

# 1 Généralités

## 1.1 Produit scalaire

[Produit scalaire] On appelle **produit scalaire** sur  $E$  toute forme bilinéaire symétrique définie positive, c'est-à-dire toute application  $\phi : E \times E \rightarrow \mathbb{R}$  telle que :

- $\phi$  est bilinéaire : pour tous  $x_1, x_2, y_1, y_2 \in E$  et  $\lambda \in \mathbb{R}$ ,

$$\phi(\lambda x_1 + x_2, y_1) = \lambda \phi(x_1, y_1) + \phi(x_2, y_1)$$

$$\phi(x_1, \lambda y_1 + y_2) = \lambda \phi(x_1, y_1) + \phi(x_1, y_2)$$

- $\phi$  est symétrique : pour tous  $x, y \in E$ ,  $\phi(x, y) = \phi(y, x)$ .
- $\phi$  est définie positive : pour tout  $x \in E$ ,  $\phi(x, x) \geq 0$  et  $\phi(x, x) = 0$  si et seulement si  $x = 0_E$ .

On note généralement le produit scalaire  $\langle \cdot | \cdot \rangle$ ,  $(\cdot | \cdot)$  ou  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ .

[Espaces préhilbertiens réels]

- On appelle **espace préhilbertien réel** tout  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel muni d'un produit scalaire. Notation usuelle :  $(E, \langle \cdot | \cdot \rangle)$ .
- Un espace préhilbertien réel de dimension finie est appelé **espace euclidien**.

## 1.2 Exemples fondamentaux

[ $\mathbb{R}^n$  muni de son produit scalaire canonique] Le produit scalaire canonique est défini par :

$$\forall X, Y \in \mathbb{R}^n, \langle X | Y \rangle = X^\top Y = \sum_{i=1}^n x_i y_i$$

en notant  $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$  et  $Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$ .

[ $E = \mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$ ] Muni de  $(f, g) \mapsto \int_a^b f(t)g(t)dt$ .

[ $E = \mathbb{R}[X]$ ] Muni de  $(P, Q) \mapsto \int_0^1 P(t)Q(t)dt$ .

[ $E = \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ ] Muni de  $(A, B) \mapsto \text{Tr}(A^\top B)$ .

## 1.3 Norme euclidienne

[Norme euclidienne] Pour tout vecteur  $x$  de l'espace préhilbertien réel  $E$ ,  $\langle x | x \rangle > 0$ . On pose alors :

- $\|x\| = \sqrt{\langle x | x \rangle}$  pour tout  $x \in E$  (norme euclidienne)
- $d(x, y) = \|x - y\|$  pour tous  $x, y \in E$  (distance)

Si  $x \neq 0_E$ ,  $\frac{x}{\|x\|}$  est de norme 1, il est dit unitaire.

[Identités remarquables] Soit  $(E, \langle \cdot | \cdot \rangle)$  un espace préhilbertien réel. Pour tous  $x, y \in E$ ,

1.  $\|x + y\|^2 = \|x\|^2 + \|y\|^2 + 2\langle x | y \rangle$
2.  $\|x - y\|^2 = \|x\|^2 + \|y\|^2 - 2\langle x | y \rangle$

3. Identité du parallélogramme :  $\|x + y\|^2 + \|x - y\|^2 = 2\|x\|^2 + 2\|y\|^2$

4. Identité de polarisation :  $\langle x|y \rangle = \frac{1}{4}(\|x + y\|^2 - \|x - y\|^2)$

[Inégalité de Cauchy-Schwarz] Soit  $(E, \langle \cdot | \cdot \rangle)$  un espace préhilbertien réel. Alors,

$$\forall x, y \in E, |\langle x|y \rangle| \leq \|x\| \cdot \|y\|$$

Il y a égalité si et seulement si  $x$  et  $y$  sont colinéaires.

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

— Si  $x = 0_E$ , le résultat est immédiat. Supposons  $x \neq 0_E$ .

—  $\langle \lambda x + y | \lambda x + y \rangle \geq 0$  et  $\langle \lambda x + y | \lambda x + y \rangle = \lambda^2 \langle x|x \rangle + 2\lambda \langle x|y \rangle + \langle y|y \rangle$ .

C'est un trinôme en  $\lambda$  de signe constant donc  $\Delta \leq 0$  :

$$\Delta = (2\langle x|y \rangle)^2 - 4\langle x|x \rangle \langle y|y \rangle \leq 0$$

D'où  $|\langle x|y \rangle| \leq \sqrt{\langle x|x \rangle} \sqrt{\langle y|y \rangle} = \|x\| \cdot \|y\|$ .

Cas d'égalité :  $\Delta = 0$  donc il existe  $\lambda_0$  tel que  $\lambda_0 x + y = 0_E$ .

[Norme] L'application  $\| \cdot \|$  est une norme sur  $E$ .

## 2 Orthogonalité

### 2.1 Vecteurs orthogonaux

[Vecteurs orthogonaux] Deux vecteurs  $x$  et  $y$  de  $E$  sont dits **orthogonaux** si  $\langle x|y \rangle = 0$ .

[Pythagore] Soient  $x, y \in E$ .  $\|x + y\|^2 = \|x\|^2 + \|y\|^2 \iff \langle x|y \rangle = 0$ .

Le vecteur nul est le seul vecteur orthogonal à tous les autres.

### 2.2 Familles orthogonales et orthonormales

[Familles orthogonales et orthonormales]

— Une famille  $(e_i)_{i \in I}$  est dite **orthogonale** si :

$$\forall (i, j) \in I^2, i \neq j \implies \langle e_i | e_j \rangle = 0$$

— Elle est dite **orthonormale** si de plus :  $\forall i \in I, \|e_i\| = 1$ .

[Pythagore généralisé] Soit  $(e_1, \dots, e_n)$  une famille orthogonale de vecteurs de  $E$ . Alors,

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

Une famille orthogonale constituée de vecteurs non nuls est libre. En particulier, toute famille orthonormale est libre.

[Décomposition dans une base orthonormée] Soient  $E$  un espace euclidien de dimension  $n \in \mathbb{N}^*$  et  $(e_1, \dots, e_n)$  une base orthonormée de  $E$ . Alors,

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

## 2.3 Procédé d'orthonormalisation de Gram-Schmidt

[Gram-Schmidt] Soit  $(u_1, \dots, u_p)$  une famille libre de vecteurs de  $E$ . Il existe une unique famille orthonormée  $(e_1, \dots, e_p)$  telle que :

1.  $\forall k \in \{1, \dots, p\}, \text{Vect}(e_1, \dots, e_k) = \text{Vect}(u_1, \dots, u_k)$
2.  $\forall k \in \{1, \dots, p\}, \langle u_k, e_k \rangle > 0$

**Algorithme :**

1. Initialisation :  $e_1 = \frac{u_1}{\|u_1\|}$
2. Pour  $k$  de 2 à  $p$  :

$$e'_k = u_k - \sum_{i=1}^{k-1} \langle u_k, e_i \rangle e_i$$

$$e_k = \frac{e'_k}{\|e'_k\|}$$

[Orthonormalisation dans  $\mathbb{R}^3$ ] Soit  $\mathcal{B} = (u_1, u_2, u_3)$  avec  $u_1 = (1, 1, 0)$ ,  $u_2 = (1, 0, 1)$ ,  $u_3 = (0, 1, 1)$ .

**Étape 1 :**  $\|u_1\| = \sqrt{1^2 + 1^2 + 0^2} = \sqrt{2}$   
 $e_1 = \frac{u_1}{\|u_1\|} = \frac{1}{\sqrt{2}}(1, 1, 0)$

**Étape 2 :**  $\langle u_2, e_1 \rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(1 \times 1 + 0 \times 1 + 1 \times 0) = \frac{1}{\sqrt{2}}$   
 $e'_2 = u_2 - \langle u_2, e_1 \rangle e_1 = (1, 0, 1) - \frac{1}{2}(1, 1, 0) = (\frac{1}{2}, -\frac{1}{2}, 1)$

$\|e'_2\| = \sqrt{(\frac{1}{2})^2 + (-\frac{1}{2})^2 + 1^2} = \sqrt{\frac{6}{4}} = \frac{\sqrt{6}}{2}$   
 $e_2 = \frac{2}{\sqrt{6}}(\frac{1}{2}, -\frac{1}{2}, 1) = \frac{1}{\sqrt{6}}(1, -1, 2)$

**Étape 3 :**  $\langle u_3, e_1 \rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}, \langle u_3, e_2 \rangle = \frac{1}{\sqrt{6}}(0 - 1 + 2) = \frac{1}{\sqrt{6}}$   
 $e'_3 = u_3 - \frac{1}{\sqrt{2}}e_1 - \frac{1}{\sqrt{6}}e_2 = (0, 1, 1) - \frac{1}{2}(1, 1, 0) - \frac{1}{6}(1, -1, 2) = (-\frac{2}{3}, \frac{2}{3}, \frac{2}{3})$

$\|e'_3\| = \frac{2}{3}\sqrt{3}$   
 $e_3 = \frac{3}{2\sqrt{3}}(-\frac{2}{3}, \frac{2}{3}, \frac{2}{3}) = \frac{1}{\sqrt{3}}(-1, 1, 1)$

La base orthonormée obtenue est donc :

$$\left( \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 2 \end{pmatrix}, \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \right)$$

## 2.4 Orthogonal d'un sous-espace vectoriel

[Orthogonal] Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$ . On appelle **orthogonal** de  $F$  l'ensemble :

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

Soient  $F$  et  $G$  deux sous-espaces vectoriels de  $E$ .

- $F^\perp$  est un sous-espace vectoriel de  $E$
- Si  $F \subset G$ , alors  $G^\perp \subset F^\perp$
- $F \subset (F^\perp)^\perp$

Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de dimension finie de  $E$ . Alors,  $E = F \oplus F^\perp$ .

## 2.5 Projection orthogonale et distance

[Projecteur orthogonal] Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$  de dimension finie. On appelle **projection orthogonale** sur  $F$  la projection sur  $F$  parallèlement à  $F^\perp$ .

En notant  $p$  la projection orthogonale sur  $F$ , sous-espace vectoriel de  $E$  de dimension finie  $n$ ,

- Si  $x \in E$ ,  $p(x)$  est caractérisé par :  $p(x) \in F$  et  $x - p(x) \in F^\perp$
- Si  $(e_1, \dots, e_n)$  est une base orthonormale de  $F$ , alors :

$$p(x) = \sum_{i=1}^n \langle x | e_i \rangle e_i$$

[Distance] Soient  $x \in E$  et  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$  de dimension finie. On appelle **distance** de  $x$  à  $F$  le réel :

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

Soient  $x \in E$  et  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$  de dimension finie. Alors :

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

où  $p$  est la projection orthogonale sur  $F$ .

## 3 Suites totales (pour votre culture)

[Suite totale] On dit qu'une suite de vecteurs  $(e_i)_{i \in \mathbb{N}}$  de  $E$  est **totale** si pour tout  $x \in E$ ,

$$\forall \epsilon > 0, \exists y \in \text{Vect}(e_i), \|x - y\| < \epsilon$$

Soient  $(e_i)_{i \in \mathbb{N}}$  une suite orthonormale totale d'éléments de  $E$  et pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ,  $p_n$  le projecteur orthogonal sur  $\text{Vect}(e_0, \dots, e_n)$ . Alors, pour tout  $x$  de  $E$ ,  $(p_n(x))_{n \in \mathbb{N}}$  converge vers  $x$ .

[Égalité de Parseval] Si  $(e_i)_{i \in \mathbb{N}}$  est une suite orthonormale totale d'éléments de  $E$ , alors pour tout  $x \in E$  :

$$\|x\|^2 = \sum_{i=0}^{+\infty} \langle x | e_i \rangle^2$$

## 4 Méthode des moindres carrés

### 4.1 Principe général

On dispose de  $n$  points  $(x_i, y_i)_{1 \leq i \leq n}$  et on cherche à trouver la droite  $y = ax + b$  qui minimise la somme des carrés des écarts :

$$\min_{(a,b) \in \mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^n (y_i - ax_i - b)^2$$

## 4.2 Formulation géométrique

Dans  $\mathbb{R}^n$ , on pose :

- $Y = (y_1, \dots, y_n)^T$  (vecteur des observations)
- $X = (x_1, \dots, x_n)^T$  (vecteur des variables explicatives)
- $U = (1, \dots, 1)^T$  (vecteur constant)

Le problème revient à trouver la projection orthogonale de  $Y$  sur  $\text{Vect}(X, U)$ .

## 4.3 Système normal

Les conditions d'orthogonalité donnent le système :

$$\begin{cases} \langle Y - aX - bU, X \rangle = 0 \\ \langle Y - aX - bU, U \rangle = 0 \end{cases}$$

Ce qui conduit à :

$$\begin{cases} a \sum x_i^2 + b \sum x_i = \sum x_i y_i \\ a \sum x_i + nb = \sum y_i \end{cases}$$

## 4.4 Exemple numérique

Soient les points :  $(1, 2)$ ,  $(2, 3)$ ,  $(3, 5)$ ,  $(4, 7)$ ,  $(5, 8)$ .

Calculons les coefficients :

$$\begin{aligned} \sum x_i &= 15, & \sum y_i &= 25, \\ \sum x_i^2 &= 55, & \sum x_i y_i &= 91 \end{aligned}$$

Le système devient :

$$\begin{cases} 55a + 15b = 91 \\ 15a + 5b = 25 \end{cases}$$

Solution :  $a = 1.5$ ,  $b = 0.5$ . La droite des moindres carrés est donc  $y = 1.5x + 0.5$ .

## 4.5 Matriciellement

Le problème peut se reformuler comme :

$$\min_{\beta \in \mathbb{R}^2} \|Y - M\beta\|^2$$

$$\text{où } M = \begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{pmatrix} \text{ et } \beta = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}.$$

La solution est donnée par :

$$\beta = (M^T M)^{-1} M^T Y$$

Ce qui généralise à des modèles polynomiaux ou multidimensionnels.