

NPO! ex 3 à rendre $\rightarrow$ 10 déc

• exas intern. 22 & 23 sur Moodle

• question ouverte 23 sur Moodle sem. 12

Rappel:

si $W \subseteq \mathbb{R}^n$, alors $\exists$ T.L

$$\text{proj}_W : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$$

Thm proj orthogonale:

telle qe $\text{Im}(\text{proj}_W) = W$

$$\text{Ker}(\text{proj}_W) = W^\perp$$

et $\forall y \in \mathbb{R}^n$ on a $y = \underbrace{\text{proj}_W(y)}_{\hat{y}} + z$ avec $\hat{y} \in W$, $z \in W^\perp$
 $\nwarrow$ écriture unique

et $\forall w \in W - \{\hat{y}\}$ on a $\|y - \hat{y}\| < \|y - w\|$
 $\heartsuit$ càd $\hat{y}$ est le vecteur de W qui est le plus proche de y .

En effet, soit $w \in W - \{\hat{y}\}$

écrivons $\downarrow$ astuce

$$y - w = \underbrace{y - \hat{y}}_{\in W^\perp} + \underbrace{\hat{y} - w}_{\in W}$$

donc $y - \hat{y}$
 et $\hat{y} - w$
 sont orthogonaux

$$\left(\begin{array}{l} \hat{y} = \text{proj}_W(y) \\ \in W \end{array} \right)$$

↓ Thm de Pythagore

$$\|y-w\|^2 = \|y-\hat{y}\|^2 + \underbrace{\|\hat{y}-w\|^2}_{>0}$$

or $\hat{y} \neq w$

donc

$$\|\hat{y}-w\| \neq 0$$

$$\|y-w\|^2 > \|y-\hat{y}\|^2 \quad \downarrow \sqrt{}$$

$$\|y-w\| > \|y-\hat{y}\|$$

§ 6.7 Méthode des moindres carrés

(Important)

Problème 6.7.1 :

Si $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, $b \in \mathbb{R}^m$

on sait si $Ax=b$ possède une solution

($\Leftrightarrow b \in \text{Im}(A) = \text{Col}(A)$)

mais qu'en est-il si $Ax \neq b \quad \forall x \in \mathbb{R}^n$?

(i.e. $b \notin \text{Im}(A)$, système incompatible)

Idée : Chercher le(s) $\hat{x} \in \mathbb{R}^n$

tel(s) que $A\hat{x} - b$ soit aussi "petit"
que possible. Plus précisément

on cherche à minimiser la norme de $A\hat{x} - b$
càd on cherche les $\hat{x}$ t-q $\|A\hat{x} - b\|$ minimal

Def 6.7.2 : On dit que $\hat{x} \in \mathbb{R}^n$ est
une pseudo-solution de $Ax = b$

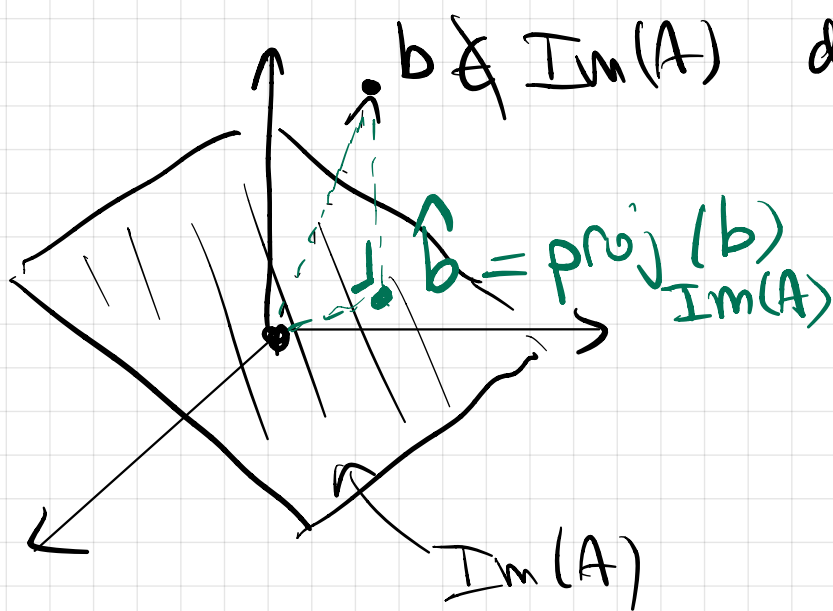
ou solution au sens des moindres carrés de $Ax = b$

si $\forall x \in \mathbb{R}^n$ on a

$$\underbrace{\|A\hat{x} - b\|}_{\in \text{Im}(A)} \stackrel{\star}{\leq} \underbrace{\|Ax - b\|}_{\in \text{Im}(A)}$$

$\star$ dit que la distance de $A\hat{x}$ à b
est la plus petite possible entre
les vecteurs de $\text{Im}(A)$ et b .

Idee 6.7.3 : Comment trouver $\hat{x}$?



$b \notin \text{Im}(A)$ donc $Ax = b$ incompatible

donc on projette
orthogonalement
 b sur $W = \text{Im}(A)$

Preons $W = \text{Im}(A) = \text{Col}(A)$

et posons $\hat{b} = \text{proj}_W(b) \in \text{Im}(A)$

et l'on a $\|\hat{b} - b\| \leq \|Ax - b\| \quad \forall x \in \mathbb{R}^n$

Comme $\hat{b} \in \text{Im}(A)$, il existe
au moins un $\hat{x} \in \mathbb{R}^n$ t.q. $A\hat{x} = \hat{b}$
et $\hat{b}$ est le vect de $\text{Im}(A)$ le plus
proche de b . on déduit que

$\hat{x}$ est solution
au sens des
moindres carrés
de $Ax = b$

$$\iff A\hat{x} = \hat{b} = \text{proj}_{\text{Im}(A)}(b)$$

But: Trouver tous les $\hat{x}$ grace à ↗

Thm 6.7.4 (Equation normale & moindres carrés) (important)

$A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, $b \in \mathbb{R}^m$. Alors

L'ensemble des solutions au sens des moindres carrés de $Ax=b$ est égal à

$$S = \{ \hat{x} \in \mathbb{R}^n \mid A^T A \hat{x} = A^T b \}$$

← l'équation normale de $Ax=b$

Idée
duo:

supp. $\hat{x}$ sol. au sens des moindres carrés de $Ax=b$ $\square$

$$\text{c.à.d. } A\hat{x} = \hat{b} = \text{proj}_{\text{Im}(A)}(b)$$

on a ge $b - \hat{b} \in \text{Im}(A)^\perp = \text{Col}(A)^\perp$

donc si a_j est une colonne de A on aura

$$a_j \cdot (b - \hat{b}) = 0$$

↖ produit scalaire

et donc $a_j^T (b - \hat{b}) = 0$
↑ produit matrice-ligne $\times$ matrice colonne

et les lignes de A^T sont les colonnes de A

$$\text{donc } A^T (b - \hat{b}) = 0$$

$$\Rightarrow A^T b = A^T \hat{b} \quad \text{or } \hat{b} = A \hat{x}$$

$$\text{donc } A^T b = A^T A \hat{x}$$

càd $\hat{x} \in S$. (fin d'exo 6.7.4).

Def 6.7.5 : on appelle écart quadratique
la distance $\|A\hat{x} - b\|$
 $= \|\hat{b} - b\|$

Ex 6.7.6

$$A = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}_{3 \times 2}$$

$$b = \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ 11 \end{pmatrix}$$

(exo: $b \notin \text{Im}(A)$)

Thm-Recette 6.7.4:

$$A^T A = \begin{pmatrix} 4 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \underset{\text{exo}}{=} \begin{pmatrix} 17 & 1 \\ 1 & 5 \end{pmatrix}$$

$$A^T b = \begin{pmatrix} 4 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ 11 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 19 \\ 11 \end{pmatrix}$$

résolution

$$\underbrace{\begin{pmatrix} 17 & 1 \\ 1 & 5 \end{pmatrix}}_B \underbrace{\begin{pmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{pmatrix}}_{\hat{x}} = \begin{pmatrix} 19 \\ 11 \end{pmatrix}$$

B inversible

$$B^{-1} = \frac{1}{84} \begin{pmatrix} 5 & -1 \\ -1 & 17 \end{pmatrix}$$

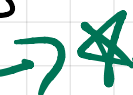
$$\Rightarrow \hat{x} = B^{-1} \begin{pmatrix} 19 \\ 11 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$$

(long) calculs

On a une unique solution au sens des $\square$

car $B = A^T A$ est inversible

mais ce n'est pas fins le cas



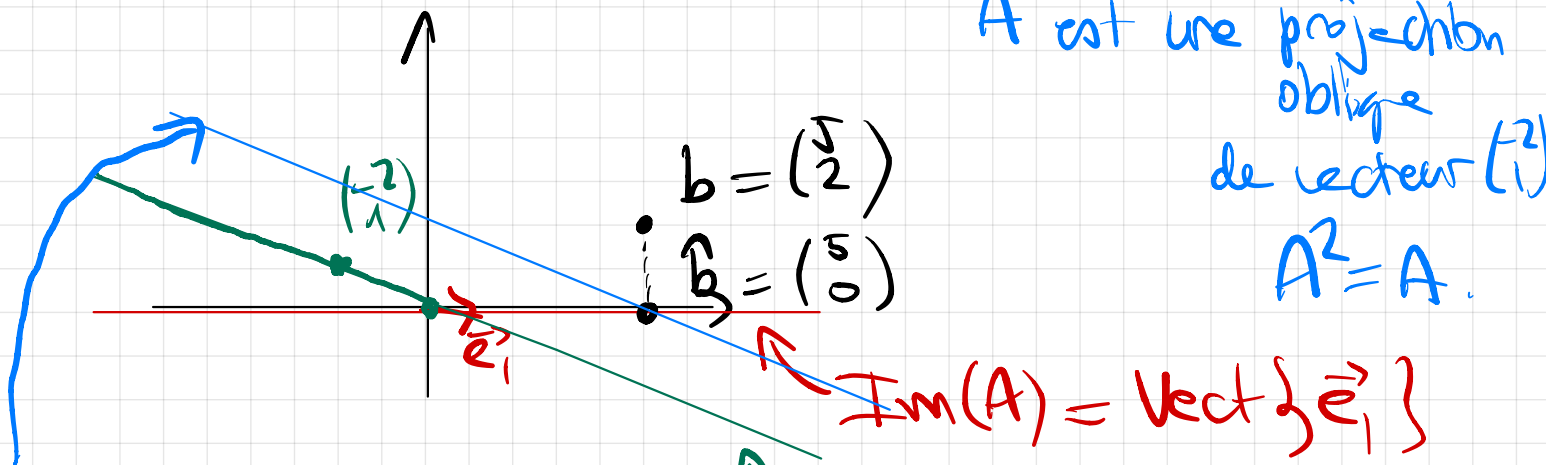
ecart quadratique: $\|A\hat{x} - b\| =$

$$= \left\| \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\| = \left\| \begin{pmatrix} 4 \\ 4 \\ 3 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\|$$

$$= \left\| \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \\ 3 \end{pmatrix} \right\| = \sqrt{84} = 2\sqrt{21} \quad \text{ex 6.7.6}$$

* en effet il peut y avoir une infinité de solutions au sens des $\leq$ $\square$,

Ex 6.7.7: $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ $b = \begin{pmatrix} 5 \\ 2 \end{pmatrix}$



A est une projection oblique de vecteur $\begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$
 $A^2 = A$

$$\text{Im}(A) = \text{Vect}\{\vec{e}_1\}$$

$$\text{Ker}(A) = \text{Vect}\left\{\begin{pmatrix} -2 \\ 1 \end{pmatrix}\right\}$$

$$S = \{\hat{x} \in \mathbb{R}^2 \mid A\hat{x} = \hat{b}\}$$

$$= \{\hat{x} \in \mathbb{R}^2 \mid A\hat{x} = \begin{pmatrix} 5 \\ 0 \end{pmatrix}\} \leftarrow$$

$$= \left\{ \begin{pmatrix} 5 \\ 0 \end{pmatrix} + \lambda \begin{pmatrix} -2 \\ 1 \end{pmatrix} \mid \lambda \in \mathbb{R} \right\}$$

$\in \text{Ker}(A) = \text{ens. des sol. syst } Ax = 0$

Ex 6.7.8:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}_{4 \times 3}$$

$$b = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{pmatrix}$$

Recette:

$$b \notin \text{Im}(A)$$

$$A^T A \stackrel{\text{exo}}{=} \begin{pmatrix} 4 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 0 \\ 2 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

$$A^T b = \begin{pmatrix} 10 \\ 3 \\ 7 \end{pmatrix}$$

résoudre $A^T A \hat{x} = A^T b$:

$$\begin{pmatrix} 4 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 0 \\ 2 & 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \\ \hat{x}_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10 \\ 3 \\ 7 \end{pmatrix}$$

$$\stackrel{\text{exo}}{\leadsto} S = \left\{ \underbrace{\begin{pmatrix} 7/2 \\ -2 \\ 0 \end{pmatrix}}_{\text{solution particulière de } A^T A \hat{x} = A^T b} + t \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \mid t \in \mathbb{R} \right\}$$

solution particulière de $A^T A \hat{x} = A^T b$

(ex série 12:

$$\Pi_9 \quad \text{Ker}(A) = \text{Ker}(A^T A)$$

solution
du syst.
homogène

$$A^T A \hat{x} = 0$$

càd $\text{Ker}(A^T A)$

Thm 6.7.9 : Soit $A \in \underline{M}_{m \times n}(\mathbb{R})$

conditions équivalentes :

1) $\forall b \in \mathbb{R}^n$ l'équation $Ax = b$

possède une unique solution au sens
des moindres carrés

2) les colonnes de A sont lin. indépendantes
(càd A est injective)

3) $A^T A$ est inversible (NB: $A^T A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$
carrée.)

Si 1, 2, 3 sont vraies, alors

$$\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T b$$

eq. normale
($A^T A \hat{x} = A^T b$)

est l'unique solution au sens. des $\leq \square$

$$(A^T A)^{-1} \neq A^{-1} A^{T^{-1}}$$

car A n'est pas
forcément carrée.

$A, B \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$
 AB est
inversible
 $\Updownarrow$
 A et B
sont inversibles

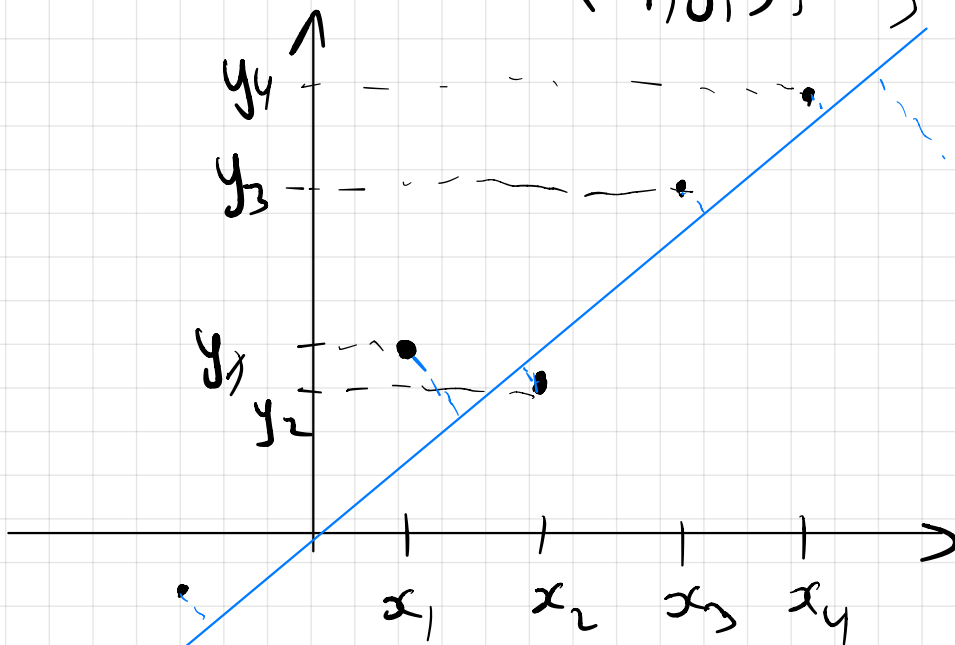
§ 6.8 Application(s) à des modèles linéaires

Droite de régression linéaire (important)

Discussion 6.8.1 : Donné : un "nuage" de points dans $\mathbb{R}^2$

$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$

$x_i \neq x_j$



But :

Trouver
une droite
d'équation

$y = \underline{ax} + \underline{b}$
qui soit le
plus près possible
des points
 (x_i, y_i)

Fixons a, b pour l'instant.

$y_i =$ la valeur observée en x_i

$ax_i + b =$ la valeur prédite
(par la droite $ax + b$)

$r_i = y_i - (ax_i + b) =$ le ième résidu / écart.

Déf 6.8.2 : On appelle droite des moindres $\square$
ou droite de régression

(des points (x_i, y_i) $i=1, \dots, n$)

la droite d'équation $y = ax + b$

qui minimise $\sum_{i=1}^n r_i^2$ (la somme des $\square$
des résidus)

les coeff. a et b s'appellent

les coeff. de régression linéaire.

Construction 6.8.3

Valeur prédite	Val observée
$ax_1 + b$	y_1
$\vdots$	$\vdots$
$ax_n + b$	y_n

Si les (x_i, y_i) sont sur $y = ax + b$

alors le système linéaire suivant
est compatible.

$$\underbrace{\begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{pmatrix}}_{A \quad n \times 2} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}}_y \leftarrow \text{vecteur d'observation}$$

points
alignés
sur $ax+b$

$$\iff A \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = y \text{ est compatible} \quad (6.8.3)$$

Si les points ne sont pas alignés

on cherche $\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^2$ tq $\|A \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} - y\|$
soit minimale.

$$\begin{aligned} \text{car } \left\| \begin{pmatrix} ax_1+b \\ \vdots \\ ax_n+b \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \right\|^2 &= \underbrace{(ax_1+b-y_1)^2}_{r_1^2} \\ &\quad + \dots + \underbrace{(ax_n+b-y_n)^2}_{r_n^2} \\ &= r_1^2 + \dots + r_n^2 \end{aligned}$$

Prop 6.8.4: Calculer les solution(s)

de $A(\hat{b}) = y$ au sens. des moindres $\square$

équivalent à trouver la droite de régression
 $y = ax + b$

Ex 6.8.5: Trouver $\nearrow$ de régression du nuage
droite

$(2, 1), (5, 2), (7, 3), (8, 3)$

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 5 & 1 \\ 7 & 1 \\ 8 & 1 \end{pmatrix}$$

$$y = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 3 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \uparrow & \uparrow \\ x_i & x_i^0 \end{pmatrix}$$

on résoud $A \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = y$
au sens des $\square$

grâce à l'eq. normale :

$$A^T A \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = A^T y$$

calculs :

$$A^T A = \begin{pmatrix} 142 & 22 \\ 22 & 4 \end{pmatrix} \quad A^T y = \begin{pmatrix} 57 \\ 9 \end{pmatrix}$$

$\uparrow$ $\uparrow$
ero inversible

$$\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 142 & 22 \\ 22 & 4 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 57 \\ 9 \end{pmatrix}$$

$$= \frac{1}{84} \begin{pmatrix} 4 & -22 \\ -22 & 142 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 57 \\ 9 \end{pmatrix}$$

$$= \frac{1}{84} \begin{pmatrix} 30 \\ 24 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5/14 \\ 2/7 \end{pmatrix}$$

$$y = \frac{5}{14}x + \frac{2}{7} \Leftrightarrow 5x - 14y + 4 = 0$$

Modèle linéaire général 6.8.6

Approximer un nuage de points

par un polynôme de degré $d \geq 1$

(on a fait $d=1$)

ex avec $d=2$: on cherche $y = ax^2 + bx + c$
qui approxime au mieux
le nuage.

Recette:

Poser $A = \begin{pmatrix} x_1^2 & x_1 & 1 \\ x_2^2 & x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^2 & x_n & 1 \end{pmatrix}_{n \times 3}$ $y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$

$\begin{pmatrix} x_1^2 \\ \vdots \\ x_n^2 \end{pmatrix}$ $\begin{pmatrix} x_1^1 \\ \vdots \\ x_n^1 \end{pmatrix}$ $\begin{pmatrix} x_1^0 \\ \vdots \\ x_n^0 \end{pmatrix}$

et on cherche à résoudre $A \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} = y$
au sens des moindres $\square$

Ici : $\begin{pmatrix} 0^2 & 0 & 1 \\ 1^2 & 1 & 1 \\ 2^2 & 2 & 1 \\ 3^2 & 3 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$

longs calculs
 $\leadsto$

$$\hat{x} = \begin{pmatrix} -1/4 \\ 5/4 \\ -3/4 \end{pmatrix}$$

$$A^T A \hat{x} = A^T y$$

$$y = -\frac{x^2}{4} + \frac{5}{4}x - \frac{3}{4}$$

fin
6.6.7.