

# Notes du cours d'Algebre Linéaire 2

Yehor Korotenko

March 31, 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	Comatrice et matrice adjointe . . . . .	22
2.5	Matrice inverse . . . . .	22
<b>3</b>	<b>Réduction des endomorphismes</b>	<b>24</b>
3.1	Introduction . . . . .	24
3.2	Vecteurs propres - Eigenvectors . . . . .	25
3.3	Recherche des valeurs propres . . . . .	26
3.4	Recherche des vecteurs propres . . . . .	27
3.5	Les endomorphismes diagonalisables . . . . .	28
3.6	Les applications . . . . .	31
3.6.1	Calcul de la puissance . . . . .	31
3.6.2	Résolution d'un système de suites récurrentes . . . . .	32
3.6.3	Résolution des équations différentielles . . . . .	32
3.7	Trigonalisation . . . . .	34
3.7.1	L'intuition géométrique de la diagonalisation . . . . .	34
3.7.2	L'intuition géométrique de la trigonalisation . . . . .	35
3.7.3	Théorie . . . . .	35
	<b>Appendices</b>	<b>38</b>
<b>A</b>	<b>Rappels des concepts d'Algèbre Linéaire</b>	<b>39</b>
A.1	Matrices . . . . .	39
A.1.1	Multiplication des matrices . . . . .	39
A.1.2	La trace . . . . .	39

# 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  $B(u, u) \geq 0 \forall u \in E$
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

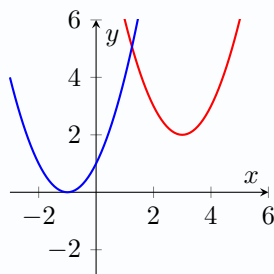
$$|\langle u, v \rangle| \leq \|u\| \cdot \|v\| \quad \forall u, v \in E$$

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  $f(x) = \langle u, x \rangle \quad \forall x \in E$ . 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  $\langle x, z \rangle = 0 \quad \forall x \in F \quad \forall z \in F^\perp$

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

car  $E = G \oplus G^\perp$ , donc  $\dim(G) = \dim(E) - \dim(G^\perp)$  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 orthonormale 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

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

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

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

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, tandis qu'une base orthonormale permet de les obtenir en calculant le produit scalaire avec chaque vecteur de la base, ce qui est beaucoup plus simple.

**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  $x_i y_j$ .

**Example 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:

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

**Example 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:

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

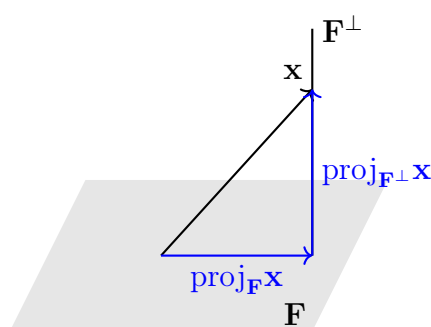


Figure 1.1: Projection



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

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

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

□

**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.

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

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 carée  $n \times n$ , 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

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

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

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:

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

## 2.4 Comatrice et 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

$$N = \begin{bmatrix} b_{1,1} & \dots & b_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n,1} & \dots & b_{n,n} \end{bmatrix} = \text{Com}(A)$$

La matrice  $N$  est appelée la **comatrice** de  $A$ . Alors, la **matrice adjointe** de  $A$  est définie comme la comatrice transposée:

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

**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:

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

# CHAPTER 3

## RÉDUCTION DES ENDOMORPHISMES

En écrivant ce chapitre, j'étais inspiré par les vidéos du chaîne *3blue1brown* que je vous conseille de regarder, au moins le playlist concernant l'algèbre linéaire. La deuxième source de l'inspiration était le livre de Joseph Grifone [2].

### 3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent on a étudié une notion d'une base orthonormale dont les utilités sont: simplification des calculs des coordonnées dans une base et calcul d'une projection. Cette notion est l'un des premiers pas vers l'étude de SVD<sup>1</sup> qui est appliqué dans plusieurs domaines, e.g: la réduction des tailles d'images.

Dans ce chapitre on continue l'étude des bases pour pouvoir finalement comprendre le SVD. On va étudier la réduction des endomorphismes, *to be more precise* la diagonalisation et la triagonalisation. Pour commencer: un petit exo:

**Exercise.** Calculer

$$\begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}^{15} = \underbrace{\begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \cdots \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}}_{15 \text{ fois}}$$

Cela ne semble pas très facile, n'est-ce pas? Au bout de ce chapitre, on va trouver une façon à simplifier le calcul et à la fin on résoudra cet exercice.

On sait d'algèbre linéaire qu'on peut représenter une matrice d'une application dans des bases différentes, i.e soit une base  $\{e_i\}$  de  $E$  et  $f$  une application. Alors cette application dans la base  $\{e_i\}$  est représentée:

$$A = M(f)_{e_i} = \|f(e_1), \dots, f(e_n)\|$$

Soit  $\{e'_i\}$  une autre base de  $E$ , alors on peut représenter l'application  $f$  dans cette base aussi, notons:  $P = P_{e_i \rightarrow e'_i}$  une matrice de passage de la base  $\{e_i\}$  vers la base  $\{e'_i\}$

$$A' = M(f)_{e'_i} = P^{-1}AP = \|f(e'_1), \dots, f(e'_n)\|_{e'_i}$$

**Definition 3.1.** La matrice  $A$  est **diagonalisable** s'il existe une matrice semblable<sup>a</sup>  $A'$  diagonale:

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

<sup>a</sup> $A$  est semblable à  $A'$  s'il existe une matrice de passage  $P$  telle que  $A' = P^{-1}AP$

<sup>1</sup>Singular Value Decomposition

**Définition 3.2.** La matrice  $A$  est **triagonalisable** s'il existe une matrice semblable  $A'$  triangulaire (supérieure/in-férieure)

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

Alors les problèmes de ce chapitre qu'on va résoudre sont:

1. Déterminer si un endomorphisme  $f$  est diagonalisable/triagonalisable i.e s'il existe telle matrice  $A'$ .
2. Déterminer la matrice de passage  $P$  et la matrice  $A'$ .

Dans tout le chapitre on suppose que l'espace vectoriel  $E$  est de dimension finie.

## 3.2 Vecteurs propres - Eigenvectors

Commençons par clarification d'une notion de l'application linéaire et sa matrice. Prenons pour ça la matrice de l'exercice du début du chapitre:

$$A = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

Cette matrice transforme l'espace vectoriel qu'on le donne, ou en simplifiant, elle transforme chaque vecteur de l'espace vectoriel. Prenons un vecteur  $v_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ , en appliquant  $A$  on obtient:

$$Av_3 = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 \\ 2 \end{bmatrix}$$



On remarque que le vecteur  $Av_3$  n'est plus situé en même ligne que le vecteur  $v_3$ , ce qui est logique car si les vecteurs étaient en même ligne après une transformation, cela n'aurait pas de sens. Par contre, parfois il y'a des cas, quand le vecteur appliqué à la matrice reste en même ligne, par exemple le vecteur  $v_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$ , avec

$$Av_2 = \begin{pmatrix} -2 \\ 2 \end{pmatrix} = 2v_2$$



Et c'est pas uniquement le cas du vecteur  $\begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$ , en prenant n'importe quel vecteur engendré par  $v = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$ , on obtiendra  $Av = 2v$ . Tels vecteurs  $v$  et les scalaire (ici: 2) sont appelés vecteurs propres et valeurs propres respectivement. Alors, on a la définition formelle:

**Definition 3.3.** Soit  $f$  un endomorphisme dans  $E$  et un vecteur  $v \in E$  est dit **vecteur propre** de  $f$  si:

1.  $v \neq 0$
2. Il existe un réel  $\lambda$  tel que  $f(v) = \lambda v$

Le scalaire  $\lambda \in \mathbb{R}$  est dit **valeur propre** correspondante à  $v$ .

**Intuition.** Les vecteurs propres sont les vecteurs qui sous l'action de  $f$  ne changent pas de directions, justement la longueur (même pas toujours). Cela simplifie le calcul de tel vecteurs. Pouvez-vous calculer  $A^3 v_3$ ? Pas très facile, alors le vecteur  $A^3 v_2$ ?

$$Av_2 = 2v_2 \Rightarrow A^2 v_2 = 2 \cdot 2v_2 = 4v_2 \Rightarrow A^3 v_2 = 2 \cdot 4v_2 = 8v_2 = \begin{pmatrix} -8 \\ 8 \end{pmatrix}$$

C'est cool, n'est-ce pas?

Par contre, ce n'est pas la seule utilité des vecteurs propres et on va revenir ici pour en discuter, mais d'abord, comment trouver tels vecteurs?

### 3.3 Recherche des valeurs propres

On cherche des vecteurs qui sous l'action de l'endomorphisme  $f$  sont mis à l'échelle par un facteur de  $\lambda \in \mathbb{R}$ , alors on est sensé de résoudre cette équation:

$$\begin{aligned} f(v) &= \lambda v \\ \Leftrightarrow Av &= \lambda v \quad \text{en notation matricielle} \\ \Leftrightarrow Av &= \lambda(Iv) \quad \text{où } I \text{ est une matrice identité} \\ \Leftrightarrow Av - \lambda Iv &= 0 \\ \Leftrightarrow (A - \lambda I)v &= 0 \end{aligned}$$

Donc, on doit étudier l'application  $(A - \lambda I)$  et la connecter à la notion des déterminants. Rappelle: si le déterminant d'une matrice n'est pas nul, cette matrice (i.e endomorphisme) est injective. Dans notre cas, si  $\det(A - \lambda I)$  était nul, le seul vecteur  $v$  qui donnerait  $(A - \lambda I)v = 0$  était le vecteur nul  $v = 0$  car  $(A - \lambda I)$  est linéaire et (comme on a supposé) injective.

Par contre, d'après la définition, les vecteurs propres ne sont pas nul, alors le cas injectif ne convient pas, donc pour avoir des vecteurs propres l'application  $(A - \lambda I)$  doit ne pas être injectif ce qui équivaut à dire que  $\det(A - \lambda I) = 0$ . Alors, on est sensé de calculer le déterminant suivant:

$$\det(A - \lambda I) = \det \left( \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \dots & a_{n,n} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \lambda & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda \end{bmatrix} \right) = \begin{vmatrix} a_{1,1} - \lambda & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} - \lambda & \dots & a_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \dots & a_{n,n} - \lambda \end{vmatrix}$$

En développant ce déterminant on obtient une équation du type:

$$(-1)^n \lambda^n + a_{n-1} \lambda^{n-1} + \dots + a_1 \lambda + a_0 = 0$$

dont les racines sont les valeurs propres de  $f$  (rappelle: valeur propre est un facteur  $\lambda$ ). Ne vous concentrez pas trop sur cette équation pour l'instant, on va y revenir.

**Proposition 3.4.** Soit  $f$  un endomorphisme dans un espace vectoriel  $E$  de dimension finie  $n$  et  $A$  la matrice représentative de  $f$  dans une base de  $E$ . Les valeurs propres de  $f$  sont les racine du polynôme:

$$P_f(\lambda) = \det(A - \lambda I)$$

Ce polynôme est dit **polynôme caractéristique** de  $f$ .

**Definition 3.5.** L'ensemble des valeurs propres de  $f$  est dit **spectre** de  $f$  et est noté  $\text{Sp}_K(f)$  ou  $\text{Sp}_K(A)$  si  $A$  une matrice de  $f$ .

Pour clarifier:

**Example 3.6.** Soit  $f$  un endomorphisme dans  $\mathbb{R}^2$  dont la matrice représentative dans la base canonique est:

$$\begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

Calculons ses valeurs propres:

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} v = \lambda v \\ \Leftrightarrow & \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} v - \lambda I v = 0 \\ \Leftrightarrow & \left( \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} - \lambda I \right) v = 0 \\ \Rightarrow & \det \left( \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} - \lambda I \right) = 0 \\ \Rightarrow & \det \left( \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} - \lambda \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) = 0 \\ \Rightarrow & \det \left( \begin{bmatrix} 3-\lambda & 1 \\ 0 & 2-\lambda \end{bmatrix} \right) = 0 \\ & = (3-\lambda)(2-\lambda) = 0 \end{aligned}$$

On voit bien, que les solutions sont:  $\lambda_1 = 3$  et  $\lambda_2 = 2$

On peut trouver des valeurs propres, néanmoins, on cherchait les vecteurs propres. Et on est là:

### 3.4 Recherche des vecteurs propres

Supposons pour  $q \in \mathbb{N}^*$  on a déjà trouvé  $q$  valeurs propres d'une matrice  $\{\lambda_1, \dots, \lambda_q\}$ , pour trouver les vecteurs propres, il nous reste à trouver la base de:

$$\ker(A - \lambda_i I) \quad \forall i \in \{1, \dots, q\}$$

ce qui équivaut à:

$$(A - \lambda_i I) v = 0 \quad \forall i \in \{1, \dots, q\}$$

**Exemple 3.7.** Encore la matrice

$$A = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

dans la base canonique de  $\mathbb{R}^2$ . On a déjà trouvé ses vecteurs propres:  $\lambda_1 = 3$  et  $\lambda_2 = 2$ . Alors, cherchons les vecteurs:

$$\begin{bmatrix} 3 - \lambda_1 & 1 \\ 0 & 2 - \lambda_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 - 3 & 1 \\ 0 & 2 - 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = 0 \Rightarrow \begin{cases} y = 0 \\ -y = 0 \\ x \in \mathbb{R} \end{cases}$$

Donc  $\ker(A - 3I) = \begin{pmatrix} x \\ 0 \end{pmatrix} = \text{Vect}\left(\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}\right)$ . Voilà, notre premier vecteur propre:  $\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ . Pour le deuxième:

$$\begin{bmatrix} 3 - \lambda_2 & 1 \\ 0 & 2 - \lambda_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 - 2 & 1 \\ 0 & 2 - 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = 0 \Rightarrow \begin{cases} x + y = 0 \\ \Rightarrow x = -y \end{cases}$$

Donc  $\ker(A - 2I) = \begin{pmatrix} -y \\ y \end{pmatrix} = y \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix} = \text{Vect}\left(\begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}\right)$  et voilà le deuxième vecteur propre:  $\begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$  (c'était notre vecteur  $v_2$  au début du chapitre).

Enfin, la propriété utile:

**Proposition 3.8.** Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  avec ses vecteurs propres:  $\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$ , alors:

$$\text{Tr}(A) = \lambda_1 + \dots + \lambda_n$$

$$\det(A) = \lambda_1 \cdot \dots \cdot \lambda_n$$

### 3.5 Les endomorphismes diagonalisables

Revenons sur l'utilité des vecteurs propres. Soit  $f$  un endomorphisme de  $E$  dont la base est  $\{e_1, \dots, e_n\}$  et  $\text{Mat}_{e_i}(f) = A$  et la matrice de  $f$  dans cette base. Reprenons l'exemple suivant:

**Exemple 3.9.** On a:  $A = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$  dans la base canonique  $e_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$  et  $e_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ . On rappelle qu'on a trouvé deux vecteurs propres:

$$\begin{cases} v_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \\ v_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix} \end{cases}$$

On remarque que ces deux vecteurs sont libres et donc forment une base de  $\mathbb{R}^2$ . Essayons de changer la base de  $A$  dont on a deux façons:

1. On peut calculer les coordonnées de  $f(v_1)$  et  $f(v_2)$  dans la base  $\{v_1, v_2\}$ , on a:

$$f(v_1) = 3v_1 = 3 \cdot v_1 + 0 \cdot v_2$$

$$f(v_2) = 2v_2 = 0 \cdot v_1 + 2 \cdot v_2$$

$$\text{Et alors } \text{Mat}_{v_i}(f) = \|f(v_1), f(v_2)\|_{v_i} = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

2. On peut calculer la matrice  $P = P_{e_i \rightarrow v_i}$  de passage d'une base  $\{e_i\}$  vers la base  $\{v_i\}$  et en déduire la

matrice de  $f$  dans la nouvelle base. On a :

$$\begin{cases} v_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = 1 \cdot e_1 + 0 \cdot e_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \\ v_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix} = -1 \cdot e_1 + 1 \cdot e_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}_{e_i} \end{cases}$$

donc  $P = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$  et  $P^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$  (vous pouvez vérifier le calcul). Et donc :

$$A' = P^{-1}AP = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \underbrace{\begin{bmatrix} 3 & -2 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}}_{AP} = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

Et voilà, la magie, on a trouvé la matrice diagonale.

Ensuite, généralisons ce qu'on a fait.

**Definition 3.10.** Soit  $\lambda \in K$ , on note :

$$E_\lambda := \{v \in E \mid f(v) = \lambda v\}$$

$E_\lambda$  est un espace vectoriel de  $E$  dit **espace propre** correspondant à  $\lambda$ .

**Remark 3.11.** 1. Si  $\lambda$  n'est pas valeur propre de  $f$ , donc  $E_\lambda = \{0\}$

2. Si  $\lambda$  est valeur propre, alors :

$$E_\lambda = \{ \text{vecteurs propres associés à } \lambda \} \cup \{0\} \text{ et } \dim E_\lambda \geq 1$$

**Proposition 3.12.** Soient  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$  des scalaires deux à deux distincts. Alors les espaces propres  $E_{\lambda_1}, \dots, E_{\lambda_p}$  sont en somme directe. Autrement dit, si  $\mathcal{B}_1, \dots, \mathcal{B}_p$  sont des bases de  $E_{\lambda_1}, \dots, E_{\lambda_p}$ , la famille  $\{\mathcal{B}_1, \dots, \mathcal{B}_p\}$  est libre (mais pas nécessairement génératrice de  $E$ ).

**Proof.** Soient  $E_{\lambda_1}, \dots, E_{\lambda_p}$  les espaces propres associés aux valeurs propres  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$  d'un endomorphisme  $f$  d'un espace vectoriel  $E$ . Nous devons montrer que ces sous-espaces sont en somme directe, c'est-à-dire que si un vecteur appartient à leur intersection, alors il est nul.

Prenons un élément  $v$  appartenant à leur somme, c'est-à-dire qu'il peut s'écrire sous la forme :

$$v = v_1 + v_2 + \dots + v_p$$

avec  $v_i \in E_{\lambda_i}$  pour tout  $i$ .

Puisque chaque  $v_i$  est un vecteur propre pour  $f$  associé à  $\lambda_i$ , on a :

$$f(v_i) = \lambda_i v_i.$$

Appliquons  $f$  à la somme :

$$f(v) = f(v_1 + v_2 + \dots + v_p) = f(v_1) + f(v_2) + \dots + f(v_p).$$

En utilisant la linéarité de  $f$ , cela donne :

$$f(v) = \lambda_1 v_1 + \lambda_2 v_2 + \dots + \lambda_p v_p.$$



Or,  $v$  est aussi une combinaison de ces mêmes vecteurs :

$$v = v_1 + v_2 + \cdots + v_p.$$

Donc, en réarrangeant :

$$(\lambda_1 v_1 + \lambda_2 v_2 + \cdots + \lambda_p v_p) - (v_1 + v_2 + \cdots + v_p) = 0.$$

Ce qui donne :

$$(\lambda_1 - 1)v_1 + (\lambda_2 - 1)v_2 + \cdots + (\lambda_p - 1)v_p = 0.$$

Factorisons chaque terme :

$$(\lambda_1 - \lambda)v_1 + (\lambda_2 - \lambda)v_2 + \cdots + (\lambda_p - \lambda)v_p = 0.$$

Or, les  $\lambda_i$  sont supposés deux à deux distincts. On en déduit que les coefficients sont différents, et que la somme est nulle uniquement si tous les  $v_i$  sont nuls (puisque les espaces propres sont en général en somme directe).

Ainsi,  $v = 0$ , ce qui prouve que les espaces propres sont en somme directe.  $\square$

Ainsi, les espaces propres sont toujours en sommes directe, mais pas nécessairement égale à  $E$ :

$$E_{\lambda_1} \oplus \cdots \oplus E_{\lambda_p} \subsetneq E$$

ce qu'on a si:

$$\dim E_{\lambda_1} + \cdots + \dim E_{\lambda_p} < \dim E$$

**Theorem 3.13.** Soit  $f$  un endomorphisme dans  $E$  et  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$  ses valeurs propres, alors les propriétés suivantes sont équivalentes:

1.  $f$  est diagonalisable
2.  $E$  est somme directe de ses espaces propres:  $E = E_{\lambda_1} \oplus \cdots \oplus E_{\lambda_p}$
3.  $\dim E_{\lambda_1} + \cdots + \dim E_{\lambda_p} = \dim E$

**Corollary 3.14.** Si  $f$  est un endomorphisme de  $E$  avec  $\dim E = n$  et  $f$  admet  $n$  valeurs propres deux à deux distinctes, alors  $f$  est diagonalisable.

Mais comme les valeurs propres sont les racines du polynôme caractéristique (voir prop 3.4) on a:

**Proposition 3.15.** Soit  $f$  un endomorphisme dans  $E$  et  $\lambda$  une valeur propre d'ordre  $\alpha$  (i.e  $\alpha$  est une racine de  $P_f(\lambda)$  d'ordre  $\alpha$ , i.e  $P_f(\lambda) = (X - \lambda)^n Q(X)$  avec  $n \in \mathbb{N}^*$ ). Alors:

$$\dim E_\lambda \leq \alpha$$

**Theorem 3.16.** Soit  $f$  un endomorphisme dans  $E$  avec  $\dim E = n$ . Alors  $f$  est diagonalisable si et seulement si:

1.  $P_f(X)$  est scindé, i.e:

$$P_f(X) = (-1)^n (X - \lambda_1)^{\alpha_1} \cdots (X - \lambda_p)^{\alpha_p}$$

( $\lambda_i$  sont les racines donc les valeurs propres) et  $\alpha_1 + \cdots + \alpha_p = n$ . Alors, si la somme des multiplicités des racines est égale à la dimension de l'espace vectoriel.

2. Les dimensions des espaces propres sont maximales, i.e  $\forall i \in \{1, \dots, p\}$

$$\dim E_{\lambda_i} = \alpha_i$$

**Intuition.** Ce n'est pas toujours facile de comprendre l'idée par les polynômes caractéristiques, alors une autre façon de voir ça est:

1. On trouve les valeurs propres:  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$
2. Puis on trouve les espaces propres:  $E_{\lambda_i} = \ker(f - \lambda_i I)$
3. On somme les dimension:  $\dim E_{\lambda_1} + \dots + \dim E_{\lambda_p} =: d$ .
  - Si  $d = \dim E$  i.e si la somme des dimension est égale à la dimension de l'espace  $E$ , les espaces propres engendrent  $E$  et donc  $f$  est diagonalisable (car sa matrice peut s'écrire dans la base de ces vecteurs propres).
  - Sinon le nombre de vecteurs propres libres ne suffit pas pour engendrer  $E$ .

## 3.6 Les applications

### 3.6.1 Calcul de la puissance

Alors, on est revenu là, où on a commencé, je vous rappelle l'exercice du début du chapitre:

**Exercice.** Calculer

$$\begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}^{15} = \underbrace{\begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \cdot \dots \cdot \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}}_{15 \text{ fois}}$$

On rappelle, que les vecteurs propres de  $A$  sont:

$$v_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \text{ et } v_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

qui sont libres et engendrent  $\mathbb{R}^2$  alors forment une base de  $\mathbb{R}^2$ , alors on peut écrire à dans cette nouvelle base et comme on a déjà trouvé:

$$A' = P^{-1}AP = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

dans la base  $(v_1, v_2)$  avec la matrice de passage:

$$P = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ et } P^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

De plus, en multipliant  $A'$  avec  $A'$ , on a:

$$A' \cdot A' = (P^{-1}AP)(P^{-1}AP) = P^{-1}A^2P = A'^2$$

d'où

$$A'^n = P^{-1}A^nP \Rightarrow PA'^nP^{-1} = PP^{-1}A^nPP^{-1} = A^n$$

Cela nous donne la possibilité de calculer d'abord la puissance de  $A'$ :

$$A'^{15} = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}^{15} = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}^{13} = \begin{bmatrix} 3^2 & 0 \\ 0 & 2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}^{13} = \begin{bmatrix} 3^{15} & 0 \\ 0 & 2^{15} \end{bmatrix}$$

Voilà, beaucoup plus facile, que calculer  $A^{15}$  directement, alors il nous reste à revenir en base canonique:

$$P \begin{bmatrix} 3^{15} & 0 \\ 0 & 2^{15} \end{bmatrix} P^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3^{15} & 0 \\ 0 & 2^{15} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3^{15} & 3^{15} - 2^{15} \\ 0 & 2^{15} \end{bmatrix}$$

Ce qui est très utile dans les matrices diagonales, c'est que la puissance de telle matrice égale à la même matrice avec les éléments diagonaux pris à la puissance, i.e:

$$A' = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{bmatrix} \Rightarrow A'^n = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{bmatrix}^n = \begin{bmatrix} \lambda_1^n & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2^n & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n^n \end{bmatrix}$$

Généralisons: Si  $A \in \mathcal{M}_n(K)$  est diagonalisable (i.e il existe  $P$  et  $A'$  telles que  $A' = P^{-1}AP$ ), alors:

$$A^n = P(A'^n)P^{-1} = P \begin{bmatrix} \lambda_1^n & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2^n & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n^n \end{bmatrix} P^{-1}$$

### 3.6.2 Résolution d'un système de suites récurrentes

Soit  $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$  et  $(v_n)_{n \in \mathbb{N}}$  deux suites telles que:

$$\begin{cases} u_{n+1} = u_n - v_n \\ v_{n+1} = 2u_n + 4v_n \end{cases} \quad (3.1)$$

avec  $u_0 = 2$  et  $v_0 = 1$ . On pose  $X_n = \begin{pmatrix} u_n \\ v_n \end{pmatrix}$ , alors le système 3.1 s'écrit:

$$X_{n+1} = AX_n \quad \text{avec} \quad A = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 2 & 4 \end{pmatrix}$$

par récurrence on obtient:

$$X_n = A^n X_0 \quad \text{avec} \quad X_0 = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Alors, on est ramené au calcul de la puissance d'une matrice:  $A^n$  ce qu'on a vu à la section 3.6.1. Vous pouvez vérifier qu'il existe  $P \in GL_2(\mathbb{R})$  tq

$$P = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -2 \end{pmatrix} \quad \text{avec} \quad A = P \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix} P^{-1}$$

et alors

$$A^n = P \begin{pmatrix} 2^n & 0 \\ 0 & 3^n \end{pmatrix} P^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2^n & 0 \\ 0 & 3^n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -2 & -1 \\ -1 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \cdot 2^n - 3^n & 2^n - 3^n \\ -2 \cdot 2^n + 2 \cdot 3^n & -2^n + 2 \cdot 3^n \end{pmatrix}$$

D'où

$$\begin{pmatrix} u_n \\ v_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \cdot 2^n - 3^n & 2^n - 3^n \\ -2 \cdot 2^n + 2 \cdot 3^n & -2^n + 2 \cdot 3^n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \cdot 2^n - 2 \cdot 3^n + 2^n - 3^n \\ -4 \cdot 2^n + 4 \cdot 3^n - 2^n + 2 \cdot 3^n \end{pmatrix}$$

c'est-à-dire:

$$\begin{cases} u_n = 5 \cdot 2^n - 3 \cdot 3^n \\ v_n = -5 \cdot 2^n + 6 \cdot 3^n \end{cases}$$

### 3.6.3 Résolution des equations différentielles

Soit à résoudre le système différentiel

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = a_{11}x_1 + \dots + a_{1n}x_n \\ \vdots \\ \frac{dx_n}{dt} = a_{n1}x_1 + \dots + a_{nn}x_n \end{cases}$$

avec  $a_{ij} \in \mathbb{R}$  et  $x_i : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  dérivables.

Sous forme matricielle le système s'écrit :

$$\frac{dX}{dt} = AX, \quad \text{où} \quad A = (a_{ij}), \quad X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Supposons  $A$  diagonalisable. Il existe alors  $A'$  matrice diagonale et  $P$  matrice inversible telles que :

$$A' = P^{-1}AP.$$

Si on considère  $A$  comme la matrice d'un endomorphisme dans la base canonique,  $A'$  est la matrice de  $f$  dans la base de vecteurs propres  $\{v_i\}$ .  
De même  $X$  est la matrice d'un vecteur  $\vec{x}$  dans la base canonique et  $X' = M(\vec{x})_{v_i}$ , est liée à  $X$  par

$$X' = P^{-1}X$$

**Note.** Attention! Dans cette section  $X'$  ne décrit pas la dérivé, mais un vecteur noté  $X'$ !

En dérivant cette relation :

$$\frac{dX'}{dt} = P^{-1} \frac{dX}{dt}$$

(car  $A$  étant à coefficients constants,  $P$  sera aussi à coefficients constants). Donc :

$$\frac{dX'}{dt} = P^{-1}AX = (P^{-1}AP) X' = A'X'$$

Le système 3.2 est donc équivalent au système

$$\frac{dX'}{dt} = A'X'$$

Ce système s'intègre facilement, car  $A'$  est diagonale.  
Ainsi, on peut résoudre le système  $\frac{dX}{dt} = AX$  de la manière suivante :

- On diagonalise  $A$ . Soit  $A' = P^{-1}AP$  une matrice diagonale semblable à  $A$ ;
- on intègre le système  $\frac{dX'}{dt} = A'X'$ ;
- on revient à  $X$  par  $X = PX'$ .

## Exemple

Soit le système

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = x - y \\ \frac{dy}{dt} = 2x + 4y \end{cases}$$

On a  $A' = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}$  et  $P = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -2 \end{pmatrix}$

Le système  $\frac{dX'}{dt} = A'X'$  s'écrit :

$$\begin{cases} \frac{dx'}{dt} = 2x' \\ \frac{dy'}{dt} = 3y' \end{cases}$$

qui donne immédiatement

$$\begin{cases} x' = C_1 e^{2t} \\ y' = C_2 e^{3t} \end{cases}$$

et donc, en revenant à  $X$  par  $X = PX'$  :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} C_1 e^{2t} \\ C_2 e^{3t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_1 e^{2t} + C_2 e^{3t} \\ -C_1 e^{2t} - 2C_2 e^{3t} \end{pmatrix}$$

c'est-à-dire :

$$\begin{cases} x = C_1 e^{2t} + C_2 e^{3t} \\ y = -C_1 e^{2t} - 2C_2 e^{3t} \end{cases}$$

### 3.7 Trigonalisation

Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(K)$  est dite triangulaire supérieure si elle est de la forme:

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

respectivement triangulaire inférieure:

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

**Remark 3.17.** Toute matrice  $A$  triangulaire supérieure est semblable à une matrice triangulaire inférieure.

*Proof.* Soit  $A$  une matrice triangulaire supérieure et  $f$  l'endomorphisme de  $K^n$  qui dans la base  $\{e_1, \dots, e_n\}$  est représentée par la matrice  $A$ , alors:

$$\begin{cases} f(e_1) = a_{1,1}e_1 \\ f(e_2) = a_{1,2}e_1 + a_{2,2}e_2 \\ \vdots \\ f(e_n) = a_{1,n}e_1 + a_{2,n}e_2 + \dots + a_{n,n}e_n \end{cases} \Leftrightarrow A = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ 0 & a_{2,2} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & a_{n-1,n} \\ 0 & \dots & 0 & a_{n,n} \end{bmatrix}$$

Considérons la base

$$\varepsilon_1 = e_n, \quad \varepsilon_2 = e_{n-1}, \quad \dots, \quad \varepsilon_n = e_1$$

alors, on a:

$$\begin{cases} f(\underbrace{\varepsilon_1}_{e_n}) = a_{1,n}\underbrace{\varepsilon_n}_{e_1} + a_{2,n}\underbrace{\varepsilon_{n-1}}_{e_2} + \dots + a_{n,n}\underbrace{\varepsilon_1}_{e_n} \\ f(\underbrace{\varepsilon_2}_{e_{n-1}}) = a_{1,n-1}\underbrace{\varepsilon_n}_{e_1} + \dots + a_{n-1,n-1}\underbrace{\varepsilon_2}_{e_{n-1}} \\ \vdots \\ f(\underbrace{\varepsilon_n}_{e_1}) = a_{1,1}\underbrace{\varepsilon_n}_{e_1} \end{cases}$$

donc

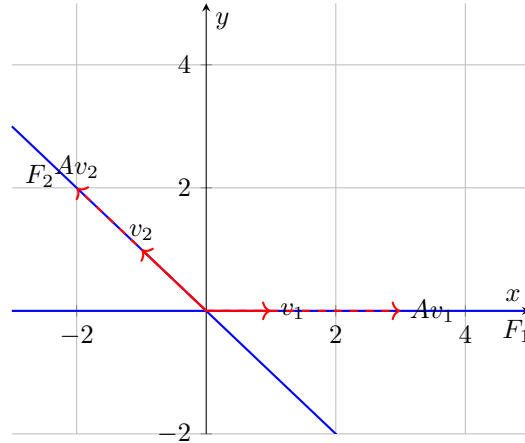
$$A' = M(f)_{\varepsilon_i} = \begin{bmatrix} a_{n,n} & & \dots & 0 \\ a_{n-1,n} & a_{n-1,n-1} & \dots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \\ a_{1,n} & \dots & & a_{1,1} \end{bmatrix}$$

□

#### 3.7.1 L'intuition géométrique de la diagonalisation

Rappelons la diagonalisation. La matrice  $A$  représentative de l'endomorphisme  $f$  dans  $K^n = \text{Vect}(e_1, \dots, e_n)$  est diagonalisable, s'il existe suffisamment de sous-espaces vectoriels  $\{F_1, \dots, F_n\}$  de dimension 1 chacun, tel que  $K^n = F_1 \oplus \dots \oplus F_n$  et  $\forall i \in \{1, \dots, n\}, f(F_i) \subset F_i$  (un vecteur après l'application de  $f$  reste dans l'espace). Ce qu'on peut voir géométriquement:

### Eigenvector Transformation



On sait déjà que tel endomorphisme est très utile mais ça n'arrive pas souvent qu'on peut le diagonaliser, alors, ça serait utile d'avoir quelque chose plus général mais encore semblable à la diagonalisation.

### 3.7.2 L'intuition géométrique de la trigonalisation

La géométrie de l'endomorphisme trigonalisable est similaire mais quand même différente. Soit  $A$  une matrice représentative de l'endomorphisme  $f$  dans  $K^n$ . Il est trigonalisable s'il existe une base  $\{v_1, \dots, v_n\}$  de  $K^n$ , notons  $F_1 = \text{Vect}(v_1)$ ,  $F_2 = \text{Vect}(v_1, v_2)$ ,  $\dots$ ,  $F_n = \text{Vect}(v_1, v_2, \dots, v_n)$  tels que

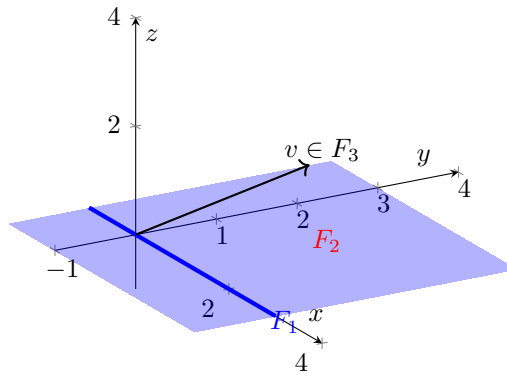
$$F_1 \subset F_2 \subset \dots \subset F_n$$

et

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}, f(F_i) \subset F_i$$

Voyez-vous la similarité? L'endomorphisme est stable par le sous-espace! Le vecteur appliqué à  $f$  ne quitte jamais son sous-espace. Prenons pour l'exemple la matrice suivante:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} = \text{Mat}(f)_{e_i}$$



Comme on a de l'intuition de l'endomorphisme trigonalisable, revenons sur les maths pures.

### 3.7.3 Théorie

**Theorem 3.18.** Un endomorphisme est trigonalisable dans  $K$  si et seulement si son polynôme caractéristique est scindé dans  $K$ .

Ça veut dire que le polynôme caractéristique admet exactement  $n$  racine où  $n = \dim(E)$  et dont s'écrit:

$$P_f(X) = (-1)^n (X - \lambda_1)^{\alpha_1} \dots (X - \lambda_p)^{\alpha_p}$$

avec  $\alpha_1 + \dots + \alpha_p = n$

**Proof.** -

( $\Rightarrow$ ) Supposons l'endomorphisme  $f$  est trigonalisable et soit une base  $\{e_1, \dots, e_n\}$  telle que

$$M(f)_{e_i} = \begin{pmatrix} a_{1,1} & & & * \\ 0 & a_{2,2} & & \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & 0 & a_{n,n} \end{pmatrix}$$

On a:

$$P_f(X) = \det \begin{pmatrix} a_{1,1} - X & & & * \\ 0 & a_{2,2} - X & & \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & 0 & a_{n,n} - X \end{pmatrix} = (a_{1,1} - X) \cdots (a_{n,n} - X)$$

Donc  $P_f(X)$  est bien scindé (on peut remarquer que ses racines sont les valeurs propres de  $f$ ).

( $\Leftarrow$ ) Supposons  $P_f(X)$  scindé et montrons par récurrence que  $f$  trigonalisable.

Pour  $n = 1$  triviale.

Supposons que le résultat est vrai à l'ordre  $n - 1$ . Or  $P_f(X)$  est scindé il admet au moins une racine  $\lambda_1 \in K$  et donc un vecteur propre  $\varepsilon_1 \in E_{\lambda_1}$ . Complétons  $\{\varepsilon_1\}$  en une base  $\{\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n\}$ , donc on a:

$$A = M(f)_{\varepsilon_i} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & b_2 & \dots & b_n \\ 0 & & & \\ \vdots & & B & \\ 0 & & & \end{pmatrix}, \quad \text{où } B \in \mathcal{M}_{n-1}(K)$$

Soit  $F = \text{Vect}(\varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)$  et  $g : F \rightarrow F$  l'unique endomorphisme de  $F$  tel que  $M(g)_{\varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n} = B$ , on a:

$$P_f(X) = \det(A - XI_n) = (\lambda_1 - X) \det(B - XI_{n-1}) = (\lambda_1 - X) P_g(X)$$

Or  $P_f(X)$  est scindé,  $P_g(X)$  l'est aussi et d'après l'hypothèse de récurrence  $B$  est trigonalisable, donc il existe une base  $\{v_2, \dots, v_n\}$  dans laquelle  $M(g)_{v_2, \dots, v_n}$  est triangulaire et donc la matrice de  $f$  dans la base  $\{\varepsilon_1, v_2, \dots, v_n\}$  est triangulaire donc  $f$  est trigonalisable. □

**Corollary 3.19.** Toute matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$  est semblable à une matrice triangulaire de  $\mathcal{M}_n(\mathbb{C})$ .

**Intuition.** D'après le cours d'algèbre abstrait, tout polynôme dans  $\mathbb{C}$  est scindé.

**Remark 3.20.** -

1. Si  $A$  est trigonalisable et  $A'$  triangulaire semblable à  $A$ , donc  $A'$  a des valeurs propres sur les diagonales.
2. Toute matrice  $A \in \mathcal{M}_n(K)$  est trigonalisable sur la clôture  $K'$  de  $K$ . (e.g:  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est trigonalisable sur  $\mathbb{C}$ ).

**Corollary 3.21.** Soit  $A \in \mathcal{M}_n(K)$  est  $\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$  ses valeurs propres, donc

$$\mathrm{Tr}(A) = \lambda_1 + \dots + \lambda_n$$

$$\det(A) = \lambda_1 \cdot \dots \cdot \lambda_n$$

*Proof.* On  $A' \in \mathcal{M}_n(K')$  triangulaire semblable à  $A$  (reappel: clôture  $K'$  sur  $K$ ), donc les valeurs propres sont sur les diagonales de  $A'$ . Or les matrices semblables ont les même traces et déterminant, donc  $\mathrm{Tr}(A) = \mathrm{Tr}(A') = \lambda_1 + \dots + \lambda_n$  et  $\det(A) = \det(A') = \lambda_1 \cdot \dots \cdot \lambda_n$ .  $\square$

**TODO.** exemple du processus de trigonalisation.



# 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.