

Proposition.

Soit $V, (\cdot, \cdot)$ un espace pré-hilbertien (sur \mathbb{R})

$W \subset V$ un sous-espace vectoriel de dim finie

Par tout $v \in V$, il existe un unique $w_0 \in W$
t.q. $v - w_0 \in W^\perp$.

preuve:

• unicité:

si $v - w_0 \in W^\perp$ et un sous-espace vectoriel
 $v - w_1 \in W^\perp$

alors $(v - w_0) - (v - w_1) =$

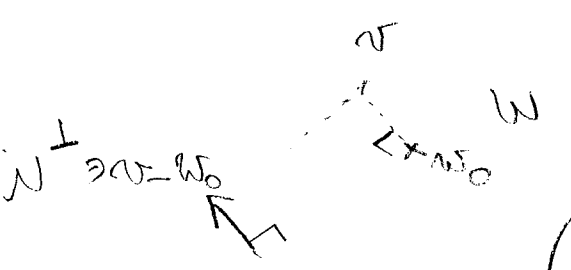
$w_1 - w_0 \in W^\perp \cap W.$

donc $\langle w_1 - w_0, w_1 - w_0 \rangle = 0$

donc par le fait qu'il y a un produit scalaire,

$w_1 - w_0 = 0$

cà d $w_1 = w_0$



• Existence:

W admet une base orthogonale (e_1, \dots, e_r)

(prendre une base orthogonale, puis la normaliser)

on pose alors

$$w_0 = \sum_{j=1}^r \langle v, e_j \rangle e_j$$

alors par tout $k,$

$$\langle v - w_0, e_k \rangle = \langle v, e_k \rangle - \langle w_0, e_k \rangle$$

$$= \langle v, e_k \rangle - \left\langle \sum_{j=1}^r \langle v, e_j \rangle e_j, e_k \right\rangle$$

$$= \langle v, e_k \rangle - \sum_{j=1}^r \langle v, e_j \rangle \langle e_j, e_k \rangle$$

$$= \langle r, e_k \rangle - \langle r, e_k \rangle = 0.$$

café

ou d'autres termes, on a $V = W \oplus W^\perp$.

sans dire.
fait $r \in V$ s'écrit $r = x + y$
avec $x \in W, y \in W^\perp$
et cette écriture est
unique

Prop:

1) $V = W \oplus W^\perp$

2) l'appli $\pi_W: V \rightarrow W$ qui envoie r sur l'unique $w \in W$ t.q. $r - w \in W^\perp$ est une application linéaire

Def l'application $\pi_W: V \rightarrow W$ s'appelle la projection orthogonale de V sur W

On a vu la fois passée que $\pi_W(r)$ réalise
est le point de W le plus proche de r
(par la distance dérivée de ~~la~~
du produit scalaire $\langle \cdot, \cdot \rangle$)

On parlera aussi de meilleure approximation
de $r \in V$ par un élé. et de W

Note que ~~la~~

si $r \in W$, alors $\pi_W(r) = r$.

Construction pratique d'une base orthonormée par un produit scalaire (en dim finie).

- On peut le faire par réduction de Gauss, à travers une base orthogonale par $\langle \cdot, \cdot \rangle$, et on la normalise:

$$(f_1, \dots, f_r) \text{ t.q. } \langle f_j, f_k \rangle = 0 \text{ par tout } j \neq k$$

f_j est non nul car élé^{mt} d'une base $\|f_j\| \neq 0$ car "dét^{erminé} positif".

$$e_j = \frac{f_j}{\|f_j\|} \text{ est une base, et}$$

$$\|e_j\| = \frac{\|f_j\|}{\|f_j\|} = 1.$$

Mais il y a ~~plus rapide~~ ~~et plus~~

• procédé d'orthogonalisation de Gram-Schmidt

Soit (e_1, \dots, e_n) une base (pas forcément ON!) de W . On construit

~~$v_1 = e_1$~~
 ~~$v_2 = e_2 - \langle e_2, v_1 \rangle v_1$~~

$$v_1 = \frac{e_1}{\|e_1\|}$$

$$\tilde{v}_2 = e_2 - \langle e_2, v_1 \rangle v_1$$

$$v_2 = \frac{\tilde{v}_2}{\|\tilde{v}_2\|}$$

$$\tilde{v}_3 = e_3 - (\langle e_3, v_1 \rangle v_1 + \langle e_3, v_2 \rangle v_2)$$

proj. orthogonale de e_3 sur Vect $\{v_1, v_2\}$ = Vect $\{e_1, e_2\}$

$$v_3 = \frac{\tilde{v}_3}{\|\tilde{v}_3\|}$$

$$v_{k+1} = e_{k+1} - \sum_{j=1}^k \langle e_{k+1}, v_j \rangle v_j$$

$$v_{k+1} = \frac{\tilde{v}_{k+1}}{\|\tilde{v}_{k+1}\|}$$

~~par récurrence~~

on voit facilement ~~par~~ (récurrence)

que $\bullet \text{Vect}\{v_1, \dots, v_k\} = \text{Vect}\{e_1, \dots, e_k\}$
 par tout $k=1, \dots, r$

\bullet les v_j sont deux à deux orthogonaux, car

$$\tilde{v}_{k+1} = e_{k+1} - \Pi_{\text{Vect}\{v_1, \dots, v_k\}}(e_{k+1})$$

$\bullet \|v_k\|=1$ par tout k

donc $\mathcal{B}(v_1, \dots, v_n)$ est une base orthonormée de W .

Exemple.

① on considère le plan ~~de l'équation~~
 d'équation $x+2y+3z=0$
 dans \mathbb{R}^3 , $W = \left\{ \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^3 \mid x+2y+3z=0 \right\}$

Une base est donnée par

$$e_1 = \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad e_2 = \begin{pmatrix} 3 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}$$

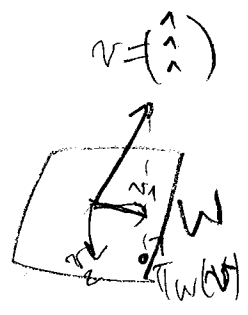
$$\|e_1\| = \sqrt{5}, \quad \|e_2\| = \sqrt{10}$$

$$\langle e_1, e_2 \rangle = 6$$

$$v_1 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$v_2 = e_2 - \langle e_2, v_1 \rangle v_1 = e_2 - \left\langle e_2, \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix} \right\rangle \cdot \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

~~$$= \begin{pmatrix} 3 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix} - \frac{6}{5} \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3/5 \\ 6/5 \\ -1 \end{pmatrix} = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \\ -5 \end{pmatrix}$$~~



$$v_2 = \frac{v_2}{\|v_2\|} = \frac{\begin{pmatrix} 3 \\ 6 \\ -5 \end{pmatrix}}{\left\| \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \\ -5 \end{pmatrix} \right\|} = \frac{1}{\sqrt{9+36+25}} \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \\ -5 \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{70}} \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \\ -5 \end{pmatrix}$$

$\{v_1, v_2\}$ est une base ON de W .

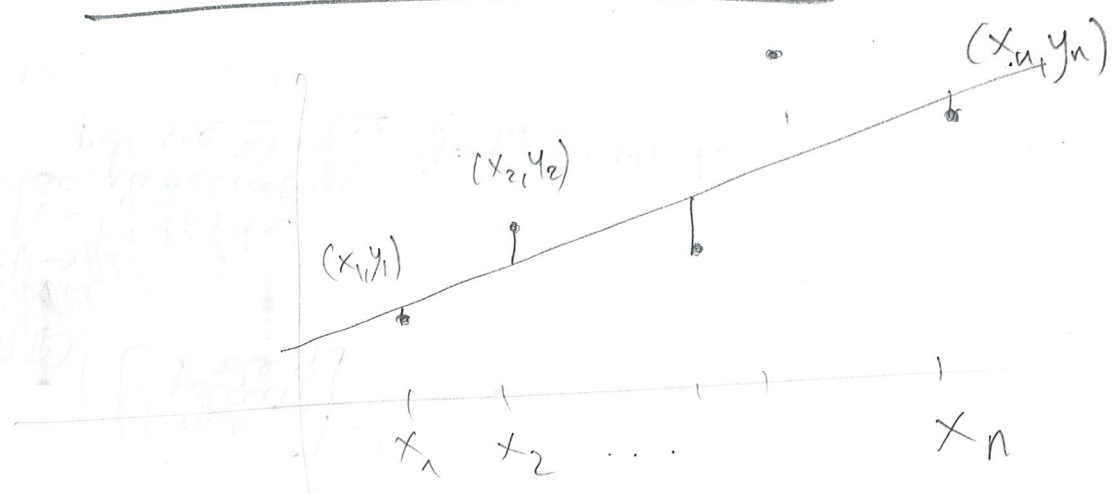
On cherche un point

$v = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ n'est pas dans W , on cherche le
 vecteur de

$$\Pi_W(v) = \langle v, v_1 \rangle v_1 + \langle v, v_2 \rangle v_2$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{\sqrt{5}} \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \end{pmatrix} \right\rangle \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \end{pmatrix} \\
&\quad + \frac{1}{\sqrt{70}} \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \\ -5 \end{pmatrix} \right\rangle \frac{1}{\sqrt{70}} \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \\ -5 \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} 2/5 \\ -1/5 \\ 0 \end{pmatrix} + \frac{4}{\sqrt{70}} \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \\ -5 \end{pmatrix} = \frac{1}{7} \begin{pmatrix} 4 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

② droite des moindres carrés



on se donne n points dans le plan (x_j, y_j) ,
 on suppose les x_j distincts à 2.
 correspondant à des mesures physiques,
~~physiques~~ par lesquelles on veut tester si y_j est une fonction affine de x_j .
 (erreurs de mesure \rightarrow les observations ne donnent pas ~~une~~ exacte et une droite).

ex:

étant données une droite, disons d'équation
 $y = ax + b$

~~ou~~

donc les points d'abscisse x_j
sur la droite sont
 $(x_j, ax_j + b)$.

On mesure ("erreur quadratique" des mesures:

$$E(a, b) = \sum_{j=1}^n (y_j - (ax_j + b))^2$$

ou

$$= \| \underline{Y} - (a\underline{X} + b\underline{U}) \|^2$$

où $\underline{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$, $\underline{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$, $\underline{U} = \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$.

et $\|\cdot\|$ désigne le produit
scalaire usuel sur \mathbb{R}^n

on cherche $a, b \in \mathbb{R}$ t.q. $E(a, b)$ soit
minimal,

par travers la droite qui
"colle le mieux" aux
données

(au sens de moindres
carrés)

$W = \text{Vect} \{ \underline{X}, \underline{U} \}$ est un sous-espace vectoriel de \mathbb{R}^n ,
et on cherche à minimiser la distance
de \underline{Y} à un élément de W !

→ solution est donnée par la projection
orthogonale de \underline{Y} sur W !

Fin du cours
5/3/2020

$W(\underline{y}) = ?$

~~on considère la moyenne $\bar{x} = \frac{x_1 + \dots + x_n}{n}$~~
 ~~$\underline{y} = \frac{y_1 + \dots + y_n}{n}$~~

$e_1 = \underline{U}, e_2 = \underline{X}$ base de W

\rightarrow on applique Gram-Schmidt.

$r_1 = \frac{\underline{U}}{\|\underline{U}\|} = \frac{1}{\sqrt{n}} \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$

$r_2 = \underline{X} - \langle \underline{X}, \frac{1}{\sqrt{n}} \underline{U} \rangle \frac{1}{\sqrt{n}} \underline{U}$
 $= \underline{X} - \bar{x} \underline{U},$ où $\bar{x} = \text{moyenne des } x_j = \frac{x_1 + \dots + x_n}{n}$
 $= \begin{pmatrix} x_1 - \bar{x} \\ \vdots \\ x_n - \bar{x} \end{pmatrix}$

$\|r_2\|^2 = \|\underline{X} - \bar{x} \underline{U}\|^2 = \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2$
 (écart quadratique à la moyenne)

$T_W(\underline{y}) = \langle \underline{y}, r_1 \rangle r_1 + \langle \underline{y}, r_2 \rangle r_2$

~~$= \frac{y_1 + \dots + y_n}{n} \underline{U} + \frac{\sum_{j=1}^n y_j (x_j - \bar{x})}{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2} (\underline{X} - \bar{x} \underline{U})$~~

$\bar{y} = \frac{y_1 + \dots + y_n}{n}$

~~$= \frac{\sum y_j (x_j - \bar{x})}{\sum (x_j - \bar{x})^2} \underline{X} + \bar{y} \underline{U}$~~

Note que $\sum_{j=1}^n (x_j y_j - y_j \bar{x}) = \sum_{j=1}^n x_j y_j - n \bar{x} \bar{y} = \sum_{j=1}^n (x_j y_j - \bar{x} \bar{y})$

~~...~~

on trouve

$$\pi_w(Y) = \bar{y} \underline{U} + \frac{\sum_{j=1}^n (x_j y_j - \bar{x} \bar{y})}{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2} (X - \bar{x} \underline{U})$$

~~...~~

$$= \left(\frac{\sum (x_j y_j - \bar{x} \bar{y})}{\sum (x_j - \bar{x})^2} \right) X$$

$$+ \left(\bar{y} + \frac{\sum (x_j y_j - \bar{x} \bar{y}) \bar{x}}{\sum (x_j - \bar{x})^2} \right) \underline{U}$$

donc la droite des moindres carrés est par

coeff directeur

$$a = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j y_j - \bar{x} \bar{y})}{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}$$

$$b = \bar{y} + \frac{\sum (x_j y_j - \bar{x} \bar{y}) \bar{x}}{\sum (x_j - \bar{x})^2}$$