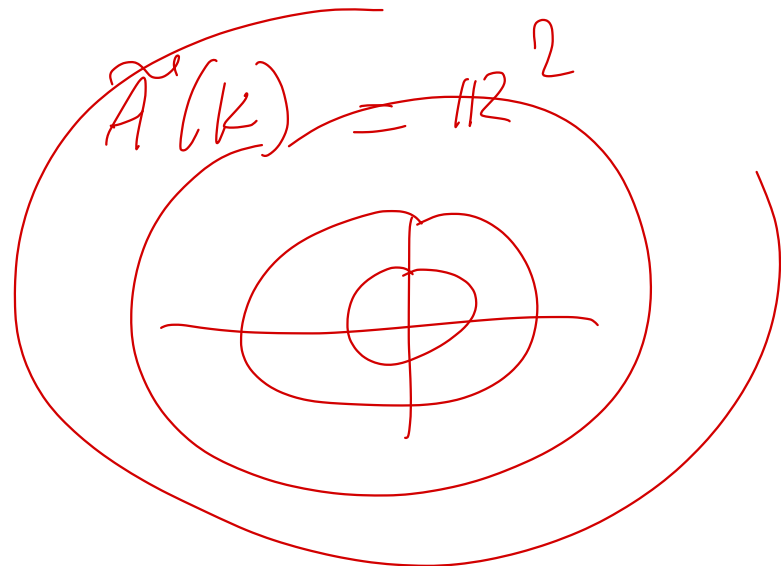
$$K = \{x \in \mathbb{R}^3 : x_1^2 + x_2^2 \leq x_3^2, x_3 \geq 0\}$$



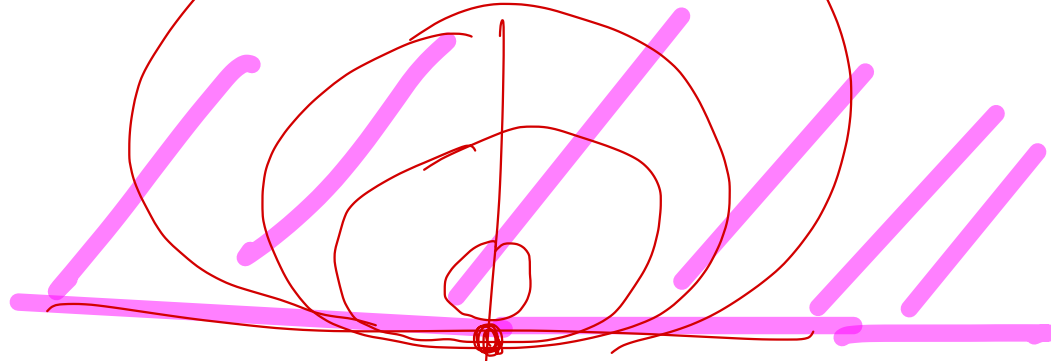
K cône convexe fermé

1) \underline{SL}

$$\tilde{A} : x = (x_1, x_2, x_3) \mapsto (x_1, x_2)$$



2) si $A : x = (x_1, x_2, x_3) \rightarrow (x_1, x_2 + x_3)$



$$A(K) = \left\{ (x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2 : x_2 > 0 \right\} \cup \left\{ (0, 0) \right\}$$

n'est pas fermé \square

Ex 3.3

(Théor. de l'alternance)

$$A : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m \quad \text{linéaire}$$

Montrons que

$$\left\{ Ax : x \geq 0 \right\} = \left\{ y : A^T y \geq 0 \right\}^+$$

(*)

Lemme de Farkas: $\overline{A(K)} = \{y \in F: \exists x \in K^+ : Ax = y\}^+$

$A: E \rightarrow F$ linéaire

K cône convexe de E

Si on prend le produit scalaire euclidien dans \mathbb{R}^n et \mathbb{R}^m , $A^* = A^T$

$$\Rightarrow \textcircled{A} = A$$

$$K^+ = \mathbb{R}_+^m \quad \text{ou l'ensemble positif de } \mathbb{R}^m$$

$$\Rightarrow K = \mathbb{R}_+^m$$

Si on applique Farkas avec $\textcircled{A} = \text{Id}$
 $\textcircled{A}^* = \text{Id}$, on obtient
 $\overline{K} = K^{++}$

$$K^{++} = (\mathbb{R}_+^n)^+ = \mathbb{R}_+^n$$

$\Rightarrow K = \mathbb{R}_+^n$, on peut prendre $K = \underbrace{\mathbb{R}_+^n}_{\text{fermé}}$

Farkas
 $\Rightarrow \{y : A^T y \geq 0\}^+ = \overline{A(\mathbb{R}_+^n)}$
 $= \overline{\{Ax : x \geq 0\}}$

\mathbb{R}_+^n est un polyèdre
convexe

$\Rightarrow A(\mathbb{R}_+^n)$ est un
polyèdre convexe
donc un fermé

$$= \{Ax : x \geq 0\}$$

1 théor. de l'alternance

Des deux affirmations suivantes 1 et 2 seule est vraie

$$(i) \exists x \geq 0 : Ax = b$$

$$(ii) \exists y : A^T y \geq 0 \text{ et } b^T y \leq 0$$

• e' est un ou exclusif

(i) \vee (ii)
1 0 1
1 1 0
0 1 1
0 0 0

$$(i) \Leftrightarrow \text{non } (ii)$$

$$(i) \Leftrightarrow b \in \{Ax : x \geq 0\} \stackrel{(*)}{\Leftrightarrow} b \in \{y : A^T y \geq 0\}^+$$

$$\Leftrightarrow b^T y \geq 0, \forall y \text{ t.q. } A^T y \geq 0 \Leftrightarrow \text{non } (ii) \quad \square$$

Ex 9

trouver une solution (ou un point stationnaire,
c-à-d qui vérifie les conditions de KKT)
du problème

$$\left\{ \begin{array}{l} \min x_2^2 - x_1^2 \\ x_2 \geq 2|x_1| - \varepsilon \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} \text{en fonction} \\ \text{de } \varepsilon \in \mathbb{R} \end{array}$$

On applique les CN1 (KKT)

Contrainte non différentiable remplacée par

$$\left\{ \begin{array}{l} 2x_1 \leq x_2 + \varepsilon \\ -2x_1 \leq x_2 + \varepsilon \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \min x_2^2 - x_1^2 \\ 2x_1 \leq x_2 + \varepsilon \quad \leftarrow d_1 \\ -2x_1 \leq x_2 + \varepsilon \quad \leftarrow d_2 \end{array} \right.$$

On écrit le Lagrangien du problème

$$l: \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$$

$$(x, d) \mapsto l(x, d) = x_2^2 - x_1^2 + d_1(2x_1 - x_2 - \varepsilon) + d_2(-2x_1 - x_2 - \varepsilon)$$

\uparrow du signe

$$(KKT) \left\{ \begin{array}{l} \nabla_x l(x, d) = 0 \\ 0 \leq d \perp c(x) \leq 0 \end{array} \right.$$

$$\Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} -2x_1 + 2d_1 - 2d_2 = 0 \\ 2x_2 - d_1 - d_2 = 0 \\ 0 \leq \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \end{pmatrix} \perp \begin{pmatrix} 2x_1 - x_2 - \varepsilon \\ -2x_1 - x_2 - \varepsilon \end{pmatrix} \leq 0 \end{array} \right.$$

$$\begin{array}{l} \Leftrightarrow \\ \text{(KKT)} \end{array} \left\{ \begin{array}{l} -2x_1 + 2d_1 - 2d_2 = 0 \\ 2x_2 - d_1 - d_2 = 0 \\ 2x_1 - x_2 - \varepsilon \leq 0 \\ -2x_1 - x_2 - \varepsilon \leq 0 \\ d_1 \geq 0 \\ d_2 \geq 0 \\ d_1 (2x_1 - x_2 - \varepsilon) = 0 \\ d_2 (-2x_1 - x_2 - \varepsilon) = 0 \end{array} \right. \text{ if } a \text{ 2}^{\text{e}} \text{ los } \bar{a} \text{ analysis}$$

Case 1

$$d_1 = 0, d_2 = 0$$

$$(KKT) \Rightarrow \underline{\lambda \geq 0}, \quad \underline{OK \quad d_i \quad \varepsilon \geq 0}$$

Case 2

$$d_1 = 0, \quad 2\lambda_1 + \lambda_2 + \varepsilon = 0$$

$$(KKT) \Rightarrow \begin{cases} -2\lambda_1 - 2d_2 = 0 \\ 2\lambda_2 - d_2 = 0 \\ 2\lambda_1 + \lambda_2 + \varepsilon = 0 \end{cases}$$
$$\Rightarrow \begin{cases} \lambda_1 = -d_2 = -2\lambda_2 \\ -2d_2 + \frac{d_2}{2} + \varepsilon = 0 \end{cases}$$

$$\varepsilon = \frac{3}{2} d_2 \geq 0$$

$$d_2 = \frac{2}{3} \varepsilon$$

$$\lambda_1 = -\frac{2}{3} \varepsilon$$

$$\lambda_2 = \frac{\varepsilon}{3}$$

$$\varepsilon \geq 0$$

$$2x_1 - x_2 - \varepsilon \leq 0$$

$$-\frac{4}{3}\varepsilon - \frac{\varepsilon}{3} + \varepsilon \leq 0$$

$$-\frac{2}{3}\varepsilon \leq 0 \Rightarrow \varepsilon \geq 0$$

Case 3

$$2x_1 - x_2 - \varepsilon = 0, \quad x_2 = 0$$

$$\hookrightarrow \begin{cases} d = \left(\frac{2\varepsilon}{3}, 0 \right) \end{cases}$$

OK for $\varepsilon \geq 0$

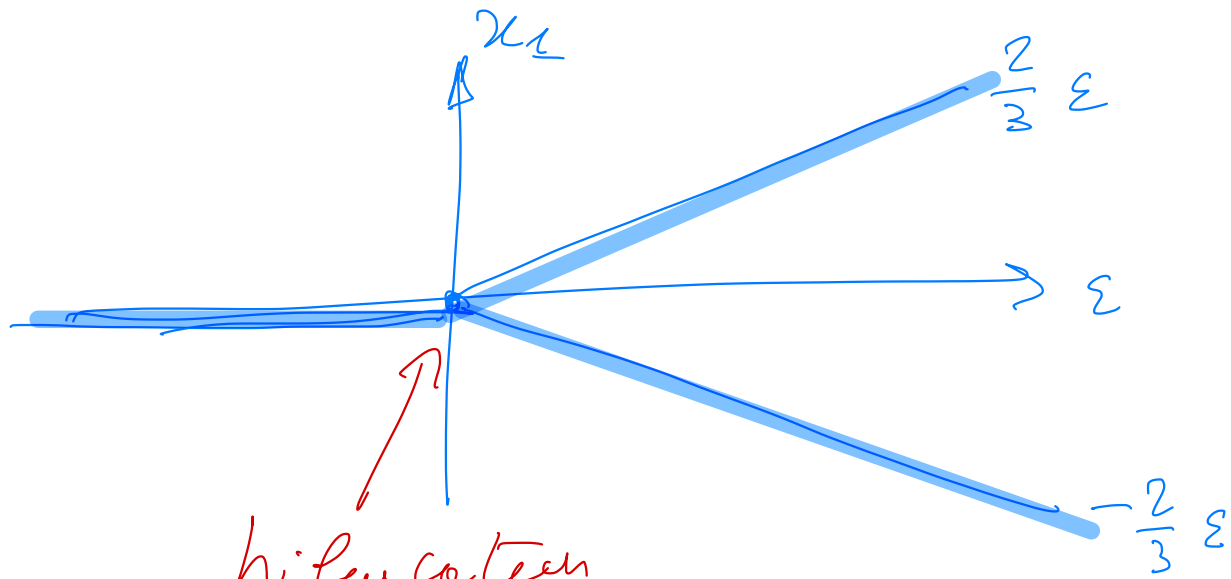
$$\begin{cases} x = \left(\frac{2\varepsilon}{3}, \frac{\varepsilon}{3} \right) \end{cases}$$

Case 4

$$2x_1 - x_2 - \varepsilon = 0, \quad 2x_1 + x_2 + \varepsilon = 0$$

$$\hookrightarrow \begin{cases} d = (-\varepsilon, -\varepsilon) \\ x = (0, -\varepsilon) \end{cases} \rightarrow$$

OK for $\varepsilon \leq 0$



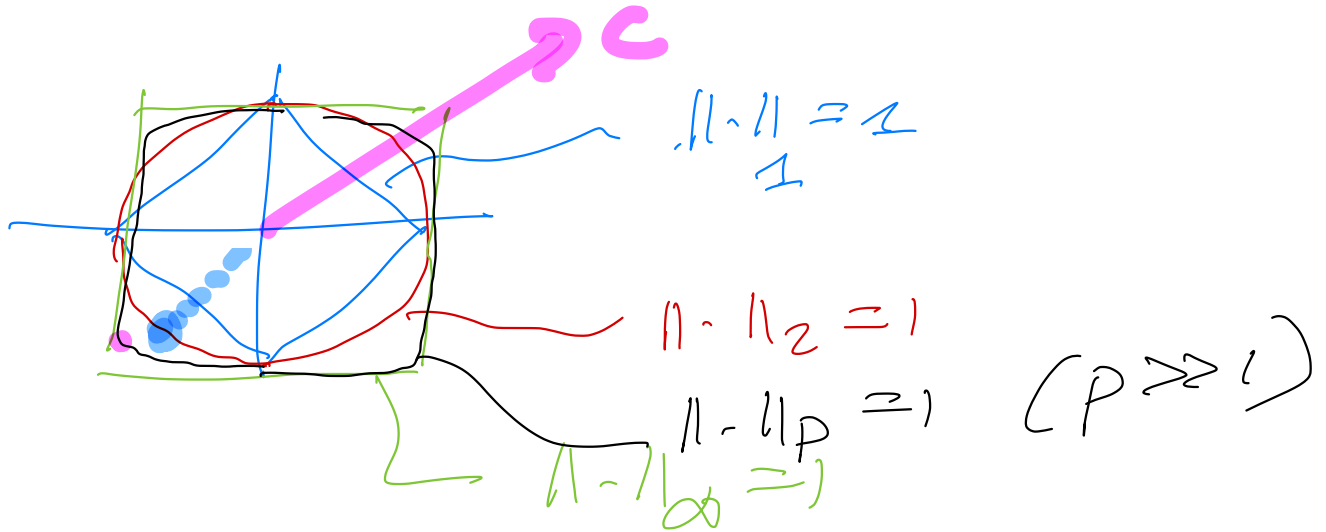
bifurcation
des points stationnaires

Ex 8.2

$$\begin{cases} \min c^T x \\ \|x\| \leq 1 \end{cases}$$

$$\begin{cases} x \in \mathbb{R}^n \\ c \neq 0 \end{cases}$$

$\|\cdot\|_2$



Considérons le cas des normes l_p , $1 \leq p < \infty$

$$\begin{cases} \min c^T x \\ \|x\|_p \leq 1 \end{cases}$$

$\Leftarrow d$

$$\left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p} \leq 1 \Leftrightarrow \frac{1}{p} \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p - 1 \right) \leq 0$$

$$l(x, d) = c^T x + \frac{d}{p} \left(\sum |x_i|^p - 1 \right)$$

\mathbb{R}^n \mathbb{R}
 $(|x_i|^2)^{\mathbb{R}^2}$

(KKT) $\left\{ \begin{array}{l} \nabla_x l(x, d) = 0 \\ 0 \leq d \perp (\|x\|_p - 1) \leq 0 \end{array} \right.$

$$\begin{cases} \frac{1}{p} + \frac{1}{p'} = 1 \\ \frac{1}{p'} = 1 - \frac{1}{p} = \frac{p-1}{p} \end{cases}$$

$$\frac{\partial}{\partial x_i} l(x, d) = c_i + \frac{d}{p} \cdot \frac{p}{2} (|x_i|^2)^{\frac{p}{2}-1} \cdot 2x_i$$

$$= c_i + d x_i |x_i|^{p-2}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} c_i + d x_i |x_i|^{p-2} = 0 \\ d \geq 0, \quad \|x\|_p \leq 1 \\ d (\|x\|_p - 1) = 0 \end{array} \right. \quad \forall i$$

$\Rightarrow d \neq 0$ (or $c \neq 0$)
exposants conjugués

$\Rightarrow \|x\|_p \geq 1$

$\frac{1}{p'} := \frac{p-1}{p}$

$\Rightarrow \text{sgn } x_i = -\text{sgn } c_i$

$\Rightarrow |c_i| = d |x_i|^{p-1} \quad \left(\int_{p-1}^p = p' \right)$

$|c_i|^{p'} = d^{p'} |x_i|^p$

$\|c\|_{p'}^{p'} = d^{p'} \|x\|_p^p = d^{p'}$

$\Rightarrow d = \|c\|_{p'}$

$$\Rightarrow x_i = -(\operatorname{sgn} c_i) |x_i|$$

$$= -(\operatorname{sgn} c_i) \left(\frac{|c_i|}{\|C\|_{p'}} \right)^{\frac{1}{p-1} = \frac{p'}{p}}$$

$$x_i = -(\operatorname{sgn} c_i) \left(\frac{|c_i|}{\|C\|_{p'}} \right)^{p'/p}$$

$$\frac{1}{2} + \frac{1}{2} = 1$$

$$p=2 \Rightarrow p'=2$$

$$x_i = -\operatorname{sgn} c_i \frac{|c_i|}{\|C\|_2} = -\frac{c_i}{\|C\|_2}$$

$$x = -\frac{C}{\|C\|_2}$$

Inégalité de Hölder

$\forall \|x\|_p \leq 1$ ou $C^T x \geq C^T \bar{x}$ par optimalité de \bar{x}

$$C^T x \geq - \sum_i |c_i| \frac{|c_i|^{p'/p}}{\|c\|_{p'}^{p'/p}}$$

$$\frac{1}{p'} = \frac{p-1}{p}$$

$$\geq - \sum_i |c_i| \frac{p' + 1}{\|c\|_{p'}^{p'/p}} = \frac{1}{p-1} + 1 = \frac{p}{p-1} = p'$$

$$p - \sum_i |c_i| \frac{|c_i|^{p'/p}}{\|c\|_{p'}^{p'/p}}$$

$$\geq - \frac{\|c\|_{p'}^{p'}}{\|c\|_{p'}^{p'/p}} = - \|c\|_{p'}^{p' - \frac{p'}{p}} = p' \left(1 - \frac{1}{p}\right) = p' \frac{p-1}{p} = 1$$

$$= -\|c\|_{p'}$$

$$\underline{\forall \|x\|_p \leq 1} \quad \text{and} \quad c^T x \geq -\|c\|_{p'}$$
$$-c^T x \leq \|c\|_{p'}$$

$$\textcircled{x^T c}$$

$$|c^T x| \leq \|c\|_{p'}$$

$$\forall x \neq 0, \quad \left| \frac{c^T x}{\|x\|_p} \right| \leq \|c\|_{p'}$$

$$\forall x \in \mathbb{R}^2$$

$$|c^T x| \leq \|x\|_p \|c\|_{p'}$$

inequality de Hölder