

Chapitre 2 : Identifiabilité et courbes de transition

$b \in \mathbb{R}^n$	$A \in \mathbb{R}^{n \times p}$ $n < p$	$x^* \in \mathbb{R}^p$
b connue	A connue	x^* inconnue

Q: Connaissez A et b peut-on reconstruire x^* ?

→ Compressed sensing (wiki)

Définition: (Identifiabilité)

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times p}$ et $x^* \in \mathbb{R}^p$. Le vecteur x^* est identifiable relativement à A et à la norme ℓ_1 si pour tout $x \in \mathbb{R}^p$ tq $Ax = Ax^*$ on a $\|x^*\|_1 \leq \|x\|_1$

Exemple: $x^* = 0$ est identifiable relativement à A et à la norme 1.

Proposition:

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times p}$ et $x^* \in \mathbb{R}^p$, les assertions suivantes sont équivalentes :

i) x^* est identifiable relativement à A et à la norme ℓ_1 .

ii) $\forall h \in \text{Ker } A \quad |\sum_{i \in \text{supp}(x^*)} \text{sign}(x_i^*) h_i| \leq \sum_{i \in \text{supp}(x^*)} |h_i|$

iii) $\exists z \in \mathbb{R}^n$ tel que $\begin{cases} \|{}^t A z\|_\infty \leq 1 \\ \forall i \in \text{supp}(x^*) \quad {}^t A_i z = \text{sgn}(x_i^*) \end{cases}$

iv) $x^* = 0$ ou $v = \frac{1}{\|x^*\|_1} A x^*$ vérifie $N_A(v) = 1$.

Corollaire: Soit $A = (A_1 | \dots | A_p)$ et $x^* \in \mathbb{R}^p$ alors,

i) Le vecteur $-x^*$ est identifiable ssi x^* l'est.

ii) Soit $\tilde{x} \in \mathbb{R}^p$ tq $\text{sgn}(\tilde{x}) = \text{sgn}(x^*)$. Le vecteur \tilde{x} est identifiable ssi le vecteur x^* l'est.

iii) $x^* \neq 0$ est identifiable ssi l'isobarycentre u de la famille $\{\text{sign}(x_j^*) A_j\}_{j \in \text{supp}(x^*)}$ satisfait $N_A(u) = 1$.

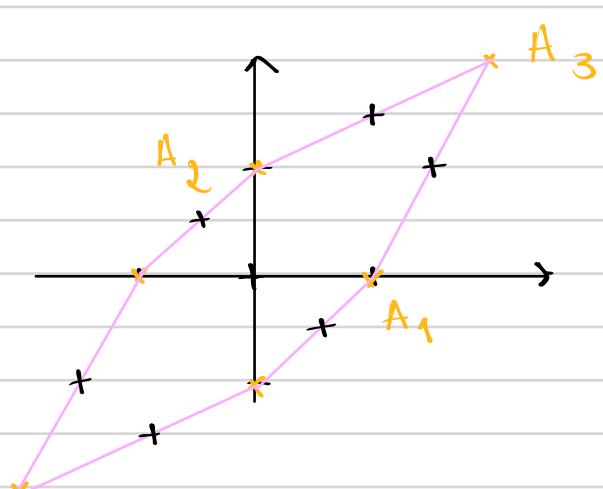
Justification: i) $A x = A(-x^*)$ sup. $\|x\|_1 \geq \|x^*\|_1$
 $A(-x) = -A x^*$ $\|-x\|_1 = \|x\|_1 \geq \|x^*\|_1$

ii) Condition ii) de la propo précédente \tilde{x} et x^* ont le même supp et sign.

iii) Condition iii) isobary $\rightarrow \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x_i$
 de la prop. préc.

Exemple:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$



Si $\text{sgn}(x^*) = (1, 0, 1)$ (ie $x_1 > 0, x_2 = 0, x_3 > 0$) alors x^* est identifiable car $u = \frac{A_1 + A_3}{2} \Rightarrow N_A(u) = 1$

De la même façon, $x^* \in \mathbb{R}^3$ est identifiable si
 $\text{sign}(x^*) \in \{(0,0,0), \pm(1,0,0), \pm(0,1,0), \pm(0,0,1)$
 $\pm(1,0,1), \pm(1,-1,0), \pm(0,1,1)\}$

vectoriel
6 sommets
6 arêtes

↳ En dehors x^* n'est pas identifiable
par ex: $x_1 > 0, x_2 > 0$ et $x_3 = 0$
n'est pas identifiable

Exercice: Soit $\tau > 0$ et $v \in \mathbb{R}^p$. On définit
 $v_i^\tau = v_i \mathbf{1}_{\{|v_i| > \tau\}}$.

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times p}$ et $x \in \mathbb{R}^p$ identifiable. Montrer
que x^τ est identifiable.

$$x_i^\tau = x_i \mathbf{1}_{\{|x_i| > \tau\}} \quad \text{"vecteur seuillé"}$$

On remarque que,

$$\begin{array}{l|l} \|x^\tau\|_0 \leq \|x\|_0 & i \in \text{Supp}(x^\tau) \\ \text{Supp}(x^\tau) \subseteq \text{Supp}(x) & \text{sign}(x_i^\tau) = \text{sign}(x_i) \end{array}$$

x est identifiable donc,

$$\exists z \in \mathbb{R}^n \text{ tel que } \begin{cases} \|{}^t A z\|_\infty \leq 1 \\ \forall i \in \text{Supp}(x) \quad {}^t A_i z = \text{sign}(x_i) \end{cases}$$

$$\text{Comme } \text{Supp}(x) = \{i : x_i \neq 0 \text{ et } |x_i| > \tau\}$$

$$\cup \{i : x_i \neq 0 \text{ et } |x_i| \leq \tau\}$$

On a $\text{Supp}(x^\tau) \subset \text{Supp}(x)$. De plus,
si $x_i^\tau > 0$ alors $x_i > 0$ et si $x_i^\tau < 0$ alors
 $x_i < 0$.

Ainsi $\forall i \in \text{Supp}(x^\tau)$, ${}^t A_i z = \text{sign}(x_i) = \text{sign}(x_i^\tau)$
donc, $\|{}^t A z\|_\infty \leq 1$ et $i \in \text{Supp}(x^\tau) \quad {}^t A_i z = \text{sign}(x_i^\tau)$

D'où x^* identifiable.

IV - Identifiabilité relativement à une matrice gaussienne

Proposition: Soit $Z \in \mathbb{R}^{n \times p}$ une matrice aléatoire dont les coeff. sont i.i.d. $\mathcal{N}(0, 1)$, $x^* \in \mathbb{R}^p$ $k = \|x^*\|_0$.

La probabilité que x^* soit identifiable relativement à Z et à la norme $\|\cdot\|_0$ est,

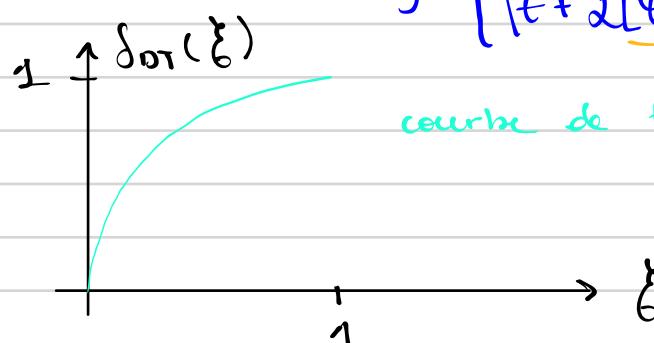
$$\begin{aligned} & P_Z \left(N_Z \left(\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Z_i \right) = 1 \right) \quad Z \sim \text{loi de } (+z_1 | \dots | +z_p) \\ & = P_Z \left(\text{im}({}^t Z) \text{ coupe } \{1\}^k \times [-1; 1]^{p-k} \right) \quad Z = (Z_1 | \dots | Z_p) \\ & = P_Z \left(\forall h \in \text{Ker}(Z) \mid \sum_{i=1}^k h_i \mid \leq \sum_{i=k+1}^p |h_i| \right) \end{aligned}$$

On note $\pi_{k,n,p}$ cette probabilité.

Définition: (courbe de transition)

Soit Ψ la densité d'une loi normale $\mathcal{N}(0, 1)$ et Φ la fonction de répartition d'une loi $\mathcal{N}(0, 1)$. La courbe de transition de Donoho-Tanner est définie paramétriquement par,

$$\{\xi, (\delta_{DT}(\xi), \xi \in [0; 1])\} = \left\{ \left(\frac{2[\Psi(t) - t(1 - \Phi(t))]}{t + 2[\Psi(t) - t(1 - \Phi(t))]}, \frac{2\Psi(t)}{t + 2(\Psi(t))} \right), t \in [0; +\infty] \right\}$$



Théorème: (Courbe de transition D.T 2009)

Soit $(k_p)_{p \in \mathbb{N}^*}$ et $(n_p)_{p \in \mathbb{N}^*}$ des suites d'entiers telles que.

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \frac{k_p}{p} = \xi \in]0; 1[$$

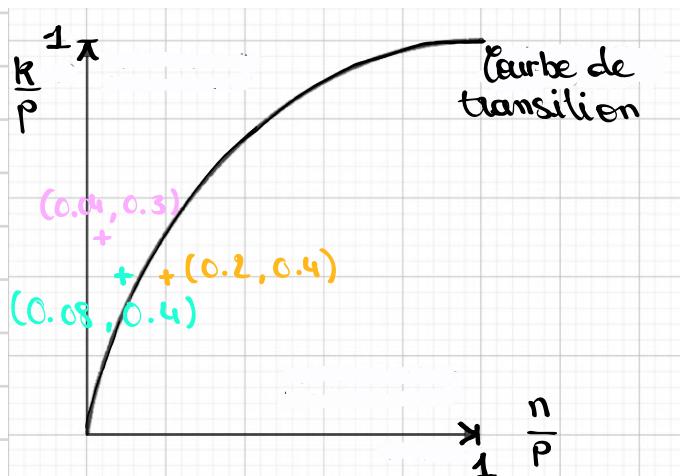
et $\lim_{p \rightarrow \infty} \frac{n_p}{p} = \delta \in]0; 1[$

alors, $\lim_{p \rightarrow \infty} u_{k,n,p} = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta > \delta_{DT}(\xi) \\ 0 & \text{si } \delta < \delta_{DT}(\xi) \end{cases}$

Exemple: Soit $Z \in \mathbb{R}^{n \times p}$, $x^* \in \mathbb{R}^p$, $k = \|x^*\|_0$.

On pose $k = 400$, $n = 3000$ et $p = 10000$

Comme le point $(\frac{k}{p}; \frac{n}{p}) = (0,04, 0,3)$ est au-dessus de la courbe de transition alors la probabilité que x^* soit identifiable relative à Z et à la norme ℓ_1 est approximativement. D'où $u_{k,n,p} \approx 1$.



Exercice :

1) $k = 100$, $n = 200$, $p = 500 \Rightarrow u_{k,n,p} \approx 0$

2) $k = 800$, $n = 4000$, $p = 10000 \Rightarrow u_{k,n,p} \approx 1$