

---

# Notes de cours 11

## $\mathbb{R}^n$ Euclidien

---

### Table des matières

<b>1</b>	<b>Quelques problèmes de minimum</b>	<b>2</b>
1.1	L'espérance . . . . .	2
1.2	La covariance : moindres carrés . . . . .	2
1.3	La distance d'un point à une droite vectorielle . . . . .	3
1.4	La distance d'un point à un plan vectoriel . . . . .	5
1.5	Le lien entre les deux calculs . . . . .	7
<b>2</b>	<b>Distances et orthogonalité dans <math>\mathbb{R}^n</math></b>	<b>8</b>
<b>3</b>	<b>Familles orthogonales, Bases orthonormales</b>	<b>12</b>
3.1	Définitions . . . . .	12
3.2	Calcul de la norme et du produit scalaire dans une B.O.N . . . . .	14
3.3	Construction de bases orthonormées dans $\mathbb{R}^n$ . . . . .	14
3.4	Diagonalisation des matrices symétriques réelles. . . . .	15
<b>4</b>	<b>Projections orthogonales</b>	<b>15</b>
4.1	Distance à un ensemble . . . . .	15
4.2	Le cas de la projection sur une droite ou un hyperplan . . . . .	15
4.3	Projection orthogonale sur un sev $F$ de $\mathbb{R}^n$ . . . . .	17
<b>5</b>	<b>Retour aux statistiques</b>	<b>22</b>
5.1	Moyenne . . . . .	23
5.2	Droite des moindres carrés . . . . .	23
<b>6</b>	<b>Un exemple concret</b>	<b>24</b>
<b>7</b>	<b>Exercices Supplémentaires</b>	<b>26</b>

# 1 Quelques problèmes de minimum

## 1.1 L'espérance

**Théorème 1.** Soit  $X$  une v.a. réelle admettant une variance alors la fonction  $f$  définie par

$$\forall a \in \mathbb{R}, f(a) = \mathbb{E}((X - a)^2)$$

a pour minimum  $\mathbb{V}(X)$ . Ce minimum est atteint uniquement en  $a = \mathbb{E}(X)$ .

*Démonstration.* On a, pour  $a \in \mathbb{R}$ ,  $f(a) = a^2 - 2a \cdot \mathbb{E}(X) + \mathbb{E}(X^2)$ . Ce trinôme atteint son minimum en son unique point critique vérifiant  $f'(a) = 0$ , i.e.  $2(a - \mathbb{E}(X)) = 0$ , i.e.  $a = \mathbb{E}(X)$ . Le minimum vaut  $\mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))^2) = \mathbb{V}(X)$   $\square$

### Reformulation

Soit  $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ , soit  $N$  une v.a. uniformément distribuée sur  $\{1, \dots, n\}$  et soit  $X = x_N$ . On a

$$\mathbb{E}(X) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k, \quad \mathbb{V}(X) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k^2 - \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \right)^2,$$

La fonction  $f$  définie par

$$\forall a \in \mathbb{R}, f(a) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2$$

atteint son minimum uniquement en  $a = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k$ . Ce minimum vaut  $\mathbb{V}(X)$ .

## 1.2 La covariance : moindres carrés

**Théorème 2.** Soit  $X, Y$  deux v.a. réelles admettant une variance, centrées,  $X$  non constante alors la fonction  $f$  définie par

$$\forall a, b \in \mathbb{R}, f(a, b) = \mathbb{E}((Y - (aX + b))^2)$$

a pour minimum  $\frac{\mathbb{V}(X)\mathbb{V}(Y) - \text{Cov}(X, Y)^2}{\mathbb{V}(X)}$ . Ce minimum est atteint uniquement en  $(a_0, b_0) = \left( \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\mathbb{V}(X)}, 0 \right)$ .

*Démonstration.* Remarque : On suppose que  $X$  est non constante, car sinon,  $X = 0$  et on est ramené au cas précédent.

On a, pour  $a, b \in \mathbb{R}$ ,  $f(a, b) = \mathbb{V}(Y) + a^2\mathbb{V}(X) - 2a\text{Cov}(X, Y) + b^2$ .

Cette fonction de deux variables est de classe  $\mathcal{C}^1$  sur  $\mathbb{R}^2$  et un couple  $(a, b)$  est critique pour  $f$  ssi

$$\frac{\partial f}{\partial a}(a, b) = 0 \text{ et } \frac{\partial f}{\partial b}(a, b) = 0 \text{ i.e. } a = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\mathbb{V}(X)} = 0 \text{ et } b = 0$$

Ce couple  $(a_0, b_0) = \left( \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\mathbb{V}(X)}, 0 \right)$  minimise  $f$ .

En effet, si  $(a, b) \in \mathbb{R}^2$ , en utilisant la technique de la forme canonique,

$$f(a, b) = \mathbb{V}(Y) + b^2 + \mathbb{V}(X)(a - a_0)^2 - \mathbb{V}(X)a_0^2$$

et donc

$$f(a, b) - f(a_0, b_0) = b^2 + \mathbb{V}(X)(a - a_0)^2 \geq 0$$

$f$  atteint donc son minimum en son unique point critique  $(a_0, b_0)$  et ce minimum vaut  $\mathbb{V}(Y) - \frac{\text{Cov}(X, Y)^2}{\mathbb{V}(X)}$ .  $\square$

Après décentrage, on obtient que la variable  $Z$ , fonction affine de  $X$ , la plus proche de  $Y$  au sens des moindres carrés est donnée par

$$Z = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\mathbb{V}(X)}(X - \mathbb{E}(X)) + \mathbb{E}(Y)$$

Calculer  $Z$  de la sorte s'appelle effectuer la *régression linéaire* de  $Y$  sur  $X$ .

### Reformulation : droite des moindres carrés

Soit  $(x_1, \dots, x_n), (y_1, \dots, y_n) \in \mathbb{R}^n$ , soit  $N$  une v.a. uniformément distribuée sur  $\{1, \dots, n\}$  et soit  $X = x_N, Y = y_N$ . On a

$$\mathbb{E}(X) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k, \quad \mathbb{V}(X) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k^2 - \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \right)^2,$$

On a, de même,

$$\mathbb{E}(Y) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k, \quad \mathbb{V}(Y) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k^2 - \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k \right)^2,$$

On a, de même,

$$\text{Cov}(X, Y) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \cdot y_k - \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \right) \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k \right)$$

La fonction  $f$  définie par

$$\forall a, b \in \mathbb{R}, f(a, b) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_k - (a \cdot x_k + b))^2$$

atteint son minimum uniquement en  $(a_0, b_0) = \dots$

## 1.3 La distance d'un point à une droite vectorielle

### Distance dans $\mathbb{R}^3$

La distance euclidienne entre deux points  $A$  et  $B$  de  $\mathbb{R}^3$  est définie par

$$AB = d(A, B) = \left( (x_B - x_A)^2 + (y_B - y_A)^2 + (z_B - z_A)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

où  $(x_A, y_A, z_A)$ , resp.  $(x_B, y_B, z_B)$  sont les coordonnées de  $A$ , resp.  $B$ .

### Distance à une droite

Etant donné une droite vectorielle  $D \subset \mathbb{R}^3$ , un point  $A$  dans  $\mathbb{R}^3$ , on cherche le(s) point(s)  $M$  du plan  $D$  le(s) plus proche(s) de  $A$ . En posant  $M = (x, y, z)$ , cela revient à chercher le(s) minimant(s) de la fonction  $f$  définie par

$$f(x, y, z) = (x - x_A)^2 + (y - y_A)^2 + (z - z_A)^2$$

avec la contrainte  $(x, y, z) \in D$ .

La valeur du minimum sera appelée la distance de  $A$  à la droite  $D$ .

**Proposition 3.** *Le minimum de  $f(x, y, z)$  sous la contrainte  $(x, y, z) \in D$  est atteint en un unique point  $A' \in D$ . Le point  $A'$  est caractérisé par*

$$A' \in D \text{ et } \forall w \in D, w \text{ et } \vec{AA'} \text{ sont orthogonaux}$$

$A'$  s'appelle le projeté orthogonal de  $A$  sur  $D$ .

On a besoin, pour préciser l'énoncé et lisser le calcul, de définir les quantités et concept suivants :

1. Si  $u = (x_u, y_u, z_u) \in \mathbb{R}^3$ , la *norme* de  $u$  est définie par

$$\|u\| := (x_u^2 + y_u^2 + z_u^2)^{\frac{1}{2}}$$

2. Si  $u = (x_u, y_u, z_u), v = (x_v, y_v, z_v) \in \mathbb{R}^3$ , leur *produit scalaire* est défini par

$$\langle u, v \rangle = x_u \cdot x_v + y_u \cdot y_v + z_u \cdot z_v$$

3.  $u, v \in \mathbb{R}^3$  sont dits orthogonaux si  $\langle u, v \rangle = 0$ .

*Démonstration.* La difficulté est de passer d'un problème avec contrainte à un problème sans contrainte. On commence donc par décrire la droite  $D$ . Celle-ci est donnée par un vecteur directeur  $u \neq 0$  et on a

$$(x, y, z) \in D \Leftrightarrow \exists \lambda \in \mathbb{R}, (x, y, z) = \lambda \cdot u$$

Minimiser la fonction  $f$  définie par

$$f(x, y, z) = (x - x_A)^2 + (y - y_A)^2 + (z - z_A)^2$$

avec la contrainte  $(x, y, z) \in D$  revient donc à minimiser la fonction  $g$  définie par

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, g(\lambda) = (\lambda \cdot x_u - x_A)^2 + (\lambda \cdot y_u - y_A)^2 + (\lambda \cdot z_u - z_A)^2$$

La fonction  $g$  est un trinôme en  $\lambda$ , qui, après développement, se réécrit

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, g(\lambda) = \lambda^2 \cdot \|u\|^2 - 2\lambda \cdot \langle u, A \rangle + \|A\|^2$$

Le minimum est atteint en l'unique point critique de  $g$  déterminé par  $g'(\lambda_0) = 0$ , *i.e.*

$$\lambda_0 = \frac{\langle u, A \rangle}{\|u\|^2}$$

et on a

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, g(\lambda) = \|u\|^2 \cdot (\lambda - \lambda_0)^2 + \|A\|^2 - \frac{(\langle u, A \rangle)^2}{\|u\|^2}$$

En repassant à  $f$ , on obtient que le minimum de  $f(x, y, z)$  sous la contrainte  $(x, y, z) \in D$  est atteint uniquement en

$$A' = \lambda_0 \cdot u = \frac{\langle u, A \rangle}{\|u\|^2} \cdot u$$

et vaut

$$d(A, D)^2 = d(A, A')^2 = \|A\|^2 - \frac{(\langle u, A \rangle)^2}{\|u\|^2}$$

Il nous reste à vérifier que le seul point  $A'$  satisfaisant à la caractérisation donnée est le point  $A'$ .

1. Le point  $A'$  satisfait à la caractérisation : en effet,  $A' \in D$  par construction et, si  $w \in D$ ,  $w = \lambda.u$ , on vérifie assez aisément que

$$\langle w, \vec{AA'} \rangle = 0$$

2. Il n'y a qu'un point  $M$  (c'est donc  $A'$  !) satisfaisant à la caractérisation : si  $M \in D$ ,  $M = \lambda.u$  pour un certain  $\lambda \in \mathbb{R}$  et, comme on doit avoir

$$\langle u, \vec{AM} \rangle = 0$$

alors, forcément,

$$\lambda = \frac{\langle u, A \rangle}{\|u\|^2}$$

Tout ceci se dessine ! □

## 1.4 La distance d'un point à un plan vectoriel

### Distance à un plan

Etant donné un plan vectoriel  $P \subset \mathbb{R}^3$ , un point  $A$  dans  $\mathbb{R}^3$ , on cherche le(s) point(s)  $M$  du plan  $P$  le plus proche de  $A$ . En posant  $M = (x, y, z)$ , cela revient à chercher le(s) minimant(s) de la fonction  $f$  définie par

$$f(x, y, z) = (x - x_A)^2 + (y - y_A)^2 + (z - z_A)^2$$

avec la contrainte  $(x, y, z) \in P$ .

La valeur du minimum sera appelée la distance de  $A$  au plan  $P$ .

**Proposition 4.** *Le minimum de  $f(x, y, z)$  sous la contrainte  $(x, y, z) \in P$  est atteint en un unique point  $A' \in P$ . Le point  $A'$  est caractérisé par*

$$A' \in P \text{ et } \forall t \in P, t \text{ et } \vec{AA'} \text{ sont orthogonaux}$$

$A'$  s'appelle le projeté orthogonal de  $A$  sur  $P$ .

*Démonstration.* La difficulté est de passer d'un problème avec contrainte à un problème sans contrainte. On commence donc par décrire le plan  $P$ . Celui-ci est donné par une base  $(v, w)$  et on a

$$(x, y, z) \in P \Leftrightarrow \exists (\lambda, \mu) \in \mathbb{R}^2, (x, y, z) = \lambda.v + \mu.w$$

Minimiser la fonction  $f$  définie par

$$f(x, y, z) = (x - x_A)^2 + (y - y_A)^2 + (z - z_A)^2$$

avec la contrainte  $(x, y, z) \in P$  revient donc à minimiser la fonction  $g$  définie par

$$\forall (\lambda, \mu) \in \mathbb{R}^2, g(\lambda, \mu) = (\lambda.x_v + \mu.x_w - x_A)^2 + (\lambda.y_v + \mu.y_w - y_A)^2 + (\lambda.z_v + \mu.z_w - z_A)^2$$

Les points critiques de cette fonction sont déterminés par le système

$$\begin{cases} x_v.(\lambda.x_v + \mu.x_w - x_A) + y_v.(\lambda.y_v + \mu.y_w - y_A) + z_v.(\lambda.z_v + \mu.z_w - z_A) & = 0 \\ x_w.(\lambda.x_v + \mu.x_w - x_A) + y_w.(\lambda.y_v + \mu.y_w - y_A) + z_w.(\lambda.z_v + \mu.z_w - z_A) & = 0 \end{cases}$$

*i.e.* après simplification de notations

$$\begin{cases} \lambda.\|v\|^2 + \mu.\langle v, w \rangle & = \langle v, A \rangle \\ \lambda.\langle v, w \rangle + \mu.\|w\|^2 & = \langle w, A \rangle \end{cases}$$

Le déterminant de ce système est  $\Delta = \|v\|^2.\|w\|^2 - \langle v, w \rangle^2$  et une ligne (difficile) de raisonnement est la suivante

1. Comme  $v, w$  sont non colinéaires,  $\Delta \neq 0$ ,
2. le système en considération admet une unique solution  $(\lambda_0, \mu_0)$  donnée par

$$\lambda_0 = \frac{\langle v, A \rangle \cdot \|w\|^2 - \langle w, A \rangle \langle v, w \rangle}{\Delta} \text{ et } \mu_0 = \frac{\langle w, A \rangle \cdot \|v\|^2 - \langle v, A \rangle \langle v, w \rangle}{\Delta}$$

3. Démontrer que pour tout couple  $(\lambda, \mu)$ ,  $g(\lambda, \mu) - g(\lambda_0, \mu_0) \geq 0$  en faisant apparaître une somme de carrés<sup>1</sup>
4. Repasser ensuite en  $A' = \lambda_0 \cdot v + \mu_0 \cdot w$  etc...

La difficulté du programme esquissé vient de la trop grande généralité laissée aux vecteurs  $v$  et  $w$ .

En effet, admettons un moment que l'on puisse supposer  $\|v\|^2 = \|w\|^2 = 1$  et  $\langle v, w \rangle = 0$ . Le système donnant  $\lambda_0, \mu_0$  devient alors

$$\begin{cases} \lambda_0 &= \langle v, A \rangle \\ \mu_0 &= \langle w, A \rangle \end{cases}$$

et on a, en développant les carrés

$$\forall (\lambda, \mu) \in \mathbb{R}^2, g(\lambda, \mu) = \lambda^2 + \mu^2 - 2\lambda \cdot \langle v, A \rangle - 2\mu \cdot \langle w, A \rangle + \|A\|^2 = (\lambda - \lambda_0)^2 + (\mu - \mu_0)^2 + \|A\|^2 - \langle v, A \rangle^2 - \langle w, A \rangle^2$$

Il est alors clair que

$$\forall (\lambda, \mu) \in \mathbb{R}^2, g(\lambda, \mu) \geq g(\lambda_0, \mu_0) = \|A\|^2 - \langle v, A \rangle^2 - \langle w, A \rangle^2$$

Le minimum de  $g$  sur  $\mathbb{R}^2$  est atteint uniquement en  $(\lambda_0, \mu_0)$  et vaut  $\|A\|^2 - \langle v, A \rangle^2 - \langle w, A \rangle^2$ .

En repassant à  $f$ , on obtient que le minimum de  $f(x, y, z)$  sous la contrainte  $(x, y, z) \in P$  est atteint uniquement en

$$A' = \lambda_0 \cdot v + \mu_0 \cdot w = \langle v, A \rangle \cdot v + \langle w, A \rangle \cdot w$$

et vaut

$$d(A, P)^2 = \|A\|^2 - \langle v, A \rangle^2 - \langle w, A \rangle^2$$

Modulo les conditions imposées sur  $v$  et  $w$ , il nous reste à vérifier que le seul point  $A'$  satisfaisant à la caractérisation donnée est le point  $A'$ .

1. Le point  $A'$  satisfait à la caractérisation : en effet,  $A' \in P$  par construction et, si  $t \in P$ ,  $t = \lambda \cdot v + \mu \cdot w$ , puis  $t = \lambda \cdot v + \mu \cdot w$ , on vérifie assez aisément que

$$\langle t, \vec{AA'} \rangle = 0$$

2. Il n'y a qu'un point  $M$  (c'est donc  $A'$  !) satisfaisant à la caractérisation : si  $M \in P$ ,  $M = \lambda \cdot v + \mu \cdot w$  pour un certain couple  $(\lambda, \mu)$  et, comme on doit avoir

$$\langle v, \vec{AM} \rangle = \langle w, \vec{AM} \rangle = 0$$

alors, forcément,

$$\lambda = \langle v, A \rangle \text{ et } \mu = \langle w, A \rangle$$

Pour finir, il nous reste à montrer que l'on peut trouver une base  $(v, w)$  de  $P$  vérifiant les conditions imposées. On part d'une base  $(v_0, w_0)$  de  $P$ .

---

1. Ca demande beaucoup de dextérité !

1. (Etape de normalisation de  $v_0$ ) On a  $v_0 \neq 0$  et donc  $\|v_0\| \neq 0$  et, en posant

$$v = \frac{1}{\|v_0\|} v_0$$

on obtient un vecteur  $v \in P$  vérifiant  $\|v\|^2 = 1$ .

2. (Etape d'orthogonalisation de  $(v, w_0)$ ) On peut choisir  $\lambda \in \mathbb{R}$  de sorte que  $w_1 := w_0 - \lambda \cdot v \in P$  vérifie  $\langle w_1, v \rangle = 0$ . Il suffit en effet de prendre

$$\lambda = \langle w_0, v \rangle$$

$(v, w_1)$  est une base de  $P$  car c'est une famille libre comportant deux éléments.

3. (Etape de normalisation de  $w_1$ ) On a  $w_1 \neq 0$  et donc  $\|w_1\| \neq 0$  et, en posant

$$w = \frac{1}{\|w_1\|} w_1$$

on obtient un vecteur  $w \in P$  vérifiant  $\|w\|^2 = 1$  et  $\langle v, w \rangle = 0$ .

Tout ceci se dessine ! □

## 1.5 Le lien entre les deux calculs

D'un point de vue équation cartésienne, le plan  $P$  peut s'écrire, pour un vecteur  $u \in \mathbb{R}^3$ , non nul, comme

$$P = \{(x, y, z) \in \mathbb{R}^3, x_u \cdot x + y_u \cdot y + z_u \cdot z = 0\} = \{X \in \mathbb{R}^3, \langle u, X \rangle = 0\}$$

On peut supposer, en normalisant  $u$ , que  $\|u\|^2 = 1$ .

Si  $(v, w)$  est une base de  $P$  vérifiant

$$\|v\|^2 = 1, \|w\|^2 = 1, \langle v, w \rangle = 0$$

On a obtenu une famille  $\mathcal{U} = (u, v, w)$  de vecteurs de  $\mathbb{R}^3$  vérifiant

$$\|u\|^2 = 1, \|v\|^2 = 1, \|w\|^2 = 1 \text{ et } \langle u, v \rangle = 0, \langle u, w \rangle = 0, \langle v, w \rangle = 0$$

Cette famille est une base de  $\mathbb{R}^3$  (vérifier qu'elle est libre). On dit que c'est une base orthonormée de  $\mathbb{R}^3$ .

Les coordonnées d'un vecteur  $X$  sur la base  $\mathcal{U}$  sont

$${}_{\mathcal{U}}[X] = \begin{pmatrix} \langle u, X \rangle \\ \langle v, X \rangle \\ \langle w, X \rangle \end{pmatrix}$$

On vérifie (et le calcul est un peu pénible à ce stade) que pour  $X, Y \in \mathbb{R}^3$ , on a

$$\|X\|^2 = \langle u, X \rangle^2 + \langle v, X \rangle^2 + \langle w, X \rangle^2$$

et

$$\langle X, Y \rangle = \langle u, X \rangle \langle u, Y \rangle + \langle v, X \rangle \langle v, Y \rangle + \langle w, X \rangle \langle w, Y \rangle$$

Si  $A \in \mathbb{R}^3$ ,  $A' = \langle u, A \rangle \cdot u$  son projeté orthogonal sur  $D = \text{Vect}(u)$ ,  $A'' = \langle v, A \rangle \cdot v + \langle w, A \rangle \cdot w$  son projeté orthogonal sur  $P$ , on a

$$\|A\|^2 = \|A'\|^2 + \|A''\|^2 = d(A, P)^2 + d(A, D)^2$$

Ce qui se dessine, là encore. On reconnaît le dessin typique du théorème de PYTHAGORE.

### En conclusion

Le but de ce chapitre est de donner un cadre permettant de systématiser et de simplifier ce type de calculs et d'en donner une interprétation géométrique.

## 2 Distances et orthogonalité dans $\mathbb{R}^n$

### Norme et produit scalaire

**Définition 5.** 1. On appelle produit scalaire de deux vecteurs  $X = (x_1, \dots, x_n)$  et  $Y = (y_1, \dots, y_n)$  de  $\mathbb{R}^n$  le nombre réel

$$\langle X, Y \rangle = \sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i$$

2. On appelle norme d'un vecteur  $X = (x_1, \dots, x_n)$  le nombre réel positif, noté  $\|X\|$  défini par

$$\|X\|^2 = \sum_{i=1}^n x_i^2 = \langle X, X \rangle$$

### Distance

**Définition 6.** Si  $A, B$  sont deux points de  $\mathbb{R}^n$ , de coordonnées respectives  $(x_{A,1}, \dots, x_{A,n})$  et  $(x_{B,1}, \dots, x_{B,n})$ , le vecteur  $\vec{AB}$  est le vecteur (de  $\mathbb{R}^n$ ) de coordonnées  $(x_{B,1} - x_{A,1}, \dots, x_{B,n} - x_{A,n})$ . La distance entre  $A$  et  $B$  est (deux notations),

$$d(A, B) = AB := \|\vec{AB}\| = \left( \sum_{i=1}^n (x_{B,i} - x_{A,i})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

### Une remarque

Dans  $\mathbb{R}^n$ , points et vecteurs sont les mêmes objets, seule la façon de les utiliser diffère. Si  $A$  et  $B$  sont deux points, on peut définir le vecteur  $\vec{AB}$  dont les composantes sont les différences des composantes des vecteurs  $A$  et  $B$ .

### Premières Propriétés

Si  $X \in \mathbb{R}^n$ ,  $\langle X, X \rangle \geq 0$  et  $\|X\|$  est donc bien défini.

On a  $\|X\| = 0 \Leftrightarrow X = 0$ . Un vecteur  $X = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$  sera systématiquement écrit comme la colonne de ses coordonnées relativement à la base canonique

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

Avec cette convention, on a

**Proposition 7** (Ecriture matricielle du produit scalaire.). Pour  $X, Y \in \mathbb{R}^n$ , on a

$$\langle X, Y \rangle = X^\top \cdot Y$$

**Proposition 8** (Symétrie.). Pour  $X, Y \in \mathbb{R}^n$ ,  $\langle X, Y \rangle = \langle Y, X \rangle$ .

**Proposition 9** (Linéarité.). Si  $Y \in \mathbb{R}^n$  est fixé, l'application  $\mathcal{L}_Y : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie par

$$\forall X \in \mathbb{R}^n, \mathcal{L}_Y(X) = \langle Y, X \rangle$$

est une forme linéaire



**Proposition 10** (Formes linéaires). *Réciproquement, soit  $\mathcal{L} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une forme linéaire, il existe un vecteur  $Y \in \mathbb{R}^n$  tel que  $\mathcal{L} = \mathcal{L}_Y$*

Exemple : On considère  $n = 3$  et

$$H = \{(x_1, x_2, x_3) \in \mathbb{R}^3, 2x_1 + 3x_2 - x_3 = 0\}$$

Exhiber un vecteur  $Y$  de sorte que  $H = \text{Ker } \mathcal{L}_Y$ . Quelle est la dimension de  $H$  ?

D'une façon générale, si  $Y \neq 0$  est un vecteur fixé de  $\mathbb{R}^n$ , la dimension de  $H = \text{Ker } \mathcal{L}_Y$  est  $n - 1$ . On dit que  $H$  est un *hyperplan* (vectoriel) de  $\mathbb{R}^n$ . L'hyperplan orthogonal à  $Y$

*Démonstration.* Ecrivons  $L$ , la matrice de l'application linéaire  $\mathcal{L}$  relativement à la base canonique (au départ) de  $\mathbb{R}^n$  et la base (1) de  $\mathbb{R}$ .  $L$  est une matrice comportant une ligne. En posant  $Y = L^\top$ , on obtient le vecteur cherché.  $\square$

**Exercice 1.**— L'espace  $\mathbb{R}^4$  est muni du produit scalaire canonique. Pour chacun des sev  $E_i$  suivants, donner une base de  $E_i^\perp = \{y \in \mathbb{R}^4, \forall x \in E_i, \langle x, y \rangle = 0\}$ .

On commencera par démontrer le principe suivant, valable dans  $\mathbb{R}^n$  : Si  $E = \text{Vect} \langle u_1, \dots, u_k \rangle \subset \mathbb{R}^n$  et

$$F = \{y \in \mathbb{R}^n, \langle u_1, y \rangle = 0, \dots, \langle u_k, y \rangle = 0\}$$

alors

$$E^\perp = F$$

$$1. E_1 = \text{Vect} \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}; \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 3 \\ 2 \end{pmatrix} \right\rangle$$

$$2. E_3 = \text{Vect} \left\langle \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \\ 0 \\ 4 \end{pmatrix}; \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ -2 \end{pmatrix}; \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle$$

$$3. E_2 = \{(x_1, x_2, x_3, x_4) \in \mathbb{R}^4, 2x_1 + 3x_2 - x_4 = 0\}$$

### Norme d'une somme

**Proposition 11.** Si  $X, Y \in \mathbb{R}^n$  sont des vecteurs quelconques, on a

$$\|X + Y\|^2 = \|X\|^2 + \|Y\|^2 + 2\langle X, Y \rangle$$

et

$$\|X - Y\|^2 = \|X\|^2 + \|Y\|^2 - 2\langle X, Y \rangle$$

*Démonstration.* Il suffit d'écrire, par linéarité,

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

et d'utiliser la symétrie du produit scalaire.  $\square$

## L'inégalité de CAUCHY–SCHWARZ

**Théorème 12** (Inégalité de CAUCHY–SCHWARZ pour le produit scalaire.).

$$\forall X, Y \in \mathbb{R}^n, |\langle X, Y \rangle| \leq \|X\| \cdot \|Y\|$$

*Démonstration.* Soit  $X$  et  $Y$  deux vecteurs quelconques dans  $\mathbb{R}^n$  et  $f$  la fonction d'une variable réelle définie par

$$\forall t \in \mathbb{R}, f(t) = \|X + t \cdot Y\|^2$$

alors  $f$  est polynômiale de degré  $\leq 2$ .

1. Si  $Y = 0$ , l'inégalité voulue est trivialement vraie
2. Si  $Y \neq 0$ ,  $f$  est de degré exactement 2, de coefficient dominant strictement positif et de discriminant  $\Delta = 4(\langle X, Y \rangle^2 - \|X\|^2 \|Y\|^2)$ . Comme  $f$  est positive, ce discriminant est  $\leq 0$ , ce qui donne l'égalité voulue

On peut commenter sur le cas d'égalité : Si on a égalité dans l'inégalité de CAUCHY–SCHWARZ c'est soit que  $Y = 0$ , soit que  $Y \neq 0$  et que le discriminant  $\Delta$  est nul, *i.e.*, il existe  $t \in \mathbb{R}$  tel que  $X = -t \cdot Y$ . Ces deux cas équivalent au fait que  $X$  et  $Y$  sont colinéaires.  $\square$

**Exercice 2.**— Soit  $a_1, a_2, \dots, a_n$  des nombres réels. Montrer que :

$$\left( \frac{a_1 + \dots + a_n}{n} \right)^2 \leq \frac{a_1^2 + \dots + a_n^2}{n}$$

**Exercice 3.**—

1. Soit  $x_1, \dots, x_n$  des nombres réels strictement positifs. Montrer que :

$$\left( \sum_{k=1}^n \frac{1}{x_k} \right) \left( \sum_{k=1}^n x_k \right) \geq n^2$$

2. Trouver le minimum de  $\left( \sum_{k=1}^n \frac{1}{x_k} \right) \left( \sum_{k=1}^n x_k \right)$  quand  $(x_1, \dots, x_n)$  décrit  $(\mathbb{R}^{+*})^n$ .

**Exercice 4.**—(Facultatif/Sécial 5/2) Une application aux séries. Soient  $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$  et  $(y_n)_{n \in \mathbb{N}}$  deux suites à termes réels. On suppose que les séries  $\sum_{n \geq 0} x_n^2$  et  $\sum_{n \geq 0} y_n^2$  sont convergentes.

1. On suppose les séries  $\sum x_n$  et  $\sum y_n$  à termes positifs. Montrer, en majorant les sommes partielles par une constante, que la série  $\sum_{n \geq 0} (x_n \cdot y_n)$  est convergente.
2. Montrer, en général, que la série  $\sum_{n \geq 0} (x_n \cdot y_n)$  est absolument convergente.
3. Montrer l'inégalité

$$\left| \sum_{n=0}^{+\infty} (x_n \cdot y_n) \right| \leq \sum_{n=0}^{+\infty} |x_n| \cdot |y_n| \leq \sqrt{\sum_{n=0}^{+\infty} x_n^2} \cdot \sqrt{\sum_{n=0}^{+\infty} y_n^2}$$

## Inégalités triangulaires

**Théorème 13** (Inégalité triangulaire I).

$$\forall X, Y \in \mathbb{R}^n, \|X + Y\| \leq \|X\| + \|Y\|$$

**Théorème 14** (Inégalité triangulaire II).

$$\forall A, B, C \in \mathbb{R}^n, d(A, B) \leq d(A, C) + d(C, B)$$

Rappelons que  $d$  vérifie aussi

$$\forall A, B \in \mathbb{R}^n, d(A, B) = d(B, A)$$

et

$$\forall A, B \in \mathbb{R}^n, d(A, B) = 0 \Leftrightarrow A = B$$

Ce sont les trois propriétés caractéristiques d'une *distance*.

**Théorème 15** (Inégalité triangulaire III).

$$\forall X, Y \in \mathbb{R}^n, |||X|| - ||Y|| \leq \|X - Y\|$$

*Démonstration.* 1. Inégalité triangulaire I. Il suffit de développer  $\|X + Y\|^2$  et d'utiliser l'inégalité de CAUCHY-SCHWARZ.

2. Inégalité triangulaire II. On applique l'inégalité triangulaire I à  $X = \vec{AC}$ ,  $Y = \vec{CB}$  et  $X + Y = \vec{AB}$

3. Inégalité triangulaire III. On applique l'inégalité triangulaire I à  $X' = X - Y$ ,  $Y' = Y$  pour obtenir que

$$\|X\| \leq \|X - Y\| + \|Y\| \text{ i.e. } \|X\| - \|Y\| \leq \|X - Y\|$$

On symétrise ensuite les rôles de  $X$  et  $Y$ .

□

## Orthogonalité

**Définition 16.** Si  $X$  et  $Y$  sont deux vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ , on dit qu'ils sont orthogonaux si  $\langle X, Y \rangle = 0$ .

### Le théorème de PYTHAGORE

**Théorème 17.** Pour tous  $X, Y$  vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ ,

$$X \text{ et } Y \text{ sont orthogonaux} \Leftrightarrow \|X - Y\|^2 = \|X\|^2 + \|Y\|^2 \Leftrightarrow \|X + Y\|^2 = \|X\|^2 + \|Y\|^2$$

Rq : quel est le lien entre ce résultat et le classique théorème de PYTHAGORE ?

Indication: Dans  $\mathbb{R}^2$  représenté par le plan, via un repère *orthonormé* usuel, la longueur d'un vecteur  $X$  est sa norme  $\|X\|$ . Considérer pour deux vecteurs  $X$  et  $Y$  de  $\mathbb{R}^2$  le triangle de points du plan formé par  $X, Y$  et  $O = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ .

*Démonstration.* Il suffit de développer en partant de  $\|X - Y\|^2 = \langle X - Y, X - Y \rangle$  et de  $\|X + Y\|^2 = \langle X + Y, X + Y \rangle$ .

□

## Cosinus de l'angle de deux vecteurs

**Exercice 5.**—Dans le plan (muni d'un repère orthonormé), représenter les vecteurs  $X = \begin{pmatrix} 2 \cos \alpha \\ 2 \sin \alpha \end{pmatrix}$  et  $Y = \begin{pmatrix} 3 \cos \beta \\ 3 \sin \beta \end{pmatrix}$  pour des valeurs  $\alpha$  et  $\beta$  que vous jugerez représentatives d'une situation générique. Exprimer la quantité  $\frac{\langle X, Y \rangle}{\|X\| \cdot \|Y\|}$  en fonction de  $\alpha$  et  $\beta$ . Que représente géométriquement cette quantité ?

Dans  $\mathbb{R}^n$  en général, pour  $X, Y \neq 0$ , la quantité  $\frac{\langle X, Y \rangle}{\|X\| \cdot \|Y\|}$  est le cosinus d'un nombre réel. C'est le cosinus de l'angle formé par les deux vecteurs  $X$  et  $Y$ .

Pour le mesurer pratiquement, il suffit de se placer dans le plan engendré par  $X$  et  $Y$ . (Dessin)

## 3 Familles orthogonales, Bases orthonormales

### 3.1 Définitions

#### Familles orthogonales

**Définition 18.** Soit  $(V_1, V_2, \dots, V_p)$  une famille de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ ; On dit que c'est une famille orthogonale si pour toute paire  $V_i, V_j$ ,  $i \neq j$  de vecteurs de cette famille, on a

$$\langle V_i, V_j \rangle = 0$$

**Exercice 6.**—A une famille  $(V_1, V_2, \dots, V_p)$  de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ , on associe la matrice  $P$ ,  $P = (V_1 | \dots | V_p)$  comportant  $p$  colonnes et  $n$  lignes.

Montrer que La famille  $(V_1, V_2, \dots, V_p)$  est une famille orthogonale si et seulement si  $P^\top \cdot P$  est une matrice diagonale.

**Proposition 19** (liberté des familles orthogonales). Soit  $(V_1, V_2, \dots, V_p)$  une famille orthogonale de vecteurs non nuls de  $\mathbb{R}^n$ . Cette famille est libre.

*Démonstration.* Partant de la relation  $\lambda_1 \cdot V_1 + \dots + \lambda_p \cdot V_p = 0$ , on isole le coefficient  $\lambda_i$  en effectuant le produit scalaire avec le vecteur  $V_i$ . Le fait que  $V_i \neq 0$  implique que  $\langle V_i, V_i \rangle \neq 0$  et que  $\lambda_i = 0$ .  $\square$

#### Familles orthonormales

**Définition 20.** Soit  $(U_1, U_2, \dots, U_p)$  une famille de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ ; On dit que c'est une famille orthonormale si

1. pour toute paire  $U_i, U_j$ ,  $i \neq j$  de vecteurs de cette famille, on a

$$\langle U_i, U_j \rangle = 0$$

2. pour tout vecteur  $U_i$  de cette famille,  $\|U_i\| = 1$  (On dit que chaque vecteur  $U_i$  est unitaire.)

Rq : Une famille orthonormale de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$  est libre. Elle comporte au maximum  $n$  éléments.

**Exercice 7.**—Comme précédemment, on pose  $P = (U_1 | \dots | U_p)$  la matrice dont les colonnes sont les  $U_i$ . Montrer que  $(U_1, U_2, \dots, U_p)$  est une famille orthonormale si et seulement si  $P^\top \cdot P$  est la matrice  $I_p$ .  $P$  est-elle automatiquement inversible ?

Dans le cas  $p = n$ ,

**Proposition 21.** *Si la famille  $\mathcal{U} = (U_1, U_2, \dots, U_n)$  de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$  est orthonormale alors*

1.  $P = (U_1 | \dots | U_n)$  construite précédemment est inversible, d'inverse  $P^\top$ ,
2.  $\mathcal{U}$  est une base de  $\mathbb{R}^n$ ,
3.  $P$  est la matrice de passage de  $\mathcal{C}_n$ , la base canonique de  $\mathbb{R}^n$  à la base  $\mathcal{U}$ .

**Définition 22.** *Dans les conditions énoncées ci-dessus, la famille  $\mathcal{U}$  est appelée une base orthonormale ou base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$ .*

Exemples :

1. La base canonique de  $\mathbb{R}^n$  est une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$ ,
2. Pour  $\theta \in \mathbb{R}$ , posons  $U_\theta = \begin{pmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{pmatrix}$ ,  $V_\theta = \begin{pmatrix} -\sin \theta \\ \cos \theta \end{pmatrix}$ .  
 $\mathcal{U}_\theta := (U_\theta, V_\theta)$  est une base orthonormée de  $\mathbb{R}^2$ .

**Exercice 8.**—Dans  $\mathbb{R}^3$ , soit  $\theta, \phi \in \mathbb{R}$  et

$$U = \begin{pmatrix} \cos \theta \cos \phi \\ \sin \theta \cos \phi \\ \sin \phi \end{pmatrix}$$

On pose, à la physicienne,

$$V_\theta = \frac{\partial U}{\partial \theta}, V_\phi = \frac{\partial U}{\partial \phi}$$

où les dérivées partielles sont effectuées sur  $U$  composante par composante.

1. Donner des formules pour  $V_\theta$  et  $V_\phi$ .
2. A quelle condition sur  $\theta, \phi$ ,  $(U, V_\theta, V_\phi)$  forme une base orthogonale de  $\mathbb{R}^3$ . En déduire une base orthonormée de  $\mathbb{R}^3$ .

**Exercice 9.**—(Question ouverte). En s'inspirant des deux exemples précédents, pourriez vous proposer un procédé de construction pour fabriquer une famille de bases orthonormales de  $\mathbb{R}^4$  paramétrée par trois angles  $\theta, \phi, \psi$  ?

### 3.2 Calcul de la norme et du produit scalaire dans une B.O.N

Soit  $\mathcal{C}_n = (e_1, \dots, e_n)$  la base canonique de  $\mathbb{R}^n$  et  $\mathcal{U} = (U_1, \dots, U_n)$  une base orthonormée,  $P$  la matrice de passage de  $\mathcal{C}_n$  à  $\mathcal{U}$ . Pour un vecteur  $X$ , on note  $X^{\mathcal{U}}$  les coordonnées de ce vecteur dans la base  $\mathcal{U}$ . On a  $X = P.X^{\mathcal{U}}$ .

**Proposition 23.** 1. Pour tout vecteur  $X \in \mathbb{R}^n$ ,  $\|X\|^2 = \|X^{\mathcal{U}}\|^2$ ,  
2. Pour tous vecteurs  $X, Y \in \mathbb{R}^n$ ,  $\langle X, Y \rangle = \langle X^{\mathcal{U}}, Y^{\mathcal{U}} \rangle$ .

En d'autres termes, on peut calculer le produit scalaire (ou la norme) à partir du moment où l'on connaît les coordonnées des vecteurs relativement à une base orthonormée, sans revenir forcément à la base canonique. Exemple : Soient  $\theta, \phi \in \mathbb{R}$ ,  $\cos \phi \neq 0$ , on a alors, si

$$U = \begin{pmatrix} \cos \theta \cos \phi \\ \sin \theta \cos \phi \\ \sin \phi \end{pmatrix}, V_\theta = \begin{pmatrix} -\sin \theta \cos \phi \\ \cos \theta \cos \phi \\ 0 \end{pmatrix}, V_\phi = \begin{pmatrix} -\cos \theta \sin \phi \\ -\sin \theta \sin \phi \\ \cos \phi \end{pmatrix}$$

et

$$X = a.U + b.V_\theta + c.V_\phi$$

alors

$$\|X\|^2 = a^2 + b^2 \cos^2 \phi + c^2$$

### 3.3 Construction de bases orthonormées dans $\mathbb{R}^n$ .

**Exercice 10.**—Dans  $\mathbb{R}^3$ , on se donne trois vecteurs

$$u = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, v = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}, w = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

- Déterminer  $\lambda \in \mathbb{R}$  de sorte que  $u' = \lambda.u$  soit normé. Vérifier que  $\text{Vect} \langle u \rangle = \text{Vect} \langle u' \rangle$ .
- On pose  $v' = v - \langle v, u' \rangle u'$ . Montrer que  $(u', v')$  est une famille orthogonale. Est-elle orthonormale ? Vérifier que  $\text{Vect} \langle u, v \rangle = \text{Vect} \langle u', v' \rangle$ . Déterminer  $\mu \in \mathbb{R}$  de sorte que  $v'' = \mu.v'$  soit normé.
- On pose  $w' = w - \langle w, u' \rangle u' - \langle w, v' \rangle v'$ . Montrer que  $(u', v'', w')$  est une famille orthogonale. Quelle modification apporter à  $w'$  pour que la famille devienne orthonormale ? Vérifier que  $\text{Vect} \langle u, v, w \rangle = \text{Vect} \langle u', v'', w' \rangle$ .
- (Facultatif). Ce procédé se généralise à  $\mathbb{R}^n$  : étant donnée une famille libre  $(u_1, u_2, \dots, u_p)$  de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ , montrer comment construire par récurrence une famille  $(u'_1, \dots, u'_p)$  orthonormale et telle que pour tout  $1 \leq k \leq p$ ,

$$\text{Vect} \langle u_1, \dots, u_k \rangle = \text{Vect} \langle u'_1, \dots, u'_k \rangle$$

Indication: A défaut, on peut aller voir sur le web à "Procédé d'orthonormalisation de GRAM-SCHMIDT". Ce procédé est hors-programme. On retiendra de cet exercice les énoncés suivants.

**Théorème 24.** Soit  $F$  un sev de  $\mathbb{R}^n$ . Il existe une base de  $F$  orthonormale.

**Théorème 25.** Soit  $F$  un sev de  $\mathbb{R}^n$  de dimension  $p$ ,  $\mathcal{U}$  une B.O.N. de  $F$ . Il existe une base de  $\mathbb{R}^n$  orthonormale dont les  $p$  premiers vecteurs sont les vecteurs de  $\mathcal{U}$ .

### 3.4 Diagonalisation des matrices symétriques réelles.

**Théorème 26** (Le théorème spectral). Soit  $M \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice symétrique. Il existe une base orthonormale de  $\mathbb{R}^n$  diagonalisant  $M$ .

**Exercice 11.**—Un lemme utile pour ce théorème.— Soit  $M$  une matrice symétrique réelle,  $\lambda, \mu$  deux valeurs propres réelles distinctes de  $M$  associées respectivement aux vecteurs propres  $X$  et  $Y$ . En calculant  $\langle M.X, Y \rangle$  de deux façons distinctes, montrer qu'alors  $X$  et  $Y$  sont orthogonaux.

**Exercice 12.**— Soit  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & -1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

Trouver une matrice  $P$  inversible telle que  $P^\top . A . P$  soit diagonale.

**Exercice 13.**—Soit  $M$  une matrice anti-symétrique réelle. Montrer que la seule valeur propre réelle possible de  $M$  est  $\lambda = 0$

**Exercice 14.**— Diagonaliser dans une base orthonormée de  $\mathbb{R}^4$  la matrice  $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$ .

## 4 Projections orthogonales

### 4.1 Distance à un ensemble

On rappelle que la distance entre deux points  $A$  et  $B$  ou entre deux vecteurs  $X$  et  $Y$  de  $\mathbb{R}^n$  est :

$$AB = d(A, B) = \|\vec{AB}\|, d(X, Y) = \|Y - X\|$$

**Définition 27.** Soit  $F \subset \mathbb{R}^n$  une partie non vide,  $A \in \mathbb{R}^n$ . On appelle distance de  $A$  à  $F$  la quantité

$$d(A, F) := \inf\{AM, M \in F\}$$

Rq : Si  $A \in F$  alors  $d(A, F) = 0$ . On s'intéresse ici exclusivement au cas où  $F$  est un sev de  $\mathbb{R}^n$ .

### 4.2 Le cas de la projection sur une droite ou un hyperplan

**Le cas  $F$  droite vectorielle**

**Proposition-Définition 28.** Soit  $F = \text{Vect}\langle U \rangle \in \mathbb{R}^n$  une droite vectorielle. On suppose que  $U \neq 0$  et que  $\|U\| = 1$ . Soit  $A \in \mathbb{R}^n$  alors il existe un unique point  $M_A \in F$  tel que  $d(A, F) = AM_A$ .

On a  $M_A = \langle A, U \rangle . U$ .

Le point  $M_A$  s'appelle le projeté orthogonal de  $A$  sur la droite  $F$ . On définit l'application  $p_F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  par

$$\forall A \in \mathbb{R}_n, p_F(A) = \langle A, U \rangle . U$$

Cette application, linéaire, s'appelle la projection orthogonale sur  $F$ .

**Démonstration.** Soit  $A \in \mathbb{R}^n$ , fixé. Posons, pour  $t \in \mathbb{R}$ ,  $f(t) = \|A - t.U\|^2$ . On a

$$\forall t \in \mathbb{R}, f(t) = \|A\|^2 - 2.t \langle A, U \rangle + t^2.$$

La fonction  $f$  est un trinôme et admet un minimum atteint uniquement en  $t_A = \langle A, U \rangle$ .

Le point  $M_A = t_A . U$  est donc l'unique point réalisant le minimum de  $d(A, M)$  lorsque  $M$  parcourt  $F$   $\square$

### Propriétés de la projection sur une droite

On conserve les notations de la proposition précédente.

1.  $p_F$  est un endomorphisme de  $\mathbb{R}^n$  et  $p_F \circ p_F = p_F$ .

2. Si  $U = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix}$  avec  $\|U\|^2 = \sum_{i=1}^n u_i^2 = 1$  alors la matrice de  $p_F$  dans la base canonique de  $\mathbb{R}^n$  est la matrice  $P_F = U \cdot U^\top$ .

3.  $P_F$  est symétrique et  $P_F^2 = P_F$ .

4.  $\text{Ker } p_F = \{X \in \mathbb{R}^n, \langle U, X \rangle = 0\}$ ,  $\text{Im } p_F = \text{Vect } \langle U \rangle = F$ .

5.  $p_F$  est diagonalisable dans une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$ . Elle est semblable à... (Quelle matrice?)

### Le cas $F$ hyperplan de $\mathbb{R}^n$

**Proposition-Définition 29.** Soit  $F$  un hyperplan vectoriel de  $\mathbb{R}^n$ .  $\dim F = n - 1$  et il existe  $U \in \mathbb{R}^n$ ,  $\|U\| = 1$  tel que  $F = \{X \in \mathbb{R}^n, \langle U, X \rangle = 0\}$ .

Soit  $A \in \mathbb{R}^n$ . Il existe un unique point  $M_A \in F$  tel que  $d(A, F) = AM_A$ .

On a  $M_A = A - \langle A, U \rangle \cdot U$ .

Le point  $M_A$  s'appelle le projeté orthogonal de  $A$  sur l'hyperplan  $F$ . On définit l'application  $p_F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  par

$$\forall A \in \mathbb{R}^n, p_F(A) = A - \langle A, U \rangle \cdot U$$

Cette application, linéaire, s'appelle la projection orthogonale sur  $F$ .

*Démonstration.* Soit  $A \in \mathbb{R}^n$ ,  $G = \text{Vect } \langle U \rangle$  et  $p_G$  la projection orthogonale sur  $G$  et  $M_A = A - p_G(A)$ .

On a  $M_A \in F$  et pour tout  $M \in F$ ,

$$\|AM\|^2 = \|AM_A\|^2 + \|M_A M\|^2$$

Il suffit d'écrire  $M - A = (M - M_A) + (M_A - A)$  et se servir du fait, à vérifier, que  $\langle M - M_A, M_A - A \rangle = 0$ .

On a donc, pour tout  $M \in F$ ,  $\|AM\| = d(A, M) \geq \|AM_A\| = d(A, M_A)$  avec égalité si et seulement si  $M = M_A$ .

En reformulant, on a donc, comme  $M_A \in F$  que

$$d(A, F) = AM_A$$

et que  $M_A$  est le seul point  $M$  de  $F$  pour lequel cette égalité est vraie.

Remarquons qu'on a de plus

$$\forall A \in \mathbb{R}^n, d(A, F)^2 = (\langle A, U \rangle)^2$$

□

**Proposition-Définition 30.** L'application  $p_F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  est un endomorphisme. On a

1.  $p_F + p_G = \text{Id}_{\mathbb{R}^n}$  où  $G = \text{Vect } \langle U \rangle$

2.  $p_F \circ p_F = p_F$ ,

3.  $\text{Im } p_F = F$ ,  $\text{Ker } p_F = \text{Vect } \langle U \rangle = G$ . Soit  $P_F$  la matrice de  $p_F$  dans la base canonique.

1.  $P_F = I_n - U^\top \cdot U$

2.  $P_F$  est symétrique et vérifie  $P_F^2 = P_F$ .

3.  $P_G$  est diagonalisable, elle est semblable à ...



### 4.3 Projection orthogonale sur un sev $F$ de $\mathbb{R}^n$

#### Définition, existence et unicité

Le programme officiel de BCPST2 donne la définition suivante :

**Définition 31.** On appelle projection orthogonale sur un sous espace  $F$  de  $\mathbb{R}^n$  un endomorphisme  $p$  de  $\mathbb{R}^n$  tel que

- (i)  $\forall x \in \mathbb{R}^n, p(x) \in F$
- (ii)  $\forall x \in \mathbb{R}^n, \forall y \in F, \langle x - p(x), y \rangle = 0$

Cette définition doit être travaillée pour garantir l'existence d'(au moins) une telle projection orthogonale sur un sev  $F$  de  $\mathbb{R}^n$  donné. Cependant, sous réserve d'existence, on a unicité : si  $p$  et  $p'$  vérifient (i) et (ii) alors, pour tout  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $p(x) = p'(x)$ . En effet, si  $x \in \mathbb{R}^n$  alors comme  $p'(x), p(x) \in F$ , d'après (ii) pour  $p$  et pour  $p'$

$$\langle x - p(x), p'(x) - p(x) \rangle = 0 = \langle x - p'(x), p(x) - p'(x) \rangle$$

En ajoutant ces deux identités, on obtient  $\|p'(x) - p(x)\|^2 = 0$ , c'est à dire  $p(x) = p'(x)$ . On peut reformuler la définition 31 en termes matriciels.

**Définition 32.** Une matrice  $P \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est matrice (relativement à la base canonique de  $\mathbb{R}^n$ ) de projection orthogonale sur un sous-espace  $F$  de  $\mathbb{R}^n$  si

- (i)  $\text{Im } P \subset F$  ;
- (ii)  $\forall X \in \mathbb{R}^n, \forall Y \in F, (X - P.X)^\top \cdot Y = 0$

#### Matrices de projections orthogonales

Ayant réglé la question de l'unicité éventuelle, on peut maintenant jouer sur cette définition pour obtenir caractérisation, puis existence de (la) projection orthogonale sur un sous-espace  $F$ .

**Théorème 33.** Soit une matrice  $P \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ . On a équivalence entre  $P$  est matrice (relativement à la base canonique) de projection orthogonale sur  $F = \text{Im } P$  et

1.  $P^2 = P$
2.  $P^\top = P$

*Démonstration.* Il y a deux cas très particuliers, si  $P = 0$  ou  $P = I_n$  auxquels cas l'équivalence est évidente. Soit  $P \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ . On procède par double équivalence.

$\Leftarrow$  Si  $P$  vérifie  $P^2 = P$  et  $P^\top = P$  alors :

Posons  $E_1 = \text{Ker}(P - I_n)$ . On a  $E_1 = \text{Im } P = F$ . En effet si  $X \in \text{Im } P$ , il existe  $X'$  tel  $X = P.X'$  et donc  $P.X = P^2.X' = P.X' = X$  et donc  $X \in E_1$  et réciproquement si  $P.X = X$ , il est clair que  $X \in \text{Im } P = F$ .

Si  $X \in \mathbb{R}^n, Y \in F$ , il vient  $Y = P.Y$  et on a alors, en utilisant la règle  $(P.X)^\top = X^\top \cdot P^\top$ , puis  $P^\top = P$ ,

$$(X - P.X)^\top \cdot Y = X^\top \cdot Y - X^\top \cdot P^\top \cdot Y = X^\top \cdot (Y - P^\top \cdot Y) = X^\top \cdot (Y - P.Y) = 0$$

La matrice  $P$  vérifie donc la définition 32.

$\Rightarrow$  Réciproquement, si la matrice  $P$  vérifie la définition 32.

1. Si  $X \in F$  alors  $PX = X$ ; en effet, soit  $X \in \mathbb{R}^n$ , dans le point (ii) de la définition 32, on peut prendre comme vecteur  $Y = X - PX$  sachant que ce vecteur est dans  $F$  vu que  $X \in F$  et  $PX \in \text{Im } P \subset F$  par (i) de la définition 32. On obtient alors  $X - PX^\top \cdot (X - PX) = 0$ , i.e.  $\|X - PX\|^2 = 0$ , i.e.  $X = PX$ . On en déduit que  $\text{Im } P = F$  et que  $\forall X \in F, PX = X$ .
2. On déduit de (i) et du point précédent que  $P^2 = P$ . En effet si  $X \in \mathbb{R}^n$  est quelconque,  $PX \in F$  et donc  $P(PX) = (PX)$ , i.e.  $P^2 \cdot X = PX$ .
3. De (ii) et du point précédent, on déduit que

$$\forall X, Y \in \mathbb{R}^n, (PX)^\top \cdot Y = (PX)^\top \cdot PY = X^\top \cdot PY$$

En effet : Soit  $X, Y \in \mathbb{R}^n$  quelconques. Par (ii), comme  $PX \in F$ ,  $(Y - PY)^\top \cdot PX = 0$  et donc, en transposant,  $(PX)^\top \cdot (Y - PY) = 0$  et donc

$$(PX)^\top \cdot Y = (PX)^\top \cdot PY$$

Par symétrie, on a aussi

$$(PY)^\top \cdot X = (PY)^\top \cdot PX$$

et en transposant cette identité

$$(PX)^\top \cdot Y = (PX)^\top \cdot PY = (PY)^\top \cdot PX = X^\top \cdot PY$$

4. Du point précédent appliqué aux couples de vecteurs  $(X, Y)$  où  $X$  et  $Y$  décrivent indépendamment les  $n$  vecteurs de la base canonique de  $\mathbb{R}^n$ , on déduit (entrée par entrée) que  $P^\top = P$ .

□

**Théorème 34.** Soit  $F$  un sev de  $\mathbb{R}^n$ ,  $p_F$ , la projection orthogonale sur  $F$  existe et, pour calculer sa matrice  $P$  (relativement à la base canonique), on a les formules :

(BCPST2) si  $(U_1, \dots, U_r)$  est une base orthonormale de  $F$ , alors

$$P = U_1 \cdot U_1^\top + \dots + U_r \cdot U_r^\top;$$

(HP) si  $(V_1, \dots, V_r)$  est une base quelconque de  $F$ , en formant  $V = (V_1 | \dots | V_r) \in \mathcal{M}_{n,r}(\mathbb{R})$ , la matrice  $V^\top \cdot V \in \mathcal{M}_r(\mathbb{R})$  est inversible<sup>2</sup> et

$$P = V \cdot (V^\top \cdot V)^{-1} \cdot V^\top.$$

*Démonstration.* 1. Soit  $(U_1, \dots, U_r)$  une base orthonormée de  $F$ . Nommons temporairement

$$P = U_1 \cdot U_1^\top + \dots + U_r \cdot U_r^\top$$

(a) On a  $\text{Im } P = F$ . L'inclusion  $\text{Im } P \subset F$  étant due au fait que

$$\forall X \in \mathbb{R}^n, PX = \sum_{k=1}^r \langle x, U_k \rangle \cdot U_k$$

L'inclusion réciproque étant due au fait que pour  $1 \leq k \leq r$ ,  $P \cdot U_k = U_k$

---

2. Attention!!! Si  $r < n$ ,  $V$  n'est pas inversible, on ne peut simplifier cette écriture!! Si  $r = n$ ,  $V$  est inversible et la simplification donne  $P = I_n$ .

- (b) On a  $P^\top = P$  par les règles sur les transposées de sommes et de produits.  
 (c) Finalement

$$\begin{aligned} P^2 &= \left( \sum_{k=1}^r U_k \cdot U_k^\top \right)^2 = \left( \sum_{k=1}^r U_k \cdot U_k^\top \right) \cdot \left( \sum_{\ell=1}^r U_\ell \cdot U_\ell^\top \right) \\ &= \sum_{1 \leq k, \ell \leq r} U_k \cdot U_k^\top \cdot U_\ell \cdot U_\ell^\top \end{aligned}$$

Comme, pour tout  $\ell, k \in \{0, \dots, n\}$ ,  $U_k^\top \cdot U_\ell = \begin{cases} 1 & \text{si } k = \ell \\ 0 & \text{si } k \neq \ell \end{cases}$ , il vient, la somme se simplifiant,

$$P^2 = \sum_{1 \leq k \leq r} U_k \cdot U_k^\top = P$$

D'après le théorème 33,  $P$  est matrice de projection orthogonale sur  $F$ . On peut donc définir  $p_F$ , l'endomorphisme projection orthogonale sur  $F$ .

2. Montrons d'abord que  $V^\top \cdot V \in \mathcal{M}_r(\mathbb{R})$  est inversible. Soit  $X \in \mathbb{R}^r$ ,  $X \in \text{Ker } V^\top \cdot V$ . On a alors  $V^\top \cdot V \cdot X = 0$  et donc

$$0 = \langle V^\top \cdot V \cdot X, X \rangle = \|V \cdot X\|^2$$

D'où  $X \in \text{Ker } V$  mais, par le théorème du rang  $\text{Ker } V = \{0\}$  et donc  $X = 0$ . On a donc  $\text{Ker } V^\top \cdot V = \{0\}$ , ce qui, pour une matrice carrée, garantit l'inversibilité. Posons  $Q = V \cdot (V^\top \cdot V)^{-1} \cdot V^\top$ .

(a) On a  $Q^2 = Q$  et  $Q^\top = Q$ .

(b) On a clairement  $\text{Im } Q \subset \text{Im } V = F$ . Si  $X \in \text{Im } V$ , il existe  $Y \in \mathbb{R}^r$  tel que  $X = V \cdot Y$  et on a

$$Q \cdot X = V \cdot \underbrace{(V^\top \cdot V)^{-1} \cdot V^\top \cdot V}_{I_r} \cdot Y = V \cdot Y = X$$

et donc  $X \in \text{Im } Q$ .

(c) En conclusion, on a  $\text{Im } Q = F$  et, par le théorème tout juste démontré,  $Q = P_F$ , la matrice de  $p_F$ .

□

La première formule est officiellement au programme sous une forme « endomorphisme ».

**Théorème 35** (Théorème officiel BCPST2). Soit  $F$  un sous-espace de  $\mathbb{R}^n$  de dimension  $r > 0$ ,  $(u_1, \dots, u_r)$  une B.O.N. de  $F$ . La projection orthogonale sur  $F$ ,  $p_f$  se calcule par

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, p_F(x) = \sum_{k=1}^r \langle x, u_k \rangle \cdot u_k = \sum_{k=1}^r u_k \cdot \langle u_k, x \rangle$$

La deuxième formule proposée n'est pas officiellement au programme. La démontrer peut par contre faire l'objet d'une belle question d'écrit ou d'oral. Dans la même veine de façon « duale »

**Exercice 15.**— Soit  $E \in \mathcal{M}_{r,n}(\mathbb{R})$  une matrice de rang  $r$ . Soit

$$F = \{X \in \mathbb{R}^n, E \cdot X = 0\}$$

L'espace  $F$  est donc décrit par un système de  $r$  équations cartésiennes, indépendantes, chaque ligne de  $E$  représentant une ligne d'équation.

1. Quelle est la dimension de  $F$  ?
2. Montrer que la matrice  $E.E^\top \in \mathcal{M}_r(\mathbb{R})$  est inversible.
3. Montrer que  $Q = I_n - .E^\top.(E.E^\top)^{-1}.E$  est la matrice de la projection orthogonale sur  $F$  relativement à la base canonique.
4. Montrer que pour tout  $x \in \mathbb{R}^n$ ,

$$d(x, F)^2 = \left\langle (E.E^\top)^{-1}.E.x, E.x \right\rangle$$

et simplifier cette formule dans le cas où les lignes de  $E$  forment une famille orthonormée dans  $\mathbb{R}^n$ .

**Exercice 16.**— Soit  $F$  un sev de  $\mathbb{R}^n$ .  $p_F$  la projection orthogonale sur  $F$  et

$$G = \text{Ker } p_F$$

1.  $G = \{x \in \mathbb{R}^n, \forall y \in F, \langle x, y \rangle = 0\}$
2. La projection orthogonale sur  $G$  est donnée par  $p_G = \text{id}_{\mathbb{R}^n} - p_F$  et  $F = \text{Ker } p_G$ .
3.  $F = \{x \in \mathbb{R}^n, \forall y \in G, \langle x, y \rangle = 0\}$
4. (PYTHAGORE). On a

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, x = p_F(x) + p_G(x) \text{ et } \|x\|^2 = \|p_F(x)\|^2 + \|p_G(x)\|^2$$

**Exercice 17.**— Dans  $\mathbb{R}^3$ , on se donne trois vecteurs

$$u = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, v = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}, w = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

et  $F = \text{Vect} \langle u, v \rangle$ . Donner quelques moyens de calculer  $d(A, F)$  lorsque  $A$  a pour coordonnées  $(x_A, y_A, z_A)$ .

**Exercice 18.**— Soit  $a = (a_1, a_2, a_3) \in \mathbb{R}^3$  avec  $\|a\|^2 = 1$ .

1. Donner la matrice  $P_a$ , relativement à la base canonique de  $\mathbb{R}^3$ , de  $p_a$ , la projection orthogonale sur  $\text{Vect} \langle a \rangle$ .
2. Donner la matrice  $V_a$ , relativement à la base canonique de  $\mathbb{R}^3$ , de l'endomorphisme  $v_a$  défini<sup>3</sup> par

$$\forall x = (x_1, x_2, x_3) \in \mathbb{R}^3, v_a(x) = \begin{pmatrix} \begin{vmatrix} a_2 & x_2 \\ a_3 & x_3 \end{vmatrix} \\ \begin{vmatrix} a_3 & x_3 \\ a_1 & x_1 \end{vmatrix} \\ \begin{vmatrix} a_1 & x_1 \\ a_2 & x_2 \end{vmatrix} \end{pmatrix} = a \wedge x$$

$V_a$  est-elle symétrique ?

3. Montrer que  $V_a^2$  est symétrique (sans gros calcul).
4. Calculer  $V_a^2$  et montrer que  $V_a^2 = P_a - I_3$ .
5. Quelles sont les valeurs propres de  $V_a^2$  ?  $V_a$  est-elle diagonalisable sur  $\mathbb{R}$  ?

3. il s'agit dans chaque composante du déterminant de la matrice  $2 \times 2$

6.  $V_a$  est-elle diagonalisable sur  $\mathbb{C}$  ?

**Exercice 19.**— Dans  $\mathbb{R}^n$  muni de son produit scalaire canonique :

1. Ecrire la matrice (relativement à la base canonique) de la projection orthogonale  $p$  sur  $F = \text{Vect} \langle u_1, u_2 \rangle$  avec

$$u_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \text{ et } u_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

2. Déterminer

$$F^\perp = \{v \in \mathbb{R}^4, \forall u \in F, \langle u, v \rangle = 0\}$$

On pourra commencer par prouver que  $v \in F^\perp \Leftrightarrow \langle v, u_1 \rangle = \langle v, u_2 \rangle = 0$ .

Ecrire la matrice (relativement à la base canonique) de la projection orthogonale  $q$  sur  $F^\perp$ .

### Quelques commentaires sur les valeurs propres d'une projection, le théorème spectral

Si  $p_F$  est la projection orthogonale sur un certain s.e.v  $F$  de  $\mathbb{R}^n$  alors  $p_F^2 = p_F$  et donc les seules valeurs propres possibles de  $p_F$  sont 0 et 1. Par ailleurs, les espaces (propres de  $p_F$  si non nuls)

$$E_1 := \text{Ker}(p_F - \text{id}) = F = \text{Im } p_F \text{ et } E_0 := \text{Ker } p_F$$

vérifient, par le théorème du rang  $\dim E_0 + \dim E_1 = n$ , et donc  $p_F$  est diagonalisable. Par ailleurs, de l'orthogonalité des vecteurs propres d'une matrice symétrique associée à des valeurs propres distinctes, on a

$$\forall x \in E_0, \forall y \in E_1, \langle x, y \rangle = 0$$

Si  $(u_1, \dots, u_r)$  est une base (orthonormée ou pas) de  $E_1$ ,  $u_{r+1}, \dots, u_n$  est une base de  $E_0$  alors  $\mathcal{U} = (u_1, \dots, u_n)$  est une base de  $\mathbb{R}^n$  composée de vecteurs de  $p_F$ . Dans cette base, la matrice de  $p_F$  est

$${}_{\mathcal{U}}[p_F]_{\mathcal{U}} = \begin{pmatrix} I_r & 0_{r, n-r} \\ 0_{n-r, r} & 0_{n-r, n-r} \end{pmatrix}$$

L'endomorphisme  $p_G = \text{id} - p_F$  est la projection orthogonale sur  $G = E_0$ . Son noyau est  $F$ . Il a pour matrice dans la base  $\mathcal{U}$

$${}_{\mathcal{U}}[p_G]_{\mathcal{U}} = \begin{pmatrix} 0_{r, r} & 0_{r, n-r} \\ 0_{n-r, r} & I_{n-r} \end{pmatrix}$$

Le théorème spectral affirme l'existence, pour un endomorphisme  $f : E \rightarrow E$  (avec  $E = \mathbb{R}^n$ ) dont la matrice relativement à une base orthonormée est symétrique d'une famille  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$  de nombres réels distincts tels que, en posant

$$E_k = \text{Ker}(f - \lambda_k \cdot \text{id})$$

on a

$$f = \sum_{k=1}^p \lambda_k \cdot p_{E_k}$$

## La solution du problème de minimisation

**Théorème 36.** Soit  $F$  un sev de  $\mathbb{R}^n$ ,  $p_F$  la projection orthogonale sur  $F$ . On a

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, \forall y \in F, \|x - y\|^2 = \|x - p_F(x)\|^2 + \|p_F(x) - y\|^2$$

En conséquence  $p_F(x)$  vérifie

1.  $p_F(x) \in F$
2.  $d(x, p_F(x)) = \inf_{y \in F} d(x, y) = d(x, F)$
3.  $p_F(x)$  est l'unique minimant de  $y \mapsto d(x, y)$  sur  $F$ .

*Démonstration.* Soit  $x \in \mathbb{R}^n$ . Pour  $y \in F$ , on a

$$\|x - y\|^2 = \|(x - p_F(x)) - (p_F(x) - y)\|^2 = \|x - p_F(x)\|^2 + \|p_F(x) - y\|^2 - 2 \underbrace{\langle x - p_F(x), p_F(x) - y \rangle}_{=0 \text{ car } p_F(x) - y \in F}$$

On a donc, pour  $y \in F$ ,

$$\|x - y\| \geq \|x - p_F(x)\|$$

avec égalité si et seulement si  $y = p_F(x)$  □

## 5 Retour aux statistiques

On peut reformuler les résultats des paragraphes 1.1 et 1.2 en termes de projections orthogonales.

On considère que l'on a à disposition des séries de données réelles, indiquant les valeurs de caractères sur une population de  $N$  individus,

$$X = (x_k)_{k \in \{1, \dots, N\}}, Y = (y_k)_{k \in \{1, \dots, N\}}$$

On note  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k$ , la moyenne de la série  $X$ ,  $\sigma_x$  l'écart-type de cette série, avec des notations analogues pour la série  $Y$  et enfin, on note

$$c_{xy} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x}) \cdot (y_k - \bar{y}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k \cdot y_k - \bar{x} \cdot \bar{y}$$

la covariance de la série bivariée  $(X, Y)$ .

On note  $\mathbb{1}$  le vecteur de  $\mathbb{R}^N$  ne comportant que des 1. On remarque les liens suivant avec le produit scalaire usuel sur  $\mathbb{R}^N$  :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \langle X, \mathbb{1} \rangle, \sigma_x^2 = \frac{1}{N} \|X - \bar{x}\mathbb{1}\|^2, c_{xy} = \frac{1}{N} \langle X - \bar{x}\mathbb{1}, Y - \bar{y}\mathbb{1} \rangle,$$

relations que l'on peut aussi écrire matriciellement.

## 5.1 Moyenne

Si  $a \in \mathbb{R}$ , on pose<sup>4</sup>  $f(a) := \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - a)^2 = \frac{1}{N} \|X - a \cdot \mathbb{1}\|^2$ .

Rendre  $f(a)$  minimal, revient donc à rendre minimale la quantité  $\|X - u\|$  lorsque  $u$  varie dans  $F = \text{Vect} \langle \mathbb{1} \rangle$ , i.e. à calculer  $d(X, F)$ . Ce minimum est atteint (uniquement) en  $u = p_F(X)$  où  $p_F$  désigne la projection orthogonale sur  $F$ .

Comme  $(u_0) := (\frac{1}{\sqrt{N}} \cdot \mathbb{1})$  est une base orthonormale de  $F$ , la matrice de  $p_F$  relativement à la base canonique est

$$P_F = u_0 \cdot u_0^\top = \frac{1}{N} \mathbb{1} \cdot \mathbb{1}^\top$$

et on a matriciellement<sup>5</sup>,

$$u = p_F(X) = \frac{1}{N} \mathbb{1} \cdot \mathbb{1}^\top \cdot X = \bar{x} \cdot \mathbb{1}$$

La quantité  $f(a)$  est donc minimale (uniquement) en  $a = \bar{x}$  et ce minimum vaut  $\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \cdot d(X, \text{Vect} \langle \mathbb{1} \rangle)^2$ .

## 5.2 Droite des moindres carrés

Si  $a, b \in \mathbb{R}$ , on pose<sup>6</sup>  $f(a, b) := \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - (a \cdot x_k + b))^2 = \frac{1}{N} \|Y - a \cdot X - b \cdot \mathbb{1}\|^2$ .

Rendre  $f(a, b)$  minimal, revient donc à rendre minimale la quantité  $\|Y - u\|$  lorsque  $u$  varie dans  $F = \text{Vect} \langle \mathbb{1}, X \rangle$ , i.e. à calculer  $d(Y, F)$ . Ce minimum est atteint (uniquement) en  $u = p_F(Y)$  où  $p_F$  désigne la projection orthogonale sur  $F$ . Supposons  $X$  et  $\mathbb{1}$  non colinéaires de sorte que  $\dim F = 2$ .

Posons  $u_0 = \frac{1}{\sqrt{N}} \cdot \mathbb{1}$ ,  $v_x = X - \langle u_0, X \rangle \cdot u_0 = X - \bar{x} \cdot \mathbb{1}$  et<sup>7</sup>  $u_x = \frac{1}{\|v_x\|} v_x = \frac{1}{\sqrt{N} \cdot \sigma_x} \cdot v_x$ .

La famille  $(u_0, u_x)$  est une base orthonormale de  $F$ , la matrice de  $p_F$  relativement à la base canonique est

$$P_F = u_0 \cdot u_0^\top + u_x \cdot u_x^\top = \frac{1}{N} \mathbb{1} \cdot \mathbb{1}^\top + \frac{1}{N \cdot \sigma_x^2} \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1}) \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1})^\top$$

et on a matriciellement,

$$u = p_F(Y) = \frac{1}{N} \mathbb{1} \cdot \mathbb{1}^\top \cdot Y + \frac{1}{N \cdot \sigma_x^2} \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1}) \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1})^\top \cdot Y$$

En remarquant que  $v_x$  et  $\bar{y} \cdot \mathbb{1}$  sont orthogonaux, on a

$$\begin{aligned} \frac{1}{N \cdot \sigma_x^2} \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1}) \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1})^\top \cdot Y &= \frac{1}{N \cdot \sigma_x^2} \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1}) \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1})^\top \cdot (Y - \bar{y} \cdot \mathbb{1}) \\ &= \frac{1}{N \cdot \sigma_x^2} \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1}) \cdot N \cdot c_{xy} = \frac{c_{xy}}{\sigma_x^2} \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1}) \end{aligned}$$

et finalement

$$u = p_F(Y) = \bar{y} \cdot \mathbb{1} + \frac{c_{xy}}{\sigma_x^2} \cdot (X - \bar{x} \cdot \mathbb{1})$$

La quantité  $f(a, b)$  est donc minimale (uniquement) en  $a = \frac{c_{xy}}{\sigma_x^2}$  et  $b = \bar{y} - \frac{c_{xy}}{\sigma_x^2} \cdot \bar{x}$ .

4. Il s'agit de la fonction  $f$  définie en 1.1. On a remplacé  $n$  par  $N$ .

5. remarquer que  $\mathbb{1} \cdot \mathbb{1}^\top$  est la matrice  $N \times N$  composée uniquement de 1

6. Il s'agit de la fonction  $f$  définie en 1.2.

7. On a  $\|v_x\|^2 = N \cdot \sigma_x^2$

## 6 Un exemple concret

### Des systèmes sans solution exacte

Revenons au problème, traité dans le chapitre de bases de l'algèbre linéaire de déterminer les coefficients d'une formule à partir de données expérimentales. Rappelons le problème en considération

On sait (d'expérience !) que l'indice de réfraction  $n^8$  de certains matériaux dépend de la longueur d'onde  $\lambda$  de l'onde incidente suivant une loi<sup>9</sup> de la forme

$$n = p_0 + p_1 \cdot \frac{1}{\lambda^2} + p_2 \cdot \frac{1}{\lambda^4}$$

où les coefficients réels  $p_0, p_1, p_2$  sont caractéristiques du matériau. On a effectué des mesures, à l'aide d'un goniomètre, pour un certain type de verre, regroupées dans le tableau :

$\lambda$ (nm)	404,7	434,7	546,1	576,9	579,1	614,9	671,6
$n$	1,540	1,536	1,526	1,525	1,524	1,523	1,521

Peut-on, à partir de ces mesures, déterminer les coefficients  $p_0, p_1, p_2$ ? C'est un problème plus compliqué que celui de l'interpolation déjà traité car, en exprimant naïvement les égalités attendues, on tombe sur un système linéaire comportant beaucoup plus d'équations que d'inconnues.

On dispose ici de sept nombres réels distincts  $z_0, z_1, \dots, z_6$  (les carrés des inverses des longueurs d'onde), des sept valeurs de  $n$  correspondantes,  $n_0, n_1, \dots, n_6$  et il s'agit de trouver un polynôme  $P$  de degré  $\leq 2$  tel que

$$\forall i = 0, 1, \dots, 6, P(z_i) = n_i$$

En écrivant les choses telles qu'elles viennent, on voit que ce problème se réduit à résoudre le système linéaire d'inconnue  $(p_0, p_1, p_2)$ ,

$$\begin{cases} p_0 + p_1 \cdot z_0 + p_2 \cdot z_0^2 = n_0 \\ p_0 + p_1 \cdot z_1 + p_2 \cdot z_1^2 = n_1 \\ \vdots \\ p_0 + p_1 \cdot z_6 + p_2 \cdot z_6^2 = n_6 \end{cases}$$

On laisse le lecteur remplacer les paramètres  $z_i, n_i$  par leurs valeurs obtenues à partir du tableau, fourrer le système linéaire dans un système de calcul afin d'obtenir... un système qui n'admet pas de solution.

### La meilleure solution approchant

L'absence de solution est due, en partie, aux erreurs de mesures que l'on peut faire. Si l'on croit que la loi de CAUCHY est exacte (ce qui est déjà faux, c'est une loi empirique) et que l'on fait des mesures absolument sans erreurs, on devrait trouver une unique solution. Comme ces erreurs existent quoiqu'il arrive, que notre loi n'est pas exacte, il ne faut pas espérer avoir de solution... On relaxe donc le problème de la façon suivante : on cherche les(des) paramètres  $(p_0, p_1, p_2)$  tels que la quantité

$$SC(p_0, p_1, p_2) = \sum_{k=0}^6 (n_k - (p_0 + p_1 \cdot z_k + p_2 \cdot z_k^2))^2$$

soit minimale. Le/Un triplet minimisant sera considéré comme une bonne solution à notre problème de détermination des paramètres : Ce sera une solution « aux moindres carrés ».

8. rapport entre célérité de la lumière dans le vide et vitesse de phase de l'onde lumineuse, grandeur sans dimension

9. dite loi de CAUCHY, cf. [https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi\\_de\\_Cauchy\\_\(optique\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_de_Cauchy_(optique)), liée à la séparation de la lumière blanche par un prisme



## Le lien avec les projections orthogonales

Reformulons cette question à l'aide des outils de géométrie développés auparavant. Soit

$$V = \begin{pmatrix} 1 & z_0 & z_0^2 \\ 1 & z_1 & z_1^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & z_6 & z_6^2 \end{pmatrix}, N = \begin{pmatrix} n_0 \\ n_1 \\ \vdots \\ n_6 \end{pmatrix}, X = \begin{pmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \end{pmatrix}$$

On a

$$SC(p_0, p_1, p_2) = \|N - V.X\|^2$$

et lorsque  $X$  parcourt  $\mathbb{R}^3$ ,  $V.X$  parcourt  $\text{Im } V$ . L'application  $X \in \mathbb{R}^3 \mapsto V.X \in \mathbb{R}^7$  est de rang 3, tout comme la matrice  $V$ . Par restriction, c'est un isomorphisme de  $\mathbb{R}^3$  sur  $\text{Im } V$ .

$SC$  est minimale pour  $V.X = P_{\text{Im } V}(N)$  où  $P_{\text{Im } V}$  est la matrice (base canonique) de la projection orthogonale sur  $\text{Im } V$ . On a donc, par la formule (ii) du théorème 34,

$$V.X = V.(V^\top.V)^{-1}.V^\top.N$$

*i.e.*, par injectivité de  $V$ ,

$$\begin{pmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \end{pmatrix} = (V^\top.V)^{-1}.V^\top.N$$

## Implémentation

On peut implémenter cette formule en Python en y injectant nos données et tracer, conjointement, à fin de comparaison : les données, la courbe indice =  $f(\lambda)$  obtenue ainsi que l'une de celle obtenue par interpolation avec trois valeurs de  $\lambda$  choisies parmi les 7.

Utiliser le script `indice-verre.py`. Les paramètres obtenus par moindres carrés et par interpolation

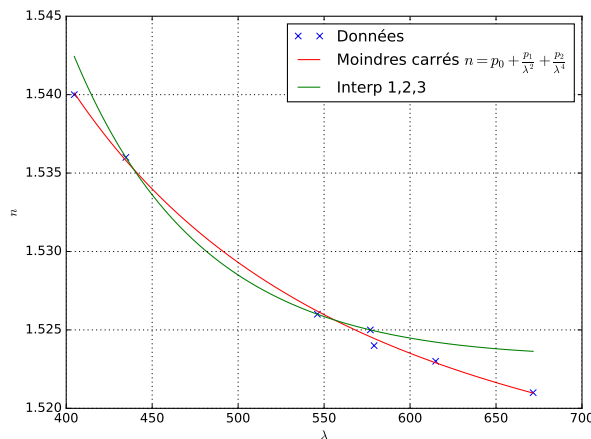


FIGURE 1 – Comparaison entre courbes obtenues par moindre carrés et courbes obtenues par interpolation

de trois valeurs différent grandement

1. > Paramètres moindres carrés= [ 369325.69 -1751726.94 2079437.34]
2. > Paramètres interp= [ 1020661.61 -4802523.90 5651709.20]

## 7 Exercices Supplémentaires

**Exercice 20.**— Vrai - Faux Dans  $\mathbb{R}^n$  muni de son produit scalaire canonique :

1.  $\forall x, y, z, t \in \mathbb{R}^n, \forall \alpha, \beta \in \mathbb{R}, \alpha \langle x, y \rangle + \beta \langle z, y \rangle = \langle \alpha x + \beta z, y \rangle$
2.  $\forall x, y, z, t \in \mathbb{R}^n, \langle x, y \rangle + \langle z, t \rangle = \langle x + z, y + t \rangle$
3.  $\forall x, y \in \mathbb{R}^n, \langle x, y \rangle = 0 \Rightarrow x = 0$  ou  $y = 0$
4.  $\forall x \in \mathbb{R}^n, \langle x, x \rangle = 0 \Rightarrow x = 0$
5.  $\forall x \in \mathbb{R}^n, (\forall z \in \mathbb{R}^n, \langle x, z \rangle = 0) \Rightarrow x = 0$
6.  $\forall (x, y) \in (\mathbb{R}^n)^2, \|x + y\| = \|x\| + \|y\|$
7. Toute famille de vecteurs orthogonaux deux à deux est libre.
8. Si  $A$  est symétrique réelle et si  $\mathcal{C}$  est une base de vecteurs propres de  $A$ , alors  $\mathcal{C}$  est une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$ .

**Exercice 21.**— Soit  $f$  un endomorphisme non nul de  $\mathbb{R}^n$  tel que  $\forall x \in \mathbb{R}^n, \langle f(x), x \rangle = 0$ .

1. Montrer que :  $\forall x, y \in (\mathbb{R}^n)^2, \langle f(x), y \rangle = -\langle x, f(y) \rangle$
2. Montrer que

$$\text{Ker } f = (\text{Im } f)^\perp := \{y \in \mathbb{R}^n, \forall x \in \mathbb{R}^n, \langle y, f(x) \rangle = 0\}$$

3. Montrer que si  $\lambda$  est valeur propre de  $f$ , alors  $\lambda = 0$ .  $f$  est-il diagonalisable sur  $\mathbb{R}$  ?
4. Soit  $\mathcal{C}$  la réunion d'une base orthonormale de  $\text{Ker } f$  et d'une base orthonormale de  $\text{Im } f$ . Donner la forme de la matrice de  $f$  dans cette base.

**Exercice 22.**— **Endomorphismes orthogonaux.** Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  une application (pas forcément linéaire), on dit que  $f$  est une isométrie, si

$$\forall x, y \in \mathbb{R}^n, \|f(x) - f(y)\| = \|x - y\|$$

Si, de plus,  $f$  est endomorphisme de  $\mathbb{R}^n$ , on dit aussi que  $f$  est un endomorphisme *orthogonal*

1. Montrer que si  $f$  est une isométrie, alors  $f$  est injective. Montrer que si  $f$  est bijective alors  $f^{-1}$  est aussi une isométrie de  $\mathbb{R}^n$ .
2. Une projection orthogonale est-il une isométrie ? (ie : est-ce un « endomorphisme orthogonal » au sens que l'on vient de définir)
3. Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  une isométrie. Montrer que  $f_0$  définie par  $\forall x \in \mathbb{R}^n, f_0(x) = f(x) - f(0)$  est aussi une isométrie. Réciproque ?
4. Soit  $f$  une application de  $\mathbb{R}^n$  dans  $\mathbb{R}^n$  *surjective* (attention :  $f$  n'est pas supposée linéaire !) telle que  $f(0) = 0$   
Montrer, en calculant  $\|f(x) - f(y)\|^2$  de deux façons différentes, que :

$$f \text{ est une isométrie} \iff \forall (x, y) \in (\mathbb{R}^n)^2, \langle f(x), f(y) \rangle = \langle x, y \rangle.$$

En déduire que  $f$  est linéaire<sup>10</sup>. On pourra utiliser le principe d'identification suivant : Soient  $x, x' \in \mathbb{R}^n$  alors

$$x = x' \iff \forall z \in \mathbb{R}^n, \langle x, z \rangle = \langle x', z \rangle$$

5. Soit  $f \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^n)$ . Montrer que :  $f$  est une isométrie  $\iff$  la matrice de  $f$  dans une B.O.N. est orthogonale.

10. Important : on a défini une isométrie uniquement en termes de distances, il s'avère *a posteriori* que les isométries surjectives de  $\mathbb{R}^n$  sont linéaires, à translation près