

Ex II.4

- S^n = ensemble des matrices symétriques d'ordre n
 S_{++}^n = cône des matrices de S^n définies positives.
e- euclidien par le produit scalaire

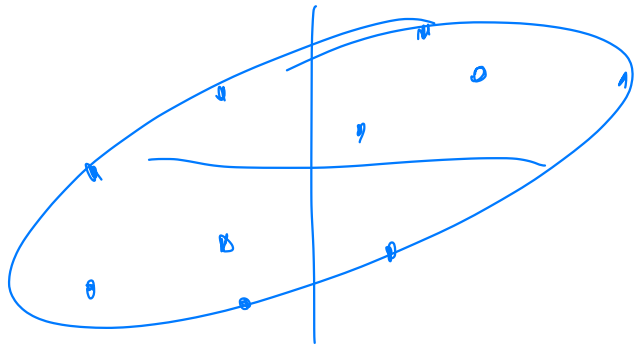
$$\langle A, B \rangle = \text{tr} AB = \sum_{ij} A_{ij} B_{ij}$$

- Dans \mathbb{R}^n : un ellipsoïde est un ensemble de la forme

$$\mathcal{E} = \{y \in \mathbb{R}^n : y^T H y \leq 1\} \quad \text{où } H \succ 0$$

$$H = X X^T \quad \text{où } X = H^{1/2}$$

$$\mathcal{E} = \{y \in \mathbb{R}^n : \|X y\| \leq 1\}$$



$$y^1, \dots, y^m$$

On cherche \mathcal{O} de volume minimal
qui contient les $y^i, i \in [1:m]$

$$\text{Vol}(\mathcal{O}) = \int_{\mathcal{O}} 1 \, dy = \int_B |\det X^{-1}| \, dz = \frac{P_m}{\det X}$$

$$z = Xy$$

$$y = X^{-1}z$$

\Rightarrow maximiser $\det X$

\Rightarrow minimiser $-\log \det X$

$$\text{s.c.} \begin{cases} \|Xy^i\| \leq 1, & \forall i \in [1:m] \\ X \succ 0 \end{cases}$$

$$\text{ld}(X) = \begin{cases} -\log \det X & \text{si } X \succ 0 \\ +\infty & \text{sinon} \end{cases}$$

$$(P) \begin{cases} \min \text{tr}(X) \\ \|X y_i\|^2 \leq 1, \quad i \in [r:m] \end{cases}$$

$$(1) \quad c_y(x) = \|X y\|^2 \quad c_y: S^n \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\nabla c_y(x) = X y y^T + y y^T X$$

$$\begin{aligned} c_y(x+H) &= y^T (x+H) (x+H) y = \| (x+H) y \|^2 \\ &= c_y(x) + y^T x H y + y^T H x y + \underbrace{y^T H H y}_{O(\|H\|^2)} \end{aligned}$$

$$c'_y(x) \cdot H = y^T x H y + y^T H x y = \langle \nabla c_y(x), H \rangle$$

$$= \text{tr}(y^T x H y) + \text{tr}(y^T H x y)$$

$$= \text{tr}(y y^T x H) + \text{tr}(x y y^T H)$$

$$= \langle x y y^T, H \rangle + \langle y y^T x, H \rangle$$

$A: m \times n$
 $B: n \times m$

$$\text{tr}(AB) = \text{tr}(BA)$$

$$\langle A, B \rangle = \text{tr}(A^T B)$$

②

$$Y = (y^1 \dots y^m) \quad n \times m$$

$$\text{les } y^i \text{ indépendants } \mathbb{R}^n \iff YY^T \succ 0$$

\Downarrow

$$\forall z \in \mathbb{R}^n, \exists \alpha \in \mathbb{R}^m: \quad z = \sum_{i=1}^m \alpha_i y^i = Y\alpha$$

$$\iff Y \text{ surjective}$$

$$\iff Y^T \text{ injective}$$

$$\iff YY^T \succ 0$$

$$\boxed{\Rightarrow} \quad \alpha^T YY^T \alpha = \|Y^T \alpha\|^2 \geq 0, \quad \forall \alpha \neq 0$$

$$\boxed{\Leftarrow} \quad Y^T \alpha = 0 \Rightarrow \alpha \underbrace{YY^T}_{\alpha_0} \alpha = 0 \Rightarrow \alpha = 0$$

$$\textcircled{3} \quad \textcircled{P} \left\{ \begin{array}{l} \text{min } \text{tr}(X) \\ c_i(X) \leq 1, \quad \forall i \in [1:m] \end{array} \right.$$

$$\mathcal{B} = \left\{ X \in S_{++}^n : \|X y^i\| \leq 1, \quad \forall i \in [1:m] \right\}$$

3.a

$$\mathcal{B} \neq \emptyset$$

$$X = \varepsilon I, \quad \varepsilon > 0 \text{ petit}$$

3.b

$$\mathcal{B} \text{ est borné}$$

$$\Rightarrow \text{méthode spectrale}$$

$$e^i = \sum \alpha_j y^j$$

$$(X e^i) \text{ borné pour } X \in \mathcal{B}$$

$$X e^i = X \sum \alpha_j y^j$$

$$= (X y^1 \dots X y^m) \alpha$$

$$= \sum_{j=1}^m \alpha_j X y^j$$

$$\forall X \in \mathcal{B}$$

$$\|X e^i\| \leq \sum_{j=1}^m |\alpha_j| \|X y^j\| \leq \|\alpha\|_1$$

2) Méthode qiminale On raisonne par l'absurde

Si \mathcal{X} n'est pas borné, $\exists (X_k) \subset \mathcal{X}$

$$\|X_k\| \rightarrow \infty$$

Son-ente : $\frac{X_k}{\|X_k\|} \rightarrow D \neq 0$ ($\|D\| = 1$)

on cherche une contradiction (i.e., $D=0$)

$$\frac{\|X_k y^i\|}{\|X_k\|} \leq \frac{1}{\|X_k\|}$$



$$\|D y^i\| = 0$$

$$D y^i = 0$$

$$D Y = 0 \quad (Y \text{ surjective}) \Rightarrow D = 0$$

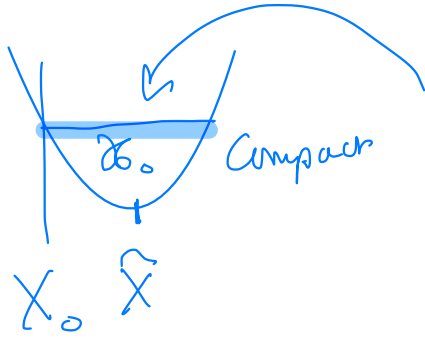
Contradiction



3.c

Soit $X_0 \in \mathcal{B}$

$\{X \in \mathcal{B} : \det(X) \leq \det(X_0)\}$ est compact



\mathcal{B}_0 est borné (car \mathcal{B} est borné)

\mathcal{B}_0 est fermé ?

Soit $(X_k) \subset \mathcal{B}_0$ avec $X_k \rightarrow X$

$\Rightarrow X \in \mathcal{B}_0$

$(\mathcal{B} = \{X \in S_{++}^n : \|X\| \leq 1, \forall i \in [1:m]\})$

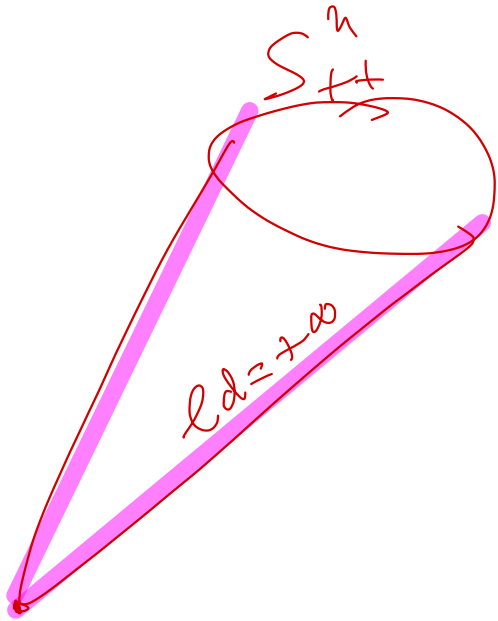
• $\|X_k\| \leq 1 \xrightarrow{\text{à la limite}} \|X\| \leq 1$

• $\log \det(X_k) \geq \log \det(X_0), \forall k$

$\Leftrightarrow \det(X_k) \geq \det(X_0) > 0$

$\Rightarrow \det(X) \geq \det(X_0) > 0$

$\prod_{i=1}^n d_i(X)$ or $d_i(X) \geq 0 \Rightarrow d_i(X) > 0 \quad \forall i \in [1:m]$



$$\Rightarrow X \in \mathcal{H}$$

$$\text{et on a aussi } \text{ld}(X) \leq \text{ld}(X_0)$$

$$\Rightarrow X \in \mathcal{H}_0$$

3. d

(P) a une solution

$$(P') \begin{cases} \min \text{ld}(X) \\ X \in \mathcal{H}_0 \end{cases}$$

a une solution car
ld est fermée
et \mathcal{H}_0 est compact

$$\Rightarrow \text{soit } \hat{X}$$

et \hat{X} est aussi solution de (P) car

$$\bullet \text{ld}(\hat{X}) \leq \text{ld}(X) \quad \text{si } X \in \mathcal{H}_0$$

$$\bullet \text{ si } X \notin \mathcal{H}_0 \text{ alors } \text{ld}(\hat{X}) \leq \text{ld}(X_0) \leq \text{ld}(X)$$

$$\Rightarrow \hat{X} \text{ est aussi solution de (P)}$$

3.e

(P) a une unique solution

car ld est strictement convexe.
(voir TD 2)

4

Les contraintes de (P) sont qualifiées

$$(P) \begin{cases} \min ld(X) \\ \|X_j^i\| \leq 1 \end{cases} \leftarrow d_i$$

(QC-S) (Slater) vérifiée
car $\exists \check{X} : \| \check{X}_j^i \| < 1$

(il suffit de prendre $\check{X} = \varepsilon I$
avec $\varepsilon > 0$ petit)

⑤

Ecrire les conditions d'optimalité de (KKT)

$$l(X, d) = \text{ld}(X) + \sum_{i=1}^m d_i (\|X y^i\|^2 - 1)$$

$$\bullet \quad l'_X(X, d) \cdot H = 0, \quad \forall H \in S^n$$

$$\left(\nabla_X l(X, d) = 0 \right)$$

$$\text{det}'(X) \cdot H = (\text{det } X) \odot (X^{-1} H) \quad \text{si } X \text{ est inversible}$$

$$\text{ld}(X) = -\log \text{det}(X)$$

$$\begin{aligned} \text{ld}'(X) \cdot H &= - \frac{1}{\text{det } X} (\text{det } X) \odot (X^{-1} H) \\ &= - \langle X^{-1}, H \rangle \end{aligned}$$

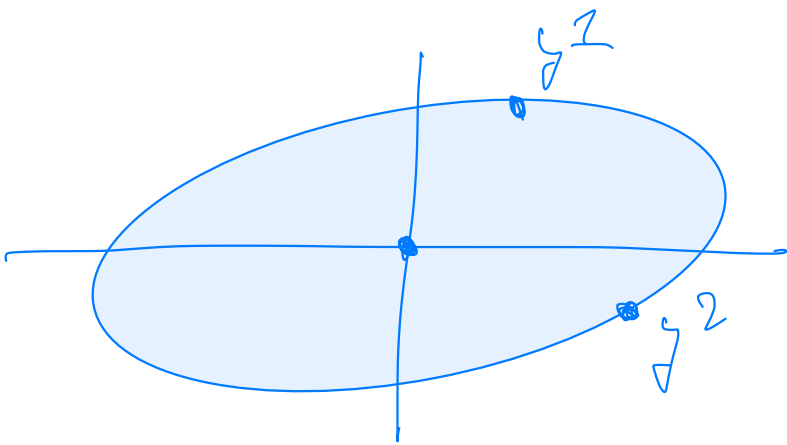
$$\nabla \text{ld}(X) = -X^{-1}$$

$$\downarrow -X^{-1} + \sum_{i=1}^m d_i (X y^i (y^i)^T + y^i (y^i)^T X) = 0$$

$$\left\{ \begin{array}{l} X^{-1} = X Y \Lambda Y^T + Y \Lambda Y^T X \\ \|X y^i\| \leq 1, \quad \forall i \in [1: m] \\ d_i \geq 0, \quad \forall i \in [1: m] \\ d_i (\|X y^i\| - 1) \geq 0 \end{array} \right.$$

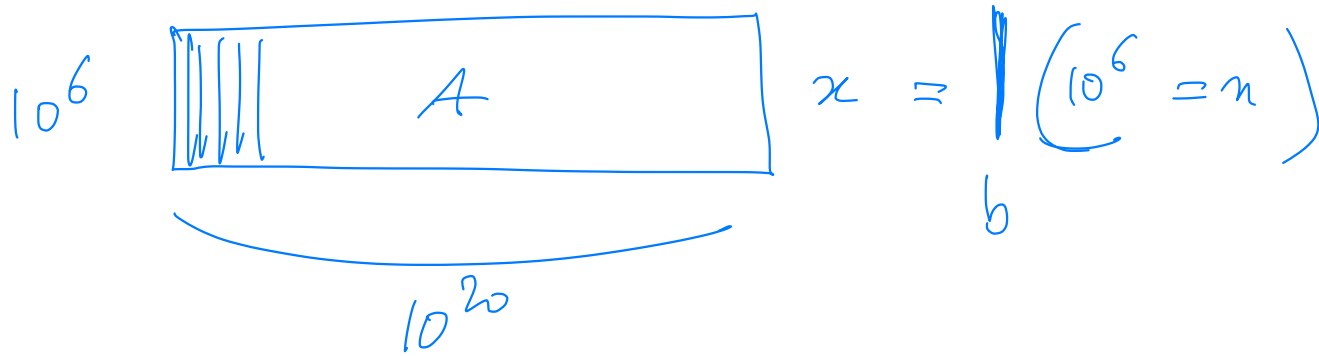
On résout ce système explicitement $\leftarrow m = n$

car les y^i sont L.I.



Ex 3

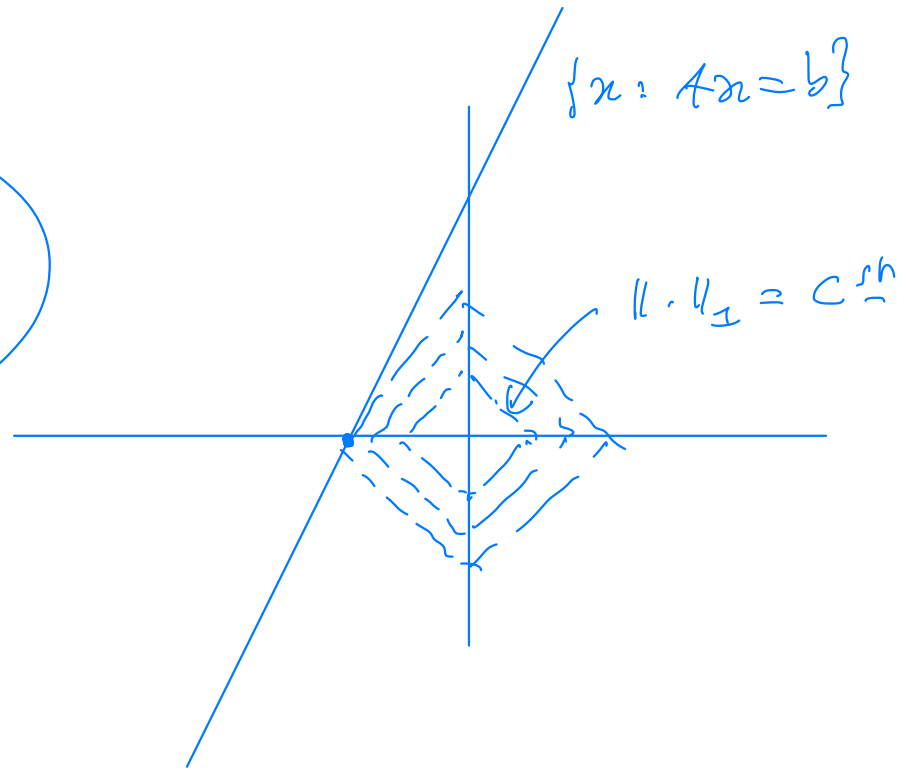
Reclassement l_1



$$(P_0) \left\{ \begin{array}{l} \min (\|x\|_0 = |\{i \in [1:n] : x_i \neq 0\}|) \\ Ax = b \end{array} \right.$$

$$(P_2) \left\{ \begin{array}{l} \min \|x\|_1 \\ Ax = b \end{array} \right.$$

\ll points de base \gg



① (P_2) a 1 solution $\Leftrightarrow b \in R(A)$

\Rightarrow

clair

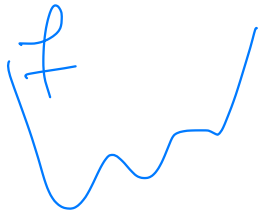
\Leftarrow

critère coercif (c'est 1 norme) s.c.i

est le adun non vide ($b \in R(A)$) fermé

②

écrire (P_2) sous forme de pbl d'optim linéaire



$(P_2) \Leftrightarrow \begin{cases} \min (\sum |x_i| = |x_1| + |x_2| + \dots + |x_n|) \\ Ax = b \end{cases}$

\Leftrightarrow

$\begin{cases} \min_{(x_i, t_i)} t_1 + t_2 + \dots + t_n \\ |x_i| \leq t_i, \quad \forall i \in [1:n] \\ Ax = b \end{cases}$

$\min_x f(x)$

$\begin{cases} \min t \\ f(x) \leq t \end{cases}$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} \min \sum b_i \\ -b_i \leq x_i \leq b_i \\ Ax = b \end{cases}$$

Pbl d'OL

(3)

$$\sup_{x \in \mathbb{R}^n} y^T x - \|x\|_1 = I_{B_\infty}(y)$$

c'est la conjugue de $\|\cdot\|_1 =$ l'indicatrice
de la boule unité de la norme duale de $\|\cdot\|_1$
(c-a-d. $\|\cdot\|_\infty$)

(4)

Dans quel sens le pbl suivant est le
dual logarithmique de (P1)

$$(D_1) \begin{cases} \sup_{y \in \mathbb{R}^m} b^T y \\ \|A^T y\|_\infty \leq 1 \end{cases}$$

$$(P_2) \stackrel{\text{prop}}{\iff} \inf_x \sup_y \|x\|_2 - y^T (Ax - b)$$

$$(D_2) \stackrel{\text{def}}{\iff} \sup_y \left(\inf_x \|x\|_2 - y^T (Ax - b) \right)$$

$$\left(- \sup_x \underbrace{y^T Ax - \|x\|_2}_{I_{B_\infty}(x^T y)} \right) + b^T y$$

$$I_{B_\infty}(x^T y)$$

$$\sup_y b^T y - I_{B_\infty}(A^T y)$$

$$\sup_y \left(b^T y - I_{B_\infty}(A^T y) \right)$$

$$\sup_y \left(b^T y \right)$$

$$\|A^T y\|_\infty \leq 1$$

$$(D_2)$$

car pbl d'OL

$$-1 \leq (A^T y)_i \leq 1$$

(5)

$$(D_1) \text{ a 1 solution} \Leftrightarrow b \in R(A)$$

$$\Rightarrow 1) \text{ Alors } y \in N(A^T) \Rightarrow b^T y = 0$$

$$\text{c-a-d- } N(A^T) \subset N(b^T) = b^\perp$$

$$\parallel \\ R(A)^\perp \subset (Rb)^\perp$$

$$Rb \subset R(A)$$

$$b \in R(A)$$

2) Autre démonstration

$$\text{si } b \notin R(A) \Rightarrow b = \underbrace{b_0}_{N(A^T)} + \underbrace{Ax_0}_{R(A)}$$

$$b_0 \neq 0$$

$$y_t := t b_0 \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} A^T y_t = 0 \Rightarrow z_t \text{ admissible pour } (D_2) \\ b^T y_t = t \|b_0\|^2 \rightarrow \infty \text{ si } t \rightarrow \infty \end{array} \right.$$



Si (D_1) n'a pas de solution

$\Rightarrow \text{vol}(D_1) = +\infty$ (parce que (D_1) est un pte d'OC)

$\Rightarrow \text{vol}(P_2) \geq \text{vol}(D_1) = +\infty$

$\Rightarrow (P_1)$ n'a pas de solution

$\Rightarrow b \notin R(A)$

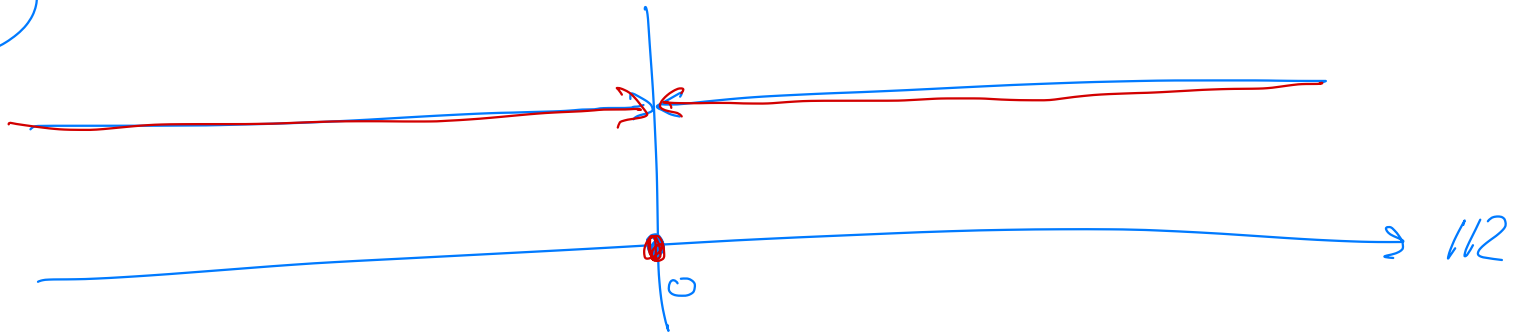


Ex 4

Conversificarea de l_1 - l_∞

$$\|x\|_\infty = \left| \{i \in [1:n] : x_i \neq 0\} \right|$$

$n=1$



$$\| \cdot \|_0^{**} = 0$$

$$\|x^*\|_0^{**} = \sup_{x \in \mathbb{R}^n} (x^*)^T x - \|x\|_0$$

$$\bullet \quad x^* = 0 \quad \Rightarrow \quad \|0\|_0^{**} = 0$$

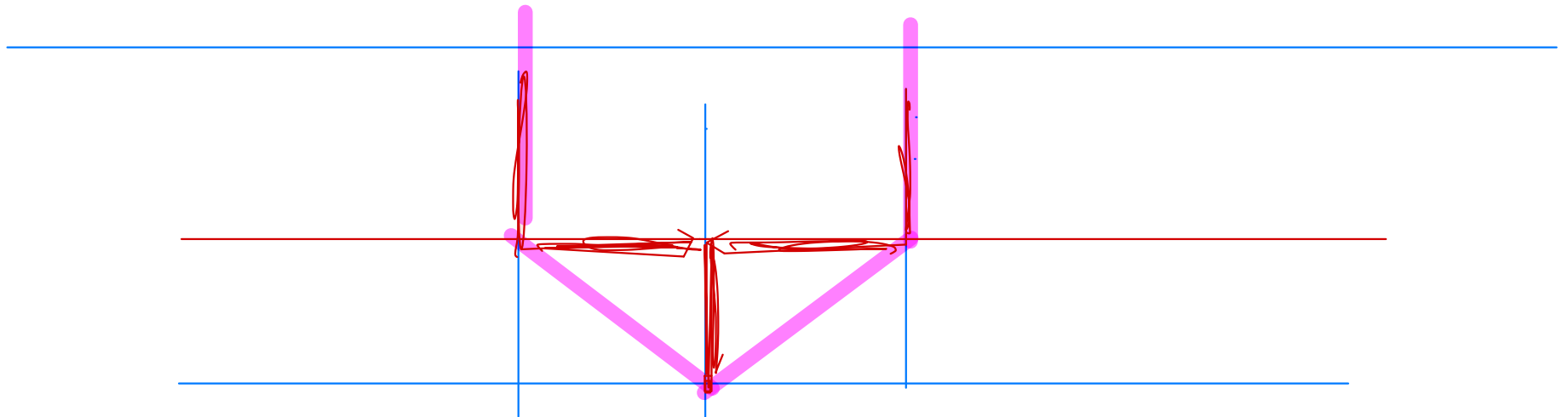
$$\bullet \quad x^* \neq 0 \quad \Rightarrow \quad \|x^*\|_0^{**} = +\infty$$

previous $x = tx^*$

$$\|x^*\|_0 \geq \sup_t \underbrace{t \|x^*\|^2}_{> 0} - \underbrace{\|tx^*\|_0}_{\text{CSH (di } t \neq 0)} = +\infty$$

$$\|x^*\|_0 = \sup_{x^* \in \mathbb{R}^n} (x^*)^T x - I_0(x^*)$$

≥ 0



$$f(x) = \|x\|_0 + I_{B_1}(x)$$

$$f^{**}(x) = \|x\|_1 + I_{B_1}(x) \quad ?$$

$$\bullet \quad f^*(x^*) = (\|x^*\|_\infty - 1)^+$$

$$\bullet \quad \underline{f^*(x^*) \geq 0}$$

$$f^*(x^*) = \sup_{x \in \mathbb{R}^n} (x^*)^\top x - \left(\|x\|_1 + I_{B_1}(x) \right)$$

≥ 0 en particulier $x=0$

$$\bullet \quad \underline{f^*(x^*) \leq (\|x^*\|_\infty - 1)^+}$$

$$f^*(x^*) \leq \sup_{\|x\|_1 \leq 1} \underbrace{(\|x^*\|_\infty - 1)}_{\text{red}} \|x\|_1$$

$$\left. \begin{array}{l} = 0 \quad \text{si } x^* = 0 \\ \leq 0 \quad \text{si } \|x^*\|_\infty \leq 1 \\ \leq \|x^*\|_\infty - 1 \quad \text{si } \|x^*\|_\infty \geq 1 \text{ et } x^* \neq 0 \end{array} \right\}$$

$$\begin{aligned} & \leq \max(\alpha, \|x^*\|_\infty - 1) \\ & = (\|x^*\|_\infty - 1)^+ \end{aligned}$$

• $f^*(x^*) = (\|x^*\|_\infty - 1)^+$

$$x = (\operatorname{sgn} x_i^*) e_i \quad \text{on } i: \|x^*\|_\infty = |x_i^*|$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow f^*(x^*) & \geq (x^*)^T x - \|x\|_2 \\ & = \|x^*\|_\infty - 1 \end{aligned}$$

$$f^*(x^*) \geq 0$$

$$f^*(x^*) \geq (\|x^*\|_\infty - 1)^+$$



$$f^{**}(x) = \|x\|_2 + \mathbb{I}_{B_1}(x)$$

$$f^{**}(x) = \sup_{x^*} (x^*)^T x - f^*(x^*)$$

$$= \sup_{x^*} (x^*)^T x - (\|x^*\|_\infty - 1)^+$$

$$f^{**}(x) = +\infty \quad \text{if } x \notin B_1$$

$$\|x\|_2 > 1$$

$$\sup_{\|x^*\|_\infty \leq 1} (x^*)^T x > 1$$

$$x^* = tx$$

$$f^{**}(x) \geq \sup_t t \|x\|_2^2 - (t \|x\|_\infty - 1)^+$$

$$\bullet \quad x^* = t \operatorname{sgn}(x)$$

$$f^{**}(x) \geq \sup_t t \|x\|_1 - (t-1)^+$$

$$\geq \sup_{t \geq 1} t \|x\|_1 - t + 1$$

$$= \sup_{t \geq 1} t (\underbrace{\|x\|_1 - 1}_{\geq 0}) + 1 \rightarrow \infty$$

$$\bullet \quad \underline{f^{**}(x) = \|x\|_1 \quad \text{si } x \in B_1}$$

$$f^{**}(x) = \sup_{x^*} (x^*)^T x - (\|x^*\|_\infty - 1)^+$$

$$\textcircled{\times} \quad \sup_{\|x^*\|_\infty \leq 1} (\quad) = \sup_{\|x^*\|_\infty \leq 1} (x^*)^T x = \|x\|_1$$

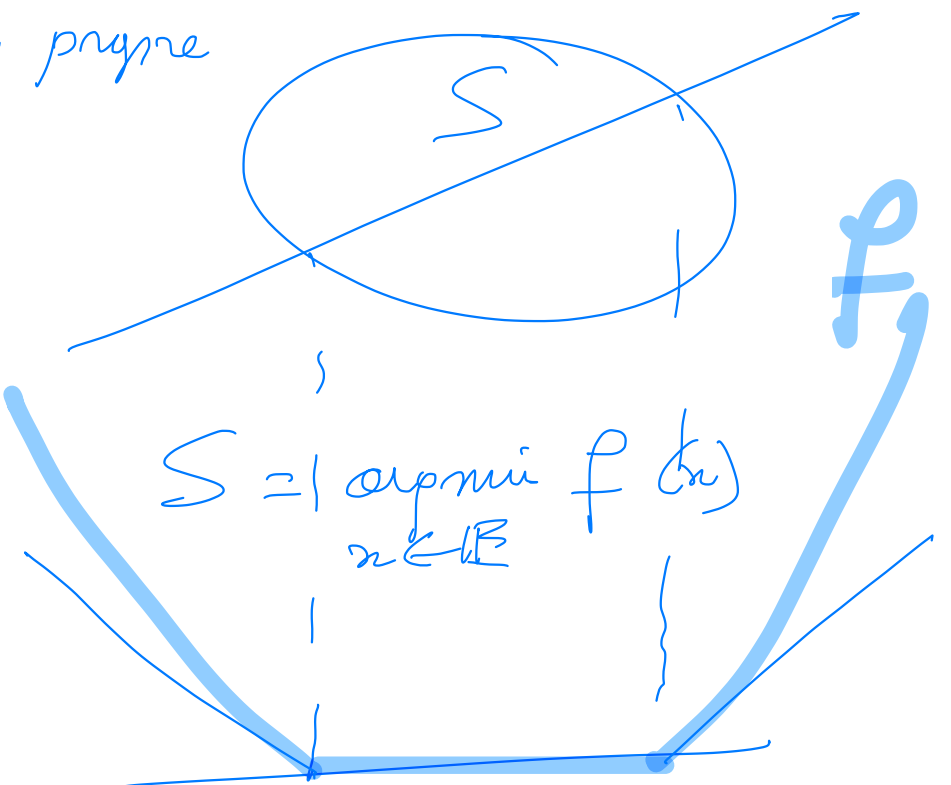
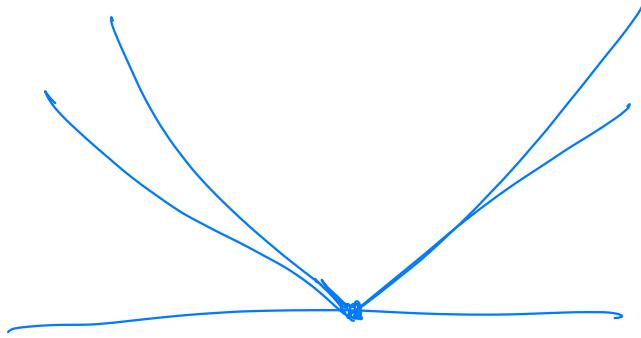
$$\begin{aligned}
 \textcircled{\times} \quad & \sup_{\|x^*\|_\infty \geq 1} (x^*)^T x - \|x^*\|_\infty + 1 \\
 & \leq \|x^*\|_\infty \|x\|_2 \\
 & \leq \|x^*\|_\infty (\|x\|_2 - 1) + 1 \\
 & \qquad \qquad \qquad \leq 0 \\
 & \leq \sup_{\|x^*\|_\infty \geq 1} \|x^*\|_\infty (\|x\|_2 - 1) + 1 \\
 & = \|x\|_2
 \end{aligned}$$

□

Ex 5

Minimum saillant

f convexe, fermé, propre



$$f_{\min} = \inf_{x \in E} f(x) \in \mathbb{R}$$

S non vide

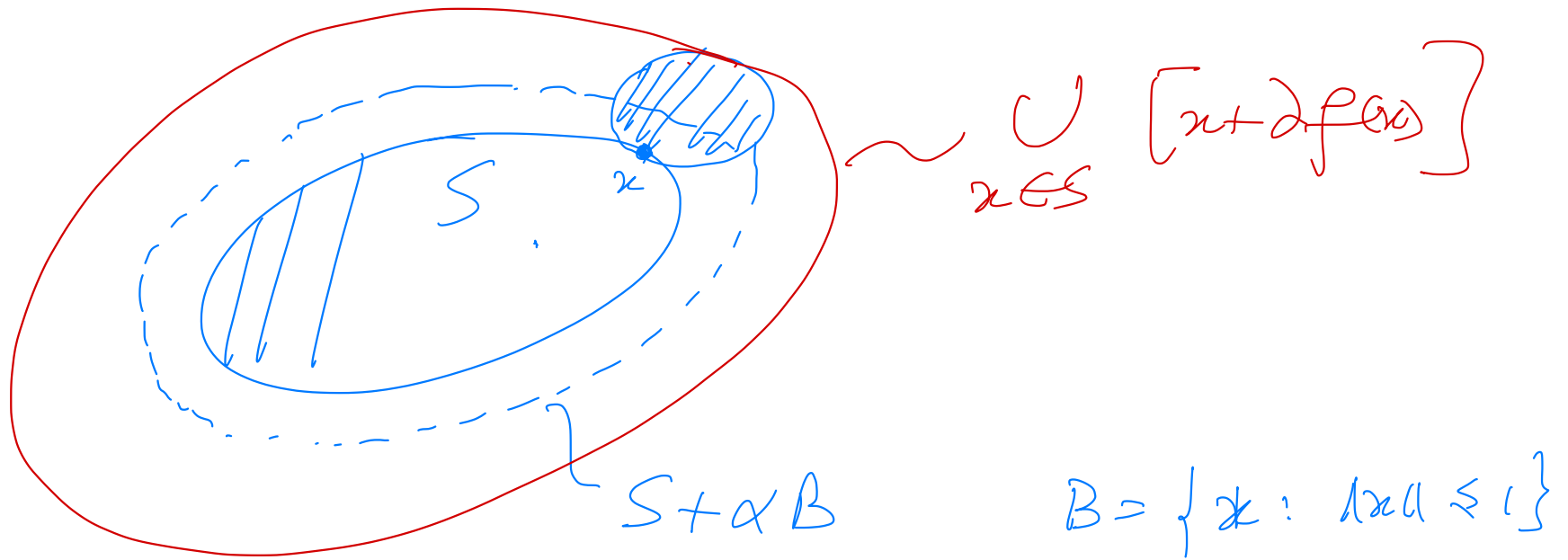
On dit que S est saillant si $\exists \alpha > 0$,

$\forall x \in E$

$$f(x) \geq f_{\min} + \alpha \text{dist}(x, S) \quad (*)$$

On cherche à montrer que c'est équivalent à

$$S + \alpha B \subset \cup_{x \in S} [\text{ext } \partial f(x)] \quad (**)$$



① $\forall x \in E$, le pte min $\|x - y\|$ a 1 solution unique
 $y \in S$

$$S = \operatorname{arg\,min}_{x \in E} f(x) = \{x \in E : f(x) \leq f_{\min}\}$$

est convexe, fermé, non vide

\Rightarrow la solution unique est le projeté de x
sur S noté

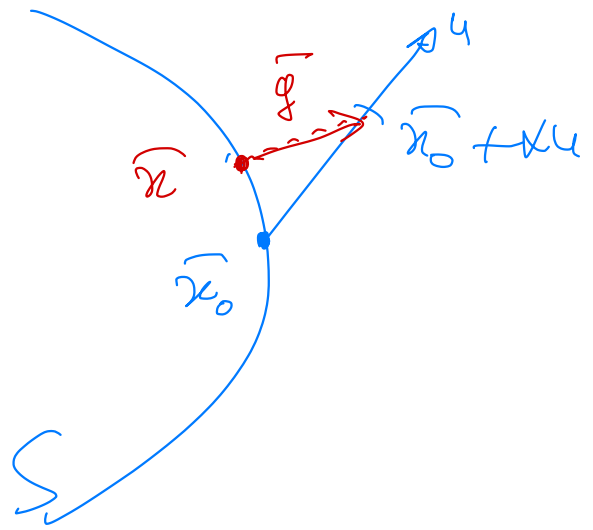
$$P_S(x)$$

(2)

$$(*) \Rightarrow (**)$$

$$\bar{x}_0 \in S, u \in B$$

$$\bar{x}_0 + \alpha u \in U(\bar{x} + \partial f(\bar{x}))_{\bar{x} \in S}$$



$$\bar{x} := P_S(\bar{x}_0 + \alpha u)$$

$$\bar{x}_0 + \alpha u \notin \bar{x} + \bar{\varphi} \text{ avec } \bar{\varphi} \in \partial f(\bar{x})$$

$$\bar{\varphi} := \bar{x}_0 + \alpha u - \bar{x} \quad ? \quad \partial f(\bar{x})$$

$$\|\bar{\varphi}\| \leq \alpha$$

$$\|(\bar{x}_0 + \alpha u) - \bar{x}_0\| = \alpha \|u\| \leq \alpha$$

$$\|\bar{\varphi}\| = \|(\bar{x}_0 + \alpha u) - \bar{x}\|$$

$$\leq \|(\bar{x}_0 + \alpha u) - \bar{x}_0\| \quad (\text{d'apr. de la proj.})$$

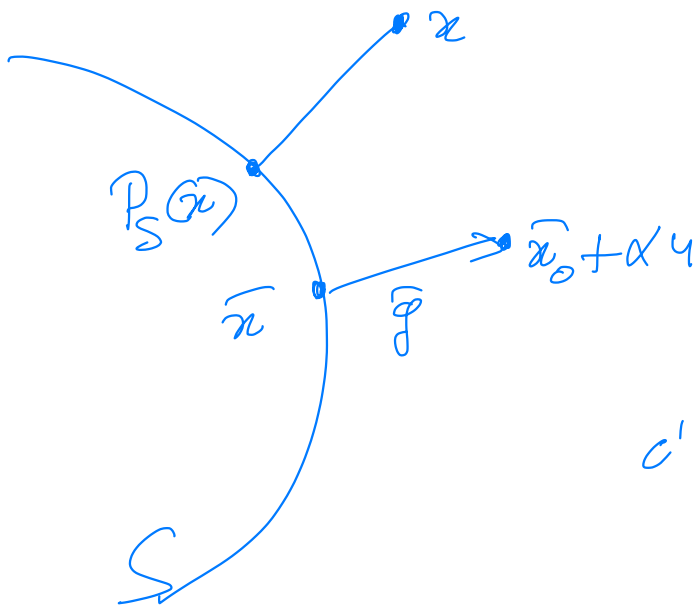
$$\bar{g} \in \partial f(\bar{x})$$

On choisit de montrer que $\forall x \in \mathbb{E}$

$$f(x) \geq f(\bar{x}) + \langle \bar{g}, x - \bar{x} \rangle$$

On sait par (*) que

$$f(x) \geq f_{\min} + \alpha \underbrace{\text{dist}(x, S)}_{\|x - P_S(x)\|}$$



c'est gagné si on montre que

$$\alpha \text{dist}(x, S) \geq \langle \bar{g}, x - \bar{x} \rangle$$

ce qui est bien vrai car

$$\begin{aligned} \langle \bar{g}, x - \bar{x} \rangle &= \underbrace{\langle \bar{g}, x - P_S(x) \rangle}_{\leq \|\bar{g}\| \|x - P_S(x)\|} + \underbrace{\langle \bar{g}, P_S(x) - \bar{x} \rangle}_{\leq 0} \\ &\leq \alpha \|x - P_S(x)\| \end{aligned}$$

③

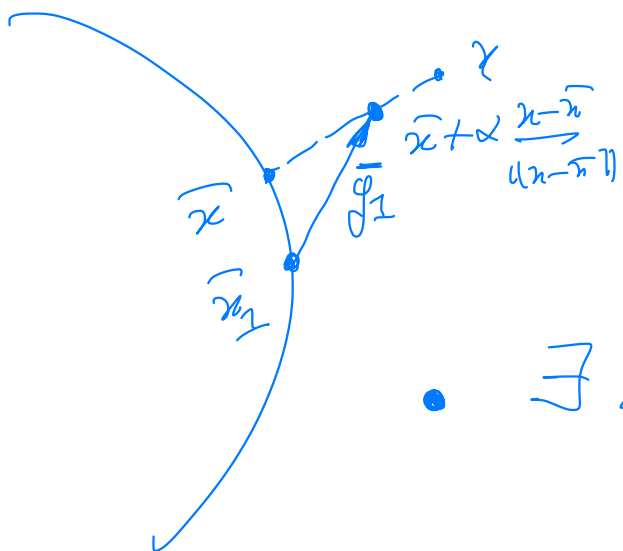
$$(**) \Rightarrow (*)$$

$$(**) \quad S + \alpha B \subset \bigcup_{x \in S} [x + \partial f(x)]$$

$$(*) \quad f(x) \geq f_{\min} + \alpha \text{dist}(x, S)$$

Soit $x \in \mathbb{R}^2$, $\bar{x} = P_S(x)$

Il suffit de montrer que



$$\underline{f(x) \geq f(\bar{x}) + \alpha \|x - \bar{x}\|}$$

- $\exists \bar{x}_1 \in S, \bar{g}_1 \in \partial f(\bar{x}_1)$ tel que

$$\bar{x} + \alpha \frac{x - \bar{x}}{\|x - \bar{x}\|} \in B$$

$$= \bar{x}_1 + \bar{g}_1$$

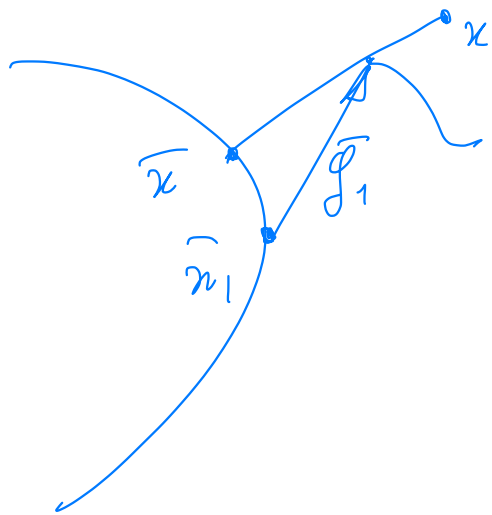
par $(**)$

- $f(x) \geq f_{\min} + \langle \bar{g}_1, x - \bar{x}_1 \rangle$

donc car $f(x) \geq \underbrace{f(\bar{x}_1)}_{f_{\min}} + \langle \bar{g}_1, x - \bar{x}_1 \rangle$

• Conclure : il reste à montrer que

$$\langle \bar{g}_1, x - \bar{x}_1 \rangle \geq \alpha \|x - \bar{x}_1\| \quad ?$$



$$\bar{g}_1 = \bar{x} + \alpha \frac{x - \bar{x}}{\|x - \bar{x}\|} - \bar{x}_1$$

$$\left\langle \bar{x} + \alpha \frac{x - \bar{x}}{\|x - \bar{x}\|} - \bar{x}_1, x - \bar{x}_1 \right\rangle \geq \alpha \|x - \bar{x}_1\|$$

$$\begin{aligned}
 & \langle \bar{x} - \bar{x}_1, x - \bar{x}_1 \rangle + \frac{\alpha}{\|\bar{x} - \bar{x}_1\|} \langle x - \bar{x}_1, x - \bar{x}_1 \rangle \stackrel{?}{\geq} \alpha \|\bar{x} - \bar{x}_1\| \\
 & \qquad \qquad \qquad \geq 0 \quad ? \\
 & \langle \bar{x}_1 - \bar{x}, \bar{x}_1 - x \rangle \\
 & \qquad \qquad \qquad \geq 0 \\
 & \langle \bar{x}_1 - \bar{x}, \bar{x}_1 - x \rangle + \frac{\alpha}{\|\bar{x} - \bar{x}_1\|} \langle x - \bar{x}_1, x - \bar{x}_1 \rangle \\
 & \qquad \qquad \qquad \geq \|\bar{x} - \bar{x}_1\|^2 \\
 & \qquad \qquad \qquad \geq 0 + \frac{\alpha}{\|\bar{x} - \bar{x}_1\|} \|\bar{x} - \bar{x}_1\|^2 \\
 & \qquad \qquad \qquad \geq \alpha \|\bar{x} - \bar{x}_1\|
 \end{aligned}$$

