

## Espaces préhilbertiens réels (MP2I)



# Table des matières

<b>19 Espaces préhilbertiens réels (MP2I)</b>	<b>1</b>
<b>I    Produit scalaire</b>	<b>3</b>
1    Définition d'un produit scalaire . . . . .	3
2    Exemples . . . . .	4
a    Sur $\mathbb{R}^n$ . . . . .	4
b    Sur $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ . . . . .	5
c    Sur $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$ . . . . .	5
3    Norme euclidienne . . . . .	6
a    Définition . . . . .	6
b    Identités remarquables et polarisation . . . . .	7
c    Inégalité de Cauchy-Schwarz . . . . .	7
d    Inégalité triangulaire, norme . . . . .	8
e    Distance . . . . .	9
<b>II    Orthogonalité</b>	<b>10</b>
1    Vecteurs orthogonaux . . . . .	10
2    Famille orthonormale . . . . .	10
3    Ensembles orthogonaux . . . . .	11
4    Orthogonal d'un sous-espace . . . . .	11
<b>III    Espaces euclidiens</b>	<b>13</b>
1    Base orthonormale . . . . .	13
2    Coordonnées, produit scalaire et norme en base orthonormale . . . . .	16
3    Isomorphisme avec le dual (MPI) . . . . .	17
4    Produit mixte . . . . .	18
5    Propriétés de $F^\perp$ . . . . .	19
6    Projections et symétries orthogonales . . . . .	20
a    Projections orthogonales . . . . .	20
b    Symétries orthogonales (MPI) . . . . .	22
7    Distance à un sous-espace . . . . .	23

Tous les espaces vectoriels de ce chapitre, souvent notés  $E$ , sont des  $\mathbb{R}$ -espaces vectoriels.

# I PRODUIT SCALAIRE ET NORME EUCLIDIENNE

## 1 Définition d'un produit scalaire

### Définition 1 : Produit scalaire

Soit  $E$  un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel.

On appelle **produit scalaire sur  $E$**  toute *forme bilinéaire symétrique définie-positive*.

C'est-à-dire toute application  $(\cdot|\cdot): E \times E \rightarrow \mathbb{R}$  telle que

(i) <b>Bilinéarité</b>	<b>Linéarité à gauche</b> Pour tout $y \in E$ , l'application $x \mapsto (x y)$ est linéaire : $\forall (x_1, x_2, y) \in E^3, \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}, \quad (x_1 + \lambda x_2 y) = (x_1 y) + \lambda(x_2 y).$
	<b>Linéarité à droite</b> Pour tout $x \in E$ , l'application $y \mapsto (x y)$ est linéaire : $\forall (x, y_1, y_2) \in E^3, \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}, \quad (x y_1 + \lambda y_2) = (x y_1) + \lambda(x y_2).$
(ii) <b>Symétrie</b> $\forall (x, y) \in E^2, \quad (x y) = (y x).$	<b>Positivité</b> $\forall x \in E, \quad (x x) \geq 0;$
	<b>Caractère défini (ou non dégénéré)</b> $\forall x \in E, \quad (x x) = 0 \Rightarrow x = 0.$
(iii) <b>Définie-positivité</b>	

### Remarque

- R1 – Ne pas oublier de commencer par vérifier que le produit scalaire est bien **défini** (pas au sens **défini-positif !**) lorsque cela n'est pas évident.
- R2 – Dans la pratique on commence par montrer la symétrie, et alors la linéarité à droite découle de la linéarité à gauche et vice versa : il suffit de ne montrer que l'une ou l'autre.
- R3 – La **définie-positivité** se résume par  $\forall x \neq 0, \quad (x|x) > 0$

### Définition 2 : Espace préhilbertien réel, espace euclidien

Si  $E$  est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel, et si  $(\cdot|\cdot)$  un produit scalaire sur  $E$ , on dit que  $(E, (\cdot|\cdot))$  est un **espace préhilbertien réel**.

Si  $E$  est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel de *dimension finie*, et si  $(\cdot|\cdot)$  un produit scalaire sur  $E$ , on dit que  $(E, (\cdot|\cdot))$  est un **espace euclidien**.

### Remarque

- R4 – Un espace euclidien est donc un espace préhilbertien réel de dimension finie.
- R5 – On note en général  $(x|y)$  ou  $\langle x|y \rangle$  ou  $\langle x, y \rangle$  ou  $x \cdot y \dots$



**Exercice 1 : Montrer que**  $(P|Q) = \int_0^{+\infty} e^{-t} P(t) Q(t) dt$  **définit un produit scalaire sur  $\mathbb{R}[X]$  en confondant polynôme et fonction polynomiale associée.**

## 2 Exemples

### a Sur $\mathbb{R}^n$

#### Définition 3 : Produit scalaire canonique sur $\mathbb{R}^n$

Pour des vecteurs  $x$  et  $y$  de  $\mathbb{R}^n$ , avec  $x = (x_1, \dots, x_n)$  et  $y = (y_1, \dots, y_n)$ , on définit

$$(x|y) = \sum_{i=1}^n x_i y_i.$$

$(\cdot|\cdot)$  fait de  $\mathbb{R}^n$  un espace euclidien : c'est le **produit scalaire canonique** sur  $\mathbb{R}^n$ .

#### Remarque

**R6 – Important :** Si  $X$  et  $Y$  désignent les matrices colonnes des composantes de  $x$  et de  $y$  dans la base canonique, on remarque que  $(x|y) = X^T \times Y$ .

**R7 –** Dans  $\mathbb{R}^2$ ,  $(x|y) = x_1 y_1 + x_2 y_2$ .

Dans  $\mathbb{R}^3$ ,  $(x|y) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3$ .

#### Démonstration

(i)  $(\cdot|\cdot)$  est symétrique par commutativité du produit sur  $\mathbb{R}$ .

(ii) Linéarité à gauche :  $\forall x, x', y \in \mathbb{R}^n, \forall \lambda \in \mathbb{R}$ ,

$$\begin{aligned} (x + \lambda x' | y) &= \sum_{i=1}^n (x + \lambda x')_i y_i \\ &= \sum_{i=1}^n (x_i + \lambda x'_i) y_i \\ &= \sum_{i=1}^n x_i y_i + \lambda \sum_{i=1}^n x'_i y'_i \\ &= (x|y) + \lambda(x'|y). \end{aligned}$$

La linéarité à droite en découle par symétrie.

(iii) Définie-positivité

■  $\forall x \in \mathbb{R}^n, (x|x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \geq 0$

■  $(x|x) = 0 \iff \sum_{i=1}^n x_i^2 = 0 \iff \forall i, x_i = 0 \iff x = 0_{\mathbb{R}^n}$

#### Remarque

**R8 –** On peut toujours fabriquer sur le modèle de  $\mathbb{R}^n$  un produit scalaire « canonique » sur  $E$  de dimension finie rendant une base canonique (s'il y en a une) orthonormale. Et même, plus généralement, un produit scalaire rendant une base donnée orthonormale.

Par exemple, sur  $\mathbb{R}[X]$ ,  $(P|Q) = \sum_{k \in \mathbb{N}} p_k q_k$  avec des notations évidentes.

### b Sur $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$

#### Définition 4 : Produit scalaire canonique sur $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$

Pour des vecteurs  $A$  et  $B$  de  $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ , on définit

$$(A|B) = \text{tr}(A^T \times B).$$

( $\cdot|\cdot$ ) fait de  $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  un espace euclidien : c'est le **produit scalaire canonique** sur  $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ .

#### Remarque

R9 – Il s'agit en fait de l'écriture matricielle du produit scalaire canonique sur  $\mathbb{R}^{n^2}$ .

#### Démonstration

$$\text{tr}(A^T \times B) = \sum_{i=1}^n (A^T \times B)_{i,i} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{i,j} b_{i,j} = \sum_{(i,j) \in \llbracket 1, n \rrbracket^2} a_{i,j} b_{i,j}.$$

### c Sur $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$

#### Définition 5 : Produit scalaire canonique pour fonctions continues

Pour des fonctions  $f$  et  $g$  de  $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$  où  $a < b$ , on définit

$$(f|g) = \int_a^b f(t)g(t) dt$$

( $\cdot|\cdot$ ) fait de  $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$  un espace préhilbertien réel : c'est le **produit scalaire canonique** sur  $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$

#### Remarque

R10 – Attention, avec des fonctions continues par morceaux seulement, on a presque un produit scalaire : c'est une forme bilinéaires symétrique positive, il manque seulement  $(f|g) = 0 \implies f = 0$ .

#### Démonstration

(i) ( $\cdot|\cdot$ ) est *symétrique* par commutativité du produit sur  $\mathbb{R}$ .

(ii) *Linéarité à gauche* :  $\forall f, \tilde{f}, g \in \mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$ ,  $\forall \lambda \in \mathbb{R}$ ,

$$\begin{aligned} (f + \lambda \tilde{f}|g) &= \int_a^b (f + \lambda \tilde{f}) g \\ &= \int_a^b (fg + \lambda \tilde{f}g) \\ &= \int_a^b fg + \lambda \int_a^b \tilde{f}g \quad (\text{par linéarité de l'intégrale}) \\ &= (f|g) + \lambda (\tilde{f}|g). \end{aligned}$$



La linéarité à droite en découle par symétrie.

(iii) *Définie-positivité*

- $\forall f \in \mathcal{C}([a, b], \mathbb{R}), (f|f) = \int_a^b f^2(x) dx \geq 0$  (par positivité de l'intégrale et comme  $a < b$ )
- $(f|f) = 0 \iff \int_a^b f^2(x) dx = 0$   
 $\iff f^2 \equiv 0$  (car  $f^2$  est une fonction continue et positive)  
 $\iff f \equiv 0$  ■

**Exercice 2 : HP mais Classique**

Si  $I$  est un intervalle, on note  $\mathcal{L}^2(I)$  est l'ensemble des fonctions continues sur  $I$  telles que  $f^2$  est intégrable.

À partir de l'inégalité classique  $|fg| \leq \frac{1}{2}(f^2 + g^2)$ , montrer la bonne définition de  $(f|g) = \int_I fg$ , que  $\mathcal{L}^2(I)$  est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel, et que  $(\cdot|\cdot)$  est un produit scalaire sur  $\mathcal{L}^2(I)$ .

**Exercice 3 : HP mais Classique**

Montrer que l'on définit de la même manière un produit scalaire sur l'espace  $\ell^2(\mathbb{R})$  des suites réelles de carré sommable, c'est-à-dire des suites  $u, v \in \mathbb{R}^{\mathbb{N}}$  telle que  $\sum u_n^2$  et  $\sum v_n^2$  convergente, en prouvant que  $\sum u_n v_n$  est absolument convergente et en posant  $(u|v) = \sum_{n=0}^{+\infty} u_n v_n$ .

### 3 Norme euclidienne

#### a Définition

**Définition 6 : Norme euclidienne**

Soit  $(E, |\cdot|)$  un espace préhilbertien réel.

Pour tout vecteur  $x$  de  $E$ , on pose  $\|x\| = \sqrt{(x|x)}$ .

L'application  $\|\cdot\|$  est appelée **norme euclidienne** sur  $E$  associée au produit scalaire  $(\cdot|\cdot)$ .

**Remarque**

R11 – La positivité du produit scalaire rend cette définition licite.

**Exemple**

E1 – Sur  $\mathbb{R}^n$  muni de son produit scalaire canonique,  $\|x\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ . En particulier, sur  $\mathbb{R}$ ,  $\|x\| = |x|$ .

E2 – Sur  $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  muni de son produit scalaire canonique,  $\|A\| = \sqrt{\text{tr}(A^T \times A)}$ .

E3 – Sur  $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$  muni de son produit scalaire canonique,  $\|f\| = \sqrt{\int_a^b f^2(t) dt}$ .

**b****Identités remarquables et polarisation****Propriété 1 : Identités remarquables**

Soit  $E$  un espace préhilbertien réel et  $\|\cdot\|$  la norme associée au produit scalaire. Pour tous vecteurs  $x$  et  $y$  de  $E$ ,

$$(i) \quad \|x+y\|^2 = \|x\|^2 + 2(x|y) + \|y\|^2$$

$$(ii) \quad \|x-y\|^2 = \|x\|^2 - 2(x|y) + \|y\|^2$$

(iii) **Identité du parallélogramme (HP)**

$$\|x+y\|^2 + \|x-y\|^2 = 2(\|x\|^2 + \|y\|^2)$$

**Propriété 2 : Identités de polarisation**

Soit  $(E, (\cdot|\cdot))$  un espace préhilbertien réel et  $\|\cdot\|$  la norme associée au produit scalaire. Pour tous vecteurs  $x$  et  $y$  de  $E$ ,

$$(i) \quad (x|y) = \frac{1}{4}(\|x+y\|^2 - \|x-y\|^2)$$

$$(ii) \quad (x|y) = \frac{1}{2}(\|x+y\|^2 - \|x\|^2 - \|y\|^2)$$

**Démonstration**

Provient directement de l'identité remarquable (i) et de (i) – (ii).

**c****Inégalité de Cauchy-Schwarz****Théorème 1 : Inégalité de Cauchy-Schwarz**

Soit  $(E, (\cdot|\cdot))$  un espace préhilbertien réel. Alors

$$\forall x, y \in E, \quad (x|y)^2 \leq (x|x)(y|y) \quad \text{ie} \quad |(x|y)| \leq \|x\| \|y\|,$$

avec égalité si et seulement si  $x$  et  $y$  sont liés (i.e.  $y=0$  ou  $\exists \lambda \in \mathbb{R}, x=\lambda y$ )

**Remarque**

R 12 – L'inégalité est encore valable pour une forme bilinéaire symétrique seulement positive, mais le cas d'égalité n'est plus valable. C'est le cas par exemple de la covariance.

**Démonstration**

Soit  $\lambda$  un nombre réel. On pose  $P(\lambda) = (x+\lambda y|x+\lambda y)$  : on a que  $P(\lambda) \geq 0$  par positivité. Or

$$\begin{aligned} P(\lambda) &= (x|x) + \lambda(x|y) + \lambda(y|x) + \lambda^2(y|y) \\ &= (x|x) + 2\lambda(x|y) + \lambda^2(y|y) \end{aligned}$$

C'est un polynôme de degré au plus 2 à coefficients réels.

Cas 1 : Si  $(y|y) = 0$ , alors on doit avoir, pour tout  $\lambda \in \mathbb{R}$ ,  $(x|x) + 2\lambda(x|y) \geq 0$ , ce qui n'est possible que si  $(x|y) = 0$  et l'inégalité est vraie.

Cas 2 : Sinon, le polynôme en  $\lambda$  est de degré 2 de signe constant donc son discriminant réduit est



négatif

$$\Delta' = (x|y)^2 - (x|x)(y|y) \leq 0$$

et on obtient l'inégalité recherchée.

*Cas d'égalité :*

Si  $y = 0$ , il y a égalité.

Si  $y \neq 0$ , il y a égalité si et seulement si  $P(\lambda)$  admet une racine (double) si et seulement si  $\exists \lambda \in \mathbb{R}, (x + \lambda y|x + \lambda y) = 0$ , ce qui équivaut à  $\exists \lambda \in \mathbb{R}, x + \lambda y = 0$  et donc  $x$  et  $y$  sont liés. ■

### Exemple

E4 – Sur  $\mathbb{R}^n$ ,  $\left( \sum_{k=1}^n x_i y_i \right)^2 \leq \sum_{k=1}^n x_i^2 \sum_{k=1}^n y_i^2$ . Sur  $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$ ,  $\left( \int_a^b f g \right)^2 \leq \int_a^b f^2 \int_a^b g^2$ .

### Exercice 4 : CCINP 76, 79

d

#### Inégalité triangulaire, norme

##### Corollaire 1 : Inégalité de Minkowski

Soit  $(E, |\cdot|)$  un espace préhilbertien réel, de norme euclidienne associée  $\|\cdot\|$ . Alors

$$\forall x, y \in E, \|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$$

avec égalité si et seulement si  $x$  et  $y$  sont **positivement liés** (i.e  $y = 0$  ou  $\exists \lambda \in \mathbb{R}^+, x = \lambda y$ )  
De plus,

$$\forall x, y \in E, |\|x\| - \|y\|| \leq \|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$$

#### Démonstration

Soient  $x$  et  $y$  des vecteurs de  $E$ .

Il est plus pratique de travailler avec le carré des normes :

$$\begin{aligned} \|x + y\|^2 &= (x + y|x + y) \\ &= (x|x) + 2(x|y) + (y|y) \\ &= \|x\|^2 + \|y\|^2 + 2(x|y) \\ &\leq \|x\|^2 + \|y\|^2 + 2\|x\|\|y\| \text{ d'après l'inégalité de Cauchy-Schwarz} \\ &\leq (\|x\| + \|y\|)^2 \end{aligned}$$

*Cas d'égalité :* Il y a égalitéssi  $(x|y) = |(x|y)| = \|x\|\|y\|$

Donc si et seulement si soit  $y = 0$ , soit il existe  $\lambda \in \mathbb{R}$  tel que  $x = \lambda y$  (cas d'égalité de Cauchy-Schwarz) et  $(x|y) = |(x|y)|$ , ce qui devient, si  $x = \lambda y$ ,  $\lambda(x|x) = |\lambda|(x|x)$  donc  $\lambda = |\lambda|$  et  $\lambda \geq 0$ .

Pour l'autre inégalité, on écrit que  $\|(x + y) - y\| \leq \|x + y\| + \| - y\|$  donc  $\|x + y\| \geq \|x\| - \|y\|$ , puis on échange les rôles de  $x$  et  $y$ . ■

##### Définition 7 : Norme

On appelle **norme** sur un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel  $E$  toute application  $N: E \rightarrow \mathbb{R}^+$  vérifiant

**Séparation** Pour tout  $x \in E$ ,  $N(x) = 0_{\mathbb{R}} \implies x = 0_E$ .

**Homogénéité** Pour tout  $x \in E$  et pour tout  $\lambda \in \mathbb{K}$ ,  $N(\lambda x) = |\lambda| N(x)$ .

**Inégalité triangulaire (ou sous-additivité)** Pour tout  $x, y \in E$ ,  $N(x + y) \leq N(x) + N(y)$ .

**Propriété 3 : Toute norme euclidienne est une norme**

La norme euclidienne associée à un produit scalaire est une norme sur  $E$ .

**Démonstration**

Soient  $x \in E$  et  $\lambda \in \mathbb{R}$ .

**Bonne définition**  $\|x\|$  est un réel positif bien défini.

**Séparation**  $\|x\| = 0 \iff \|x\|^2 = 0 \iff (x|x) = 0 \iff x = 0_E$

**Homogénéité**  $\|\lambda x\| = \sqrt{(\lambda x|\lambda x)} = \sqrt{\lambda^2(x|x)} = |\lambda| \|x\|$

**Inégalité triangulaire** C'est l'inégalité de Minkowski démontrée ci-dessus. ■

**e****Distance****Définition 8 : Distance euclidienne et écart angulaire**

Étant donné des vecteurs  $x$  et  $y$  d'un espace préhilbertien réel  $E$ , on définit :

- la **distance euclidienne**  $d(x, y)$  par  $d(x, y) = \|x - y\|$ ,
- si  $x$  et  $y$  sont non nuls, l'**écart angulaire**  $\theta$  est le réel défini par

$$\theta \in [0, \pi] \text{ et } \cos \theta = \frac{(x|y)}{\|x\| \|y\|}.$$

**Remarque**

R 13 – La bonne définition provient de l'inégalité de Cauchy-Schwarz.

R 14 – Autrement dit,  $(x|y) = \|x\| \|y\| \cos \theta$ .

**Définition 9 : Distance à une partie non vide**

Si  $A$  est une partie non vide de  $E$  préhilbertien réel, et  $x \in E$ , on définit la distance de  $x$  à  $A$  par

$$d(x, A) = \inf_{y \in A} d(x, y) = \inf_{y \in A} \|x - y\|.$$

**Remarque**

R 15 – La borne inférieure existe toujours car  $\mathcal{E}_x = \{\|x - y\| ; y \in A\}$  est non vide (car  $A$  l'est) et minoré (par 0).



## II ORTHOGONALITÉ

### 1 Vecteurs orthogonaux

#### Définition 10 : Vecteurs orthogonaux

Soit  $(E, (\cdot|\cdot))$  un espace préhilbertien réel,  $x$  et  $y$  des vecteurs de  $E$ .  
 $x$  et  $y$  sont dit **orthogonaux** si et seulement si  $(x|y) = 0$ . On écrit parfois  $x \perp y$ .

#### Remarque

R 16 –  $0_E$  est orthogonal à tout vecteur.

R 17 – La notion d'orthogonalité ne prend de sens qu'en dimension au moins 2.

### 2 Famille orthonormale

#### Définition 11 : Familles orthogonale et orthonormale

Soit  $E$  un espace préhilbertien réel,  $(v_1, \dots, v_p) \in E^p$ .  
 $(v_1, \dots, v_p)$  est une **famille orthogonale** de  $E$  si et seulement si

$$\forall i, j \in \llbracket 1, p \rrbracket, \text{ avec } i \neq j, \quad (v_i | v_j) = 0 \quad (\text{i.e. } v_i \perp v_j).$$

$(v_1, \dots, v_p)$  est une **famille orthonormale** de  $E$  si et seulement si

$$\forall i, j \in \llbracket 1, p \rrbracket, \quad (v_i | v_j) = \delta_{i,j}$$

#### Propriété 4 : orthogonale + non nuls $\Rightarrow$ libre

Toute famille orthogonale de vecteurs non nuls (en particulier toute famille orthonormale) d'un espace préhilbertien réel est libre.

#### Remarque

R 18 – C'est un moyen pratique et usuel pour montrer qu'une famille est libre !

#### Démonstration

Soit  $(v_1, \dots, v_p)$  une famille orthogonale de vecteurs non nuls d'un espace préhilbertien  $E$ .  
But :  $(v_1, \dots, v_p)$  est libre.

Soient  $\lambda_1, \dots, \lambda_p \in \mathbb{R}$  tels que  $\lambda_1 v_1 + \dots + \lambda_p v_p = 0$ .

Alors, si  $i \in \llbracket 1, p \rrbracket$ ,  $(\lambda_1 v_1 + \dots + \lambda_p v_p | v_i) = \begin{cases} (0_E | v_i) = 0_{\mathbb{R}} \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j (v_j | v_i) = \lambda_i \|v_i\|^2 \end{cases}$ . Or  $v_i \neq 0_E$ , donc  $\lambda_i = 0$ .

**Corollaire 2 : Nombre maximal de vecteurs orthogonaux**

Si  $E$  est un espace euclidien de dimension  $n$ , il n'existe pas de famille orthogonale de plus de  $n$  vecteurs non nuls.

**Théorème 2 : de Pythagore**

Soit, dans un espace préhilbertien réel  $E$ , une famille orthogonale  $(v_i)_{i \in \llbracket 1, p \rrbracket}$ . On a

$$\left\| \sum_{i=1}^p v_i \right\|^2 = \sum_{i=1}^p \|v_i\|^2$$

La réciproque est vraie pour deux vecteurs mais fausse en général si  $p \geq 3$ .

**Démonstration**

$$\|x + y\|^2 = \|x\|^2 + \|y\|^2 + 2(x|y)$$

Puis récurrence sur  $p$ .

Contre-exemple : la famille  $\{\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}\}$  n'est pas orthogonale (et pour cause, il y a 3 vecteurs non nuls en dimension 2 !) et vérifie pourtant la propriété de Pythagore. ■

**3 Ensembles orthogonaux****Définition 12 : Parties orthogonales**

Soient  $(E, (\cdot|\cdot))$  un espace préhilbertien réel et  $A, B$  des parties non vides de  $E$ .

On dit que  $A$  est **orthogonale** à  $B$  si et seulement si  $\forall (a, b) \in A \times B, (a|b) = 0$ . On note  $A \perp B$ .

**Propriété 5 : Intersection de parties orthogonales**

Si  $A, B \in \mathcal{P}(E) \setminus \{\emptyset\}$  sont orthogonales, alors  $A \cap B = \emptyset$  ou  $A \cap B = \{0_E\}$ .

**Démonstration**

Si  $A \cap B \neq \emptyset$ , soit  $x \in A \cap B$ . Alors  $(x|x) = 0$ , donc  $x = 0$ .

**Remarque**

R19 – Si  $F$  et  $G$  sont des sous-espaces vectoriels de  $E$  orthogonaux, alors  $F \cap G = \{0_E\}$  : leur somme est directe.

**Exemple**

E5 – Parties de  $\mathbb{R}^3$  orthogonales d'intersection vide :  $A = \mathbb{R}(0, 0, 1)$  et  $B = (0, 1, 0) + \mathbb{R}(1, 0, 0)$ .

**4 Orthogonal d'un sous-espace**



### Définition 13 : Orthogonal d'un sous-espace

Soient  $(E, (\cdot|\cdot))$  un espace préhilbertien réel, et  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$ . On définit l'**orthogonal de  $F$**  comme l'ensemble des vecteurs orthogonaux à tout vecteur de  $F$  :

$$F^\perp = \{x \in E \mid \forall y \in F, (x|y) = 0\}$$

$$x \in F^\perp \iff x \in E \text{ et } \forall y \in F, (x|y) = 0$$

(Il est parfois noté  $F^\circ$ ). Il s'agit de la plus grande partie de  $E$  (pour l'inclusion) orthogonale à  $F$ .

### Propriété 6 : L'orthogonal est un sous-espace

Soient  $(E, (\cdot|\cdot))$  préhilbertien réel, et  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$ .  $F^\perp$  est un sous-espace vectoriel de  $E$ .

#### Démonstration

- $0_E \in A^\perp$ ,
- $\forall x, x' \in A^\perp, \forall \lambda \in \mathbb{R}, \lambda x + x' \in A^\perp$ , car  $\forall y \in A, (\lambda x + x'|y) = \lambda(x|y) + (x'|y) = 0$ .

Donc  $A^\perp$  est un sev de  $A$ .

Comme de plus  $A \subset \text{Vect } A$ ,  $(\text{Vect } A)^\perp \subset A^\perp$  et être orthogonal à tout élément de  $A$  implique être orthogonal à toute combinaison linéaire d'éléments de  $A$  par bilinéarité du produit scalaire, donc  $A^\perp \subset (\text{Vect } A)^\perp$ .

### Propriété 7 : Il suffit d'être orthogonal à une famille génératrice

Soit  $F$  un sous-espace de  $E$  préhilbertien réel.  
Si  $F = \text{Vect } A$  ( $A$  engendre  $F$ ) et si  $x$  est un vecteur de  $E$ ,

$$x \in F^\perp \iff \forall a \in A, (x|a) = 0$$

#### Démonstration

$$F^\perp = A^\perp.$$

#### Remarque

R20 – En particulier, connaissant une base de  $F$ , il suffit d'être orthogonal aux vecteurs de la base pour être orthogonal à  $F$ .

### Propriété 8 : de l'orthogonal

Soit  $E$  un espace préhilbertien réel,  $F$  et  $G$  des sous-espaces vectoriels de  $E$ .

- (i)  $E^\perp = \{0\}$  et  $\{0\}^\perp = E$ .
- (ii)  $F \subset (F^\perp)^\perp$ ,
- (iii) La somme est directe :  $F + F^\perp = F \oplus F^\perp = F \oplus F^\perp$ ,
- (iv) Décroissance : Si  $F \subset G$ , alors  $G^\perp \subset F^\perp$ ,
- (v)  $(F + G)^\perp = F^\perp \cap G^\perp$  et  $(F \cap G)^\perp \supset F^\perp + G^\perp$ .

### Démonstration

- $0 \in E^\perp$ , et si  $x \in E^\perp$ ,  $(x|x) = 0$  donc  $\|x\| = 0$  et  $x = 0$ .
- Si  $x \in F$ , pour vecteur  $y$  de  $F^\perp$ ,  $(x|y) = 0$ , d'où le résultat.
- Comme les ensembles  $F$  et  $F^\perp$  sont orthogonaux,  $F \cap F^\perp = \emptyset$  ou  $F \cap F^\perp = \{0\}$ , mais  $0 \in F \cap F^\perp$ .
- Soit  $x \in G^\perp$ . Pour tout vecteur  $y$  de  $F$ ,  $y \in G$ , et donc  $(x|y) = 0$ . Ainsi  $x \in F^\perp$ .
- 

### Remarque

R21 – Le seul vecteur orthogonal à tous les autres est le vecteur nul. Cela peut être très utile !

R22 – Pour  $F \subset (F^\perp)^\perp$  et  $(F \cap G)^\perp \supset F^\perp + G^\perp$ , on verra que les inclusions sont des égalités si on ajoute une hypothèse de dimension finie sur  $E$ .

On peut donner comme contre-exemples, dans  $E = \mathcal{C}([0, 1], \mathbb{R})$ ,  $F$  le sous-espace vectoriel des fonctions polynomiales. C'est un exercice très classique de montrer que  $F^\perp = \{0\}$  à l'aide du théorème de Weierstrass, donc  $(F^\perp)^\perp = E$  et

$$F \subsetneq (F^\perp)^\perp = E.$$

Si, de plus,  $G = \{t \mapsto P(t) \sin(t) ; P \in F\}$ , alors  $G^\perp = \{0\}$  et  $F \cap G = \{0\}$  d'où

$$E = (F \cap G)^\perp \supsetneq F^\perp + G^\perp = \{0\}.$$

### Exercice 5 : CCINP 39



## ESPACES OU SOUS-ESPACES EUCLIDIENS

**Rappel** : Un espace euclidien est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel de dimension finie muni d'un produit scalaire.

### 1 Base orthonormale

#### Théorème 3 : Existence de base orthonormale

Tout espace euclidien non réduit à  $0_E$  admet une base orthonormale (abrégé en b.o.n.).

On a même un algorithme permettant de transformer une base en base orthonormale. Redécouvrons-le sur un exemple avant de le formaliser :



### Exemple

**E6** – Dans  $\mathbb{R}^3$  muni de sa structure euclidienne canonique, on considère  $e_1 = (0, 1, 1)$ ,  $e_2 = (1, 0, 1)$ ,  $e_3 = (1, 1, 0)$ .

Il est facile de voir que  $(e_1, e_2, e_3)$  est une base de  $\mathbb{R}^3$  (en calculant le déterminant dans la base canonique, par exemple).

On va d'abord transformer la famille en une famille orthogonale, puis orthonormale qui sera donc bien une base.

- On pose  $\varepsilon_1 = e_1 = (0, 1, 1)$ .
- Puis on cherche

$$\varepsilon_2 = e_2 + \lambda \varepsilon_1$$

avec  $\lambda$  tel que  $(\varepsilon_1 | \varepsilon_2) = 0$  i.e.  $(\varepsilon_1 | e_2) + \lambda (\varepsilon_1 | \varepsilon_1) = 1 + 2\lambda = 0$  donc  $\lambda = -\frac{1}{2}$  et  $\varepsilon_2 = \left(1, -\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right)$ .

- En cherchant

$$\varepsilon_3 = e_3 + \mu \varepsilon_1 + \nu \varepsilon_2$$

tel que  $(\varepsilon_1 | \varepsilon_3) = 0$  et  $(\varepsilon_2 | \varepsilon_3) = 0$ , on trouve  $\mu = -\frac{1}{2}$  et  $\nu = -\frac{1}{3}$ . Soit  $\varepsilon_3 = \left(\frac{2}{3}, \frac{2}{3}, -\frac{2}{3}\right)$ .

On a obtenu trois vecteurs non nuls orthogonaux deux à deux en dimension 3 : il s'agit d'une base orthogonale de  $\mathbb{R}^3$ . Reste à normaliser pour obtenir une b.o.n.  $\varepsilon'_1 = \left(0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right)$ ,  $\varepsilon'_2 = \left(\frac{2}{\sqrt{6}}, -\frac{1}{\sqrt{6}}, \frac{1}{\sqrt{6}}\right)$  et  $\varepsilon'_3 = \left(\frac{1}{\sqrt{3}}, \frac{1}{\sqrt{3}}, -\frac{1}{\sqrt{3}}\right)$ .

### Définition 14 : Orthonormalisation de Gram-Schmidt

Étant donné  $(E, (\cdot | \cdot))$  un espace euclidien, et  $(e_1, \dots, e_n)$  une base de  $E$  :

1. On pose  $\varepsilon_1 = e_1$ .
2. Par récurrence, pour  $j \geq 2$ , on cherche des réels  $\lambda_k$  tels que le vecteur

$$\varepsilon_j = e_j + \sum_{k=1}^{j-1} \lambda_k \varepsilon_k$$

soit orthogonal à tous les  $\varepsilon_i$  pour  $i \in \llbracket 1, j-1 \rrbracket$  :

$$\forall i < j, \quad (\varepsilon_i | \varepsilon_j) = 0.$$

3. On normalise les vecteurs :  $\left(\frac{\varepsilon_1}{\|\varepsilon_1\|}, \dots, \frac{\varepsilon_n}{\|\varepsilon_n\|}\right)$ .

### Remarque

**R23** – Il est aussi possible de normaliser les vecteurs au fur et à mesure.

### Propriété 9 : de la base orthonormalisée

On obtient ainsi que  $(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$  est une famille orthogonale de vecteurs non nuls tels que pour tout  $j$ ,  $\text{Vect}(e_1, \dots, e_j) = \text{Vect}(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_j)$  et la composante sur  $e_j$  de  $\varepsilon_j$  vaut 1.

On a alors  $\left(\frac{\varepsilon_1}{\|\varepsilon_1\|}, \dots, \frac{\varepsilon_n}{\|\varepsilon_n\|}\right)$  est une base orthonormale de  $E$ .

## Démonstration

### ■ 1<sup>re</sup> étape : Orthogonalisation.

- ★ **On pose**  $\varepsilon_1 = e_1$ . (Et alors  $\varepsilon_1 \neq 0_E$ .)
- ★ **On cherche**  $\varepsilon_2 \in \text{Vect}(\varepsilon_1, e_2)$  **tel que**  $(\varepsilon_1 | \varepsilon_2) = 0$ .

On cherche donc un réel  $\lambda$  tel que  $\varepsilon_2 = e_2 + \lambda \varepsilon_1$  et  $(\varepsilon_1 | \varepsilon_2) = 0$ .

$$\text{Donc } \lambda \|\varepsilon_1\|^2 + (\varepsilon_1 | e_2) = 0, \text{ puis } \lambda = -\frac{(\varepsilon_1 | e_2)}{\|\varepsilon_1\|^2}.$$

$$\text{Finalement, } \varepsilon_2 = e_2 - \frac{(\varepsilon_1 | e_2)}{\|\varepsilon_1\|^2} \varepsilon_1.$$

De plus,  $\varepsilon_2 \neq 0$  car  $(e_1, e_2)$  est une famille libre, et  $\text{Vect}(\varepsilon_1, \varepsilon_2) = \text{Vect}(e_1, e_2)$ . (L'inclusion  $\subset$  est immédiate, l'inclusion  $\supset$  vient du fait qu'on puisse exprimer facilement  $e_2$  comme combinaison linéaire de  $\varepsilon_1$  et  $\varepsilon_2$  :  $e_2 = \varepsilon_2 + \frac{(\varepsilon_1 | e_2)}{\|\varepsilon_1\|^2} \varepsilon_1$ .)

- ★ Supposons, par récurrence, que l'on ait construit  $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{j-1}$  tels que
  - $(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{j-1})$  est une famille orthogonale de vecteurs non nuls,
  - pour tout entier  $i \in \llbracket 2, j-1 \rrbracket$ ,  $\text{Vect}(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_i) = \text{Vect}(e_1, \dots, e_i)$
  - pour tout entier  $i \in \llbracket 2, j-1 \rrbracket$ , la composante de  $\varepsilon_i$  sur  $e_i$  est 1.

On cherche des réels  $\lambda_k$  tels que le vecteur  $\varepsilon_j = e_j + \sum_{k=1}^{j-1} \lambda_k \varepsilon_k$  soit orthogonal à tous les  $\varepsilon_i$  pour  $i \in \llbracket 1, j-1 \rrbracket$  :  $(\varepsilon_i | \varepsilon_j) = 0$ .

$$\text{Donc, si } i \in \llbracket 1, j-1 \rrbracket, (\varepsilon_i | e_j) + \sum_{k=1}^{j-1} \lambda_k (\varepsilon_i | \varepsilon_k) = 0.$$

$$\text{D'où } (\varepsilon_i | e_j) + \lambda_i \|\varepsilon_i\|^2 = 0, \text{ puis } \lambda_i = -\frac{(\varepsilon_i | e_j)}{\|\varepsilon_i\|^2}.$$

$$\text{La récurrence est alors établie avec } \varepsilon_j = e_j - \sum_{k=1}^{j-1} \frac{(\varepsilon_k | e_j)}{\|\varepsilon_k\|^2} \varepsilon_k.$$

En effet :

- $(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_j)$  est une famille orthogonale de vecteurs non nuls,
- $\text{Vect}(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_j) = \text{Vect}(e_1, \dots, e_j)$ .

En effet,  $\text{Vect}(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{j-1}) = \text{Vect}(e_1, \dots, e_{j-1})$ , donc l'inclusion  $\subset$  est immédiate et l'inclusion  $\supset$  vient du fait que l'on puisse exprimer facilement  $e_j$  comme combinaison linéaire des

$$\varepsilon_i, \text{ pour } i \in \llbracket 1, j \rrbracket : e_j = \varepsilon_j + \sum_{k=1}^{j-1} \frac{(\varepsilon_k | e_j)}{\|\varepsilon_k\|^2} \varepsilon_k.$$

- La composante de  $\varepsilon_j$  sur  $e_j$  est 1.

On obtient  $n$  vecteurs non nuls orthogonaux en dimension  $n$  :  $(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$  est une **base orthogonale** de  $E$ .

### ■ 2<sup>re</sup> étape : Normalisation.

On obtient alors très facilement un b.o.n. de  $E$  :

$$\left( \frac{\varepsilon_1}{\|\varepsilon_1\|}, \dots, \frac{\varepsilon_n}{\|\varepsilon_n\|} \right).$$

**Remarque**

R24 – Matrice de passage de la base  $(e_1, \dots, e_n)$  à la base  $(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$  (qui est seulement orthogonale) :

$$\begin{pmatrix} 1 & * & \dots & \dots & * \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \ddots & * \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

À la base de la décomposition  $QR$  (exercice classique, cf TD).

**Corollaire 3 : Existence de base orthonormale**

Tout sous-espace vectoriel non nul d'un espace euclidien admet une base orthonormale.

**Démonstration**

C'est en effet encore un espace euclidien, muni du produit scalaire restreint à ce sous-espace. ■

**Corollaire 4 : Théorème de la base orthonormale incomplète**

Tout famille orthonormale d'un espace euclidien peut être complétée en une b.o.n. de cet espace.

**Démonstration**

Il suffit d'appliquer l'orthonormalisation de Schmidt à cette famille libre complétée en une base : les vecteurs de la famille orthonormale seront inchangés. ■

## 2 Coordonnées, produit scalaire et norme en base orthonormale

**Propriété 10 : Expression en base orthonormale**

Soit  $(E, (\cdot|\cdot))$  un espace euclidien et  $\mathcal{B} = (e_1, \dots, e_n)$  une **base orthonormale** de  $E$  :  $x = \sum_{i=1}^n x_i e_i$ ,  $y = \sum_{i=1}^n y_i e_i$ ,  $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$  et  $Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$ . Alors

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, \quad x_i = (e_i | x)$$

$$(x | y) = \sum_{i=1}^n x_i y_i = X^\top \times Y$$

$$\|x\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \sqrt{X^\top \times X}$$

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

**Démonstration**

- Si  $i \in \llbracket 1, n \rrbracket$ ,

$$\begin{aligned}(e_i|x) &= \left( e_i \middle| \sum_{j=1}^n x_j e_j \right) \\ &= \sum_{j=1}^n x_j (e_i|e_j) \\ &= \sum_{j=1}^n x_j \delta_{i,j} \\ &= x_i\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}(x|y) &= \left( \sum_{i=1}^n x_i e_i \middle| \sum_{j=1}^n y_j e_j \right) \\ &= \sum_{i=1}^n x_i \left( e_i \middle| \sum_{j=1}^n y_j e_j \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i y_j (e_i|e_j) \\ &= \sum_{i,j=1}^n x_i y_j \delta_{i,j} \\ &= \sum_{i=1}^n x_i y_i\end{aligned}$$

- $\|x\|^2 = (x|x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$ , d'après ce qui précède. ■

**Propriété 11 : Changement de base orthonormale**

Soit  $E$  euclidien,  $\mathcal{B}$  et  $\mathcal{B}'$  des bases orthonormales.

- (i) Si  $P = P_{\mathcal{B}'}^{\mathcal{B}}$ ,  $P^{-1} = P^{\top}$ .
- (ii) Si  $u \in \mathcal{L}(E)$ , la formule de changement de bases orthonormales s'écrit

$$\text{Mat}_{\mathcal{B}'}(u) = P^{\top} \text{Mat}_{\mathcal{B}}(u) P$$

- (iii)  $\det_{\mathcal{B}} \mathcal{B}' = \pm 1$  : 1 si elles ont même orientation, -1 sinon.

**Remarque**

R25 – ⚠️ La réciproque est fausse, il ne suffit pas que ce déterminant vole  $\pm 1$  pour que les bases soient orthonormales.

R26 – Faciles, les changements de bases orthonormales!!!

**Démonstration**

(i)  $P_{i,j} = (e_i|e'_j)$  ( coordonnée de  $e'_j$  selon  $e_i$ .)

$$(P^{-1})_{i,j} = (e'_i|e_j) = (e_j|e'_i) = P_{j,i} = (P^{\top})_{i,j}.$$

(ii) Immédiat.

(iii)  $\det_{\mathcal{B}} \mathcal{B}' = \det P$  or  $PP^{\top} = I_n$  donc  $(\det P)^2 = 1$ . ■

### 3 Isomorphisme avec le dual (MPI)

**Théorème 4 : de représentation de Riesz**

Soit  $a \in E$  euclidien et  $\Phi_a : x \in E \mapsto (a|x)$ . Alors

$$\Psi : \begin{cases} E & \longrightarrow \mathcal{L}(E, \mathbb{R}) \\ a & \longmapsto \Phi_a \end{cases}$$

est un isomorphisme.

Ainsi, pour tout forme linéaire  $\varphi \in \mathcal{L}(E, \mathbb{R})$ , il existe un unique élément  $a \in E$  tel que  $\varphi = (a|\cdot)$ .



## Démonstration

C'est une application linéaire entre deux espaces de même dimension finie et elle est injective : si pour tout  $x \in E$ ,  $(a|x) = (b|x)$  alors  $(a - b|a - b) = 0$  donc  $a = b$ .

C'est donc un isomorphisme. ■

## 4 Produit mixte

Soit  $E$  un espace euclidien orienté de dimension  $n$ .

### Propriété 12 : Indépendance du déterminant en base orthonormale directe

*Si  $\mathcal{B}$  est une base orthonormale **directe** de  $E$ ,  $\det_{\mathcal{B}}$  ne dépend pas de  $\mathcal{B}$ .*

## Démonstration

$$\det_{\mathcal{B}} = \det_{\mathcal{B}} \mathcal{B}' \det_{\mathcal{B}'} = \det_{\mathcal{B}'}.$$
■

### Définition 15 : Produit mixte

On appelle **produit mixte** sur  $E$  le déterminant de  $n$  vecteurs dans n'importe quelle base orthonormale directe.

On le note  $[v_1, \dots, v_n]$ , pour  $v_1, \dots, v_n \in E$ .

### Propriété 13 : du produit mixte

- (i)  $(v_1, \dots, v_n) \mapsto [v_1, \dots, v_n]$  est une forme  $n$ -linéaire alternée sur  $E$ .
- (ii) Si  $(e_1, \dots, e_n)$  est une bond,  $[e_1, \dots, e_n] = 1$  et si  $(e_1, \dots, e_n)$  est une boni,  $[e_1, \dots, e_n] = -1$  (réiproque fausse).
- (iii)  $[v_1, \dots, v_n] = 0$  si et seulement si  $(v_1, \dots, v_n)$  est liée.
- (iv) Si  $u \in \mathcal{L}(E)$ ,  $[u(v_1), \dots, u(v_n)] = \det u \times [v_1, \dots, v_n]$ .

## Remarque

R27 – Comme, si  $E$  est de dimension 3 et  $x, y \in E$ ,  $[x, y, \cdot] \in \mathcal{L}(E, \mathbb{R})$ , avec l'isomorphisme de la partie précédente, il existe une unique vecteur  $a \in E$  tel que pour tout  $z \in E$ ,  $[x, y, z] = (a|z)$ . Ce vecteur  $a$  est appelé **produit vectoriel** de  $x$  et  $y$ , noté  $x \wedge y$ .

On a alors  $[x, y, z] = (x \wedge y|z)$  d'où l'appellation produit mixte.

### Propriété 14 : Interprétation géométrique du déterminant

Soit  $E$  euclidien orienté.

- (i) Si  $\dim E = 2$ ,  $[\vec{u}, \vec{v}]$  représente l'aire orientée du parallélogramme construit sur  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$ .
- (ii) Si  $\dim E = 3$ ,  $[\vec{u}, \vec{v}, \vec{w}]$  représente le volume orienté du parallélépipède construit sur  $\vec{u}$ ,  $\vec{v}$  et  $\vec{w}$ .

## Démonstration

C'est évident si  $\vec{u}, \vec{v}$  (respectivement  $\vec{u}, \vec{v}, \vec{w}$ ) sont liés. Sinon :

- (i) Si  $\dim E = 2$ , soit  $(e_1, e_2)$  base orthonormale obtenu par orthonormalisation de Gram-Schmidt de  $(\vec{u}, \vec{v})$ . Alors  $\vec{u} = ce_1$  et  $\vec{v} = de_1 + he_2$ , où  $h$  hauteur et  $c$  côté, donc  $[\vec{u}, \vec{v}] = ch[e_1, e_2] = \pm ch$  aire orientée du parallélogramme.

- (ii) Si  $\dim E = 3$ , soit  $(e_1, e_2, e_3)$  base orthonormale obtenu par orthonormalisation de Schmidt de  $(\vec{u}, \vec{v}, \vec{w})$ . Alors  $\vec{u} = ce_1$ ,  $\vec{v} = de_1 + he_2$  et  $\vec{w} = xe_1 + ye_2 + He_3$ , où  $H$  hauteur et  $ch$  aire de la base.  $[\vec{u}, \vec{v}, \vec{w}] = chH[e_1, e_2, e_3] = \pm chH$  volume orienté du parallélépipède construit sur  $\vec{u}$ ,  $\vec{v}$  et  $\vec{w}$ .

## 5 Propriétés de $F^\perp$

### Théorème 5 : Supplémentarité de l'orthogonal d'un sevdf

Si  $F$  est un sev de **dimension finie** de  $E$  préhilbertien réel, alors

$$E = F \oplus F^\perp = F \circledcirc F^\perp$$

Le sev  $F^\perp$  est alors appelé **supplémentaire orthogonal** de  $F$ , il est unique.

### Démonstration

- Si  $F = \{0_E\}$ , on a vu que  $F^\perp = E$  et alors le résultat est immédiat.
- De même, si  $F = E$ , on a vu que  $F^\perp = \{0_E\}$  et alors le résultat est immédiat.
- Sinon, on a déjà que  $F \cap F^\perp = \{0_E\}$ .

De plus, si  $(e_1, \dots, e_p)$  est une base orthonormée de  $F$ , et  $y = \sum_{i=1}^p (e_i|x)e_i \in F$ ,  $x = y + (x - y)$  avec  $x - y \in F^\perp$  car pour tout  $i$ ,  $(x - y|e_i) = 0$ .

D'où le résultat.

**Unicité** : Si  $E = F \circledcirc G$ , alors  $F$  et  $G$  sont orthogonaux, donc, si  $E$  est de dimension finie,  $G \subset F^\perp$  et  $\dim G = \dim E - \dim F = \dim F^\perp$ , donc  $G = F^\perp$ .

Si  $E$  n'est pas de dimension finie ? si  $x \in F^\perp$ ,  $x = x_F + x_G$  et  $x_F = x - x_G \in F \cap F^\perp = \{0_E\}$  donc  $x = x_G \in G$  et  $G = F^\perp$ .

### Corollaire 5 : Propriété de l'orthogonal en dimension finie

Soit  $E$  un espace **euclidien**,  $F$  et  $G$  des sous-espaces vectoriels de  $E$ .

- |                                      |  |
|--------------------------------------|--|
| (i) $\dim F^\perp = \dim E - \dim F$ | (iii) $(F + G)^\perp = F^\perp \cap G^\perp$ |
| (ii) $(F^\perp)^\perp = F$           | (iv) $(F \cap G)^\perp = F^\perp + G^\perp$  |

### Remarque

R28 – On retiendra qu'**en dimension finie**, il n'y a plus trop de problème.

### Démonstration

- (i) : Vu dans la précédente démonstration.
- (ii) : Une inclusion connue et dimensions.
- (iii) et (iv) :  $F^\perp \circledcirc F = E$  : unicité du supplémentaire orthogonal de  $F^\perp$ .  
 $F^\perp \cap G^\perp \subset (F + G)^\perp$  est direct.  
 Donc  $(F + G)^\perp = F^\perp \cap G^\perp$ . (Vrai même s'ils ne sont pas de dimension finie.)  
 Puis  $(F \cap G)^\perp = (F^\perp \cap G^\perp)^\perp = ((F^\perp + G^\perp)^\perp)^\perp = F^\perp + G^\perp$ .

**Exercice 6 : CCINP 77, 92**

## 6 Projections et symétries orthogonales

### a Projections orthogonales

**Définition 16 : Projection orthogonale**

Soit  $E$  un espace préhilbertien réel, et  $F$  un sous-espace de  $E$  de dimension finie. On appelle **projecteur orthogonal sur  $F$**  la projection  $p_F$  sur  $F$  parallèlement à  $F^\perp$ .

**Remarque**

R29 – Cette définition est justifiée par le fait que  $E = F \oplus F^\perp$ .

**Propriété 15 : des projections orthogonales**

- |   |   |
|---|---|
| (i) $p_F \in \mathcal{L}(E)$                        | (iv) $F^\perp = \text{Ker } p_F$  |
| (ii) $p_F^2 = p_F$                                  | (v) $\text{Im } p_F \oplus \text{Ker } p_F = E$                             |
| (iii) $F = \text{Im } p_F = \text{Ker}(p_F - id_E)$ | (vi) $\forall x \in E, \ p_F(x) \in F \text{ et } x - p_F(x) \in F^\perp$ . |

**Remarque**

R30 – Le projeté orthogonal de  $x \in E$  est le seul vecteur  $y \in E$  tel que  $y \in F$  et  $x - y \in F^\perp$ . Pratique pour le trouver !

**Exercice 7 : CCINP 80****Propriété 16 : Expression en base orthonormale**

Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de dimension finie de  $E$  préhilbertien réel,  $(e_1, \dots, e_p)$  une **base orthonormale** de  $F$ . Alors

$$\forall x \in E, \ p_F(x) = \sum_{i=1}^p (e_i|x) e_i$$

**Démonstration**

D'après la démonstration du supplémentaire orthogonal.

**Remarque**

R31 – On peut voir le procédé d'orthogonalisation de Gram-Schmidt en terme de projection : nous

cherchions un vecteur  $\varepsilon_j = e_j + \sum_{k=1}^{j-1} \lambda_k \varepsilon_k$  i.e.

$$e_j = \varepsilon_j - \sum_{k=1}^{j-1} \lambda_k \varepsilon_k. \quad (1)$$

Donc, si l'on note  $F = \text{Vect}(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{j-1})$ , (1) est la décomposition de  $e_j$  dans  $F^\perp \oplus F$ . Donc  $\varepsilon_j = p_{F^\perp}(e_j)$  et  $-\sum_{k=1}^{j-1} \lambda_k \varepsilon_k = p_F(e_j)$ .

De plus, ici  $(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{j-1})$  est une base orthogonale de  $F$ , donc  $\left(\frac{\varepsilon_1}{\|\varepsilon_1\|}, \dots, \frac{\varepsilon_{j-1}}{\|\varepsilon_{j-1}\|}\right)$  en est une b.o.n. et  $p_F(e_j) = \sum_{k=1}^{j-1} \left(\frac{\varepsilon_k}{\|\varepsilon_k\|} \mid e_j\right) \frac{\varepsilon_k}{\|\varepsilon_k\|} = \sum_{k=1}^{j-1} \frac{(\varepsilon_k \mid e_j)}{\|\varepsilon_k\|^2} \varepsilon_k$ , d'où l'expression des  $\lambda_k$  que l'on avait trouvé.

À savoir retrouver plutôt que de connaître par cœur :

■ **Projection orthogonale sur une droite** :  $D = \mathbb{R}a$ , où  $a \neq 0_E$ . Alors  $\left(\frac{1}{\|a\|}a\right)$  est une base orthonormée de  $D$  et

$$p_D: x \mapsto \left(\frac{1}{\|a\|}a \mid x\right) \left(\frac{1}{\|a\|}a\right) = \frac{(a \mid x)}{\|a\|^2} a.$$

(Attention à ne pas oublier le  $\|a\|^2$ ...)

■ **Projection orthogonale sur un hyperplan** :  $H = (\mathbb{R}a)^\perp$ , où  $a \neq 0_E$ .

$$p_H: x \mapsto x - \frac{(a \mid x)}{\|a\|^2} a.$$

### Démonstration

Pour la projection sur un hyperplan, si on nomme  $D$  la droite  $\mathbb{R}a = H^\perp$ , on a que  $E = H \oplus D$  et

$$id_E = p_H + p_D = p_H + \frac{(a \mid \cdot)}{\|a\|^2} a. \quad \blacksquare$$

### Exemple

E7 – Soit  $E = \mathbb{R}^3$ ,  $P$  le plan d'équation cartésienne  $x - z = 0$ .

On note  $\mathcal{B} = (e_1, e_2, e_3)$  la base canonique de  $\mathbb{R}^3$ .

Quelle est la matrice dans  $\mathcal{B}$  de  $p_P$ ? Vecteur normal à  $P$  :  $(1, 0, -1)$ . Donc pour tout  $x \in \mathbb{R}^3$ ,

$$p_P((x, y, z)) = (x, y, z) - \frac{(1, 0, -1) \cdot (x, y, z)}{2} (1, 0, -1) = \left(\frac{1}{2}(x+z), y, \frac{1}{2}(x+z)\right)$$

Donc  $p_P(e_1) = \frac{1}{2}(e_1 + e_3)$ ,  $p_P(e_2) = e_2$  et  $p_P(e_3) = \frac{1}{2}(e_1 + e_3)$ , et

$$\text{Mat}_{\mathcal{B}}(p_P) = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

**Remarque**

R32 – Si  $\mathcal{B}$  (qui peut être choisie orthonormale) est une base adaptée à la décomposition  $E = F \oplus F^\perp$ ,

$$\text{Mat}_{\mathcal{B}}(p_F) = \begin{pmatrix} 1 & & & & (0) \\ \ddots & 1 & & & \\ & & 0 & & \\ (0) & & & \ddots & \\ & & & & 0 \end{pmatrix}$$

où les  $p$  premiers vecteurs de  $\mathcal{B}$  forment une base de  $F = \text{Im}(p_F)$  et nous donnent les  $p$  premières colonnes avec des 1 sur la diagonale, et les  $n - p$  autres forment une base de  $F^\perp = \text{Ker } p_F$  et nous donnent les  $n - p$  dernières colonnes nulles.

**Propriété 17 : Inégalité de Bessel**

Soit  $E$  un espace préhilbertien,  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$  de dimension finie,  $p_F$  la projection orthogonale sur  $F$ . Alors

$$\forall x \in E, \quad \|p_F(x)\| \leq \|x\|$$

**Démonstration**

C'est le théorème de Pythagore :  $p_F(x) \perp (x - p_F(x))$  donc

$$\|x\|^2 = \|p_F(x)\|^2 + \|x - p_F(x)\|^2 \geq \|p_F(x)\|^2.$$

**b Symétries orthogonales (MPI)****Définition 17 : Symétrie orthogonale**

Soit  $E$  un espace préhilbertien,  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$  de dimension finie.

On appelle **symétrie orthogonale par rapport à  $F$** , notée  $s_F$ , la symétrie par rapport à  $F$ , parallèlement à  $F^\perp$ .

Si  $F$  est un hyperplan, on parle de **réflexion**.

Si  $F$  est une droite vectorielle, on parle de **retournement**.

**Propriété 18 : des symétries orthogonales**

- |   |  |
|---|--|
| (i) $s_F \in \mathcal{L}(E)$              | (iv) $\text{Ker}(s_F + \text{id}_E) = F^\perp$ |
| (ii) $s_F \circ s_F = \text{id}_E$        | (v) $s_F = 2p_F - \text{id}_E$ .               |
| (iii) $\text{Ker}(s_F - \text{id}_E) = F$ | (vi) $s_F = p_F - p_{F^\perp}$                 |

**Exemple****E8 – Symétrie orthogonale par rapport au plan  $P$  de l'exemple précédent.**

Comme  $s_P = 2p_P - \text{id}_{\mathbb{R}^3}$ , on obtient l'expression générale

$$s_P((x, y, z)) = (z, y, x)$$

Et alors  $\text{Mat}_{\mathcal{B}}(s_P) = 2\text{Mat}_{\mathcal{B}}(p_P) - I_3$ , donc

$$\text{Mat}_{\mathcal{B}}(s_P) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

### Remarque

R33 – Si  $\mathcal{B}$  (qui peut être choisie orthonormale) est une base adaptée à la décomposition  $E = F \oplus F^\perp$ ,

$$\text{Mat}_{\mathcal{B}}(s_F) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & \ddots & & (0) \\ & & 1 & -1 \\ (0) & & & \ddots \\ & & & -1 \end{pmatrix}$$

où les  $p$  premiers vecteurs de  $\mathcal{B}$  forment une base de  $F = \text{Ker}(s_F - id)$  et nous donnent les  $p$  premières colonnes avec des 1 sur la diagonale, et les  $n-p$  autres forment une base de  $F^\perp = \text{Ker}(s_F + id)$  et nous donnent les  $n-p$  dernières colonnes avec des -1 sur la diagonale.

À savoir retrouver :

- Soient  $H$  est un hyperplan d'un espace euclidien  $E$  et  $a$  un vecteur non nul de  $H^\perp$ .

$$\forall x \in E, \quad s_H(x) = x - 2 \frac{(x|a)}{\|a\|^2} a.$$

### Démonstration

$$s_H(x) = 2p_H(x) - x = 2(x - p_{H^\perp}(x)) - x = x - 2p_{H^\perp}(x)$$

## 7 Distance à un sous-espace

On a vu que si  $F$  est un sous-espace vectoriel d'un espace préhilbertien réel  $E$ , alors, pour tout  $x \in E$ ,

$$d(x, F) = \inf_{y \in F} d(x, y) = \inf_{y \in F} \|x - y\|.$$

### Propriété 19 : Expression de la distance à un sevdf

Soit  $F$  est un sous-espace vectoriel **de dimension finie** d'un espace préhilbertien  $E$ , et  $x \in E$ . Alors la distance de  $x$  à  $F$  est atteinte en le projeté orthogonal  $p_F(x)$  de  $x$  sur  $F$ , et seulement en ce vecteur :

$$d(x, F) = d(x, p_F(x)) = \|x - p_F(x)\|$$

et si  $d(x, F) = \|x - y\|$  avec  $y \in F$ , alors  $y = p_F(x)$ .

De plus, si  $(e_1, \dots, e_p)$  est une base orthonormale de  $F$ ,

$$d(x, F)^2 = \|x\|^2 - \sum_{k=1}^p (e_k|x)^2.$$

Si, enfin,  $F^\perp$  est aussi de dimension finie et  $(e_{p+1}, \dots, e_n)$  une base orthonormale de  $F^\perp$ ,

$$d(x, F)^2 = \|p_{F^\perp}(x)\|^2 = \sum_{k=p+1}^n (e_k|x)^2.$$



## Démonstration

Par théorème de Pythagore, si  $y \in F$ ,

$$\|x - p_F(x) + p_F(x) - y\|^2 = \|x - p_F(x)\|^2 + \|p_F(x) - y\|^2.$$

Donc  $\|p_F(x) - y\| \leq \|x - y\|$  avec égalité si et seulement si  $\|p_F(x) - y\| = 0$  c'est-à-dire  $y = p_F(x)$ .

De plus,

$$d(x, F)^2 = \|x - p_F(x)\|^2 = \sum_{k=p+1}^n (e_k |x - p_F(x))|^2 = \sum_{k=p+1}^n (e_k |x)|^2$$

car  $(e_k |p_F(x)) = 0$  pour  $k \geq p+1$ . Et

$$d(x, F)^2 = \|x - p_F(x)\|^2 = \|x\|^2 - \|p_F(x)\|^2 = \|x\|^2 - \sum_{k=1}^p (e_k |x)|^2$$

par théorème de Pythagore.



### Méthode 1 : Détermination pratique de $p_F(x)$

Plutôt que de calculer une b.o.n. de  $F$  (orthonormalisation de Gram-Schmidt), il peut être plus économique d'écrire que  $p_F(x)$  est le seul vecteur de  $y \in F$  tel que  $x - y \in F^\perp$ .

Connaissant une base quelconque de  $F$ , on décompose  $y$  dans cette base et on traduit l'orthogonalité de  $x - y$  à chaque vecteur de la base : autant d'équation que d'inconnues.

On résout et on trouve  $y = p_F(x)$ .

### Remarque

**R34** – Si  $F$  n'est pas de dimension finie, cette distance n'est pas nécessairement atteinte. Ainsi, par exemple, si  $E = \mathcal{C}([0, 1], \mathbb{R})$  muni du produit scalaire canonique et si  $F$  est le sous-espace vectoriel des fonctions polynomiales, alors  $d(\exp, F)$  n'est pas atteinte car on peut montrer que  $d(\exp, x \mapsto \sum_{k=0}^n \frac{x^k}{k!}) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0$  donc cette distance est nulle. Ainsi, dire qu'elle serait atteinte serait dire que  $\exp \in F$  ce qui est faux (trop de dérivées non nulles?).

On peut d'ailleurs montrer plus généralement, que si  $d(x, F)$  est atteinte pour un  $y \in F$ , alors  $x - y \in F^\perp$  et on peut montrer que si  $F$  est le sous-espace vectoriel des fonctions polynomiales,  $F^\perp = \{0\}$ .

### Exercice 8 : CCINP 81, 82

#### Corollaire 6 : Distance à un hyperplan

Soit  $E$  un espace euclidien,  $H$  un hyperplan de  $E$  de vecteur normal  $a$  :  $H = (\mathbb{R}a)^\perp$ .

Alors, pour tout  $x \in E$ ,

$$d(x, H) = \frac{|(a|x)|}{\|a\|}.$$

Si  $a_1 x_1 + \dots + a_n x_n = 0$  est une équation de  $H$  dans une base orthonormale  $\mathcal{B}$  de  $E$  et si  $(x_1, \dots, x_n)$  sont les coordonnées de  $x$  dans cette base, alors

$$d(x, H) = \frac{|a_1 x_1 + \dots + a_n x_n|}{\sqrt{a_1^2 + \dots + a_n^2}}.$$