

# Chapitre 37

Espaces préhilbertiens.

## Sommaire.

1	Produits scalaires.	1
2	Norme associée à un produit scalaire.	3
3	Orthogonalité.	5
3.1	Vecteurs orthogonaux, familles orthogonales.	5
3.2	Orthogonal d’une partie.	6
3.3	Bases orthonormées d’un espace euclidien.	7
4	Projection orthogonale sur un sous-espace de dimension finie.	8
4.1	Projeté orthogonal.	8
4.2	Distance à un sous-espace de dimension finie.	9
4.3	Construction de b.o.n. : algorithme d’orthonormalisation de Gram-Schmidt.	10
4.4	Projeté orthogonal et calcul de distance : la pratique.	11
5	Exercices.	12

Les propositions marquées de ★ sont au programme de colles.

Dans ce chapitre,  $E$  désignera un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel, les scalaires sont **réels**.

## 1 Produits scalaires.

### Définition 1: Produit scalaire.

On appelle **produit scalaire** sur  $E$  toute application

$$\langle \cdot, \cdot \rangle : \begin{cases} E \times E & \rightarrow \mathbb{R} \\ (x, y) & \mapsto \langle x, y \rangle \end{cases}$$

- ,
- bilinéaire :  $\forall (x, x', y, y') \in E^4, \forall (\lambda, \mu) \in \mathbb{R}^2, \begin{cases} \langle \lambda x + \mu x', y \rangle &= \lambda \langle x, y \rangle + \mu \langle x', y \rangle \\ \langle x, \lambda y + \mu y' \rangle &= \lambda \langle x, y \rangle + \mu \langle x, y' \rangle \end{cases}$
  - symétrique :  $\forall x, y \in E, \langle x, y \rangle = \langle y, x \rangle$ .
  - définie :  $\forall x \in E, \langle x, x \rangle = 0 \implies x = 0_E$ .
  - positive :  $\forall x \in E, \langle x, x \rangle \geq 0$ .

Pour  $x, y$  deux vecteurs de  $E$ ,  $\langle x, y \rangle$  est une nombre réel, appelé produit scalaire de  $x$  et  $y$ .

### Définition 2: Espaces préhilbertiens, euclidiens.

Si  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  est un produit scalaire sur  $E$ , le couple  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  est appelé **espace préhilbertien**.  
Un espace préhilbertien de dimension finie est appelé **espace euclidien**.

### Proposition 3

L’application  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  qui à  $x = (x_1, \dots, x_n)$  et  $y = (y_1, \dots, y_n)$  associe

$$\langle x, y \rangle := \sum_{i=1}^n x_i y_i,$$

est un produit scalaire sur  $\mathbb{R}^n$ , dit **produit scalaire canonique**.

Quitte à identifier  $\mathbb{R}^n$  et  $M_{n,1}(\mathbb{R})$  (on écrit les  $n$ -uplets comme des matrices colonnes), on peut calculer le produit scalaire canonique à l’aide d’un produit matriciel :

$$\forall X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad \forall Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad \boxed{\langle X, Y \rangle = X^\top Y}.$$

**Preuve :**

**Symétrie:**  $\langle x, y \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n y_i x_i = \langle y, x \rangle$ .  
**Bilinéarité:** Par symétrie, la linéarité à gauche suffit.  
Soient  $X, X', Y \in M_{n,1}(\mathbb{R}), \lambda, \mu \in \mathbb{R}$ .

$$\langle \lambda X + \mu X', Y \rangle = (\langle X + \mu X' \rangle^\top Y = \lambda X^\top Y + \mu X'^\top Y = \lambda \langle X, Y \rangle + \mu \langle X', Y \rangle$$

**Positive:**

$$\langle x, x \rangle = \sum_{i=1}^n x_i^2 \geq 0.$$

**Définie:** Supposons  $\langle x, x \rangle = 0$ , alors  $\sum_{i=1}^n x_i^2 = 0$ , nombres positifs qui somment à 0, tous les  $x_i$  sont nuls.

Proposition 4

L’application  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  qui à deux matrices  $A = (a_{i,j})$  et  $B = (b_{i,j})$  de matrices de  $M_{n,p}(\mathbb{R})$  associe

$$\langle A, B \rangle = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p a_{i,j} b_{i,j}.$$

est un produit scalaire sur  $M_{n,p}(\mathbb{R})$ , dit **produit scalaire canonique**.

On peut exprimer le produit scalaire de  $A$  et  $B$  ainsi :

$$\langle A, B \rangle = \text{Tr}(A^\top B)$$

**Preuve :**

On a :

$$\text{Tr}(A^\top B) = \sum_{j=1}^p \left[ A^\top B \right]_{j,j} = \sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^n [A^T]_{j,i} [B]_{i,j} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p a_{i,j} b_{i,j}$$

**Symétrie:** Claire.

**Bilinéarité:** Suffisante à droite.

Soient  $A, B, B' \in M_{n,p}(\mathbb{R})$  et  $\lambda, \mu \in \mathbb{R}^2$ .

$$\begin{aligned} \langle A, \lambda B + \mu B' \rangle &= \text{Tr}(A^\top (\lambda B + \mu B')) = \text{Tr}(\lambda A^\top B + \mu A^\top B') \\ &= \lambda \text{Tr}(A^\top B) + \mu \text{Tr}(A^\top B') = \lambda \langle A, B \rangle + \mu \langle A, B' \rangle. \end{aligned}$$

**Positivité:**

$$\langle A, A \rangle = \sum_{i,j} a_{i,j}^2 \geq 0$$

**Définie:** Supposons  $\langle A, A \rangle = 0$ , somme de termes positifs est nulle : les termes sont nuls.

Proposition 5

Soient  $a, b \in \mathbb{R}$  tels que  $a < b$ .

L’application  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  qui à  $(f, g) \in \mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})^2$  associe

$$\langle f, g \rangle = \int_a^b f(t)g(t)dt,$$

est un produit scalaire sur  $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$ .

**Preuve :**

**Symétrie:** Soient  $f, g \in \mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$ .

$$\langle f, g \rangle = \int_a^b f(t)g(t)dt = \int_a^b g(t)f(t)dt = \langle g, f \rangle.$$

**Bilinéarité:** La linéarité à gauche suffit.

Soient  $f, \tilde{f}, g \in \mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$  et  $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$ .

$$\begin{aligned} \langle \lambda f + \mu \tilde{f}, g \rangle &= \int_a^b (\lambda f(t) + \mu \tilde{f}(t))g(t)dt \\ &= \lambda \int_a^b f(t)g(t)dt + \mu \int_a^b \tilde{f}(t)g(t)dt \\ &= \lambda \langle f, g \rangle + \mu \langle \tilde{f}, g \rangle \end{aligned}$$

**Positivité:** Soit  $f \in \mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$ .

$$\langle f, f \rangle = \int_a^b f^2(t)dt \geq 0. \quad \text{car } f^2 \text{ positive, cpm et } a < b.$$

**Définie:** Soit  $f \in \mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$  telle que  $\langle f, f \rangle = 0$ .

$$\int_a^b f^2(t)dt = 0 \implies \forall t \in [a, b], \quad f^2(t) = 0 \quad \text{car } f^2 \text{ positive, continue et } a < b.$$

Donc  $\forall t \in [a, b], \quad f(t) = 0$ .

Exemple 6: Un produit scalaire intégral sur l’espace des polynômes.

Pour  $P$  et  $Q$  deux polynômes de  $\mathbb{R}[X]$ , on note

$$\langle P, Q \rangle = \int_0^1 P(t)Q(t)dt.$$

Vérifier que l’application  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  est un produit scalaire sur  $\mathbb{R}[X]$ .

**Solution :**

**Symétrie:** Évidente.

**Bilinéarité:** Pareil que sur  $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$ .

**Positivité:** Pareil.

**Définie:** Soit  $P \in \mathbb{R}[X]$  tel que  $\langle P, P \rangle = 0$ .

$$\int_0^1 P^2(t)dt = 0 \implies \forall t \in [0, 1], P^2(t) = 0 \quad \text{car } P^2 > 0, \text{ continue et } 0 < 1.$$

Donc  $\forall t \in [0, 1], P(t) = 0$ , alors  $P$  a une infinité de racines, il est **nul**.

## 2 Norme associée à un produit scalaire.

### Définition 7

On appelle **norme associée au produit scalaire**  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  l'application

$$\| \cdot \| : \begin{cases} E & \rightarrow \mathbb{R}_+ \\ x & \mapsto \|x\| := \sqrt{\langle x, x \rangle} \end{cases}$$

**Remarque:** Bien définie car  $\langle x, x \rangle$  est positif pour tout  $x \in E$ .

### Exemple 8

Pour tout  $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ , la norme de  $x$  vaut

$$\|x\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}.$$

Cette norme est souvent écrite en physique dans les cas  $n = 2$  et  $n = 3$ :

$$\text{Pour } \vec{u}(x, y), \quad \|\vec{u}\| = \sqrt{x^2 + y^2} \quad \text{et pour } \vec{v}(x, y, z), \quad \|\vec{v}\| = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}.$$

### Proposition 9: Faits élémentaires.

Soit  $\| \cdot \|$  la norme associée au produit scalaire  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  sur  $E$ .

1. Le vecteur nul est le seul vecteur de norme 0.
2. Pour tout  $x \in E$ , pour tout réel  $\lambda$ , on a  $\|\lambda x\| = |\lambda| \cdot \|x\|$ .
3. Si  $x$  est non nul,  $\frac{x}{\|x\|}$  est de norme 1.

**Preuve :**

Soit  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  préhilbertien.

- [1.] • On a  $\|0_E\|^2 = \langle 0_E, 0_E \rangle = 0_{\mathbb{R}} \langle 0_E, 0_E \rangle = 0_{\mathbb{R}}$ , donc  $\|0_E\| = 0$ .  
• Soit  $x \in E$  tel que  $\|x\| = 0$ , alors  $\langle x, x \rangle = 0$  et  $x = 0$  par définition.  
On a bien  $\forall x \in E, \|x\| = 0 \iff x = 0$ .

- [2.] Soit  $x \in E, \lambda \in \mathbb{R}$

$$\|\lambda x\|^2 = \langle \lambda x, \lambda x \rangle = \lambda^2 \langle x, x \rangle \quad \text{donc} \quad \|\lambda x\| = |\lambda| \cdot \|\langle x, x \rangle\|$$

Donc  $\forall x \in E, \forall \lambda \in \mathbb{R}, \|\lambda x\| = |\lambda| \cdot \|x\|$ .

- [3.] Soit  $x \in E \setminus \{0_E\}$ , sa norme est non nulle.

$$\left\| \frac{x}{\|x\|} \right\| = \frac{1}{\|x\|} \|x\| = \frac{\|x\|}{\|x\|} = 1.$$

### Proposition 10: Identités remarquables.

Soit  $\| \cdot \|$  la norme associée à  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  sur  $E$ . Soient  $x, y \in E$ .

1.  $\|x + y\|^2 = \|x\|^2 + 2\langle x, y \rangle + \|y\|^2$  et  $\|x - y\|^2 = \|x\|^2 - 2\langle x, y \rangle + \|y\|^2$ .
2.  $\|x + y\|^2 + \|x - y\|^2 = 2(\|x\|^2 + \|y\|^2)$ .
3.  $\langle x, y \rangle = \frac{1}{4}(\|x + y\|^2 - \|x - y\|^2)$ .

**Preuve :**

- [1.]

$$\begin{aligned} \|x + y\|^2 &= \langle x + y, x + y \rangle = \langle x, x + y \rangle + \langle y, x + y \rangle \\ &= \langle x, x \rangle + \langle x, y \rangle + \langle y, x \rangle + \langle y, y \rangle \\ &= \|x\|^2 + 2\langle x, y \rangle + \|y\|^2 \end{aligned}$$

Donc :

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

- [2.] On somme les deux :

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

- [3.] On différencie les deux :

$$\|x + y\|^2 - \|x - y\|^2 = 4\langle x, y \rangle \implies \langle x, y \rangle = \frac{1}{4}(\|x + y\|^2 - \|x - y\|^2)$$

**Exemple 11: Avec  $n$  vecteurs.**

Développer  $\left\| \sum_{k=1}^n x_k \right\|^2$ , pour  $n$  vecteurs  $x_1, \dots, x_n$  de  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$ .

**Solution :**

On a:

$$\begin{aligned} \left\| \sum_{i=1}^n x_i \right\|^2 &= \left\langle \sum_{i=1}^n x_i, \sum_{j=1}^n x_j \right\rangle = \sum_{i=1}^n \left\langle x_i, \sum_{j=1}^n x_j \right\rangle = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \langle x_i, x_j \rangle \\ &= \sum_{i=1}^n \langle x_i, x_i \rangle + \sum_{i < j} \langle x_i, x_j \rangle + \sum_{i > j} \langle x_i, x_j \rangle \end{aligned}$$

Or,  $\sum_{i > j} \langle x_i, x_j \rangle = \sum_{j < i} \langle x_j, x_i \rangle = \sum_{i < j} \langle x_i, x_j \rangle$ . Conclusion :

$$\left\| \sum_{i=1}^n x_i \right\|^2 = \sum_{i=1}^n \|x_i\|^2 + 2 \sum_{i < j} \langle x_i, x_j \rangle.$$

**Théorème 12: Inégalité de Cauchy-Schwarz.**

Soit  $\|\cdot\|$  la norme associée au produit scalaire  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  sur  $E$ , alors :

$$\forall (x, y) \in E^2 \quad |\langle x, y \rangle| \leq \|x\| \cdot \|y\|.$$

Cette inégalité est une égalité ssi  $(x, y)$  est liée ssi  $y = 0_E$  ou  $\exists \alpha \in \mathbb{R} : x = \alpha y$ .

**Preuve :**

Soient  $x, y \in E^2$ .

**Cas  $(x, y)$  liée.**

- Supposons  $x = 0_E$ .

D'une part,  $|\langle x, y \rangle| = |\langle 0_E, y \rangle| = 0$ .

D'autre part,  $\|x\| \|y\| = \|0_E\| \|y\| = 0$ .

Il y a égalité dans ce sous-cas.

- Supposons  $\exists \alpha \in \mathbb{R} \mid y = \alpha x$ .

D'une part,  $|\langle x, y \rangle| = |\langle x, \alpha x \rangle| = |\alpha| \|x\|^2$ .

D'autre part,  $\|x\| \|y\| = \|x\| \|\alpha x\| = |\alpha| \|x\|^2$ .

Il y a égalité dans ce sous-cas.

**Bilan:** dans le cas  $(x, y)$  liée, l'égalité est vraie.

**Cas  $(x, y)$  libre.**

On introduit  $f : \lambda \mapsto \|x + \lambda y\|^2$ , c'est un polynôme de degré 2.

En effet, pour  $\lambda \in \mathbb{R}$ ,  $f(\lambda) = \|x + \lambda y\|^2 = \|y\|^2 \lambda^2 + 2\langle x, y \rangle \lambda + \|x\|^2$ .

De plus, puisque  $y \neq 0$ , par séparation,  $\|y\| \neq 0$  et  $f$  est vraiment de degré 2.

On remarque de surcroît que  $f$  prend des valeurs strictement positives.

En effet, on a clairement que  $\forall \lambda \in \mathbb{R}, \|x + \lambda y\|^2 \geq 0$ .

De plus,  $\|x + \lambda y\| \neq 0$  car sinon, on aurait que le vecteur est nul, ce qui est impossible puisque  $(x, y)$  est libre.

Alors, le discriminant de  $f$  est strictement négatif.

Notons  $\Delta = (2\langle x, y \rangle)^2 - 4\|y\|^2 \|x\|^2 = 4(\langle x, y \rangle^2 - \|x\|^2 \|y\|^2) < 0$ .

Ainsi,  $\langle x, y \rangle^2 < \|x\|^2 \|y\|^2$ , puis en appliquant la racine strictement croissante :

**On a**  $\langle x, y \rangle < \|x\| \|y\|$ .

**Exemple 13: Des inégalités de Cauchy-Schwarzenigger écrites au carré.**

- Soient  $(a_1, \dots, a_n) \in \mathbb{R}^n$  et  $(b_1, \dots, b_n) \in \mathbb{R}^n$ . En utilisant le produit scalaire canonique :

$$\left( \sum_{i=1}^n a_i b_i \right)^2 \leq \left( \sum_{i=1}^n a_i^2 \right) \left( \sum_{i=1}^n b_i^2 \right).$$

- Soient  $f$  et  $g$  dans  $\mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$ . En utilisant le produit scalaire 5.

$$\left( \int_a^b f(t)g(t)dt \right)^2 \leq \left( \int_a^b f(t)^2 dt \right) \left( \int_a^b g(t)^2 dt \right)$$

**Proposition 14: Inégalité triangulaire.**

Soit  $\|\cdot\|$  la norme associée au produit scalaire  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  sur  $E$ . Alors,

$$\forall (x, y) \in E^2, \quad \|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|.$$

Il s'agit d'une égalité ssi  $x$  et  $y$  sont positivement liés; ssi  $y = 0_E$  ou  $\exists \alpha \in \mathbb{R}_+ : x = \alpha y$ .

**Preuve :**

Soit  $x, y \in E^2$ . Différence des carrés :

$$\begin{aligned} (\|x\| + \|y\|)^2 - \|x + y\|^2 &= \|x\|^2 + 2\|x\|\|y\| + \|y\|^2 - \|x\|^2 - 2\langle x, y \rangle - \|y\|^2 \\ &= 2(\|x\|\|y\| - \langle x, y \rangle) \geq 0 \quad \text{d'après Cauchy-Schwarz.} \end{aligned}$$

Alors :

$$\|x + y\|^2 \leq (\|x\| + \|y\|)^2 \quad \text{donc} \quad \|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$$

Supposons que  $\|x + y\| = \|x\| + \|y\|$ . Alors  $\langle x, y \rangle = \|x\|\|y\|$ , puis, d'après l'égalité dans Cauchy-Schwarz :

$$\begin{cases} \langle x, y \rangle \geq 0 \\ |\langle x, y \rangle| = \|x\|\|y\|. \end{cases}$$

Alors  $(x, y)$  est liée.

**1er cas:**  $x = 0_E$ .

**2eme cas:**  $\exists \alpha \in \mathbb{R} \mid y = \alpha x$ .

Alors  $\langle x, \alpha x \rangle \geq 0$  et  $\alpha \|x\|^2 \geq 0$  puisque  $\|x\|^2 > 0$ , on a  $\alpha \in \mathbb{R}_+$ .

Supposons que  $x, y$  sont positivement liés.

**Sous-cas 1:**  $x = 0_E$ , alors  $\|x + y\| = \|y\| = \|x\| + \|y\|$ .

**Sous-cas 2:**  $\exists \alpha \in \mathbb{R}_+ \mid y = \alpha x$ , alors  $\|x + y\| = \|(1 + \alpha)x\| = \underbrace{|1 + \alpha|}_{>0} \cdot \|x\| = \|x\| + \|\alpha x\| = \|x\| + \|y\|$ .

### Corrolaire 15

$$\forall (x, y) \in E^2 \quad ||x\| - \|y\|| \leq \|x - y\|.$$

**Remarque:** La fonction norme est 1-lipschitzienne.

### Définition 16: Distance euclidienne.

Soit  $\|\cdot\|$  la norme associée au produit scalaire  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  sur  $E$ .

On appelle **distance euclidienne** entre deux vecteurs  $x$  et  $y$  de  $E$  le nombre positif :

$$d(x, y) = \|x - y\|$$

## 3 Orthogonalité.

### 3.1 Vecteurs orthogonaux, familles orthogonales.

#### Définition 17: Vecteurs orthogonaux.

Deux vecteurs d'un espace préhilbertien sont dits **orthogonaux** si leur produit scalaire est nul.

#### Exemple 18

- Couples de vecteurs orthogonaux de  $\mathbb{R}^2$  pour le produit scalaire canonique.
- Dans l'espace  $(\mathcal{C}(0, 2\pi), \mathbb{R})$  muni du produit scalaire de 5, les vecteurs cos et sin sont orthogonaux.
- Diagonales d'un losange, dans un espace quelconque : si  $x$  et  $y$  ont même norme, alors  $x + y$  et  $x - y$  sont orthogonaux.

#### Proposition 19

Le vecteur nul est l'unique vecteur orthogonal à tous les vecteurs d'un espace préhilbertien.

**Preuve :**

- Soit  $x \in E$ .  $\langle 0_E, x \rangle = 0$  car  $y \mapsto \langle y, x \rangle$  est une forme linéaire.
- Soit  $x \in E \mid \forall y \in E, \langle x, y \rangle = 0$ . En particulier,  $\langle x, x \rangle = 0$  : par définition,  $x = 0_E$ .

#### Définition 20

Soit  $(x_1, \dots, x_n) \in E^n$  une famille de vecteurs de  $E$ .

On dit que c'est une **famille orthogonale** si ses vecteurs sont orthogonaux deux-à-deux :

$$\forall 1 \leq i, j \leq n \quad i \neq j \implies \langle x_i, x_j \rangle = 0.$$

On parle de famille **orthonormée** si de plus, tous ses vecteurs sont de norme 1 :

$$\forall 1 \leq i \leq n \quad \|x_i\| = 1.$$

**Proposition 21**

Soit  $(x_1, \dots, x_n) \in E^n$ .

$$(x_1, \dots, x_n) \text{ est orthonormée } \iff \forall i, j \in \llbracket 1, n \rrbracket \langle x_i, x_j \rangle = \delta_{i,j}.$$

**Preuve :**

$$(x_1, \dots, x_n) \text{ orthonormée } \iff \forall i, j \in \llbracket 1, n \rrbracket, \langle x_i, x_j \rangle = \begin{cases} 0 & \text{si } i \neq j \\ \|x_i\|^2 & \text{sinon} \end{cases}$$

Dans  $M_n(\mathbb{R})$  muni du produit scalaire  $(A, B) \mapsto \text{Tr}(A^\top B)$  la base canonique est orthonormée :  
 Pour  $i, j, k, l \in \llbracket 1, n \rrbracket$  :  $\langle E_{i,j}, E_{k,l} \rangle = \text{Tr}(E_{i,j}^\top E_{k,l}) = \text{Tr}(E_{j,i} E_{k,l}) = \delta_{i,k} \text{Tr}(E_{j,l}) = \delta_{i,k} \delta_{j,l} = \delta_{(i,j), (k,l)}$ . Bien orthonormée.

**Proposition 22: Renormalisation.**

Si  $(x_i, \dots, x_n)$  est une famille orthogonale de  $E$ , constituée de vecteurs non nuls, on peut poser

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket \quad e_i := \frac{x_i}{\|x_i\|}.$$

Alors la famille  $(e_1, \dots, e_n)$  est orthonormée.

**Preuve :**

Tous les  $e_i$  sont de norme 1 (évident).

Montrons qu'ils sont orthogonaux : soient  $i, j \in \llbracket 1, n \rrbracket$  avec  $i \neq j$ .

$$\langle e_i, e_j \rangle = \left\langle \frac{x_i}{\|x_i\|}, \frac{x_j}{\|x_j\|} \right\rangle = \frac{1}{\|x_i\| \cdot \|x_j\|} \cdot \langle x_i, x_j \rangle = 0.$$

**Proposition 23**

Une famille orthogonale formée de vecteurs non nuls est libre.

Notamment, les familles orthonormées sont libres.

**Preuve :**

Soit  $(x_1, \dots, x_n)$  une famille orthogonale de vecteurs non nuls de  $E$ .

Soient  $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{R}$  tels que  $\sum_{i=1}^n \lambda_i x_i = 0_E$ .

Soit  $k \in \llbracket 1, n \rrbracket$  fixé, alors :

$$\left\langle \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i, x_k \right\rangle = \sum_{i=1}^n \lambda_i \langle x_i, x_k \rangle = \lambda_k \|x_k\|^2 = 0.$$

En effet,  $\langle \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i, x_k \rangle = \langle 0_E, x_k \rangle = 0_E$ .

Donc  $\lambda_k = 0$  car  $x_k \neq 0_E : \|x_k\|^2 \neq 0$ .

**Proposition 24: Théorème de Pythagore.**

Soit  $(x_1, \dots, x_n)$  une famille orthogonale d'un espace préhilbertien pour lequel on note  $\|\cdot\|$  la norme associée au produit scalaire. Alors :

$$\left\| \sum_{i=1}^n x_i \right\|^2 = \sum_{i=1}^n \|x_i\|^2.$$

**Preuve :**

On a :

$$\begin{aligned} \left\| \sum_{i=1}^n x_i \right\|^2 &= \left\langle \sum_{i=1}^n x_i, \sum_{j=1}^n x_j \right\rangle = \sum_{i=1}^n \left\langle x_i, \sum_{j=1}^n x_j \right\rangle \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \langle x_i, x_j \rangle = \sum_{i=1}^n \langle x_i, x_i \rangle + \sum_{i \neq j} \underbrace{\langle x_i, x_j \rangle}_{=0} \\ &= \sum_{i=1}^n \|x_i\|^2. \end{aligned}$$

**3.2 Orthogonal d'une partie.****Définition 25**

Soit  $X$  une partie de  $E$ . On appelle **orthogonal** de  $X$  et on note  $X^\perp$  l'ensemble des vecteurs orthogonaux à tous les éléments de  $X$ , c'est-à-dire

$$X^\perp = \{y \in E : \quad \forall x \in X, \quad \langle x, y \rangle = 0\}.$$

**Exemple 26: Conséquences immédiates de la définition.**

- Si  $X$  et  $Y$  sont deux parties de  $E$ ,
1.  $X \subset Y \implies Y^\perp \subset X^\perp$ .
  2.  $X \subset (X^\perp)^\perp$

**Solution :**

1. Supposons  $X \subset Y$  et  $z \in Y^\perp$ , alors pour  $x \in X$ ,  $\langle x, z \rangle = 0$  car  $x \in X \subset Y$  et  $z \in Y^\perp$ . Donc  $z \in X^\perp$ .
2. Soit  $x \in X$ , pour  $y \in X^\perp$ ,  $\langle x, y \rangle = 0$  donc  $x \in (X^\perp)^\perp$ .

**Exemple 27: Se ramener à un sous-espace vectoriel.**

$$\forall X \in \mathcal{P}(E), \quad X^\perp = (\text{Vect}(X))^\perp$$

**Solution :**

Soit  $X \in \mathcal{P}(E)$ .  
On a  $X \subset \text{Vect}(X)$ , par décroissance de l'orthogonal, on a  $(\text{Vect}(X))^\perp \subset X^\perp$ .  
Soit  $y \in X^\perp$ , et  $x \in \text{Vect}(X) : \exists n \in \mathbb{N}^* \exists (x_1, \dots, x_n) \in X^n \exists (\lambda_1, \dots, \lambda_n) \in \mathbb{R}^n \mid x = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i$ .  
Alors  $\langle x, y \rangle = \sum_{i=1}^n \lambda_i \langle x_i, y \rangle = 0$  car  $y \in X^\perp$ . Donc  $y \in (\text{Vect}(X))^\perp$ .

**Proposition 28**

Si  $X$  est une partie de  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$ , alors  $X^\perp$  est un sous-espace vectoriel de  $E$ .  
Si  $F$  est un sous-espace vectoriel de  $E$ , alors  $F^\perp$  est un sous-espace vectoriel de  $E$  en somme directe avec  $F$ .

**Preuve :**

1. Avec la caractérisation :  
On a  $0_E \in X^\perp$ . En effet,  $0_E$  est orthogonal à tout vecteur (de  $X$ ).  
Soient  $(\lambda, \mu) \in \mathbb{R}^2$  et  $u, v \in (X^\perp)^2$ . Montrons que  $\lambda u + \mu v \in X^\perp$ .  
Pour  $x \in X$ , on a  $\langle \lambda u + \mu v, x \rangle = \lambda \langle u, x \rangle + \mu \langle v, x \rangle = \lambda \cdot 0 + \mu \cdot 0 = 0$ . Donc  $\lambda u + \mu v \in X^\perp$ .
1. Autre preuve :  
On a  $X^\perp = \{y \in E \mid \forall x \in X, \langle x, y \rangle = 0\}$ . On pose  $\varphi_x : y \mapsto \langle y, x \rangle$  pour  $x \in X$  donné.  
Alors  $X^\perp = \{y \in E \mid \forall x \in X, \varphi_x(y) = 0\} = \{y \in E \mid \forall x \in X, y \in \text{Ker}(\varphi_x)\} = \bigcap_{x \in X} \text{Ker}(\varphi_x)$ .  
C'est un sev comme intersection de sev puisque  $\varphi_x$  est une forme linéaire non nulle si  $x \neq 0$ .  
Si  $x = 0_E$ ,  $\text{Ker} \varphi_x$  est un hyperplan et  $\text{Ker} \varphi_0 = E$ .
2. Soit  $F$  un sev de  $E$ .  
Soit  $x \in X \cap X^\perp$ , alors  $\langle x, x \rangle = 0$  donc  $x = 0_E$ .

**Exemple 29: Reconnaître un «vecteur normal» à un hyperplan.**

- Soit  $(a, b, c) \neq (0, 0, 0)$ . On considère le plan :

$$F = \{(x, y, z) \in \mathbb{R}^3 \mid ax + by + cz = 0\}.$$

Écrire  $F$  sous la forme  $\text{Vect}(u)^\perp$  où  $u$  est un vecteur de  $\mathbb{R}^3$  à expliciter.  
Sait-on prouver que  $F^\perp = \text{Vect}(u)$ ?

- On considère le sev :

$$G = \{M \in M_n(\mathbb{R}) \mid \text{Tr}(M) = 0\}.$$

Écrire  $G$  sous la forme  $\text{Vect}(U)^\perp$  où  $U$  est une matrice de  $M_n(\mathbb{R})$  à expliciter.  
Sait-on prouver que  $G^\perp = \text{Vect}(U)$ .

**Solution :**

On a :

$$F = \{\vec{u} \in \mathbb{R}^3 \mid \langle (a, b, c), \vec{u} \rangle = 0\} = \text{Vect}(a, b, c)^\perp.$$

On a :

$$G = \{M \in M_n(\mathbb{R}) \mid \text{Tr}(I_n^\perp M) = 0\} = \{M \in M_n(\mathbb{R}) \mid \langle I_n, M \rangle = 0\} = \text{Vect}(I_n)^\perp$$

**3.3 Bases orthonormées d'un espace euclidien.**

**Théorème 30**

Dans un espace euclidien de dimension non nulle, il existe des bases orthonormées.

**Preuve :**

Par récurrence sur la dimension de l'espace :  
**Initialisation:** Soit  $E$  un espace euclidien de dimension 1.  
Soit  $x \in E \setminus \{0_E\}$ . Alors  $\left(\frac{x}{\|x\|}\right)$  est libre car non nul, c'est une base car  $\dim E = 1$ , orthonormée par construction.  
**Hérédité:** Soit  $n \in \mathbb{N}^*$  tel que le théorème soit vrai, soit  $E$  euclidien de dimension  $n + 1$ .  
Soit  $x \in E \setminus \{0_E\}$ ,  $H = \{y \in E \mid \langle y, x \rangle = 0\}$ , c'est un hyperplan de  $E$  comme noyau d'une forme linéaire.  
On munit  $H$  du produit scalaire induit par  $E$ , c'est donc un espace euclidien de dimension  $n$ .  
Par hypothèse, il a une b.o.n., qu'on complète par  $\frac{x}{\|x\|}$  pour obtenir une b.o.n. de  $E$ .  
En effet, elle est orthonormée car la base de  $H$  est orthonormée et  $\frac{x}{\|x\|}$  est de norme 1.  
C'est une base car elle est libre (orthogonaux deux-à-deux et avec  $\frac{x}{\|x\|} \in H^\perp$ ) et de cardinal  $n + 1$ .

**Conclusion:** Par récurrence, le théorème est vrai pour tout  $n \in \mathbb{N}^*$ .

### Proposition 31

Si  $E$  est de dimension finie et que  $(e_1, \dots, e_n)$  en est une base orthonormée, alors

$$\forall x \in E \quad x = \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle e_i.$$

**Preuve :**

Soit  $x \in E$ , il existe donc  $(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \in \mathbb{R}^n \mid x = \sum_{i=1}^n \lambda_i e_i$ .

Pour  $j \in \llbracket 1, n \rrbracket$  :

$$\langle x, e_j \rangle = \left\langle \sum_{i=1}^n \lambda_i e_i, e_j \right\rangle = \sum_{i=1}^n \lambda_i \langle e_i, e_j \rangle = \lambda_j.$$

### Corrolaire 32

Si  $E$  est de dimension finie et que  $(e_1, \dots, e_n)$  en est une base orthonormée, alors pour  $(x, y) \in E^2$  :

$$\langle x, y \rangle = \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle \langle y, e_i \rangle \quad \text{et} \quad \|x\|^2 = \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle^2$$

**Preuve :**

On a :

$$\begin{aligned} \langle x, y \rangle &= \left\langle \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle e_i, \sum_{j=1}^n \langle y, e_j \rangle e_j \right\rangle = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \langle x, e_i \rangle \langle y, e_j \rangle \langle e_i, e_j \rangle = \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle \langle y, e_i \rangle \\ \|x\|^2 &= \langle x, x \rangle = \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle^2 \end{aligned}$$

### Exemple 33

## 4 Projection orthogonale sur un sous-espace de dimension finie.

### 4.1 Projeté orthogonal.

#### Définition 34

Soit  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace préhilbertien et  $F$  un sev de dimension finie.

Alors  $F^\perp$  est un supplémentaire de  $F$  dans  $E$  :

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

La projection sur  $F$  parallèlement à  $F^\perp$  est notée ici  $p_F$  et appelé **projecteur orthogonal** de  $F$ .

$$\text{Si } (e_1, \dots, e_p) \text{ est une base orthonormée de } F, \text{ alors } p_F(x) = \sum_{i=1}^p \langle x, e_i \rangle e_i$$

**Preuve :**

Par analyse-synthèse, supposons que  $x$  se décompose sur  $F + F^\perp$ :  $\exists y, z \in F \times F^\perp \mid x = y + z$ .

$F$  est de dimension finie, il admet une b.o.n.  $(e_1, \dots, e_p)$ , et  $y = \sum_{i=1}^p \langle y, e_i \rangle e_i$ .

On sait que  $x - y \in F^\perp$  :  $\langle x - y, e_i \rangle = 0$  donc  $\langle x, e_i \rangle - \langle y, e_i \rangle = 0$  donc  $\langle x, e_i \rangle = \langle y, e_i \rangle$ .

Donc  $y = \sum_{i=1}^p \langle x, e_i \rangle e_i$ , évidemment,  $z = x - y$ .

On a bien l'unicité.

Synthèse : on pose  $y = \sum_{i=1}^p \langle x, e_i \rangle e_i$ ,  $z = x - y$ .

On a bien  $y \in F$  et  $y + z = x$ .

Montrons que  $x - y \in F^\perp$ . Soit  $f \in F$ ,  $f = \sum_{i=1}^p \langle f, e_i \rangle e_i$ .

$$\langle x - y, f \rangle = \left\langle x - y, \sum_{i=1}^p \langle f, e_i \rangle e_i \right\rangle = \sum_{i=1}^p \langle f, e_i \rangle (\langle x, e_i \rangle - \langle y, e_i \rangle) = 0.$$

Car  $\langle y, e_i \rangle$  est la coordonnée de  $y$  sur  $e_i$  :  $\langle x, e_i \rangle$  par définition.

Conclusion : tout  $x \in E$  se décompose de manière unique sur  $F + F^\perp$ .

### Corrolaire 35: Inégalité de Bessel.

Soit  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace préhilbertien et  $F$  un sous-espace vectoriel de dimension finie. Alors,

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

**Preuve :**

Soit  $x \in E$ , alors  $x = p_F(x) + (x - p_F(x))$ .



On a donc  $\|x\|^2 = \|p_F(x)\|^2 + \|x - p_F(x)\|^2$  et  $\|x\|^2 - \|p_F(x)\|^2 = \|x - p_F(x)\|^2 \geq 0$ .  
Par passage à la racine,  $\|p_F(x)\| \leq \|x\|$ .

#### Corrolaire 36

Soit  $E$  un espace euclidien et  $F$  un sev de  $E$ . Alors

$$\dim(F^\perp) = \dim(E) - \dim(F).$$

**Preuve :**

On sait que  $E = F \oplus F^\perp$  car  $F$  de dimension finie.

Donc  $\dim(E) = \dim(F) + \dim(F^\perp)$  donc  $\dim(F^\perp) = \dim(E) - \dim(F)$ .

#### Proposition 37: La question du bi-orthogonal (Hors-programme).

Soit  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace préhilbertien et  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$  tel que  $F \oplus F^\perp = E$ .

On a

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

Le projecteur orthogonal sur  $F^\perp$  est le projecteur sur  $F^\perp$  parallèlement à  $F$ , de sorte que

$$\forall x \in E, X = p_F(x) + p_{F^\perp}(x).$$

Tout ceci est vrai en particulier lorsque  $F$  est de dimension finie, et donc dans le cas où  $E$  est euclidien.

**Preuve :**

On a déjà prouvé que  $F \subset (F^\perp)^\perp$ .

Montrons l'inclusion réciproque sous l'hypothèse  $E = F \oplus F^\perp$ .

Soit  $x \in (F^\perp)^\perp$ .  $\exists!(x_F, x_{F^\perp}) \in F \times F^\perp \mid x = x_F + x_{F^\perp}$ .

D'une part  $\langle x, x_{F^\perp} \rangle = 0$  car  $x \in (F^\perp)^\perp$  et  $x_{F^\perp} \in F^\perp$ .

D'autre part,  $\langle x, x_{F^\perp} \rangle = \langle x_F + x_{F^\perp}, x_{F^\perp} \rangle = \langle x_F, x_{F^\perp} \rangle + \langle x_{F^\perp}, x_{F^\perp} \rangle = \|x_{F^\perp}\|^2$ .

On obtient  $\|x_{F^\perp}\|^2 = 0$  donc  $x_{F^\perp} = 0_E$  donc  $x = x_F \in F$ .

On a bien  $(F^\perp)^\perp \subset F$ , par double inclusion,  $(F^\perp)^\perp = F$ .

## 4.2 Distance à un sous-espace de dimension finie.

#### Définition 38

Soit  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace préhilbertien,  $F$  un sous-espace de  $E$  et  $x \in E$  un vecteur.

On appelle **distance** de  $x$  à  $F$ , que l'on pourra noter  $d(x, F)$  le réel positif

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

**Remarque:** La borne a un sens car  $\{\|x - y\|, y \in F\}$  est non vide  $\|x - 0_F\|$  et minoré par 0.

#### Proposition 39

Soit  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace préhilbertien. Soit  $F$  un sous-espace de dimension finie. On a

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

La distance au sous-espace est donc atteinte :  $\|x - p_F(x)\| = \min_{y \in F} \|x - y\|$ , et le projeté orthogonal  $p_F(x)$  est l'unique vecteur de  $F$  qui réalise le minimum.

**Preuve :**

Notons  $y_0 = p_F(x)$  (existe car  $F$  est de dimension finie) et considérons  $y \in F$ . Puisque  $x - y_0$  appartient à  $F^\perp$  et que  $y - y_0$  appartient à  $F$ , le théorème de Pythagore donne

$$\|x - y\|^2 = \|x - y_0 + y_0 - y\|^2 = \|x - y_0\|^2 + \|y_0 - y\|^2 \geq \|x - y_0\|^2.$$

Avec égalité ssi  $\|y_0 - y\| = 0$ .

On a donc bien prouvé que  $\|x - y\| \geq \|x - y_0\|$  avec égalité ssi  $y = y_0$ .

#### Corrolaire 40: Distance à un sous-espace, dans un espace de dimension finie.

Soit  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace euclidien et  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$ .

Pour tout vecteur  $x$  de  $E$ , on a

$$d(x, F) = \|p_{F^\perp}(x)\|.$$

**Preuve :**

Pour  $x \in E$ ,  $d(x, F) = \|x - p_F(x)\| = \|p_{F^\perp}(x)\|$ .

4.3 Construction de b.o.n. : algorithme d’orthonormalisation de Gram-Schmidt.

Exemple 41: Comprendre d’abord pour deux vecteurs.

On orthonormalise une famille libre  $(u_1, u_2)$ , en illustrant.

Solution :

On pose  $e_1 := \frac{u_1}{\|u_1\|}$  a un sens car  $u_1 \neq 0$  (famille libre).

Notons  $F = \text{Vect}(u_1)$ , alors  $e_2 := \frac{u_2 - p_F(u_2)}{\|u_2 - p_F(u_2)\|}$ .

Proposition 42: Algorithme d’orthonormalisation de Gram-Schmidt.

Soit  $E$  un espace préhilbertien. Soit  $(u_1, \dots, u_n)$  une famille libre de vecteurs de  $E$  ( $n \geq 2$ ). Il est possible de définir des vecteurs  $e_1, \dots, e_n$  tels que

$$\forall k \in \llbracket 1, n \rrbracket, (e_1, \dots, e_k) \text{ est une b.o.n de } \text{Vect}(u_1, \dots, u_k) := F_k.$$

Le procédé de construction est le suivant : on commence par poser

$$e_1 := \frac{u_1}{\|u_1\|}.$$

Pour  $k \in \llbracket 1, n-1 \rrbracket$ , si  $e_1, \dots, e_k$  sont construits, on pose  $e_{k+1} = \frac{v_{k+1}}{\|v_{k+1}\|}$ , où

$$v_{k+1} := u_{k+1} - p_{F_k}(u_{k+1}) = u_{k+1} - \sum_{i=1}^k \langle u_{k+1}, e_i \rangle e_i.$$

Le procédé mis en oeuvre pour passer de  $(u_1, \dots, u_n)$  à  $(e_1, \dots, e_n)$  est appelé **algorithme d’orthonormalisation de Gram-Schmidt** et on dit que l’on a orthonormalisé la famille  $(u_1, \dots, u_n)$

Preuve :

Pour  $k = 1$ , on a déjà  $e_1 = \frac{u_1}{\|u_1\|}$  bien défini et  $\text{Vect}(e_1) = \text{Vect}(u_1)$ .

Soit  $k \geq 1$ , supposons  $e_1, \dots, e_k$  bien construits.

Alors par définition :  $v_{k+1} = u_{k+1} - p_{F_k}(u_{k+1})$  avec  $F_k = \text{Vect}(u_1, \dots, u_k)$ .

Par définition du projeté orthogonal,  $v_{k+1} \in F_k^\perp$ . En particulier,  $\forall i \in \llbracket 1, k \rrbracket \langle v_{k+1}, e_i \rangle = 0$ .

Supposons que  $v_{k+1} = 0$ , alors  $u_{k+1} = p_{F_k}(u_{k+1}) \in \text{Vect}(u_1, \dots, u_k)$ , absurde car famille libre.

On a bien  $v_{k+1} \neq 0$ , on pose  $e_{k+1} = \frac{v_{k+1}}{\|v_{k+1}\|}$ .

On sait déjà que  $(e_1, \dots, e_k)$  est orthonormée.

De plus,  $\|e_{k+1}\| = 1$  et pour  $i \in \llbracket 1, k \rrbracket$ ,  $\langle e_{k+1}, e_i \rangle = \langle \frac{v_{k+1}}{\|v_{k+1}\|}, 0 \rangle = 0$ .

C’est bien orthonormé.

Alors  $(e_1, \dots, e_{k+1})$  est libre, or  $F_{k+1} = \text{Vect}(u_1, \dots, u_{k+1})$  donc  $\dim F_{k+1} = k+1$ , c’est une b.o.n.

Exemple 43

Orthonormaliser la famille  $(u_1, u_2, u_3)$  où  $u_1 = (2, -1, 1)$ ,  $u_2 = (-1, 1, 1)$ ,  $u_3 = (1, 1, 1)$ .

Solution : l’algorithme donne  $(e_1, e_2, e_3)$  tels que :

$$e_1 = \frac{1}{\sqrt{6}}(2, -1, 1), \quad e_2 = \frac{1}{\sqrt{21}}(-1, 2, 4), \quad e_3 = \frac{1}{\sqrt{14}}(2, 3, -1).$$

Exemple 44: Matrice de passage.

Soit  $(u_1, \dots, u_n)$  une base d’un espace euclidien et  $(e_1, \dots, e_n)$  la b.o.n. obtenue en appliquant l’algorithme de Gram-Schmidt. Expliquer pourquoi la matrice de passage de la première à la seconde est triangulaire supérieure.

Solution :

Avec  $e_k \in \text{Vect}(u_1, \dots, u_k)$ .

$$P_{B,B'} = \begin{pmatrix} \dots & a_{1,k} & \dots \\ \dots & \vdots & \dots \\ \dots & a_{k,k} & \dots \\ \dots & 0 & \dots \\ \dots & \vdots & \dots \\ \dots & 0 & \dots \end{pmatrix}$$

Proposition 45: Théorème de la b.o.n. incomplète.

Dans un espace euclidien, toute famille orthonormée peut être complétée en une b.o.n.

4.4    **Projeté orthogonal et calcul de distance : la pratique.**

**Méthode : Projeter un vecteur sur  $F$  avec une b.o.n.**

Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de dimension finie d'un espace préhilbertien  $E$  et  $x \in E$ .  
Pour calculer  $p_F(x)$ , projeté orthogonal de  $x$  sur  $F$ , on peut

1. Se donner une b.o.n.  $(e_1, \dots, e_p)$  de  $F$ .
2. Utiliser la formule  $p_F(x) = \sum_{i=1}^p \langle x, e_i \rangle e_i$ .

**Méthode : Projeter un vecteur sur  $F$  lorsqu'on a une base quelconque de  $F$ .**

Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de dimension finie d'un espace préhilbertien  $E$  et  $x \in E$ .  
Pour calculer  $p_F(x)$ , projeté orthogonal de  $x$  sur  $F$ , on peut

1. Se donner une base  $(u_1, \dots, u_p)$  de  $F$ .
2. Introduire  $(\lambda_1, \dots, \lambda_p)$ ,  $p$ -uplet des coordonnées de  $p_F(x)$  sur  $(u_1, \dots, u_p)$ .
3. Écrire le système des  $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket \quad \langle x - p_F(x), u_i \rangle = 0$ .
4. Résoudre le système linéaire.

**Exemple 46: Distance à un hyperplan en dimension finie.**

Soit  $u$  un vecteur non nul d'un espace euclidien  $E$  et  $x$  un vecteur de  $E$ .

1. Justifier que  $\text{Vect}(u)^\perp$  est un hyperplan. Quel nom peut-on donner à  $u$  ?
2. Notons  $H = \text{Vect}(u)^\perp$  et  $D = \text{Vect}(u)$ .  
Lequel de  $p_H(x)$  ou de  $p_D(x)$  est le plus facile à calculer en premier ?
3. Justifier que la distance de  $x$  à  $H$  est  $d(x, H) = \frac{|\langle x, u \rangle|}{\|u\|}$ .
4. Application : montrer que la distance d'un vecteur  $x = (x_0, y_0, z_0) \in \mathbb{R}^3$  à un plan vectoriel  $P$  d'équation  $ax + by + cz = 0$  ( $a, b, c \neq (0, 0, 0)$ ) vaut

$$d(x, P) = \frac{|ax_0 + by_0 + cz_0|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}.$$

**Solution :**

1.  $\text{Vect}(u)$  est une droite car  $u \neq 0$ ,  $\text{Vect}(u)^\perp$  est un supplémentaire de  $\text{Vect}(u)$  car de dimension finie, c'est un hyperplan.  
2.  $p_D(x)$  est plus facile à calculer en premier car  $D$  est de dimension 1.  
3. On a  $d(x, H) = \|x - p_H(x)\| = \|p_D(x)\|$ .  
Une b.o.n. de  $D$  est  $(\frac{u}{\|u\|})$ . Alors  $p_D(x) = \langle x, \frac{u}{\|u\|} \rangle \frac{u}{\|u\|} = \frac{\langle x, u \rangle}{\|u\|^2} u$ .  
Finalement,  $d(x, H) = \|p_D(x)\| = \frac{|\langle x, u \rangle|}{\|u\|}$ .  
4. On a  $P = \{x \in \mathbb{R}^3 \mid \langle x, (a, b, c) \rangle = 0\} = \text{Vect}(a, b, c)^\perp$ .  
 $P$  est un hyperplan de  $\mathbb{R}^3$ . On a  $d(x, P) = \frac{|\langle x, (a, b, c) \rangle|}{\|(a, b, c)\|} = \frac{ax_0 + by_0 + cz_0}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}$ .

**Exemple 47**

Calculer le nombre

$$\inf_{(a,b) \in \mathbb{R}^2} \int_0^1 (e^x - ax - b)^2 dx$$

**Solution :**

Pour  $(a, b) \in \mathbb{R}^2$ , on note  $f_{a,b} : x \mapsto ax + b$ .

$$\int_0^1 (e^x - ax + b)^2 dx = \int_0^1 (\exp - f_{a,b})^2 = \|\exp - f_{a,b}\|^2.$$

C'est la norme associée au produit scalaire intégral sur  $\mathcal{C}([0, 1])$  (5).  
Il s'agit donc de calculer  $d(\exp, F)$  où  $F = \{f_{a,b} : x \mapsto ax + b, (a, b) \in \mathbb{R}^2\}$ .  
On a  $F = \text{Vect}(\text{id}_{\mathbb{R}}, \mathbb{1})$ , c'est un plan de base  $(\text{id}, \mathbb{1})$ .  
Soient  $\lambda, \mu \in \mathbb{R} \mid p_F(\exp) = \lambda \text{id} + \mu \mathbb{1}$ . On pose le système :

$$\begin{cases} \langle \exp - p_F(\exp), \text{id} \rangle &= 0 \\ \langle \exp - p_F(\exp), \mathbb{1} \rangle &= 0 \end{cases}$$

D'une part,  $\langle \exp - p_F(\exp), \text{id} \rangle = \int_0^1 x e^x dx - \lambda \int_0^1 x^2 dx - \mu \int_0^1 x dx = I - \frac{\lambda}{3} - \frac{\mu}{2}$  où  $I = \int_0^1 x e^x dx$ .  
D'autre part,  $\langle \exp - p_F(\exp), \mathbb{1} \rangle = J - \frac{\lambda}{2} - \mu$ .

$$\begin{cases} \frac{1}{3}\lambda + \frac{1}{2}\mu = I \\ \frac{1}{2}\lambda + \mu = J \end{cases} \iff \begin{cases} 2\lambda + 3\mu = 6I \\ 3\lambda + 6\mu = 6J \end{cases} \iff \begin{cases} \lambda = 12I - 6J \\ \mu = 4J - 6I \end{cases}$$

Reste à calculer  $I, J$  et  $\int_0^1 (\exp - \lambda \text{id} - \mu)^2$ .

5 Exercices.

Exercice 1: 37.6

Montrer que pour tout  $(x_1, ..., x_n) \in \mathbb{R}^n$ ,  $(\sum_{i=1}^n x_i)^2 \leq n \sum_{i=1}^n x_i^2$ .  
Pour quels  $n$ -uplets a-t-on égalité ?

**Solution :**

Soit  $x = (x_1, ..., x_n) \in \mathbb{R}^n$  et  $y = (1, ..., 1)$ . On applique Cauchy-Schwarz pour le produit scalaire canonique :

$$\left(\sum_{i=1}^n x_i \cdot 1\right)^2 \leq \left(\sum_{i=1}^n x_i^2\right) \left(\sum_{i=1}^n 1^2\right)$$

ça marche.

On a égalité ssi  $(x, y)$  est liée ssi  $y = 0$  ou  $\exists \lambda \in \mathbb{R} \mid x = \lambda y$  ssi les  $x_i$  sont égaux.

Exercice 2: 37.7

Soient  $x_1, ..., x_n \in \mathbb{R}_+^*$  tels que  $\sum_{i=1}^n x_i = 1$ . Montrer que  $\sum_{i=1}^n \frac{1}{x_i} \geq n^2$ . Étudier l'égalité.

**Solution :**

On a  $\sum_{i=1}^n \frac{1}{x_i} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{\sqrt{x_i}}\right)^2 = \|u\|^2$  où  $u := (\frac{1}{\sqrt{x_1}}, ..., \frac{1}{\sqrt{x_n}})$ .

Posons  $v := (\sqrt{x_1}, ..., \sqrt{x_n})$  de norme  $\|v\|^2 = \sum_{i=1}^n (\sqrt{x_i})^2 = 1$  par hypothèse.

Donc  $\langle u, v \rangle = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{x_i}} \sqrt{x_i} = n$ .

Donc  $(\langle u, v \rangle)^2 \leq \|u\|^2 \|v\|$  donc  $n^2 \leq \sum_{i=1}^n \frac{1}{x_i}$  d'après Cauchy-Schwarz.

**Cas d'égalité:** ssi  $(x, y)$  est liée, ssi  $\exists \alpha \in \mathbb{R} \mid y = \alpha x$ .

Avec la condition  $\sum_{i=1}^n x_i = 1$ , on trouvera un unique vecteur pour le cas d'égalité :  $(\frac{1}{n}, ..., \frac{1}{n})$ .