

# Notes du cours d'Algebre Linéaire 2

Yehor Korotenko

March 9, 2025

### **Abstract**

Le cours porte sur deux sujets liés:

1. la théorie des espaces euclidiens (i.e un espace vectoriel réel muni d'un produit scalaire) et leur endomorphismes
2. la réduction des endomorphismes d'un espace vectoriel de dimension finie

# CONTENTS

<b>1</b>	<b>Espaces euclidiens</b>	<b>1</b>
1.1	Introduction . . . . .	1
1.2	Orthogonalité . . . . .	3
1.3	Bases orthonormales . . . . .	6
1.4	Matrices et produits scalaires . . . . .	9
1.5	Projections orthogonales . . . . .	10
1.6	Isométries et Adjointes . . . . .	13
1.6.1	Isométries . . . . .	13
1.6.2	Endomorphisme adjoint . . . . .	16
1.7	Groupes orthogonaux . . . . .	16
<b>2</b>	<b>Déterminants</b>	<b>18</b>
2.1	Propriétés les plus importantes . . . . .	18
2.2	Développement par rapport à une ligne/colonne . . . . .	19
2.3	Déterminant d'une matrice triangulaire . . . . .	21
2.4	Matrice adjointe . . . . .	22
2.5	Matrice inverse . . . . .	22
	<b>Appendices</b>	<b>24</b>
<b>A</b>	<b>Rappels des concepts d'Algèbre Linéaire</b>	<b>25</b>
A.1	Matrices . . . . .	25
A.1.1	Multiplication des matrices . . . . .	25
A.1.2	La trace . . . . .	25

# CHAPTER 1

## ESPACES EUCLIDIENS

### 1.1 Introduction

Les espaces vectoriels considérés dans ce chapitre sont réels. On suppose que  $E$  est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel.  
Produit scalaire:

**Definition 1.1.** Une forme bilinéaire sur  $E$  est une application

$$\begin{aligned} B : E \times E &\longrightarrow \mathbb{R} \\ (u, v) &\longmapsto B((u, v)) \end{aligned}$$

qui vérifie les conditions suivantes  $\forall u, v, w \in E \forall \lambda \in \mathbb{R}$ :

1.  $B(u + \lambda v, w) = B(u, w) + \lambda B(v, w)$
2.  $B(u, v + \lambda w) = B(u, v) + \lambda B(u, w)$

$B$  est dite

1. symétrique si  $B(u, v) = B(v, u) \forall u, v \in E$
2. positive si  $B(., u) \geq 0 \forall u \in E$
3. définie si  $B(u, u) = 0 \Leftrightarrow u = 0$

**Notation.** Produit scalaire est noté:  $\langle u, v \rangle$

**Example 1.2.** .

1.  $E = \mathbb{R}^n, X = (x_1, \dots, x_n), Y = (y_1, \dots, y_n) \in E$

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

On l'appelle "produit scalaire canonique" (ou usuel)

2.  $E = \mathbb{R}^2$  et  $\langle X, Y \rangle = 2x_1 y_1 + x_2 y_2$
3.  $E = \mathcal{C}^0([-1, 1], \mathbb{R}) \ni f, g$  (un espace des fonctions continues)

$$\langle f, g \rangle := \int_{-1}^1 f(t) \cdot g(t) dt$$

4.  $E = \mathcal{M}_n(\mathbb{R}) \ni A, B$

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

**Proposition 1.3.** Un espace vectoriel non-nul possède une infinité de produits scalaires différents.

**Definition 1.4.** Un espace euclidien est un couple  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  où  $E$  est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel de dimension finie et  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  est un produit scalaire sur  $E$ .

**Property.** Soit  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace euclidien. On pose:

$$\|X\| := \sqrt{\langle X, X \rangle} \quad X \in E$$

la norme (ou longueur) de  $X$ . (Il est bien définie car  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  est toujours positif)

**Property.** Soient  $X, Y \in E$ , alors:

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

*Proof.*

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

□

**Lemma 1.5.** inégalité de Cauchy-Schwarz On a

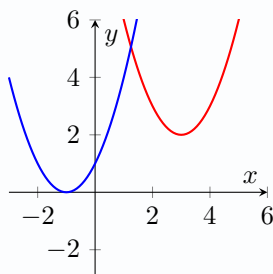
$$|\langle u, v \rangle| \leq \|u\| \cdot \|v\| \quad \forall u, v \in E$$

avec égalité si et seulement si  $u$  et  $v$  sont colinéaires, i.e  $\exists t \in \mathbb{R}$  tel que  $u = tv$  ou  $v = tu$

**Proof.** Si  $v = 0$ , clair

Si  $v \neq 0$  on considère  $\forall t \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned} \|u + tv\|^2 &= \langle u + tv, u + tv \rangle \\ &= \langle u, u + tv \rangle + t\langle v, u + tv \rangle \\ &= \langle u, u \rangle + t\langle u, v \rangle + t\langle v, u \rangle + t^2\langle v, v \rangle \\ &= \|u\|^2 + 2t\langle u, v \rangle + t^2\|v\|^2 = f(t) \end{aligned}$$



Cas 1:  $f(t)$  n'a pas de racines différentes

$$\begin{aligned} \Delta &= 4\langle u, v \rangle^2 = 4\|u\|^2\|v\|^2 \leq 0 \\ \Rightarrow \langle u, v \rangle^2 &\leq \|u\|^2 \cdot \|v\|^2 \\ \Rightarrow |\langle u, v \rangle| &\leq \|u\|\|v\| \end{aligned}$$

Cas 2:  $f(t)$  a seulement une racine:

$$\begin{aligned}\Delta &= 0 \\ \Rightarrow \exists t \in \mathbb{R} \text{ tq } \|u + tv\|^2 &= 0 \\ \Rightarrow u + tv &= 0 \Rightarrow u = -tv\end{aligned}$$

La définition suivante sera étudiée dans le cours d'analyse:

**Definition 1.6.** On dit que  $N : E \rightarrow \mathbb{R}_+$  est une norme si:

1.  $N(\lambda u) = |\lambda| \cdot N(u) \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}, \forall u \in E$
2.  $N(u) = 0 \Rightarrow u = 0$
3.  $N(u + v) \leq N(u) + N(v) \quad \forall u, v \in E$

**Lemma 1.7.** L'application

$$\sqrt{\langle \cdot, \cdot \rangle} = \|\cdot\| : E \rightarrow \mathbb{R}_+$$

est dite norme euclidienne.

**Proof.** 1), 2) sont faites

$$\begin{aligned}3) \quad \|u + v\|^2 &= \|u\|^2 + 2\langle u, v \rangle + \|v\|^2 \leq \|u\|^2 + 2\|u\|\|v\| + \|v\|^2 = (\|u\| + \|v\|)^2 \\ &\Rightarrow \|u + v\|^2 \leq \|u\|^2 + \|v\|^2\end{aligned}$$

**Proposition 1.8.** On a les identités suivantes  $\forall u, v \in E$

1. Identité du parallélogramme:

$$\|u + v\|^2 + \|u - v\|^2 = 2(\|u\|^2 + \|v\|^2)$$

2. Identité de polarisation:

$$\langle u, v \rangle = \frac{1}{4}(\|u + v\|^2 - \|u - v\|^2)$$

**Proof.** .

- 1.

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

2.  $\|u - v\|^2 = \|u\|^2 - 2\langle u, v \rangle + \|v\|^2$

On a:

- (1) + (2):  $\|u + v\|^2 + \|u - v\|^2 = 2(\|u\|^2 + \|v\|^2)$
- (1) - (2):  $\|u + v\|^2 - \|u - v\|^2 = 4\langle u, v \rangle$

## 1.2 Orthogonalité

Soit  $E$  un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel et  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  un produit scalaire sur  $E$ .

**Definition 1.9.**  $u, v \in E$  sont dits orthogonaux si  $\langle u, v \rangle = 0$ . On note  $u \perp v$

- Deux sous-ensembles  $A, B$  de  $E$  sont orthogonaux si:

$$\forall u \in A, \forall v \in B, \quad \langle u, v \rangle = 0$$

- Si  $A \subseteq E$  on appelle **orthogonal de  $A$** , noté  $A^\perp$  l'ensemble

$$A^\perp = \{u \in E \mid \langle u, v \rangle = 0 \quad \forall v \in A\}$$

Aussi connu comme **orthogonal complement of  $A$**

- Une famille  $(v_1, \dots, v_n)$  de vecteurs de  $E$  est dite orthogonale si  $\forall i \neq j, v_i \perp v_j$ . Elle est dite orthonomée si elle est orthogonale et de plus  $\|v_i\| = 1 \quad \forall i \in \{1, \dots, n\}$

**Example 1.10.**  $E = \mathbb{R}^n$ ,  $\langle, \rangle$  produit scalaire canonique

$$v_i = (0, \dots, 0, \underbrace{1}_i, 0, \dots, 0)$$

$$\langle v_i, v_j \rangle = \begin{cases} 1 & \text{si } i = j \\ 0 & \text{si } i \neq j \end{cases}$$

$(v_1, \dots, v_n)$  est une base canonique

**Proposition 1.11.** 1. Si  $A \subseteq E$  alors  $A^\perp$  est un sous-espace vectoriel de  $E$

2. Si  $A \subseteq B$  alors  $B^\perp \subseteq A^\perp$

3.  $A^\perp = \text{Vect}(A)^\perp$

4.  $A \subset (A^\perp)^\perp$

**Proof.** Exercice

**Example 1.12.** 1.  $E = \mathcal{C}^0([-1, 1], \mathbb{R})$

$$\langle f, g \rangle := \int_{-1}^1 f(t) \cdot g(t) dt$$



Alors,  $f(t) = \cos(t)$ ,  $g(t) = \sin(t)$  sont orthogonaux:  $2 \cos(t) \sin(t) = \sin(2t)$

$$\int_{-1}^1 \cos(t) \sin(t) dt = \frac{1}{2} \int_{-1}^1 \sin(2t) dt = 0$$

**Definition 1.13.** Si  $E$  est un espace euclidien, on appelle "dual de  $E$ " l'ensemble

$$L(E, \mathbb{R}) = \{f : E \rightarrow \mathbb{R} \mid f \text{ est linéaire}\}$$

On le note  $E^*$ . Un élément  $f \in E^*$  s'appelle une forme linéaire.

Rappele:

**Proposition 1.14.** Si  $F, F'$  sont deux e.v de dimension finie, on  $\dim(L(F, F')) = \dim(F) \cdot \dim(F')$   
En particulier,  $\dim(F^*) = \dim(F)$ . En effet si  $n = (e_1, \dots, e_p)$  est une base de  $F$  et  $n' = (e'_1, \dots, e'_q)$  est une base de  $F'$ , alors l'application

$$\begin{aligned} : L(F, F') &\longrightarrow \text{Mat}_{f \times p}(\mathbb{R}) \\ f &\longmapsto (f) = \text{Mat}_{n, n'}(f). \end{aligned}$$

est un isomorphisme. Donc  $\dim(F, F) = qp$

**Theorem 1.15.** Théorème du rang: Si  $F$  est un e.v de dimension finie et  $f : F \rightarrow F'$  linéaire, alors  $\dim(F) = \dim(\text{Ker}(f)) + \dim(\text{Im}(f))$

**Proposition 1.16.** Si  $F, F'$  sont deux e.v de dimension finie tq  $\dim(F) = \dim(F')$  et  $f : F \rightarrow F'$  linéaire, alors  $f$  est un isomorphisme  $\Leftrightarrow \text{Ker}(f) = 0$

**Proof.** On rappelle que si  $G, G'$  sont des sous-e.v de dimension finie dans le même e.v, alors:

$$G = G' \Leftrightarrow G \subseteq G' \text{ et } \dim(G) = \dim(G')$$

$\Rightarrow$ )  $f$  injective  $\Rightarrow \text{Ker}(f) = 0$

$\Leftarrow$ ) Soit  $\text{Ker}(f) = 0$ .

Alors, forcément  $\dim(\text{Ker}(f)) = 0$  et par le théorème du rang on a  $\dim(F) = \dim(\text{Im}(f))$ , donc  $\text{Im}(f) = F'$

**Lemma 1.17.** du Riesz:

Soit  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace euclidien de dimension finie et  $f \in E^*$ . Alors,  $\exists! u \in E$  tel que  $f(x) = \langle u, x \rangle \forall x \in E$ . La forme linéaire  $f$  est donné par un produit scalaire avec un vecteur.

**Notation.** Pour tout  $v \in E$  on note par  $f_v$  l'application:

$$\begin{aligned} f_v : E &\longrightarrow \mathbb{R} \\ x &\longmapsto f_v(x) = \langle v, x \rangle. \end{aligned}$$

$f_v$  est linéaire  $\forall v \in E$  i.e  $E^*$

**Proof.** lemma de Reisz

On considère l'application

$$\begin{aligned} \phi : E &\longrightarrow E^* \\ v &\longmapsto \phi(v) = f_v. \end{aligned}$$

$\phi$  est linéaire (exercice).  $\phi$  est injective:

$$v \in \text{Ker}(\phi) \Leftrightarrow f_v(x) = 0 \quad \forall x \in E$$



en particulier pour  $x = v$ , on a :

$$0 = f_v(v) = \langle v, v \rangle \Rightarrow v = 0$$

$$\begin{aligned} \dim(E) = \dim(E^*) &\Rightarrow \phi \text{ est un isomorphisme} \\ &\Rightarrow \phi \text{ bijective} \end{aligned}$$

$$\forall f \in E^*, \exists ! n \in E \text{ tq } \phi(n) = f, \text{ i.e } f(x) = \langle n, x \rangle \quad \forall x \in E$$

Dans ce cas  $E = \mathbb{R}^n$ , le lemme de Riesz est très simple à comprendre :

Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une forme linéaire. Si on note  $(e_1, \dots, e_n)$  la base canonique de  $\mathbb{R}^n$ , tout  $x \in \mathbb{R}^n$  s'écrit

$$x = \sum_{i=1}^n \alpha_i e_i \quad \alpha_i \in \mathbb{R}, \forall i \in \{1, \dots, n\}$$

$$\Rightarrow f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i f(e_i) = \langle (\alpha_1, \dots, \alpha_n), (a_1, \dots, a_n) \rangle = \langle (a_1, \dots, a_n), (\alpha_1, \dots, \alpha_n) \rangle$$

### 1.3 Bases orthonormales

Soit  $(E, \langle, \rangle)$  un espace euclidien et  $F \subset E$  un sous-espace vectoriel ( $\dim(F) < \infty$ ) car  $\dim(E) < \infty$ .

**Note.**

$$F^\perp := \{x \in E \mid \langle x, z \rangle = 0 \quad \forall z \in F\}$$

l'orthogonale de  $F$ .

**Theorem 1.18.** On a  $E = F \oplus F^\perp$ .

En particulier,  $\dim(F^\perp) = \dim(E) - \dim(F)$  et  $F = (F^\perp)^\perp$

**Proof.** On doit montrer que :

1.  $F \cap F^\perp = \emptyset$
2.  $E = F + F^\perp$  i.e  $\forall x \in E, \exists x' \in F, x'' \in F^\perp$  tq  $x = x' + x''$
1. Soit  $x \in F \cap F^\perp$   
 $\Rightarrow \langle x, z \rangle = 0 \quad \forall z \in F$  car  $x \in F \Rightarrow \langle x, x \rangle = 0 \Rightarrow x = 0$  ( $\langle, \rangle$  est définie)
2. Soit  $x \in E$ . Considérons  $f_x \in E^*$ , i.e  $f_x : E \rightarrow \mathbb{R}, y \mapsto \langle x, y \rangle$  et  $f := f_x|_F : F \rightarrow \mathbb{R} \Rightarrow f \in E^*$  Lemme de Riesz  $\Rightarrow \exists ! x' \in F$  tq  $f = f_{x'} : F \rightarrow \mathbb{R}, z \mapsto \langle x', z \rangle$   
 $\Rightarrow f_x(z) = f_{x'}(z) = f(z) \quad \forall z \in F$  (Attention: pas l'égalité pour tout  $z$  dans  $E$ )  
 Posons  $x'' := x - x'$ , i.e  $x = x' + x'' \in F$ . Montrons  $x'' \in F^\perp$ .  
 Si  $z \in F$ ,  $\langle x'', z \rangle = \langle x - x', z \rangle = \langle x, z \rangle - \langle x', z \rangle = 0$ . Donc  $x'' \in F^\perp$  et  $E = F \oplus F^\perp$  ( $\dim(E) = \dim(F) + \dim(F^\perp)$ )  
 $F \subseteq (F^\perp)^\perp$  car  $\langle x, z \rangle = 0 \quad \forall x \in F \quad \forall z \in F^\perp$

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

$$\text{car } E = G \oplus G^\perp, \text{ donc } \dim(G) = \dim(E) - \dim(G^\perp) \text{ pour } G = F^\perp, \dim(F^\perp) = \dim(G)$$

□

**Definition 1.19.** Soit  $E$  un espace vectoriel muni d'un produit scalaire  $\langle, \rangle$

- Une famille  $(v_i)_{i \geq 0}$  de vecteurs de  $E$  est dite orthogonale si pour  $i \neq j$  on a  $\langle v_i, v_j \rangle = 0$  i.e  $v_i \perp v_j$

- Une famille orthogonale de  $E$  est une famille orthogonale  $(v_i)_{i \geq 0}$  tq de plus  $\|v_i\| = 1$  pour  $i \geq 0$

**Exemple 1.20.** 1.  $E = \mathbb{R}^n$  muni du produit scalaire canonique. La base canonique  $(e_1, \dots, e_n)$  est orthogonale car

$$\langle e_i, e_j \rangle = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$$

2. Dans  $E = C^0([-1, 1], \mathbb{R})$  muni de  $\langle f, g \rangle = \int_{-1}^1 f(t)g(t) dt$ . La famille  $(\cos(t), \sin(t))$  est orthogonale. La famille  $(1, t^2)$  n'est pas orthogonale:

$$\langle 1, t^2 \rangle = \int_{-1}^1 1t^2 dt = \frac{2}{3} \neq 0$$

**Proposition 1.21.** Une famille orthogonale constituée de vecteurs non-nuls est libre. En particulier, une famille orthonormale est libre.

**Proof.** Supposons  $(v_1, \dots, v_n)$  orthogonale avec  $v_i \neq 0 \forall i = 1, \dots, n$   
si  $\sum_{j=1}^n \alpha_j v_j = 0$ , alors

$$\forall i \in \{1, \dots, n\} \quad 0 = \left\langle v_i, \sum_{j=1}^n \alpha_j v_j \right\rangle = \sum_{j=1}^n \alpha_j \langle v_i, v_j \rangle = \alpha_i \underbrace{\|v_i\|^2}_{\neq 0}$$

Donc  $\alpha_i = 0 \forall i = 1, \dots, n$ .

Si  $(v_1, \dots, v_n)$  est orthonormale, alors  $\|v_i\| = 1$ . Donc  $v_i \neq 0, \forall i = 1, \dots, n$ . □

**Intuition.** Les vecteurs orthogonaux (perpendiculaires) ne sont jamais dans l'un l'autre (i.e  $e_i = \lambda e_j$  n'est pas possible) si les vecteurs sont liés, soit l'angle est  $< 90$  (donc les vecteurs ne sont pas orthogonaux, absurde), (ils sont dans l'un l'autre, ils ne sont pas orthogonaux, absurde). Donc ils sont bien libres.

**Definition 1.22.**  $(E, \langle, \rangle)$  espace euclidien. Une famille  $B = (e_1, \dots, e_n)$  est une base orthonormale (où BON) si elle est une base et famille orthonormale.

**Theorem 1.23.**  $(E, \langle, \rangle)$  espace euclidien. Alors, il admet une BON.

**Proof.** Soit  $n := \dim(E)$ . Soit  $(e_1, \dots, e_p)$  une famille orthogonale (du point de vue du cardinal  $p$ ) tq  $e_i \neq 0 \forall i = 1, \dots, p$ .

Supposons par l'absurde que  $p < n$ . Posons  $F = \text{Vect}(e_1, \dots, e_p)$ . Alors,  $E = F \oplus F^\perp$  et  $\dim(F) \leq p < n$ . Donc  $F^\perp \neq \{0\}$ . Soit  $x \in F^\perp, x \neq 0$ . Alors,  $(e_1, \dots, e_p, x)$  est orthogonale de cardinal  $> p$ . Donc,  $p = n$  et  $(e_1, \dots, e_n)$  est une base de  $E$ . Pour avoir une famille orthonormale  $(e'_1, \dots, e'_n)$  il suffit de prendre  $e'_i = \frac{1}{\|e_i\|} e_i \forall i = \{1, \dots, n\}$ . □

**Proposition 1.24.** Soit  $(E, \langle, \rangle)$  un espace euclidien et soit  $(e_1, \dots, e_n)$  une BON de  $E$ . Si  $x \in E$ , on a:

$$x = \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle e_i$$

Autrement dit, le réel  $\langle x, e_i \rangle$  est la  $i^{\text{ème}}$  coordonnée de  $x$  dans la base  $(e_1, \dots, e_n)$ .

**Intuition.** L'orthonormalité de la base nous simplifie la vie. Mais avant, petite introduction. Soit un e.v  $E = \mathbb{R}^2$  et la base  $(e_1, e_2) = \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}\right)$ . Soit un vecteur  $\vec{v} = (2, 3)$  :



Donc, on peut écrire  $\vec{v} = (2, 3) = 2 \cdot \vec{e}_1 + 3 \cdot \vec{e}_2$ . Les  $x$  et  $y$  (les coordonnées de  $v$ ) nous donnent combien de parties de chaque vecteur de bases (le nombre peut être  $\in \mathbb{R}$ ) et prendre leurs sommes, pour obtenir  $\vec{v}$ . (Le plus simple: combien on doit aller à gauche et en haut).

Dans la base orthonormale  $\langle v, e_i \rangle$  nous donne combien on prend d'un vecteur  $e_i$  pour faire le vecteur  $\vec{v}$  et  $\vec{e}_i$  donne la direction. D'où  $\langle v, e_1 \rangle$  équivaut à 2, et  $\langle v, e_2 \rangle$  à 3, puis:

$$\vec{v} = \underbrace{\langle v, e_1 \rangle}_{=2} \cdot \vec{e}_1 + \underbrace{\langle v, e_2 \rangle}_{=3} \cdot \vec{e}_2$$

Habituellement, pour trouver les coordonnées dans une base, on devrait résoudre un système linéaire.

**Proof.** Posons  $y := \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle e_i$ . Alors,

$$\begin{aligned} & \forall j = 1, \dots, n, \\ & \langle x - y, e_j \rangle \\ &= \langle x, e_j \rangle - \langle y, e_j \rangle \\ &= \langle x, e_j \rangle - \left\langle \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle e_i, e_j \right\rangle \\ &= \langle x, e_j \rangle - \underbrace{\sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle \langle e_i, e_j \rangle}_{\substack{\text{moved out} \\ \text{like constant}}} \\ &= \langle x, e_j \rangle \\ &= \left( \langle x, e_1 \rangle \underbrace{\langle e_1, e_j \rangle}_{=0} + \dots + \langle x, e_{j-1} \rangle \underbrace{\langle e_{j-1}, e_j \rangle}_{=0} + \langle x, e_j \rangle \underbrace{\langle e_j, e_j \rangle}_{=1} + \langle x, e_{j+1} \rangle \underbrace{\langle e_{j+1}, e_j \rangle}_{=0} + \dots + \langle x, e_n \rangle \underbrace{\langle e_n, e_j \rangle}_{=0} \right) \\ & \quad (\forall i \neq j, \langle e_i, e_j \rangle = 0 \text{ car un produit scalaire des vecteurs orthogonaux}) \\ & \quad (\forall j \langle e_j, e_j \rangle = 1 \text{ car un produit scalaire de même vecteur}) \\ &= \langle x, e_j \rangle - \underbrace{\langle x, e_j \rangle \langle e_j, e_j \rangle}_{=1} = 0 \end{aligned}$$

Donc,  $x - y \in \text{Vect}(e_1, \dots, e_n)^\perp = E^\perp = \{0\}$ . Donc  $x = y$  □

**Corollaire 1.25.**  $\forall x \in E, \|x\|^2 = \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle^2$

**Proof.** Si  $x = \sum_{i=1}^n \langle x, e_i \rangle e_i = \sum_{i=1}^n x_i e_i$  donc

$$\|x\|^2 = \left\langle \sum_{i=1}^n x_i e_i, \sum_{j=1}^n x_j e_j \right\rangle = \sum_{i,j=1}^n x_i x_j \langle e_i, e_j \rangle = \sum_{i=1}^n x_i^2$$

□

## 1.4 Matrices et produits scalaires

**Proposition 1.26.** Soient  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace euclidien et  $\varepsilon = (e_1, \dots, e_n)$  une BON. Soient  $f \in \mathcal{L}(E, E)$  et  $A = (a_{i,j})_{1 \leq i,j \leq n}$  la matrice représentative de  $f$  dans  $\varepsilon$ , i.e.  $A = \text{Mat}_\varepsilon(f)$

$$a_{i,j} = \langle f(e_j), e_i \rangle \quad \forall i, j = 1, \dots, n$$

**Proof.**  $A$  est la matrice dont les colonnes sont les vecteurs  $f(e_j)$  écrits dans la base  $\varepsilon$ :

$$A = (f(e_1) | \dots | f(e_n)) \quad f(e_j) = \begin{pmatrix} a_{1,j} \\ \vdots \\ a_{n,j} \end{pmatrix}$$

Car  $\forall v \in E, v = c_1 e_1 + \dots + c_n e_n$  donc  $f(v) = c_1 f(e_1) + \dots + c_n f(e_n)$  par la linéarité, donc il nous reste à étudier chaque  $f(e_j)$

$$f(e_j) = a_{1,j} e_1 + \dots + a_{n,j} e_n \Rightarrow$$

$$\langle f(e_j), e_i \rangle = \left\langle \sum_{k=1}^n a_{k,j} e_k, e_i \right\rangle = \sum_{k=1}^n a_{k,j} \langle e_k, e_i \rangle = a_{i,j}$$

$$\text{car } \langle e_k, e_j \rangle = \begin{cases} 0 & \text{si } k \neq j \\ 1 & \text{si } k = j \end{cases} \quad \text{Donc:}$$

$$a_{i,j} = \langle f(e_j), e_i \rangle$$

□

La matrice d'un produit vectoriel est très utile dans l'algèbre linéaire. Avant donner une définition:

Soit  $E$  un espace vectoriel de dimension finie  $n$ , un espace  $K$  et une forme bilinéaire  $b : E \times E \rightarrow K$ . Si  $\{e_1, \dots, e_n\}$  est une base de  $E$ , alors:  $x = \sum_{i=1}^n x_i e_i$  et  $y = \sum_{j=1}^n y_j e_j$ , alors on a:

$$b(x, y) = \sum_{i,j=1}^n x_i y_j b(e_i, e_j)$$

$b$  est donc déterminé par la connaissance des valeurs  $b(e_i, e_j)$  sur une base.

**Definition 1.27.** On appelle **matrice de  $b$**  dans la base  $\{e_i\}$  la matrice:

$$M(b)_{e_i} = \begin{pmatrix} b(e_1, e_1) & b(e_1, e_2) & \dots & b(e_1, e_n) \\ b(e_2, e_1) & b(e_2, e_2) & \dots & b(e_2, e_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b(e_n, e_1) & \dots & \dots & b(e_n, e_n) \end{pmatrix}$$

Ainsi l'élément de la  $i^{\text{ème}}$  ligne et  $j^{\text{ème}}$  colonne est le coefficient de  $x_i y_j$ .

**Exemple 1.28.** La matrice du produit scalaire canonique dans  $\mathbb{R}^3$  est:

$$\langle X, Y \rangle = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3$$

$$Mat(\langle, \rangle)_{e_i} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

**Proposition 1.29.** produit scalaire représenté par une matrice.

Notons:

$$\underbrace{A = M(b)_{e_i}}_{\text{matrice de produit scalaire}}$$

$$\underbrace{X = M(x)_{e_i}}_{\substack{\text{coordonnées de } x \\ \text{dans la base } e_i}}$$

$$\underbrace{Y = M(y)_{e_i}}_{\substack{\text{coordonnées de } y \\ \text{dans la base } e_i}}$$

$$(x, y \in E)$$

Alors, on a:

$$b(x, y) = X^t A Y$$

**Exemple 1.30.** Reprenons l'exemple avec  $b = \langle, \rangle$  le produit scalaire canonique dans  $\mathbb{R}^3$ . Soit  $X = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}$  et  $Y = \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}$  dans la base canonique de  $\mathbb{R}^3$ . Donc:

$$\begin{aligned} \langle x, y \rangle &= X^t A Y = \underbrace{(1, 2, -1)}_{X^t} \times \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_A \times \underbrace{\begin{pmatrix} 2 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}}_Y \\ &= \underbrace{(1, 2, -1)}_X \times \underbrace{\begin{pmatrix} 2 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}}_{A \times Y} \\ &= 1 \cdot 2 + 2 \cdot 3 + (-1) \cdot 1 = 2 + 6 - 1 = 7 \end{aligned}$$

**TODO.** changement de base de la matrice d'une forme bilinéaire

## 1.5 Projections orthogonales

Soit  $(E, \langle, \rangle)$  un espace euclidien,  $F \subseteq E$  un sous-espace vectoriel. Alors,  $E = F \oplus F^\perp$ . Donc  $\forall x \in E$  s'écrit

$$x = \underset{\in F}{x_F} + \underset{\in F^\perp}{x_{F^\perp}}$$

**Definition 1.31.** La **projection orthogonale** de  $E$  dans  $F$  est la projection  $p_F$  de  $E$  sur  $F$  parallèlement à  $F^\perp$ , i.e

$$p_F : E = F \oplus F^\perp \longrightarrow F$$

$$x = x_F + x_{F^\perp} \longmapsto p_F(x = x_F + x_{F^\perp}) = x_F.$$

**Remark 1.32.** 1.  $p_F$  est linéaire

2.  $\forall x \in E$   $p_F(x)$  est complètement caractérisé par la propriété suivante:  
Soit  $y \in E$ , alors

$$y = p_F(x) \Leftrightarrow \left( y \in F \text{ et } x - y \in F^\perp \right) \Rightarrow y = x_F$$

En particulier  $\langle p_F(x), x - p_F(x) \rangle = 0$ . Alors, si  $(v_1, \dots, v_R)$  est une BON de  $F$ , on a:

$$\forall x \in E, p_F(x) = \sum_{i=1}^k \langle x, v_i \rangle v_i$$

En effet, il suffit de vérifier que le vecteur  $y = \sum_{i=1}^k \langle x, v_i \rangle v_i$  vérifie:

$$y \in F \text{ et } x - y \in F^\perp$$



Figure 1.1: Projection



Figure 1.2: Projection avec BON

**Proposition 1.33.** Soit  $x \in E$ . Alors,

$$\|x - p_F(x)\| = \inf\{\|x - y\| \mid y \in F\}$$

i.e  $\|x - p_F(x)\|$  est la distance de  $x$  à  $F$ .

Voir Figure 1.1

**Proof.** Comme  $p_F(x) \in F$  il suffit de prouver que, si  $y \in F$ , alors

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

$$\text{Mais, } \|x - y\|^2_{(x-p_F(x))+(p_F(x)-y)} = \|x - p_F(x)\|^2 + 2 \overbrace{\left\langle x - p_F(x), p_F(x) - y \right\rangle}^{\substack{\in F^\perp \\ \in F}} = 0 + \underbrace{\|p_F(x) - y\|^2}_{\geq 0} \geq \|x - p_F(x)\|^2$$

□

**Theorem 1.34.** Gram-Schmidt

Soit  $E$  un espace vectoriel muni d'un produit scalaire  $\langle, \rangle$ . Soit  $(v_1, \dots, v_n)$  une famille libre d'éléments  $\in E$ . Alors, il existe une famille  $(w_1, \dots, w_n)$  orthogonale tq

$$\forall i = 1, \dots, n \quad \text{Vect}(v_1, \dots, v_i) = \text{Vect}(w_1, \dots, w_i)$$

De plus, ce théorème nous donne un procédé de construction d'une base orthonormée à partir d'une base quelconque.

**Proof.** du Théorème 1.34 Construisons la base orthogonale:  $\{w_1, \dots, w_p\}$ . Posons d'abord:

$$\begin{cases} w_1 = v_1 \\ w_2 = v_2 + \lambda w_1, \end{cases} \quad \text{avec } \lambda \text{ tel que } w_1 \perp w_2$$

En imposant cette condition on trouve:

$$0 = \langle v_2 + \lambda w_1, w_1 \rangle = \langle v_2, w_1 \rangle + \lambda \|w_1\|^2$$

Comme  $w_1 \neq 0$ , on obtient  $\lambda = -\frac{\langle v_2, w_1 \rangle}{\|w_1\|^2}$ . On remarque que:

$$\begin{cases} v_1 = w_1 \\ v_2 = w_2 - \lambda w_1 \end{cases}$$

donc  $\text{Vect}\{v_1, v_2\} = \text{Vect}\{w_1, w_2\}$ .

Une fois construit  $w_2$ , on construit  $w_3$  en posant:

$$\begin{aligned} w_3 &= v_3 + \mu w_1 + \nu w_2 \\ \text{avec } \mu \text{ et } \nu \text{ tels que: } w_3 &\perp w_1 \text{ et } w_3 \perp w_2 \end{aligned}$$

On peut voir  $w_3 = v_3 - \lambda' w_1 - \lambda'' w_2$  comme  $w_3 = v_3 - \text{proj}_{F_2} v_3$  où  $F_i = \text{Vect}\{w_1, \dots, w_i\}$

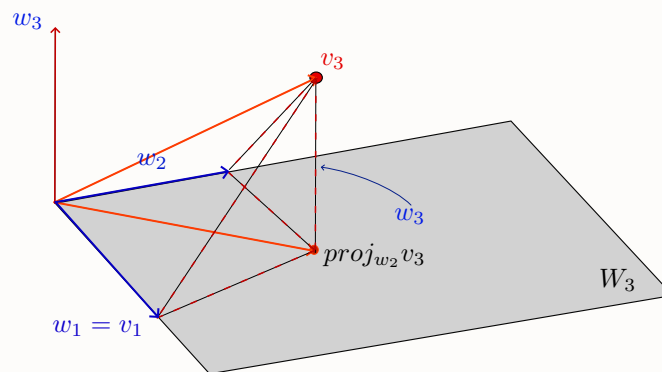


Figure 1.3: Vecteur par projection

Ceci donne

$$\begin{aligned} 0 &= \langle v_3 + \mu w_1 + \nu w_2, w_1 \rangle = \langle v_3, w_1 \rangle + \underbrace{\mu \langle w_1, w_1 \rangle}_{=\|w_1\|^2} + \underbrace{\nu \langle w_2, w_1 \rangle}_{=0} \\ &= \langle v_3, w_1 \rangle + \mu \|w_1\|^2 \end{aligned}$$

d'où  $\mu = -\frac{\langle v_3, w_1 \rangle}{\|w_1\|^2}$ . De même, en imposant que  $w_3 \perp w_2$ , on trouve  $\nu = -\frac{\langle v_3, w_2 \rangle}{\|w_2\|^2}$ . Comme

$$\begin{cases} v_1 = w_1 \\ v_2 = w_2 - \lambda w_1 \\ v_3 = w_3 - \mu w_1 - \nu w_2 \end{cases}$$

on voit bien que  $\text{Vect}\{w_1, w_2, w_3\} = \text{Vect}\{v_1, v_2, v_3\}$ . C'est-à-dire,  $\{w_1, w_2, w_3\}$  est une base orthogonale de l'espace engendré par  $v_1, v_2, v_3$ . On voit bien maintenant le procédé de récurrence.

Supposons avoir construit  $w_1, \dots, w_{k-1}$  pour  $k \leq p$ . On pose:

$$\begin{aligned} w_k &= v_k + \text{combinaison linéaire des vecteurs déjà trouvés} \\ &= v_k + \lambda_1 w_1 + \dots + \lambda_{k-1} w_{k-1} \end{aligned}$$

Les conditions  $w_k \perp w_i$  (pour  $i \in \{1, \dots, k-1\}$ ) sont équivalentes à:

$$\lambda_i = -\frac{\langle v_k, w_i \rangle}{\|w_i\|^2}$$

comme on le vérifie immédiatement. Puisque  $v_k = w_k - \lambda_1 w_1 - \dots - \lambda_{k-1} w_{k-1}$ , on voit par récurrence que  $\text{Vect}\{w_1, \dots, w_k\} = \text{Vect}\{v_1, \dots, v_k\} \Leftrightarrow \{w_1, \dots, w_k\}$  est une base orthogonale de  $\text{Vect}\{v_1, \dots, v_k\}$ .

Ce qu'il nous reste c'est à la normaliser, i.e  $\forall i \in \{1, \dots, k\}$   $e_i = \frac{w_i}{\|w_i\|}$ , d'où  $\{e_1, \dots, e_k\}$  est une base orthonormale de  $F = \text{Vect}\{v_1, \dots, v_k\}$ .  $\square$

**Proposition 1.35.** Pour comprendre cette proposition, je vous conseil de lire la section 1.6

Toute projection orthogonale est autoadjoint, i.e si  $p$  est une projection orthogonale, donc:

$$p^* = p$$

En notation matricielle: soit  $A$  une matrice de la projection  $p$ , donc:

$$A^T = A$$

## 1.6 Isométries et Adjointes

### 1.6.1 Isométries

**Definition 1.36.** Une **isométrie** de  $E$  (ou **transformation orthogonale**) est un endomorphisme  $f \in \mathcal{L}(E) := \mathcal{L}(E, E)$  préservant le produit vectoriel, i.e:

$$\langle f(x), f(y) \rangle = \langle x, y \rangle \quad \forall x, y \in E$$

**Definition 1.37.** Soient  $x, y \in E$  deux vecteurs non nuls. On a, d'après l'inégalité de Cauchy-Schwarz (voir lemma 1.5):

$$\frac{|\langle x, y \rangle|}{\|x\| \cdot \|y\|} \leq 1$$

Alors, il existe un et un seul  $\theta \in [0, \pi]$  tel que:

$$\cos \theta = \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \cdot \|y\|} \quad (1.1)$$



$\theta$  est dit **angle** (non-orienté) entre les vecteurs  $x$  et  $y$ .

**Proposition 1.38.** Si  $f$  est une isométrie de  $E$ , donc, on a:

$$\|f(x)\| = \|x\| \quad \forall x \in E$$

**Proof.** Supposons que  $f$  est une isométrie de  $E$ . Soit  $x, y \in E$ . Par définition:  $\langle f(x), f(y) \rangle = \langle x, y \rangle$ , donc, posons  $y := x$ , alors, on a:

$$\begin{aligned} \underbrace{\langle f(x), f(x) \rangle}_{\|f(x)\|^2} &= \underbrace{\langle x, x \rangle}_{\|x\|^2} \\ \Leftrightarrow \|f(x)\|^2 &= \|x\|^2 \\ \Leftrightarrow \|f(x)\| &= \|x\| \end{aligned}$$

□

**Proposition 1.39.** Soit  $f$  une isométrie dans  $E$ , alors:

1.  $f$  est bijective
2.  $f$  préserve la distance euclidienne et les angles

**Proof.** Soit  $f$  une isométrie dans  $E$  et deux vecteurs  $u, v \in E$

1.

$$\|f(u) - f(v)\| = \sqrt{\langle f(u) - f(v), f(u) - f(v) \rangle} = \sqrt{\langle u - v, u - v \rangle} = \|u - v\|$$

2. Soit  $\theta_1$  angle entre  $f(u)$  et  $f(v)$  et  $\theta_2$  angle entre  $u$  et  $v$ , donc:

$$\cos \theta_1 := \frac{\langle f(u), f(v) \rangle}{\|f(u)\| \cdot \|f(v)\|}$$

$$\cos \theta_2 := \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\| \cdot \|v\|}$$

Par définition,  $\langle f(u), f(v) \rangle = \langle u, v \rangle$ , d'après proposition 1.38,  $\forall x, \|f(x)\| = \|x\|$ , donc:

$$\cos \theta_1 := \frac{\langle f(u), f(v) \rangle}{\|f(u)\| \cdot \|f(v)\|} = \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\| \cdot \|v\|} = \cos \theta_2$$

□

**Definition 1.40.** Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de  $E$ , donc  $E = F \oplus F^\perp$  d'où  $\forall v \in E, \exists v_1 \in F, v_2 \in F^\perp$  tel que  $v = v_1 + v_2$ . On pose:

$$s_F(v) = v_1 - v_2$$

et on appelle  $s_F$  une symétrie orthogonale d'axe  $F$ .



Figure 1.4: Symétrie orthogonale d'axe  $F$

**Proposition 1.41.** La symétrie orthogonale est une isométrie.

*Proof.* TODO ou pas besoin □

**Proposition 1.42.**  $f$  est une isométrie si et seulement si elle transforme toute base orthonormée en une base orthonormée.

**Proof.** Soit  $f$  une isométrie, alors elle transforme toute base en une base car  $f$  est bijective par la prop. 1.39.

- ( $\Rightarrow$ ) Supposons que  $f$  est une isométrie. Soit  $\{e_i\}$  une base orthonormée, alors, on a:

$$\langle f(e_i), f(e_j) \rangle = \langle e_i, e_j \rangle = \delta_{i,j}$$

Donc,  $\{f(e_i)\}$  est une base orthonormée.

- ( $\Leftarrow$ ) Supposons, qu'il existe une base orthonormée  $\{e_i\}$  telle que  $\{f(e_i)\}$  est aussi une base orthonormée. De plus, soit  $x = x_1 e_1 + \dots + x_n e_n$  et  $y = y_1 e_1 + \dots + y_n e_n$  avec  $x_i, y_i \in \mathbb{R}$

Comme  $\{e_i\}$  est orthonormée, alors on a:

$$\langle x, y \rangle = x_1 y_1 + \dots + x_n y_n = \sum_{i=1}^n x_i y_i \quad (1.2)$$

D'autre part:

$$\begin{aligned} \langle f(x), f(y) \rangle &= \left\langle \sum_{i=1}^n x_i f(e_i), \sum_{j=1}^n y_j f(e_j) \right\rangle = \sum_{i,j=1}^n x_i y_j \langle f(e_i), f(e_j) \rangle \\ &= \sum_{i,j=1}^n x_i y_j \langle e_i, e_j \rangle \quad \text{car } \{e_i\} \text{ orthonormée} = \sum_{i=1}^n x_i y_i \quad \text{D'après 1.2} = \langle x, y \rangle \end{aligned}$$

Donc  $f$  est une isométrie. □

**Proposition 1.43.** Si  $\{e_i\}$  est une base orthonormée,  $f$  une isométrie et  $A = M(f)_{e_i}$ , alors  $A^T A = I = A A^T$ .

**Proof.** Pour prouver cela, on va utiliser la proposition 1.29.

Par définition de l'isométrie, on a:

$$\begin{aligned} \langle f(x), f(y) \rangle &= \langle x, y \rangle \quad \forall x, y \in E \\ \Leftrightarrow \underbrace{(AX)^T(AY)}_{\langle f(x), f(y) \rangle} &= X^T A^T AY = \underbrace{X^T Y}_{\langle x, y \rangle} \\ \Leftrightarrow A^T A &= I \end{aligned}$$

□

**Proposition 1.44.** Si  $A$  est une matrice de l'isométrie dans une base orthonormée, alors  $\det(A) = \pm 1$

**Proof.** Par la proposition 1.43, on a:  $A^T A = I$ , d'où:

$$\begin{aligned} \det(A^T A) &= \det(I) = 1 \Rightarrow \det(A)^2 = 1 \quad (\text{car } \det(A^T) = \det(A)) \\ &\Rightarrow \det(A) = \pm 1 \end{aligned}$$

□

**Intuition.** Une isométrie fait une rotation ou une réflexion, elle conserve les distance, donc l'air (ou volume) d'une figure qui est construit par la base de cette transformation est égale à 1.

## 1.6.2 Endomorphisme adjoint

**Proposition 1.45.** Soit  $E$  un espace euclidien et  $f \in \text{End}(E)$ . Il existe un et un seul endomorphisme  $f^* \in E$  tel que

$$\langle f(x), y \rangle = \langle x, f^*(y) \rangle, \quad \forall x, y \in E$$

$f^*$  est dit **adjoint** de  $f$ .

Si  $\{e_i\}$  est une base orthonormée et  $A = M(f)_{e_i}$ , alors la matrice  $A^* = M(f^*)_{e_i}$  est la transposée de  $A$ , i.e  $A^* = A^T$

**Proof.** Encore, pour la preuve, on va utiliser la proposition 1.29 qui est très utile, donc je vous conseil maîtriser ce concept.

Soit  $\{e_i\}$  une base orthonormée de  $E$  et notons

$$A = M(f)_{e_i} \quad A^* = M(f^*)_{e_i} \quad X = M(x)_{e_i} \quad Y = M(y)_{e_i}$$

Comme on est dans une base orthonormée, alors l'énoncé s'écrit:

$$\underbrace{(AX)^T Y}_{\langle f(x), y \rangle} = X^T A^T Y = X^T \underbrace{(A^* Y)}_{\langle x, f^*(y) \rangle} \quad \forall X, Y \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$$

ce qui implique que  $A^* = A$  et, de plus, démontre l'unicité de tel adjoint.

□

## 1.7 Groupes orthogonaux

Rappel:

**Definition 1.46.** Un groupe linéaire général:

$$GL(n, \mathbb{R}) = \{A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R}) \mid \det(A) \neq 0\}$$

est un groupe de toutes transformations linéaires (matrices carrées) qui sont inversibles (car  $\det(A) \neq 0$ ).

**Definition 1.47. Groupe orthogonal:** L'ensemble:

$$O(n, \mathbb{R}) := \{A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R}) \mid A^T A = I\} = \{A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R}) \mid A A^T = I\}$$

vérifie les propriétés suivantes:

1. si  $A, B \in O(n, \mathbb{R})$ , donc  $AB \in O(n, \mathbb{R})$
2.  $I \in O(n, \mathbb{R})$
3. si  $A \in O(n, \mathbb{R})$  alors  $A^{-1} \in O(n, \mathbb{R})$

En particulier,  $O(n, \mathbb{R})$  est un sous-groupe de  $GL(n, \mathbb{R})$  (groupe des matrices inversibles) (voir la définition 1.46).

**Intuition.** La signification des matrices orthogonales est claire: elles représentent les matrices des transformations orthogonales (isométrie) dans **une base orthonormée** (voir defn 1.9).

On peut remarquer que si  $\det(A) = 1$ , cette isométrie représente une rotation, de plus, on a la définition suivante:

**Definition 1.48.** L'ensemble des matrices orthogonales directes (i.e telles que  $\det(A) = 1$ )

$$SO(n, \mathbb{R}) = \{A \in O(n, \mathbb{R}) \mid \det(A) = 1\}$$

est un groupe, dit **groupe spécial orthogonal**.

**Example 1.49.** La matrice

$$A = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 2 & -1 & 2 \\ 2 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & 2 \end{pmatrix}$$

est orthogonale. On peut vérifier que  $A^T A = I$ , ou, il suffit de montrer que  $c_1, c_2, c_3$  est une famille orthonormée, i.e:

$$\|c_i\|^2 = 1 \quad \text{et} \quad \langle c_i, c_j \rangle = 0 \quad \text{si } i \neq j$$

On peut interpréter  $A$  comme une matrice d'une transformation  $f$  dans la base canonique  $\{e_i\}$ , donc on a bien:  $c_i = f(e_i)$ , d'après la proposition 1.42  $f$  est orthogonale. De plus, on voit que  $\det(A) = +1$ . En conséquent,  $f$  est une transformation orthogonale directe.

**Proposition 1.50.** La matrice de passage d'une base orthonormée à une base orthonormée est une matrice orthogonale.

**Proof.** Je donne de l'intuition. Matrice de passage transforme une base en autre base, elle passe les vecteurs de la base, alors elle transforme la base de la BON en vecteurs de la base de la BON, donc, d'après la proposition 1.42, cette matrice est orthogonale.  $\square$

# CHAPTER 2

## DÉTERMINANTS

Ce chapitre est plutôt un cheatsheet des déterminants car je ne vais pas donner des preuves mais les propriétés utiles, les exemples et de l'intuition.

**Definition 2.1.** Soit  $A = [a_{i,j}] \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice carrée  $n \times n$ , alors:

$$\det(A) = \sum_{\sigma \in S_n} \text{signe}(\sigma) \cdot \prod_{i=1}^n a_{i,\sigma(i)}$$

où

- $S_n$  est un groupe de toute permutation de  $\{1, \dots, n\}$
- $\text{signe}(\sigma)$  est une signe de permutation

Cette définition est très formelle, alors au bout de ce chapitre on va reformuler cette définition. D'abord, on va étudier les propriétés de déterminants:

### 2.1 Propriétés les plus importantes

**Proposition 2.2.** les propriétés de déterminant. Pour cette proposition, on note  $\det(c_1, \dots, c_n)$  un déterminant où  $\forall i, r_i$  et  $\forall i, y_i$  représentent une colonne (ou un vecteur colonne). Et  $\forall i, \lambda_i \in \mathbb{R}$ .

1. **Déterminant de la matrice identité est 1:**

$$\det(I_n) = 1$$

2. **Déterminant de la matrice du rang 1 est son seul élément:**

$$\det([a_{1,1}]) = a_{1,1} \quad \text{où } a_{1,1} \in \mathbb{R}$$

3. **Linéarité 1:**

$$\det(r_1, \dots, r_i + y_i, \dots, r_n) = \det(r_1, \dots, r_i, \dots, r_n) + \det(r_1, \dots, y_i, \dots, r_n)$$

4. **Linéarité 2:**

$$\det(r_1, \dots, \lambda_i r_i, \dots, r_n) = \lambda_i \det(r_1, \dots, r_i, \dots, r_n)$$

**Note.** C'est pourquoi:

$$\det(\lambda A) = \lambda^n \det(A)$$

5. **Mêmes colonnes:** Supposons que  $i \neq j$  et  $c_i = c_j$  alors:

$$\det(c_1, \dots, c_i, \dots, c_j, \dots, c_n) = 0$$

S'il y a deux colonnes identiques, alors  $\det$  est égale à 0.

6. **Déplacements des colonnes:**

$$\det(c_1, \dots, c_i, \dots, c_j, \dots, c_n) = -\det(c_1, \dots, \underbrace{c_j, \dots, c_i}_{\text{permutation}}, \dots, c_n)$$

Autrement dire, une permutation des colonnes change la signe.

7. **Déterminant des matrices multipliées:** Soient  $A, B \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$

$$\det(AB) = \det(A) \det(B)$$

8. **Déterminant d'une matrice transposé:** Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$

$$\det(A^T) = \det(A)$$

## 2.2 Développement par rapport à une ligne/colonne

**Definition 2.3.** Soit  $A = (a_{i,j}) \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice carrée, i.e:

$$A = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,i-1} & a_{1,i} & a_{1,i+1} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,i-1} & a_{2,i} & a_{2,i+1} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{j-1,1} & a_{j-1,2} & \dots & a_{j-1,i-1} & a_{j-1,i} & a_{j-1,i+1} & \dots & a_{j-1,n} \\ a_{j,1} & a_{j,2} & \dots & a_{j,i-1} & a_{j,i} & a_{j,i+1} & \dots & a_{j,n} \\ a_{j+1,1} & a_{j+1,2} & \dots & a_{j+1,i-1} & a_{j+1,i} & a_{j+1,i+1} & \dots & a_{j+1,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \dots & a_{n,i-1} & a_{n,i} & a_{n,i+1} & \dots & a_{n,n} \end{bmatrix}$$

Alors,  $A_{j,i}$  est une matrice où la ligne  $j$  et la colonne  $i$  sont supprimé, i.e:

$$A_{j,i} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,i-1} & a_{1,i+1} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,i-1} & a_{2,i+1} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{j-1,1} & a_{j-1,2} & \dots & a_{j-1,i-1} & a_{j-1,i+1} & \dots & a_{j-1,n} \\ a_{j+1,1} & a_{j+1,2} & \dots & a_{j+1,i-1} & a_{j+1,i+1} & \dots & a_{j+1,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \dots & a_{n,i-1} & a_{n,i+1} & \dots & a_{n,n} \end{bmatrix} \in \mathcal{M}_{n-1}(\mathbb{R})$$

Cela nous permet de développer le déterminant par rapport à une ligne ou une colonne:

**Proposition 2.4.** Soit  $A = (a_{i,j}) \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice carrée et soit  $1 \leq k \leq n$

$$\det(A) = \sum_{i=1}^n (-1)^{i+k} a_{k,i} \det(A_{k,i})$$

est le calcul de déterminant par rapport à  $k^{\text{ième}}$  ligne.

**Exemple 2.5.** Soit

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 5 \\ 2 & 9 & 8 \\ 3 & 7 & 6 \end{bmatrix} \in \mathcal{M}_3(\mathbb{R})$$

Ce qui est au centre des lignes est le  $a_{i,j}$ . Ici:  $a_{2,1}$

$$A_{2,1} = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 5 \\ 2 & 9 & 8 \\ 3 & 7 & 6 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} 4 & 5 \\ 7 & 6 \end{pmatrix}$$

$$A_{2,2} = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 5 \\ 2 & 9 & 8 \\ 3 & 7 & 6 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 5 \\ 3 & 6 \end{pmatrix}$$

$$A_{2,3} = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 5 \\ 2 & 9 & 8 \\ 3 & 7 & 6 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 3 & 7 \end{pmatrix}$$

Figure 2.1: Développement par rapport à la deuxième ligne

Donc:

$$\begin{aligned} \det(A) &= \sum_{i=1}^n (-1)^{i+2} a_{2,i} \det(A_{2,i}) \\ &= (-1)^{1+2} \cdot a_{2,1} \cdot \det(A_{2,1}) + (-1)^{2+2} \cdot a_{2,2} \cdot \det(A_{2,2}) + (-1)^{3+2} \cdot a_{2,3} \cdot \det(A_{2,3}) \\ &= (-1)^{1+2} \cdot 2 \cdot \begin{vmatrix} 4 & 5 \\ 7 & 6 \end{vmatrix} + (-1)^{2+2} \cdot 9 \cdot \begin{vmatrix} 1 & 5 \\ 3 & 6 \end{vmatrix} + (-1)^{3+2} \cdot 8 \cdot \begin{vmatrix} 1 & 4 \\ 3 & 7 \end{vmatrix} \\ &= (-1) \cdot 2 \cdot (-11) + 1 \cdot 9 \cdot (-9) + (-1) \cdot 8 \cdot (-5) \\ &= 22 - 81 + 40 \\ &= -19 \end{aligned}$$

**Proposition 2.6.** Soit  $A = (a_{i,j}) \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice carrée et soit  $1 \leq k \leq n$

$$\det(A) = \sum_{i=1}^n (-1)^{i+k} a_{i,k} \det(A_{i,k})$$

est le calcul de déterminant par rapport à  $k^{\text{ième}}$  colonne.

**Exemple 2.7.** Soit

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 5 \\ 2 & 9 & 8 \\ 3 & 7 & 6 \end{bmatrix} \in \mathcal{M}_3(\mathbb{R})$$

$$\begin{aligned}
A_{1,2} &= \begin{pmatrix} \text{---} 1 & 4 & 5 \text{---} \\ 2 & 9 & 8 \\ 3 & 7 & 6 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} 2 & 8 \\ 3 & 6 \end{pmatrix} \\
A_{2,2} &= \begin{pmatrix} 1 & 4 & 5 \\ \text{---} 2 & 9 & 8 \text{---} \\ 3 & 7 & 6 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 5 \\ 3 & 6 \end{pmatrix} \\
A_{3,2} &= \begin{pmatrix} 1 & 4 & 5 \\ 2 & 9 & 8 \\ \text{---} 3 & 7 & 6 \text{---} \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 5 \\ 2 & 8 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Figure 2.2: Développement par rapport à la deuxième colonne

Donc:

$$\begin{aligned}
\det(A) &= \sum_{i=1}^n (-1)^{i+2} a_{i,2} \det(A_{i,2}) \\
&= (-1)^{1+2} \cdot a_{1,2} \cdot \det(A_{1,2}) + (-1)^{2+2} \cdot a_{2,2} \cdot \det(A_{2,2}) + (-1)^{3+2} \cdot a_{3,2} \cdot \det(A_{3,2}) \\
&= (-1)^{1+2} \cdot 4 \cdot \begin{vmatrix} 2 & 8 \\ 3 & 6 \end{vmatrix} + (-1)^{2+2} \cdot 9 \cdot \begin{vmatrix} 1 & 5 \\ 3 & 6 \end{vmatrix} + (-1)^{3+2} \cdot 7 \cdot \begin{vmatrix} 1 & 5 \\ 2 & 8 \end{vmatrix} \\
&= (-1) \cdot 4 \cdot (-12) + 1 \cdot 9 \cdot (-9) + (-1) \cdot 7 \cdot (-2) \\
&= 48 - 81 + 14 \\
&= -19
\end{aligned}$$

## 2.3 Déterminant d'une matrice triangulaire

**Corollary 2.8.** Le déterminant d'une matrice triangulaire est un produit de ces éléments diagonaux. I.e., soit une matrice triangulaire

$$A = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n-1} & a_{1,n} \\ 0 & a_{2,2} & \dots & a_{2,n-1} & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & a_{n,n} \end{bmatrix}$$

alors

$$\det(A) = a_{1,1} \cdot a_{2,2} \cdot \dots \cdot a_{n,n}$$

**Example 2.9.** Soit

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 5 \\ 0 & 9 & 8 \\ 0 & 0 & 6 \end{bmatrix} \in \mathcal{M}_3(\mathbb{R})$$



Développons ce déterminant par rapport à la première colonne:

$$\begin{aligned}
\det(A) &= \sum_{i=1}^n (-1)^{i+2} a_{i,2} \det(A_{i,2}) \\
&= (-1)^{1+1} \cdot a_{1,1} \cdot \det(A_{1,1}) + (-1)^{2+1} \cdot a_{2,1} \cdot \det(A_{2,1}) + (-1)^{3+1} \cdot a_{3,1} \cdot \det(A_{3,1}) \\
&= (-1)^2 \cdot 1 \cdot \begin{vmatrix} 9 & 8 \\ 0 & 6 \end{vmatrix} + \underbrace{(-1)^3 \cdot 0 \cdot \begin{vmatrix} 4 & 5 \\ 0 & 6 \end{vmatrix}}_{=0} + \underbrace{(-1)^4 \cdot 0 \cdot \begin{vmatrix} 4 & 5 \\ 9 & 8 \end{vmatrix}}_{=0} \\
&= \underbrace{1}_{=a_{1,1}} \cdot \begin{vmatrix} 9 & 8 \\ 0 & 6 \end{vmatrix} \\
&= \det \begin{pmatrix} 9 & 8 \\ 0 & 6 \end{pmatrix} =: B \\
&= (-1)^{1+1} \cdot b_{1,1} \cdot \det(B_{1,1}) + (-1)^{2+1} \cdot b_{2,1} \cdot \det(B_{2,1}) \quad \text{développement par rapport à la première colonne} \\
&= 1 \cdot \underbrace{9}_{a_{2,2}} \cdot \underbrace{|6|}_{=0} + (-1) \cdot 0 \cdot |8| \\
&= \underbrace{1}_{=a_{1,1}} \cdot \underbrace{9}_{=a_{2,2}} \cdot \underbrace{6}_{=a_{3,3}}
\end{aligned}$$

## 2.4 Matrice adjointe

D'abord, rappelons la définition de  $A_{i,j}$ . C'est une matrice carrée où  $i^{\text{ième}}$  ligne et  $j^{\text{ième}}$  colonne sont supprimé. (Voir la définition 2.3).

**Definition 2.10.** Soit une matrice carrée  $A = (a_{i,j}) \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ . On note

$$b_{i,j} = (-1)^{i+j} \det(A_{i,j})$$

Ensuite, on note la matrice

$$N = \begin{bmatrix} b_{1,1} & \dots & b_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n,1} & \dots & b_{n,n} \end{bmatrix}$$

Alors, la matrice adjointe de  $A$  est définie comme:

$$A^* = N^T = \begin{bmatrix} b_{1,1} & \dots & b_{n,1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{1,n} & \dots & b_{n,n} \end{bmatrix}$$

**Theorem 2.11.** Soit  $A \in \mathcal{M}_n \mathbb{R}$  une matrice carrée et  $A^*$  sa matrice adjointe, alors on a:

$$A^* A = A A^* = \det(A) I_n = \begin{bmatrix} \det(A) & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \det(A) & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \det(A) \end{bmatrix}$$

Utilité de telle matrice?

## 2.5 Matrice inverse

**Theorem 2.12.** Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice carrée telle que  $\det(A) \neq 0$ , alors:

$$A^{-1} = \frac{1}{\det(A)} \cdot A^*$$

est la matrice inverse de  $A$ .

**Corollary 2.13.** Si  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice carrée inversible, alors:

$$\det(A^{-1}) = \frac{1}{\det(A)}$$

# Appendices

# APPENDIX A

## RAPPELS DES CONCEPTS D'ALGÈBRE LINÉAIRE

### A.1 Matrices

#### A.1.1 Multiplication des matrices

**Definition A.1.** Soit  $A \in \mathcal{M}_{p,n}(\mathbb{R})$  et  $B \in \mathcal{M}_{n,q}(\mathbb{R})$  tels que  $A = (a_{j,i})$  et  $B = (b_{m,k})$ , alors:

$$AB = C = (c_{j,k} = \sum_{i=1}^n a_{j,i} b_{i,k})$$

#### A.1.2 La trace

**Definition A.2.** La trace de la  $n \times n$  matrice carée  $A$ , notée  $\text{tr}(A)$ , est la somme des éléments diagonales

$$\text{tr}(A) = a_{11} + a_{22} + \cdots + a_{nn} = \sum_{i=1}^n a_{ii}$$

où  $a_{ii}$  sont des éléments diagonales de la matrice  $A$ .

**Property.** de la trace.

- Linéarité:

$$\text{tr}(A + B) = \text{tr}(A) + \text{tr}(B)$$

$$\text{tr}(cA) = c \text{tr}(A), \quad c \in \mathbb{R} \text{ (ou } \mathbb{C})$$

- Transposé:

$$\text{tr}(A) = \text{tr}(A^T)$$

- Multiplication des matrices:

$$\text{tr}(AB) = \text{tr}(BA), \quad (\text{si } A \text{ et } B \text{ sont de taille } n \times n)$$

Cependant, la trace n'est pas distributive sur la multiplication :

$$\text{tr}(ABC) \neq \text{tr}(A)\text{tr}(BC)$$

- Valeurs propres:

$$\text{tr}(A) = \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

où  $\lambda_i$  sont les valeurs propres de  $A$ . Cela fait de la trace un outil important en analyse spectrale.

- Trace de la Matrice Identité

$$\text{tr}(I_n) = n$$

puisque tous les éléments diagonaux valent 1.

**Example A.3.** Pour

$$A = \begin{bmatrix} 3 & 2 & 1 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}$$

la trace est :

$$\text{tr}(A) = 3 + 5 + 9 = 17$$

**Example A.4.** Si

$$B = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 0 & 3 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 4 & 2 \\ 1 & 5 \end{bmatrix}$$

alors

$$\text{tr}(B + C) = \text{tr} \begin{bmatrix} 6 & 3 \\ 1 & 8 \end{bmatrix} = 6 + 8 = 14$$

ce qui correspond bien à

$$\text{tr}(B) + \text{tr}(C) = (2 + 3) + (4 + 5) = 14$$

confirmant ainsi la linéarité.

## BIBLIOGRAPHY

- [1] Johannes Anschütz. *Algèbre linéaire 2 (OLMA252)*. 2024-2025.
- [2] Grifone Joseph. *Algèbre linéaire*. fre. 4e édition. Toulouse: Cépaduès Éditions , DL 2011, 2011. ISBN: 978-2-85428-962-6.