

# Cours Mathématiques 3 (MAT2012L) L2 PCSI

## 2025-2026

Léon Matar Tine<sup>1</sup>

Automne 2025

## 1 Introduction générale sur le cours

## 2 Espaces vectoriels

- Définition, propriétés
- Sous-espaces vectoriels
- Familles génératrices, familles libres, bases
- Applications linéaires
  - Définitions, propriétés
  - Image et noyau
- Les matrices
  - Opérations sur les matrices
- Matrice de passage
- Matrice d'une application linéaire
- Matrices inversibles
  - Matrices inversibles et bases
  - Matrices inversibles et matrices de passage
  - Matrices inversibles et applications linéaires
- Déterminants

## 3 Systèmes d'équations linéaires

## 4 Réduction des endomorphismes

- Définition, propriétés
  - Vecteurs propres, valeurs propres
  - Sous-espaces propres
  - Polynôme caractéristique
  - Diagonalisation
  - Théorème de Cayley-Hamilton

## 5 Espace vectoriel muni d'un produit scalaire, diagonalisation des matrices symétriques et hermitiennes

- Produit scalaire
  - Produit scalaire réel
  - Produit scalaire complexe
  - Propriétés géométriques
  - Orthogonalité
  - Projection orthogonale
  - Bases orthonormées, orthonormalisation
  - Orthonormalisation de Gram-Schmidt

# Introduction

Ce cours de Mathématiques 3 est destiné aux étudiants de niveau licence 2 de la filière PCSI (Physique-Chimie et Sciences de l'ingénieur).

Trois chapitres sont développés dans ce cours

- Algèbre linéaire ( Espaces vectoriels, Applications linéaires, Matrices, Déterminants, Systèmes linéaires, Réduction des endomorphismes, Espace vectoriel muni d'un produit scalaire : Diagonalisation des matrices symétriques et hermitiennes),
- Suites et Séries numériques et de fonctions : Suites et séries numériques, Séries entières.
- Séries entières – Équations différentielles.

Les notions seront présentées dans un esprit pratique sans développement théorique.

L'UE compte pour 6 crédits. Un contrôle partiel (45% de la note) et un contrôle terminal (55% de la note) sont prévus.

[https://licence-math.univ-lyon1.fr/doku.php?id=a25:s3\\_maths3:page](https://licence-math.univ-lyon1.fr/doku.php?id=a25:s3_maths3:page)

# Espaces vectoriels

Dans la suite,  $\mathbb{K}$  désigne le corps des **nombres réels** ou le corps des **nombres complexes**. Les éléments de  $\mathbb{K}$  sont appelés des **scalaires**.

## Espace vectoriel

Un **espace vectoriel** est un ensemble d'éléments, appelés **vecteurs**, qu'on peut **additionner et multiplier par des scalaires**.

Pour que ceci ait un sens, l'addition et la multiplication par des scalaires doivent satisfaire certaines propriétés.

## Définition 1

Soit  $E$  un ensemble non vide muni d'une **loi de composition interne**, autrement dit d'une application

$$\begin{aligned} E \times E &\rightarrow E \\ (\vec{u}, \vec{v}) &\mapsto \vec{u} + \vec{v} \end{aligned}$$

et d'une **loi de composition externe**, autrement dit d'une application

$$\begin{aligned} \mathbb{K} \times E &\rightarrow E \\ (\lambda, \vec{u}) &\mapsto \lambda \cdot \vec{u} \end{aligned}$$

On dit que  $E$ , muni de ces opérations, est un  **$\mathbb{K}$ -espace vectoriel** si :

(1)  $(E, +)$  est un *groupe commutatif*, autrement dit :

- *commutativité* :  $\vec{u} + \vec{v} = \vec{v} + \vec{u}$ ; (pour tous  $\vec{u}, \vec{v} \in E$ );
- *associativité* :  $\vec{u} + (\vec{v} + \vec{w}) = (\vec{u} + \vec{v}) + \vec{w}$  (pour tous  $\vec{u}, \vec{v}, \vec{w} \in E$ );
- *il existe un élément*  $\vec{0}_E \in E$ , appelé **élément neutre**, tel que  $\vec{0}_E + \vec{u} = \vec{u} + \vec{0}_E = \vec{u}$  (pour tout  $\vec{u} \in E$ );
- pour tout  $\vec{u} \in E$ , il existe  $\vec{u}^* \in E$  vérifiant  $\vec{u} + \vec{u}^* = \vec{0}_E$ ; l'élément  $\vec{u}^*$  est appelé le **symétrique** ou **l'opposé** de  $u$  et est noté  $-\vec{u}$ .

(2) Pour tous  $\vec{u}, \vec{v} \in E$ , pour tous  $\lambda, \mu \in \mathbb{K}$  :

- $\lambda \cdot (\vec{u} + \vec{v}) = \lambda \cdot \vec{u} + \lambda \cdot \vec{v}$ ;
- $(\lambda + \mu) \cdot \vec{u} = \lambda \cdot \vec{u} + \mu \cdot \vec{u}$ ;
- $\lambda \cdot (\mu \cdot \vec{u}) = (\lambda\mu) \cdot \vec{u}$ ;
- $1 \cdot \vec{u} = \vec{u}$ .



On appelle :

- **Addition** la loi de composition interne

$$\begin{array}{ccc} E \times E & \rightarrow & E \\ (\vec{u}, \vec{v}) & \mapsto & \vec{u} + \vec{v} \end{array}$$

et **multiplication par des scalaires** la loi de composition externe

$$\begin{array}{ccc} \mathbb{K} \times E & \rightarrow & E \\ (\lambda, \vec{u}) & \mapsto & \lambda \cdot \vec{u} \end{array}$$

- **Vecteurs** les éléments de  $E$  ;
- **Scalaires** les éléments de  $\mathbb{K}$  ;
- **Vecteur nul** le vecteur  $\vec{0}_E$ .

## Exemple 1

Sur  $\mathbb{R}^2$ , on définit l'addition par

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x + x' \\ y + y' \end{pmatrix}$$

et la multiplication par des scalaires  $\lambda \in \mathbb{R}$  par

$$\lambda \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda x \\ \lambda y \end{pmatrix}.$$

Alors  $\mathbb{R}^2$ , muni de ces deux opérations, est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel.

## Exemple 2

Plus généralement, sur  $\mathbb{R}^n$ , on définit l'addition par

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 + y_1 \\ x_2 + y_2 \\ \vdots \\ x_n + y_n \end{pmatrix}$$

et la multiplication par des scalaires  $\lambda \in \mathbb{R}$  par

$$\lambda \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda x_1 \\ \lambda x_2 \\ \vdots \\ \lambda x_n \end{pmatrix}.$$

Alors  $\mathbb{R}^n$ , muni de ces deux opérations, est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel.

De même, sur  $\mathbb{C}^n$ , on définit l'addition par

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 + y_1 \\ x_2 + y_2 \\ \vdots \\ x_n + y_n \end{pmatrix}$$

et la multiplication par des scalaires  $\lambda \in \mathbb{C}$  par

$$\lambda \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda x_1 \\ \lambda x_2 \\ \vdots \\ \lambda x_n \end{pmatrix}.$$

Alors  $\mathbb{C}^n$ , muni de ces deux opérations, est un  $\mathbb{C}$ -espace vectoriel.

### Exemple 3

Soit  $E = \mathbb{R}_n[X]$  l'ensemble des polynômes de degré inférieur ou égal à  $n$  à coefficients réels. On munit  $\mathbb{R}_n[X]$  de l'addition des polynômes

$$\begin{array}{ccc} \mathbb{R}_n[X] \times \mathbb{R}_n[X] & \rightarrow & \mathbb{R}_n[X] \\ (P, Q) & \mapsto & P + Q \end{array} \quad \text{où } (P + Q)(X) = P(X) + Q(X)$$

et de la multiplication par des scalaires  $\lambda \in \mathbb{R}$

$$\begin{array}{ccc} \mathbb{R} \times \mathbb{R}_n[X] & \rightarrow & \mathbb{R}_n[X] \\ (\lambda, P) & \mapsto & \lambda P \end{array} \quad \text{où } (\lambda P)(X) = \lambda P(X).$$

Alors  $\mathbb{R}_n[X]$  est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel.

Son vecteur nul est le polynôme nul.

De même, l'ensemble  $\mathbb{C}_n[X]$  des polynômes de degré inférieur ou égal à  $n$  à coefficients complexes est un  $\mathbb{C}$ -espace vectoriel.

## Propriétés (Règles de calcul)

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel. Pour tous  $\vec{u}, \vec{v} \in E$  et pour tous  $\lambda, \mu \in \mathbb{K}$ , on a :

- $\lambda \cdot \vec{u} = \vec{0}_E \Leftrightarrow (\lambda = 0 \text{ ou } \vec{u} = \vec{0}_E)$ ;
- $\lambda \cdot (\vec{u} - \vec{v}) = \lambda \cdot \vec{u} - \lambda \cdot \vec{v}$ ;
- $(\lambda - \mu) \cdot \vec{u} = \lambda \cdot \vec{u} - \mu \cdot \vec{u}$ ;
- $(-\lambda) \cdot (-\vec{u}) = \lambda \cdot \vec{u}$ .

## Propriété Importante

$\lambda \cdot \vec{u} = \vec{0}_E$  si et seulement si  $\lambda = 0$  ou  $\vec{u} = \vec{0}_E$

# Sous-espaces vectoriels

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel et soit  $F \subseteq E$ .

On peut se poser la question de savoir quand est-ce que  $F$ , quand il est muni par l'addition de  $E$  et la multiplication par des scalaires, est lui-même un espace vectoriel.

Il s'avère qu'il suffit que  $F$  soit stable par l'addition et la multiplication par les scalaires.

## Définition 2

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel et  $F$  un sous-ensemble non vide de  $E$ . On dit que  $F$  est un **sous-espace vectoriel** de  $E$  si

- pour tous  $\vec{u}, \vec{v} \in F$ ,  $\vec{u} + \vec{v} \in F$ ;
- pour tout  $\vec{u} \in F$  et pour tout  $\lambda \in \mathbb{K}$ ,  $\lambda \vec{u} \in F$ .

Dans ce cas  $F$ , muni de l'addition et de la multiplication par des scalaires,

$$\begin{array}{ccc} F \times F & \rightarrow & F \\ (\vec{u}, \vec{v}) & \mapsto & \vec{u} + \vec{v} \end{array} \qquad \begin{array}{ccc} \mathbb{K} \times F & \rightarrow & F \\ (\lambda, \vec{u}) & \mapsto & \lambda \vec{u} \end{array}$$

est lui-même un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel.

## Abréviation

Sous-espace vectoriel = s.e.v

## Proposition 1

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel et  $F$  un sous-ensemble de  $E$ . Alors  $F$  est un **sous-espace vectoriel** de  $E$  si et seulement si ces deux propriétés sont satisfaites

- $\vec{0} \in F$  ;
- pour tous  $\vec{u}, \vec{v} \in F$  et pour tout  $\lambda \in \mathbb{K}$ ,  $\lambda\vec{u} + \vec{v} \in F$ .

## Preuve

Supposons que  $F$  soit un s.e.v de  $E$ . Alors comme  $F$  n'est pas vide, il contient un vecteur  $\vec{u}$ . Alors  $-\vec{u} \in F$  et  $\vec{u} - \vec{u} = \vec{0} \in F$ .

Pour la seconde propriété, soient  $\vec{u}, \vec{v} \in F$  et  $\lambda \in \mathbb{K}$ . Alors  $\lambda\vec{u} \in F$  et donc  $\lambda\vec{u} + \vec{v} \in F$ .

Exercice : montrer l'implication réciproque.



Exemples immédiats :  $E$  et  $\{\vec{0}\}$  sont des s.e.v de  $E$ .

## Exemple 1

Dans  $\mathbb{R}^2$ , toute droite passant par l'origine est un s.e.v. En effet toute droite passant par l'origine a comme équation  $ax + by = 0$  où  $a, b \in \mathbb{R}$  et on vérifie aisement qu'il s'agit bien d'un s.e.v (exercice).

## Exemple 2

Dans  $\mathbb{R}^3$ , tout plan passant par l'origine est un s.e.v. Un plan  $\mathcal{P}$  passant par l'origine est donné par une équation de la forme

$$ax + by + cz = 0 \text{ où } a, b, c \in \mathbb{R}.$$

Vérifions que  $\mathcal{P}$  est un s.e.v de  $\mathbb{R}^3$ . Comme  $\mathcal{P}$  passe par l'origine, on a

$\vec{0} \in \mathcal{P}$ . Soient  $\vec{u} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \in \mathcal{P}$ ,  $\vec{v} = \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} \in \mathcal{P}$  et  $\lambda \in \mathbb{R}$ . On doit

montrer que  $\lambda\vec{u} + \vec{v} \in \mathcal{P}$ . On a

$$\lambda\vec{u} + \vec{v} = \begin{pmatrix} \lambda x + x' \\ \lambda y + y' \\ \lambda z + z' \end{pmatrix} \text{ et } ax + by + cz = 0, \quad ax' + by' + cz' = 0.$$

D'où  $a(\lambda x + x') + b(\lambda y + y') + c(\lambda z + z') = 0$ . Donc  $\lambda\vec{u} + \vec{v} \in \mathcal{P}$ .

## Exercice

Soit  $\mathcal{F}(\mathbb{R})$  l'ensemble des applications de  $\mathbb{R}$  à valeurs dans  $\mathbb{R}$ . On définit l'addition et la multiplication par les scalaires par  $(f + g)(x) = f(x) + g(x)$ ;  $(\lambda f)(x) = \lambda f(x)$ .

- ➊ Vérifier que  $\mathcal{F}(\mathbb{R})$  est un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel.

Soit  $C^1(\mathbb{R})$  le sous-ensemble de  $\mathcal{F}(\mathbb{R})$  des applications de classe  $C^1$

$$C^1(\mathbb{R}) = \{f \in \mathcal{F}(\mathbb{R}) \mid f \text{ est dérivable et } f' \text{ est continue}\}.$$

- ➋ Montrer que  $C^1(\mathbb{R})$  est un s.e.v de  $\mathcal{F}(\mathbb{R})$ .

## Notation

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel et  $(F_i)_{i \in I}$  une famille de s.e.v de  $E$ . Alors l'intersection  $\bigcap_{i \in I} F_i$  est définie par

$$\bigcap_{i \in I} F_i = \{x \in E \mid x \in F_i, \text{ pour tout } i \in I\}.$$

Par exemple, si  $F_1, F_2, \dots, F_n$  sont des sous-ensembles de  $E$ , alors leur intersection  $F_1 \cap F_2 \cap \dots \cap F_n$  est l'ensemble des éléments  $x \in E$  tel que  $x \in F_k$  pour tout  $k \in \{1, \dots, n\}$ .

## Proposition 2

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel et  $(F_i)_{i \in I}$  une famille de s.e.v de  $E$ . Alors l'intersection

$$F = \bigcap_{i \in I} F_i = \{x \in E \mid x \in F_i, \text{ pour tout } i \in I\}$$

est un s.e.v de  $E$ .

## Preuve

- (Pour tout  $i \in I$ ,  $\vec{0} \in F_i$ )  $\implies \vec{0} \in \bigcap_{i \in I} F_i$ ;
- Soient  $\vec{u}, \vec{v} \in F$  et  $\lambda \in \mathbb{K}$ . Alors pour tout  $i \in I$ ,  $\lambda \vec{u} + \vec{v} \in F_i$ . Donc  $\lambda \vec{u} + \vec{v} \in F$ . □

## Corollaire 1

- Si  $F$  et  $G$  sont des s.e.v, alors leur intersection  $F \cap G$  est un s.e.v.
- Si  $F_1, F_2, \dots, F_n$  sont des s.e.v, alors leur intersection  $F_1 \cap F_2 \cap \dots \cap F_n$  est un s.e.v.

## Exemple

Soient  $\mathcal{P}_1$  et  $\mathcal{P}_2$  deux plans de  $\mathbb{R}^3$  passants par l'origine. Alors leur intersection  $\mathcal{P}_1 \cap \mathcal{P}_2$ , qui est une droite, est un s.e.v de  $\mathbb{R}^3$ .

## Définition 3

Soient  $U$  et  $V$  deux s.e.v du  $\mathbb{K}$ -e.v  $E$ .

- On appelle **somme** de  $U$  et  $V$  l'ensemble défini par

$$U + V = \{\vec{u} + \vec{v} \mid \vec{u} \in U, \vec{v} \in V\}.$$

- On dit que la somme  $U + V$  est **directe** si  $U \cap V = \{\vec{0}\}$ .
- On dit du s.e.v  $F$  qu'il est la **somme directe** de  $U$  et  $V$  si
  - $F = U + V$ ;
  - $U \cap V = \{\vec{0}\}$ .

On écrit  $F = U \oplus V$ .

## Exemple

Considérons dans  $\mathbb{R}^2$  deux vecteurs  $\vec{u}, \vec{v}$  non nuls et non colinéaires. Soient

$$U = \{\lambda \vec{u} \mid \lambda \in \mathbb{R}\}, \quad V = \{\lambda \vec{v} \mid \lambda \in \mathbb{R}\}.$$

( $U$  est la droite vectorielle dirigée par  $\vec{u}$ ,  $V$  est la droite vectorielle dirigée par  $\vec{v}$ .)

Alors  $U$  et  $V$  sont des s.e.v de  $\mathbb{R}^2$  et  $\mathbb{R}^2 = U \oplus V$  (exercice).

## Familles génératrices, familles libres, bases

Soient  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel et  $\vec{u}, \vec{v}$  deux vecteurs de  $E$ . Alors on peut fabriquer de nouveaux vecteurs en combinant les deux vecteurs  $\vec{u}, \vec{v}$

$$\alpha\vec{u} + \beta\vec{v}$$

où  $\alpha, \beta \in \mathbb{K}$ .

Un tel nouveau vecteur est appelé une **combinaison linéaire** de  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$ .

Plus généralement ...

## Définition 4

Soient  $\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n$  des vecteurs d'un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel  $E$ . Tout vecteur de  $E$  de la forme

$$\lambda_1 \vec{u}_1 + \dots + \lambda_n \vec{u}_n$$

où  $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{K}$ , est appelé une **combinaison linéaire** des vecteurs  $\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n$ .

## Exemple 1

Dans  $\mathbb{R}^2$  le vecteur

$$\vec{w} = \begin{pmatrix} -1 \\ 16 \end{pmatrix}$$

est bien une combinaison linéaire des deux vecteurs

$$\vec{u} = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \end{pmatrix}, \quad \vec{v} = \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \end{pmatrix}$$

car  $\vec{w} = 3\vec{u} + 2\vec{v}$ .

## Exemple 2

Dans  $\mathbb{R}^3$ , soient

$$\vec{e}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \vec{e}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \vec{e}_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Un vecteur quelconque  $\vec{u} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$  de  $\mathbb{R}^3$  s'écrit

$$\begin{aligned} \vec{u} &= \begin{pmatrix} x \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ y \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ z \end{pmatrix} = x \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + y \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} + z \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \\ &= x\vec{e}_1 + y\vec{e}_2 + z\vec{e}_3. \end{aligned}$$

Donc  $\vec{u}$  est une combinaison linéaire de  $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ .

## Proposition 2

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v et  $A \subseteq E$ . Il existe un plus petit s.e.v de  $E$  contenant  $A$ . Il est unique et on l'appelle le **sous-espace vectoriel engendré** par  $A$ . On le note  $\text{Vect}(A)$ .

## Preuve

$E$  est un s.e.v de  $E$  contenant  $A$ . Donc il existe des s.e.v de  $E$  qui contiennent  $A$ . L'intersection  $F$  de ces s.e.v est un s.e.v de  $E$  contenant  $A$ . Il est le plus petit s.e.v qui contient  $A$ . En effet, si  $A \subseteq H$ , où  $H$  est un s.e.v de  $E$ , alors  $F \subseteq H$ . □

## Proposition 3

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v et  $A \subseteq E$ ,  $A \neq \emptyset$ . Alors  $\text{Vect}(A)$  est l'ensemble des combinaisons linéaires des vecteurs de  $A$ , autrement dit

$$\text{Vect}(A) = \left\{ \sum_{i=1}^n \lambda_i \vec{u}_i \mid n \in \mathbb{N}, \lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{K}, \vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n \in A \right\}.$$

## Remarque

Donc un vecteur  $\vec{u} \in E$  est dans  $\text{Vect}(A)$ , si et seulement si, il existe  $n \in \mathbb{N}$ , il existe  $\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n \in A$  et des scalaires  $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{K}$  tels que  $\vec{u} = \lambda_1 \vec{u}_1 + \dots + \lambda_n \vec{u}_n$ .

## Exemple

Considérons dans  $\mathbb{R}^2$  deux vecteurs  $\vec{u}, \vec{v}$  non nuls et non colinéaires. Soient

$$U = \{\lambda \vec{u} \mid \lambda \in \mathbb{R}\}, \quad V = \{\lambda \vec{v} \mid \lambda \in \mathbb{R}\}.$$

Alors  $U = \text{Vect}(\{\vec{u}\})$  et  $V = \text{Vect}(\{\vec{v}\})$ .

## Exercice

Montrer que  $U + V = \text{Vect}(U \cup V)$ .

## Définition 5

Soit  $F$  un s.e.v du  $\mathbb{K}$ -e.v  $E$  et  $S \subseteq E$ .

- On dit que  $S$  est une **partie génératrice** de  $F$  si

$$F = \text{Vect}(S).$$

- On dit que  $S$  est **libre**, ou que les vecteurs de  $S$  sont **linéairement indépendants**, si

pour tous  $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{K}$ , pour tous  $\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n \in S$ ,

$$\lambda_1 \vec{u}_1 + \dots + \lambda_n \vec{u}_n = \vec{0} \Rightarrow \lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_n = 0.$$

- On dit que  $S$  est une **base** de  $E$ , si elle est génératrice et libre.

## Exemples

- Dans  $\mathbb{R}^2$ , l'espace vectoriel  $F$  engendré par les deux vecteurs

$$\vec{u} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}, \quad \vec{v} = \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \end{pmatrix}$$

vérifie  $\text{Vect}(\vec{u}, \vec{v}) = \text{Vect}(\vec{u}, 2\vec{u}) = \text{Vect}(\vec{u})$  et donc la famille  $\{\vec{u}\}$  est génératrice de  $F$ .

- Dans  $\mathbb{R}^2$ , la famille  $\{\vec{u}, \vec{v}\}$  est libre où

$$\vec{u} = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \end{pmatrix}, \quad \vec{v} = \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \end{pmatrix}.$$

- $\mathbb{R}^3 = \text{Vect}(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3)$ .

## Théorème 1

Tout  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel non nul admet une base. Toutes les bases ont la même cardinalité : si  $B_1$  et  $B_2$  sont deux bases, alors il existe une bijection entre  $B_1$  et  $B_2$ .

## Définition 6

On dit d'un  $\mathbb{K}$ -e.v  $E$  qu'il est de **dimension finie** s'il admet une base finie. Le cardinal (le nombre d'éléments) d'une base est appelé la **dimension** de  $E$  et est noté **dim( $E$ )**.

## Exemple 1

Dans  $\mathbb{R}^n$ , considérons la famille  $\mathcal{B} = \{\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n\}$  où pour  $1 \leq i \leq n$

$$\vec{e}_i = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}.$$

Alors  $\mathcal{B}$  est une base de  $\mathbb{R}^n$  appelée la **base canonique** de  $\mathbb{R}^n$ . On a donc  $\dim(\mathbb{R}^n) = n$ .

## Exemple 2

Dans  $\mathbb{R}_n[X]$ , le  $\mathbb{R}$ -e.v des polynômes de degré inférieur ou égal à  $n$ , la famille des polynômes

$$P_0(X) = 1, P_1(X) = X, P_2(X) = X^2, \dots, P_n(X) = X^n$$

forme une base. Donc  $\dim(\mathbb{R}_n[X]) = n + 1$ .

## Théorème de la base incomplète

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel. Soient  $L$  une partie libre et  $G$  une partie génératrice de  $E$ . Alors on peut compléter  $L$  par des éléments de  $G$  pour former une base de  $E$ .

Autrement dit, il existe  $F \subseteq G \setminus L$  tel que  $L \cup F$  soit une base de  $E$ .

## Théorème de la base incomplète(version en dimension finie)

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel de dimension finie. Soit  $\mathcal{U} = \{\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n\}$  une famille libre de  $E$  et soit  $\mathcal{G} = \{\vec{g}_1, \dots, \vec{g}_m\}$  une famille génératrice de  $E$ . Alors il existe  $\vec{g}_{i_1}, \dots, \vec{g}_{i_p}$  de  $\mathcal{G}$  telle que la famille  $\{\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n, \vec{g}_{i_1}, \dots, \vec{g}_{i_p}\}$  forme une base de  $E$ .

## Proposition 4

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie  $n$ . Alors :

- Toute famille libre de  $E$  a au plus  $n$  éléments.
- Toute famille génératrice de  $E$  a au moins  $n$  éléments.
- Toute famille libre peut être complétée en une base de  $E$ .

## Proposition 5

Soit  $B$  une famille de vecteurs d'un  $\mathbb{K}$ -e.v  $E$  de dimension finie  $n$ . Les propriétés suivantes sont équivalentes :

- $B$  est une base de  $E$  ;
- $B$  est une famille libre à  $n$  éléments ;
- $B$  est une famille génératrice à  $n$  éléments.

# Exemple récapitulatif sur la base incomplète

## Exemple récapitulatif

Considérons dans  $\mathbb{R}^3$  la famille  $\mathcal{U}$  des deux vecteurs

$$\vec{u} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}, \quad \vec{v} = \begin{pmatrix} 3 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Alors  $\mathcal{U}$  est une famille libre. En effet, soient  $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$  tels que  $\alpha\vec{u} + \beta\vec{v} = \vec{0}$ . Alors

$$\alpha\vec{u} + \beta\vec{v} = \vec{0} \Leftrightarrow \alpha \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix} + \beta \begin{pmatrix} 3 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \Leftrightarrow \begin{cases} 2\alpha + 3\beta = 0 \\ \alpha - \beta = 0 \\ -\alpha + \beta = 0 \end{cases}$$

Donc  $\alpha = \beta$  et  $5\alpha = 0$ . Par conséquent  $\alpha = \beta = 0$ .

# Exemple récapitulatif sur la base incomplète

## suite de l'exemple

On peut compléter la famille libre  $\mathcal{U}$  par des éléments de la base canonique  $\{\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3\}$  de  $\mathbb{R}^3$  pour former une base de  $E$ .

On peut choisir par exemple  $\vec{e}_1$ . Vérifions si  $\{\vec{u}, \vec{v}, \vec{e}_1\}$  est libre. Soient  $\alpha, \beta, \gamma \in \mathbb{R}$  tels que  $\alpha\vec{u} + \beta\vec{v} + \gamma\vec{e}_1 = \vec{0}$ . On obtient  $2\alpha + 3\beta + \gamma = 0$  et  $\alpha = \beta$ . Donc  $\gamma = -5\alpha$  et  $\alpha = \beta$ . Par conséquent la famille  $\{\vec{u}, \vec{v}, \vec{e}_1\}$  n'est pas libre.

Choisissons  $\vec{e}_2$ . Vérifions si  $\{\vec{u}, \vec{v}, \vec{e}_2\}$  est libre. Soient  $\alpha, \beta, \gamma \in \mathbb{R}$  tels que  $\alpha\vec{u} + \beta\vec{v} + \gamma\vec{e}_2 = \vec{0}$ . On obtient  $2\alpha + 3\beta = 0$ ,  $\alpha - \beta + \gamma = 0$  et  $\alpha = \beta$ .

Donc  $\alpha = \beta = \gamma = 0$ , par conséquent la famille  $\{\vec{u}, \vec{v}, \vec{e}_2\}$  est libre.

Comme  $\dim(\mathbb{R}^3) = 3$  et comme  $\{\vec{u}, \vec{v}, \vec{e}_2\}$  est une famille libre constituée de trois vecteurs, elle forme une base.

## Définition 7

Si  $\mathcal{B} = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$  est une base d'un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel  $E$ , alors pour tout  $\vec{u} \in E$ , il existe des uniques scalaires  $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{K}$  tels que

$$\vec{u} = \lambda_1 \vec{e}_1 + \dots + \lambda_n \vec{e}_n$$

qui sont appelés les **composantes** de  $\vec{u}$  dans la base  $\mathcal{B}$ .

## Proposition 6 (Formule de Grassmann)

Soient  $F$  et  $G$  deux s.e.v d'un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie. On a

$$\dim(F + G) = \dim(F) + \dim(G) - \dim(F \cap G).$$

## Applications linéaires

# Applications linéaires : Définitions, propriétés

## Définition 8

Soient  $E$  et  $F$  deux  $\mathbb{K}$ -e.v et  $f : E \rightarrow F$  une application. On dit que  $f$  est linéaire si

- $f(\vec{0}_E) = \vec{0}_F$  ;
- Pour tous  $\vec{u}, \vec{v} \in E$ , pour tout  $\lambda \in \mathbb{K}$ ,  $f(\lambda \vec{u} + \vec{v}) = \lambda f(\vec{u}) + f(\vec{v})$ .

# Applications linéaires : Exemples

## Exemple 1

Soit  $\alpha \in \mathbb{K}$  et  $f : E \rightarrow E$  l'homothétie de rapport  $\alpha$

$$\vec{u} \mapsto f(\vec{u}) = \alpha \vec{u}.$$

Alors  $f$  est linéaire. En effet :

- $f(\vec{0}) = \alpha \cdot \vec{0} = \vec{0}.$
- Soient  $\vec{u}, \vec{v} \in E$  et  $\lambda \in \mathbb{K}$ . Alors

$$\begin{aligned} f(\lambda \vec{u} + \vec{v}) &= \alpha(\lambda \vec{u} + \vec{v}) \\ &= \lambda \alpha \vec{u} + \alpha \vec{v} \\ &= \lambda f(\vec{u}) + f(\vec{v}). \end{aligned}$$

# Applications linéaires : Exemples

## Exemple 2

Soit  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$  définie par

$$f(x, y) = (x - y, x + y).$$

Alors  $f$  est linéaire. En effet, pour tous  $\vec{u}, \vec{v} \in \mathbb{R}^2$ , pour tout  $\lambda \in \mathbb{R}$ , on a :

$$\begin{aligned} f(\lambda \vec{u} + \vec{v}) &= f(\lambda x + x', \lambda y + y') = ((\lambda x + x') - (\lambda y + y'), (\lambda x + x') + (\lambda y + y')) \\ &= (\lambda x - \lambda y, \lambda x + \lambda y) + (x' - y', x' + y') = \lambda f(\vec{u}) + f(\vec{v}). \end{aligned}$$

# Applications linéaires : Exemples

## Exemple 3

Soit  $E$  l'espace vectoriel des applications de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$  de classe  $C^\infty$ .

L'application

$$D : E \rightarrow E, \quad D(f) = f'$$

est une application linéaire. En effet :

- $D(\vec{0}) = \vec{0}$ .
- Soient  $f, g \in E$  et  $\lambda \in \mathbb{R}$ . Alors

$$\begin{aligned} D(\lambda f + g) &= (\lambda f + g)' \\ &= \lambda f' + g' \\ &= \lambda D(f) + D(g). \end{aligned}$$

# Applications linéaires : Exemples

## Exemple 4

Une rotation  $R$  d'un angle  $\theta$  autour de l'origine dans  $\mathbb{R}^2$  est une application linéaire. En effet, on a

$$\text{pour } \vec{u} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}, \quad R(\vec{u}) = \begin{pmatrix} x \cos \theta - y \sin \theta \\ x \sin \theta + y \cos \theta \end{pmatrix}.$$

et donc

$$\begin{aligned} R(\vec{u} + \vec{v}) &= R\left(\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix}\right) = \begin{pmatrix} (x + x') \cos \theta & - (y + y') \sin \theta \\ (x + x') \sin \theta & + (y + y') \cos \theta \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} x \cos \theta & - y \sin \theta \\ x \sin \theta & + y \cos \theta \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x' \cos \theta & - y' \sin \theta \\ x' \sin \theta & + y' \cos \theta \end{pmatrix} = R(\vec{u}) + R(\vec{v}). \end{aligned}$$

De même on a  $R(\lambda \vec{u}) = \lambda R(\vec{u})$ .

# Applications linéaires

## Proposition 7

Soient  $E$  et  $F$  deux  $\mathbb{K}$ -e.v. Alors l'ensemble des applications linéaires de  $E$  dans  $F$ , noté  $\mathcal{L}(E, F)$ , munit des opérations

$$(f, g) \mapsto (f + g)(x) = f(x) + g(x); \quad (\lambda, f) \mapsto (\lambda f)(x) = \lambda f(x)$$

est un  $\mathbb{K}$ -e.v.



## Définition 9

- Une application linéaire de  $E$  dans  $E$  est appelé un **endomorphisme**.  
Le  $\mathbb{K}$ -e.v  $\mathcal{L}(E, E)$  est noté  **$\mathcal{L}(E)$** .
- Une application linéaire bijective est appelée un **isomorphisme**.
- Un endomorphisme bijective est appelé un **automorphisme**.

# Applications linéaires : Image et noyau

## Rappel

Soit  $f : E \rightarrow F$  une application.

- L'image directe par  $f$  d'une partie  $A \subseteq E$  est :

$$f(A) = \{f(x) \mid x \in A\}.$$

- L'image réciproque d'une partie  $B \subseteq F$  est :

$$f^{-1}(B) = \{x \in E \mid f(x) \in B\}.$$

## Proposition 8

Soit  $f : E \rightarrow F$  une application linéaire.

- Si  $H$  est un s.e.v de  $E$ , alors  $f(H)$  est un s.e.v de  $F$ .
- Si  $G$  est un s.e.v de  $F$ , alors  $f^{-1}(G)$  est un s.e.v de  $E$ .

# Applications linéaires : Image et noyau

## Définition 10

Soit  $f : E \rightarrow F$  une application linéaire.

On appelle :

- **Image de  $f$** , le s.e.v de  $E$  :

$$Im(f) = f(E) = \{f(x) \mid x \in E\}$$

- **Noyau de  $f$** , le s.e.v de  $E$  :

$$Ker(f) = f^{-1}(\vec{0}) = \{\vec{u} \in E \mid f(\vec{u}) = \vec{0}\}$$

# Applications linéaires : Image et noyau

## Exemple

Soit  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$  définie par

$$f(x, y) = (x - y, x + y).$$

Alors  $f$  est linéaire (Exercice). On a  $\text{Ker}(f) = \{\vec{0}\}$  et  $\text{Im}(f) = \mathbb{R}^2$ . En effet :

- $\vec{u} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \in \text{Ker}(f) \Leftrightarrow f(\vec{u}) = \vec{0} \Leftrightarrow x - y = 0 \text{ et } x + y = 0 \Leftrightarrow x = y = 0.$
- $\vec{v} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \in \text{Im}(f) \Leftrightarrow \exists (a, b) \in \mathbb{R}^2 \text{ tels que } x - y = a \text{ et } x + y = b \Leftrightarrow x = \frac{a+b}{2} \text{ et } y = \frac{b-a}{2}.$

# Applications linéaires : Image et noyau

## Propriété

Soit  $f \in \mathcal{L}(E, F)$ . Soit  $\mathcal{B} = (\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  une base de  $E$ . Alors  $Im(f) = Vect(f(\vec{u}_1), \dots, f(\vec{u}_n))$ .

# Applications linéaires : Image et noyau

## Proposition 10

Soit  $f \in \mathcal{L}(E, F)$ .

Les propriétés suivantes sont équivalentes :

- $f$  est injective ;
- $\text{Ker}(f) = \{\vec{0}\}$  ;
- Pour tout  $\vec{u} \in E$ ,  $f(\vec{u}) = \vec{0} \Rightarrow \vec{u} = \vec{0}$ .

Les propriétés suivantes sont équivalentes :

- $f$  est surjective ;
- $\text{Im}(f) = F$ .

# Applications linéaires : Image et noyau

## Définition 11

Soient  $E$  et  $F$  deux  $\mathbb{K}$ -e.v et  $f \in \mathcal{L}(E, F)$ . La dimension de  $\text{Im}(f)$  est appelée le **rang de  $f$**  et est notée  $rg(f)$ .

## Théorème (Théorème du rang)

Soient  $E$  et  $F$  deux  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie et  $f \in \mathcal{L}(E, F)$ . On a

$$\dim(E) = rg(f) + \dim(\text{Ker}f(f)).$$

# Applications linéaires : Rappel terminologie

## Terminologie à retenir

- Une application linéaire de  $E$  dans  $E$  est appelée un **endomorphisme**.  
Le  $\mathbb{K}$ -e.v  $\mathcal{L}(E, E)$  est noté  **$\mathcal{L}(E)$** .
- Une application linéaire bijective est appelée un **isomorphisme**.
- Un endomorphisme bijectif est appelé un **automorphisme**.

# Les matrices

## Matrices

# Les matrices

## Définition

On appelle **matrice** tout tableau de la forme

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}$$

où  $a_{ij}$  sont des scalaires (des éléments de  $\mathbb{K}$ ).

- On note

$$M = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq m},$$

$a_{ij}$  est le coefficient : intersection de la  $i$ -ème ligne et de la  $j$ -ème colonne.

- $M$  est dite de **taille  $n \times m$**  (elle a  $n$  lignes et  $m$  colonnes).

## Exemples

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 2 \\ 1 & 5 & 7 \\ 13 & 10 & 8 \end{pmatrix}; B = \begin{pmatrix} i & 3 \\ 25 & 1+i \\ 21 & 11 \end{pmatrix}; C = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 6 \end{pmatrix}.$$

A est une matrice à coefficients dans  $\mathbb{R}$  (**mais dans  $\mathbb{C}$  aussi**); B est une matrice à coefficients dans  $\mathbb{C}$ .

## Définition

On dit que  $M$  est une matrice

- **colonne** si elle a une seule colonne ( $m = 1$ ).
- **ligne** si elle a une seule ligne ( $n = 1$ ).
- **carrée** si elle a le même nombre de lignes que de colonnes ( $n = m$ ).

## Exemples

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 2 \\ 1 & 5 & 7 \\ 13 & 10 & 8 \end{pmatrix}; B = \begin{pmatrix} i & 3 & 5 \end{pmatrix}; C = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 6 \end{pmatrix}.$$

A est une matrice carrée

B est une matrice ligne

C est une matrice colonne

## Remarques & notations

- Une matrice à  $n$  lignes et  $m$  colonnes est aussi appelée matrice de type  $(n, m)$  ou encore matrice  $n \times m$ .
- On note  $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{K})$  l'ensemble des matrices  $n \times m$ .
- On note  $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  l'ensemble des matrices carrées  $n \times n$ .

## Remarques & notations

- La **matrice identité**  $I_n \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  est la matrice carrée dont tous les coefficients diagonaux valent 1 et les autres coefficients valent 0.

Exemple :

$$I_4 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

- La **matrice nulle**  $O_{n,m} \in \mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{K})$  est la matrice dont tous les coefficients sont nuls.

Exemple :

$$O_{3,2} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

# Opérations sur les matrices

## Définition 6 (Somme de deux matrices)

Soient  $A, B \in \mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{K})$ ,  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq m}$ ,  $B = (b_{ij})_{1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq m}$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}; B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1m} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2m} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \cdots & b_{nm} \end{pmatrix}$$

On définit la **somme**  $A + B$ , une matrice de  $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{K})$ , par

$$A + B = (a_{ij} + b_{ij})_{1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq m}$$

$$A + B = \begin{pmatrix} a_{11} + b_{11} & a_{12} + b_{12} & \cdots & a_{1m} + b_{1m} \\ a_{21} + b_{21} & a_{22} + b_{22} & \cdots & a_{2m} + b_{2m} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} + b_{n1} & a_{n2} + b_{n2} & \cdots & a_{nm} + b_{nm} \end{pmatrix}$$

# Opérations sur les matrices

## Exemple

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}; \quad B = \begin{pmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{pmatrix}$$

$$A + B = \begin{pmatrix} 1+5 & 2+6 \\ 3+7 & 4+8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6 & 8 \\ 10 & 12 \end{pmatrix}$$

# Opérations sur les matrices

## Remarque

On ne somme que des **matrices de même taille**.

# Opérations sur les matrices

## Définition (Multiplication par un scalaire)

Soient  $A \in \mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{K})$ ,  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq m}$  et  $\lambda \in \mathbb{K}$ ,

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}.$$

On définit la matrice  $\lambda A$ , une matrice de  $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{K})$ , par

$$\lambda A = (\lambda a_{ij})_{1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq m}$$

$$\lambda A = \begin{pmatrix} \lambda a_{11} & \lambda a_{12} & \cdots & \lambda a_{1m} \\ \lambda a_{21} & \lambda a_{22} & \cdots & \lambda a_{2m} \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ \lambda a_{n1} & \lambda a_{n2} & \cdots & \lambda a_{nm} \end{pmatrix}$$

# Opérations sur les matrices

## Exemples

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}; \quad B = \begin{pmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{pmatrix}$$

$$2A = \begin{pmatrix} 2 & 4 \\ 6 & 8 \end{pmatrix}; \quad \pi B = \begin{pmatrix} 5\pi & 6\pi \\ 7\pi & 8\pi \end{pmatrix}$$

## Proposition 4

L'ensemble  $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{K})$  muni de l'addition des matrices  $(A, B) \mapsto A + B$  et de la multiplication par des scalaires  $(\lambda, A) \mapsto \lambda A$  est un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel de **dimension finie  $n \times m$** .

Le vecteur nul de cet espace est la matrice nulle  $O_{n,m}$ .

# Opérations sur les matrices

## Exemple & exercice

Dans  $\mathcal{M}_2(\mathbb{K})$  on considère la famille  $\mathcal{B} = (A_1, A_2, A_3, A_4)$

$$A_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}; A_2 = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}; A_3 = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}; A_4 = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Montrer que  $\mathcal{B}$  est une base de  $\mathcal{M}_2(\mathbb{K})$ .

# Opérations sur les matrices

## Définition (Produit de deux matrices)

Soient  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq p}$  une matrice  $n \times p$  et  $B = (b_{ij})_{1 \leq i \leq p, 1 \leq j \leq m}$  une matrice  $p \times m$ .

Le **produit** de  $A$  et  $B$  est la matrice  $n \times m$ , notée  $A \cdot B$ , dont les coefficients  $c_{ij}$  sont définis par :  $c_{ij}$  est le produit scalaire de la  $i^{\text{ème}}$  ligne de  $A$  par la  $j^{\text{ème}}$  colonne de  $B$

$$c_{ij} = \left( \begin{array}{cccc} a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ip} \end{array} \right) \begin{pmatrix} b_{1j} \\ b_{2j} \\ \vdots \\ b_{pj} \end{pmatrix} = a_{i1}b_{1j} + a_{i2}b_{2j} + \cdots + a_{ip}b_{pj}$$

# Opérations sur les matrices

## Exemple

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 4 \\ 5 \\ 6 \end{pmatrix} = (1 \times 4 + 2 \times 5 + 3 \times 6) = (32).$$

# Opérations sur les matrices

## Exemple

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \\ 5 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 2 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 4 & 14 \\ 6 & 22 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \\ 5 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \times 0 + 2 \times 1 & 1 \times 2 + 2 \times 2 \\ 3 \times 0 + 4 \times 1 & 3 \times 2 + 4 \times 2 \\ 5 \times 0 + 6 \times 1 & 5 \times 2 + 6 \times 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 4 & 14 \\ 6 & 22 \end{pmatrix}$$

## Remarques

- (1) Pour que le produit de  $A$  par  $B$  ait un sens il faut que le nombre de colonnes de  $A$  soit le même que le nombre de lignes de  $B$ .
- (2) Le produit d'une matrice de type  $(n, p)$  par une matrice de type  $(p, m)$  est une matrice de type  $(n, m)$ .

# Opérations sur les matrices

## Remarques

(1) On a

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Ce qui prouve qu'en général  $A \cdot B \neq B \cdot A$  et  $A \cdot B = O$  n'implique pas forcément  $A = O$  ou  $B = O$  ( $O$  désigne la matrice nulle).

(2) Pour tout  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  on a (exercice)

$$A \cdot I_n = I_n \cdot A = A.$$

## Propriétés

Les propriétés suivantes sont vraies sous hypothèse que les produits considérés ont un sens :

- $(A \cdot B) \cdot C = A \cdot (B \cdot C)$ ;
- $(A + B) \cdot C = A \cdot C + B \cdot C$ ;
- $A \cdot (B + C) = A \cdot B + A \cdot C$ ;
- $\lambda(A \cdot B) = (\lambda A) \cdot B = A \cdot (\lambda B)$ .

## Notations & conventions

Pour tout  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$

$$A^0 = I_n, \quad A^1 = A, \quad A^n = \underbrace{A \cdot A \cdots A}_{n \text{ fois}}.$$

# Opérations sur les matrices

## Remarque

On a

$$(A + B)^2 = A^2 + AB + BA + B^2$$

et si  $AB \neq BA$  alors

$$(A + B)^2 \neq A^2 + 2AB + B^2.$$

## Proposition 5 (Formule du binôme pour les matrices)

Soient  $A, B \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  tels que  $AB = BA$ .

Alors pour tout  $n \geq 0$  on a

$$(A + B)^n = \sum_{k=0}^{k=n} \binom{n}{k} A^{n-k} B^k$$

où  $\binom{n}{k}$  est le coefficient binomial :  $\binom{n}{k} = C_n^k = \frac{n!}{k!(n-k)!}$

# Matrice de passage

Matrice de passage

# Matrice de passage

## Définition

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie  $n$  et soit  $\mathcal{B}_1 = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$  une base de  $E$ . Soit  $\vec{u} \in E$  ayant comme composantes dans la base  $\mathcal{B}_1$ ,  $(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ . (Donc  $\vec{u} = \lambda_1 \vec{e}_1 + \dots + \lambda_n \vec{e}_n$ ).

On appelle **matrice des composantes du vecteur  $\vec{u}$  dans la base  $\mathcal{B}$** , la matrice colonne

$$\begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{pmatrix}$$

On écrit

$$M_{\mathcal{B}}(\vec{u}) = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{pmatrix} \quad \text{ou} \quad \vec{u} = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{pmatrix}_{\mathcal{B}}$$

# Matrice de passage

## Définition (suite)

Plus généralement, soit  $(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_m)$  une famille de vecteurs de  $E$ .

On appelle **matrice des composantes de la famille  $(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_m)$  dans la base  $\mathcal{B}$** , la matrice  $n \times m$  dont les colonnes sont  $M_{\mathcal{B}}(\vec{u}_1), \dots, M_{\mathcal{B}}(\vec{u}_m)$ .  
Elle est notée  $M_{\mathcal{B}}(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_m)$ .

# Matrice de passage

## Exemple

Soit  $\mathcal{B} = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$  la base canonique de  $\mathbb{R}^n$ . Alors

$$M_{\mathcal{B}}(\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix} = I_n.$$

# Matrice de passage

## Définition

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie  $n$ . Soient  $\mathcal{B}_1 = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$  et  $\mathcal{B}_2 = (\vec{f}_1, \dots, \vec{f}_n)$  deux bases de  $E$ .

On appelle **matrice de passage** de la base  $\mathcal{B}_1$  à la base  $\mathcal{B}_2$ , la matrice carrée  $n \times n$ ,  $M_{\mathcal{B}_1}(\vec{f}_1, \dots, \vec{f}_n)$ .

Elle est notée  $P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2}$ .

Donc c'est la matrice dont la  $j^{\text{ème}}$  colonne est formée des composantes de  $\vec{f}_j$  dans la base  $\mathcal{B}_1$ .

C'est donc la matrice carrée  $n \times n$ ,  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n}$  tel que pour tout  $j \in \{1, \dots, n\}$

$$\vec{f}_j = a_{1j} \vec{e}_1 + \dots + a_{nj} \vec{e}_n.$$

# Matrice de passage

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^2$  considérons les deux bases  $\mathcal{B}_1 = (\vec{u}, \vec{v})$  et  $\mathcal{B}_2 = (\vec{w}, \vec{r})$  où

$$\vec{u} = \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \quad \vec{v} = \begin{pmatrix} 4 \\ 5 \end{pmatrix}, \quad \vec{w} = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix}, \quad \vec{r} = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix}.$$

Calculons la matrice  $P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2}$ . Les composantes de  $\vec{w}$  et  $\vec{r}$  dans  $\mathcal{B}_1$  sont  
(exercice)

$$\vec{w} = \frac{1}{2}\vec{u} + \frac{1}{2}\vec{v}; \quad \vec{r} = -\vec{u} + \vec{v}.$$

Donc

$$M_{\mathcal{B}_1}(\vec{w}) = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} \end{pmatrix}, \quad M_{\mathcal{B}_1}(\vec{r}) = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & -1 \\ \frac{1}{2} & 1 \end{pmatrix}.$$

# Matrice de passage

## Proposition

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie et soient  $\mathcal{B}_1$  et  $\mathcal{B}_2$  deux bases de  $E$ . Alors pour tout  $\vec{u} \in E$

$$M_{\mathcal{B}_1}(\vec{u}) = P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2} \cdot M_{\mathcal{B}_2}(\vec{u}).$$

# Matrice de passage

## Exemple

Reprendons l'exemple précédent :  $\mathcal{B}_1 = (\vec{u}, \vec{v})$ ,  $\mathcal{B}_2 = (\vec{w}, \vec{r})$

$$\vec{u} = \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \vec{v} = \begin{pmatrix} 4 \\ 5 \end{pmatrix}, \vec{w} = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix}, \vec{r} = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix}.$$

On avait trouvé

$$P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2} = \begin{pmatrix} 1/2 & -1 \\ 1/2 & 1 \end{pmatrix}.$$

Soit  $\vec{f} = \vec{w} + \vec{r}$  et calculons ses composantes dans la base  $\mathcal{B}_1$ . On a

$$M_{\mathcal{B}_2}(\vec{f}) = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad M_{\mathcal{B}_1}(\vec{f}) = \begin{pmatrix} 1/2 & -1 \\ 1/2 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1/2 \\ 3/2 \end{pmatrix}$$

# Matrice d'une application linéaire

Matrice d'une application linéaire

# Matrice d'une application linéaire

## Définition

Soient  $E$  et  $F$  des  $\mathbb{K}$ -e.v munis respectivement des bases  $\mathcal{B} = (\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  et  $\mathcal{C} = (\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_p)$ . Soit  $f \in \mathcal{L}(E, F)$  une application linéaire.

On appelle **matrice de  $f$** , par rapport aux bases  $\mathcal{B}$  et  $\mathcal{C}$ , la matrice

$$M_{\mathcal{C}}(f(\vec{u}_1), \dots, f(\vec{u}_n)).$$

Elle est notée  $M_{\mathcal{B}, \mathcal{C}}(f)$ .

# Matrice d'une application linéaire

## Exemple

On munit  $\mathbb{R}^3$  de la base canonique, notée ici  $\mathcal{B} = (\vec{u}_1, \vec{u}_2, \vec{u}_3)$  et  $\mathbb{R}^2$  de la base canonique, notée ici  $\mathcal{C} = (\vec{v}_1, \vec{v}_2)$ . Soit  $f : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2$  l'application linéaire définie par

$$f(x, y, z) = (x + 2y - z, x - y).$$

On a

$$f(\vec{u}_1) = (1, 1) = \vec{v}_1 + \vec{v}_2, \quad f(\vec{u}_2) = (2, -1) = 2\vec{v}_1 - \vec{v}_2,$$

$$f(\vec{u}_3) = (-1, 0) = -\vec{v}_1 + 0 \cdot \vec{v}_2.$$

Donc

$$M_{\mathcal{B}, \mathcal{C}}(f) = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 1 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

# Matrice d'une application linéaire

## Proposition

Soient  $E$  et  $F$  des  $\mathbb{K}$ -e.v (de dimension finie) munis respectivement des bases  $\mathcal{B}$  et  $\mathcal{C}$ . Soit  $f \in \mathcal{L}(E, F)$  une application linéaire. Alors pour tout  $\vec{u} \in E$

$$M_{\mathcal{C}}(f(\vec{u})) = M_{\mathcal{B}, \mathcal{C}}(f) \cdot M_{\mathcal{B}}(\vec{u}).$$

## Remarque

Autrement dit, si  $Y$  désigne la matrice colonne des composantes de  $f(\vec{u})$  dans la base  $\mathcal{C}$  et  $X$  désigne la matrice colonne des composantes de  $\vec{u}$  dans la base  $\mathcal{B}$ , alors

$$Y = AX, \text{ où } A = M_{\mathcal{B}, \mathcal{C}}(f).$$

# Matrice d'une application linéaire

## Exemple

En reprenant l'exemple précédent, par rapport aux bases canoniques,

$$f(x, y, z) = (x + 2y - z, x - y), \quad M_{\mathcal{B}, \mathcal{C}}(f) = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 1 & -1 & 0 \end{pmatrix},$$

on a

$$\begin{pmatrix} x + 2y - z \\ x - y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 1 & -1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$$

# Matrice d'une application linéaire

## Définition

Soient  $E$  et  $F$  deux  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension respectives  $n$  et  $m$ . Soient  $\mathcal{B} = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$  une base de  $E$  et  $\mathcal{C} = (\vec{f}_1, \dots, \vec{f}_m)$  une base de  $F$ .

Soit  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n} \in \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{K})$ . **L'application linéaire associée à  $A$** , relative aux bases  $\mathcal{B}$  et  $\mathcal{C}$ , est l'application définie par : au vecteur  $\vec{u} \in E$  de composantes  $(x_1, \dots, x_n)$  dans  $\mathcal{B}$ , elle associe le vecteur  $\vec{v}$  dont les composantes  $(y_1, \dots, y_m)$  dans la base  $\mathcal{C}$  sont données par

$$y_i = a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{in}x_n$$

Autrement dit

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

# Matrice d'une application linéaire

## Exemple

Soit

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}.$$

L'application linéaire associée à  $A$ , relativement à la base canonique de  $\mathbb{R}^2$ ,  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$  est

$$f(x, y) = A \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x + 2y \\ 3x + 4y \end{pmatrix}$$

# Matrice d'une application linéaire

## Théorème

Soit  $E$  (respectivement  $F$ ) un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie  $n$  (respectivement  $m$ ), muni d'une base  $\mathcal{B}$  (respectivement  $\mathcal{C}$ ). L'application

$$\mathcal{M} : \mathcal{L}(E, F) \rightarrow \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{K}); \quad f \mapsto \mathcal{M}(f) = M_{\mathcal{B}, \mathcal{C}}(f)$$

est un isomorphisme de  $\mathbb{K}$ -e.v.

## Remarque

Donc fondamentalement en dimension finie, une fois que les bases sont fixées, il n'existe pas de différence réelle entre applications linéaires et matrices.

## Proposition

Soient  $E, F, G$  trois  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie, munis respectivement des bases  $\mathcal{B}, \mathcal{C}, \mathcal{D}$ . Pour tout  $f \in \mathcal{L}(E, F)$  et  $g \in \mathcal{L}(F, G)$ , on a

$$M_{\mathcal{B}, \mathcal{D}}(g \circ f) = M_{\mathcal{C}, \mathcal{D}}(g) \cdot M_{\mathcal{B}, \mathcal{C}}(f).$$

# Matrices inversibles

## Matrices inversibles

# Matrices inverses

## Définition

Une matrice **carrée**  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  est dite **inversible** s'il existe une matrice  $B \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  vérifiant  $A \cdot B = B \cdot A = I_n$ .

Cette matrice est alors **unique**, est appelée **l'inverse** de  $A$  et est notée  $A^{-1}$ .

## Exemple

On a

$$\begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 & \frac{-3}{2} \\ 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = I_2$$

et donc  $A = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$  est inversible, d'inverse

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{-3}{2} \\ 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix}.$$

## Proposition

Soient  $A, B \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ .

- Si  $A$  et  $B$  sont inversibles, il en de même de  $A \cdot B$  et on a

$$(A \cdot B)^{-1} = B^{-1} \cdot A^{-1}.$$

- Si  $A$  est inversible, alors  $A^{-1}$  est inversible et  $(A^{-1})^{-1} = A$ .

# Matrices inversibles et bases

## Matrices inversibles et bases

## Proposition

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie  $n$  muni d'une base  $\mathcal{B}$ .

Une famille de vecteurs  $(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  est une **base de  $E$**  si et seulement si  $M_{\mathcal{B}}(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  est **inversible**.

# Matrices inversibles et bases

## Exemple

Soit  $Can = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3)$  la base canonique de  $\mathbb{R}^3$ .

Considérons la famille  $\mathcal{B} = (\vec{u}, \vec{v}, \vec{w})$  où

$$\vec{u} = \vec{e}_1 + \vec{e}_2, \quad \vec{v} = \vec{e}_2, \quad \vec{w} = \vec{e}_1 + \vec{e}_3.$$

La famille  $\mathcal{B}$  est libre car la matrice

$$M_{Can}(\vec{u}, \vec{v}, \vec{w}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

est inversible (exercice).

# Matrices inversibles et matrices de passage

Matrices inversibles et matrices de passage

## Proposition

Si  $\mathcal{B}_1$  et  $\mathcal{B}_2$  deux bases d'un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie, alors la matrice de passage  $P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2}$  est inversible et son inverse est la matrice de passage  $P_{\mathcal{B}_2, \mathcal{B}_1}$  ; autrement dit

$$P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2}^{-1} = P_{\mathcal{B}_2, \mathcal{B}_1}.$$

# Matrices inversibles et matrices de passage

## Exemple

Considérons les deux bases  $\mathcal{B}_1 = (\vec{u}, \vec{v})$  et  $\mathcal{B}_2 = (\vec{w}, \vec{r})$  de  $\mathbb{R}^2$  où

$$\vec{u} = \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \quad \vec{v} = \begin{pmatrix} 4 \\ 5 \end{pmatrix}, \quad \vec{w} = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix}, \quad \vec{r} = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix}.$$

Nous avons déjà calculé :

$$M_{\mathcal{B}_1}(\vec{w}) = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} \end{pmatrix}, \quad M_{\mathcal{B}_1}(\vec{r}) = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & -1 \\ \frac{1}{2} & 1 \end{pmatrix}.$$

Alors  $P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2}$  est inversible et

$$P_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2}^{-1} = P_{\mathcal{B}_2, \mathcal{B}_1} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}.$$

# Matrices inversibles et applications linéaires

Matrices inversibles et applications linéaires

# Matrices inversibles et applications linéaires

## Proposition

Soient  $E$  et  $F$  deux  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie,  $\mathcal{B}_1$  une base de  $E$  et  $\mathcal{B}_2$  une base de  $F$ .

Une application linéaire  $f \in \mathcal{L}(E, F)$  est **bijective** si et seulement si  $M_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2}(f)$  est inversible.

On a alors

$$M_{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2}(f)^{-1} = M_{\mathcal{B}_2, \mathcal{B}_1}(f^{-1}).$$

# Matrices inversibles et applications linéaires

## Exemple

Soit  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$  définie par  $f(x, y) = (x - y, x + y)$ .

Sa matrice par rapport à la base canonique de  $\mathbb{R}^2$  est

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

On a

$$f(x, y) = (a, b) \text{ si et seulement si } x = \frac{a+b}{2}, \quad y = \frac{b-a}{2}$$

et donc  $f^{-1}(a, b) = \left(\frac{a+b}{2}, \frac{b-a}{2}\right)$ ,

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} 1/2 & 1/2 \\ -1/2 & 1/2 \end{pmatrix}.$$

## Proposition

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie et soit  $f$  un endomorphisme de  $E$ . Soient  $\mathcal{B}$  et  $\mathcal{C}$  deux bases de  $E$ . Alors

$$M_{\mathcal{B},\mathcal{B}}(f) = P_{\mathcal{B},\mathcal{C}} \cdot M_{\mathcal{C},\mathcal{C}}(f) \cdot P_{\mathcal{C},\mathcal{B}}.$$

## Déterminants

# Déterminants

## Définition

Soit  $A \in \mathcal{M}_2(\mathbb{K})$

$$A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}.$$

Alors le **déterminant** de  $A$  est la quantité

$$ad - bc.$$

On note

$$\det(A) = \begin{vmatrix} a & b \\ c & d \end{vmatrix} = ad - bc.$$

## Exemple

$$A = \begin{pmatrix} 8 & 5 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}.$$

Alors

$$\det(A) = \begin{vmatrix} 8 & 5 \\ 1 & 2 \end{vmatrix} = 8 \times 2 - 1 \times 5 = 11.$$

## Proposition & Définition

Supposons avoir défini le déterminants des matrices carrées  $B \in \mathcal{M}_m(\mathbb{K})$  avec  $m \leq n - 1$ . Soit  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n} \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ . Soit  $\Delta_{ij}$  le déterminant de la matrice extraite de  $A$  obtenue en supprimant la  $i$ <sup>ème</sup> ligne et la  $j$ <sup>ème</sup> colonne. Alors :

- (Développement suivant une colonne) : pour tout  $j \in \{1, \dots, n\}$ , on a

$$\det(A) = \sum_{i=1}^n a_{ij}(-1)^{i+j} \Delta_{ij}.$$

- (Développement suivant une ligne) : pour tout  $i \in \{1, \dots, n\}$ , on a

$$\det(A) = \sum_{j=1}^n a_{ij}(-1)^{i+j} \Delta_{ij}.$$

# Déterminants

Développement suivant la première colonne :

$$\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} = a_{11} \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{21} \begin{vmatrix} a_{12} & a_{13} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} + a_{31} \begin{vmatrix} a_{12} & a_{13} \\ a_{22} & a_{23} \end{vmatrix}.$$

Développement suivant la première ligne :

$$\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} = a_{11} \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{12} \begin{vmatrix} a_{21} & a_{23} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} + a_{13} \begin{vmatrix} a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix}.$$

# Déterminants

## Exemple

En développant suivant la première colonne

$$\begin{vmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 3 & 1 & 2 \\ 0 & 4 & 5 \end{vmatrix} = 1 \cdot \begin{vmatrix} 1 & 2 \\ 4 & 5 \end{vmatrix} - 3 \cdot \begin{vmatrix} 2 & 0 \\ 4 & 5 \end{vmatrix} + 0 \cdot \begin{vmatrix} 2 & 0 \\ 1 & 2 \end{vmatrix} = -3 - 30 + 0 = -33.$$

## Définition

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie  $n$  et  $\mathcal{B}$  une base de  $E$ . Soit  $(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  une famille de  $n$  vecteurs de  $E$ . On définit

$$\det(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n) = \det(M_{\mathcal{B}}(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)).$$

## Proposition

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie  $n$  et  $\mathcal{B}$  une base de  $E$ .

Soit  $(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  une famille de  $n$  vecteurs de  $E$ .

Les propriétés suivantes sont équivalentes :

- $(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  est une base de  $E$ .
- $\det(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n) \neq 0$ .

# Déterminants

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^2$  considérons

$$\vec{u} = \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \end{pmatrix}, \quad \vec{v} = \begin{pmatrix} 2 \\ 5 \end{pmatrix}.$$

Alors

$$\det(\vec{u}, \vec{v}) = \begin{vmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 5 \end{vmatrix} = -1$$

et donc  $(\vec{u}, \vec{v})$  est une base de  $\mathbb{R}^2$ .

## Proposition

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ . Alors  $A$  est inversible si et seulement si  $\det(A) \neq 0$ . On a alors

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

## Quelques propriétés des déterminants

- Un déterminant qui a deux colonnes (resp. deux lignes) identiques est nul.
- La permutation de deux colonnes (resp. de deux lignes) multiplie le déterminant par  $-1$ .
- Un déterminant dont une colonne (resp. une ligne) est combinaison linéaire des autres colonnes (resp. des autres lignes) est nul.
- Un déterminant dont une colonne (resp. une ligne) est formée de 0 est nul.
- La valeur d'un déterminant est inchangé si l'on ajoute à une colonne (resp. une ligne) une combinaison linéaire des autres colonnes (resp. des autres lignes).
- Si l'on multiplie une colonne (resp. une ligne) d'un déterminant par un scalaire  $\lambda$ , le déterminant est multiplié par  $\lambda$ .

# Systèmes d'équations linéaires

Systèmes d'équations linéaires

# Systèmes d'équations linéaires

Les systèmes linéaires interviennent dans diverses branches des mathématiques, ainsi que dans la résolution de nombreux problèmes issus des autres domaines, comme la physique, la mécanique, l'économie, le traitement du signal, ...

Ils peuvent être considérés comme la "base calculatoire" de l'algèbre linéaire. Ils sont au cœur du traitement d'une grande partie des problèmes issus de l'algèbre linéaire en dimension finie. Par exemple, ils permettent de déterminer le noyau et l'image d'une application linéaire, de déterminer si une famille de vecteurs est libre ou non, ....

# Systèmes d'équations linéaires

## Exemples de la géométrie euclidienne

- Dans le plan  $(Oxy)$ , l'équation d'une droite s'écrit

$$ax + by = c,$$

où  $a, b$  et  $c$  sont des réels.

- Considérons deux droites :  $\mathcal{D}_1$  d'équation  $ax + by = c$  et  $\mathcal{D}_2$  d'équation  $dx + ey = f$ . Alors un point  $(x, y)$  appartient à l'intersection  $\mathcal{D}_1 \cap \mathcal{D}_2$ , si et seulement si, il est solution du système linéaire :

$$(S) \quad \begin{cases} ax + by = c \\ dx + ey = f \end{cases}$$

Remarquons que trois cas se présentent :

- $\mathcal{D}_1$  et  $\mathcal{D}_2$  s'intersectent en un seul point :  $(S)$  a une unique solution
- $\mathcal{D}_1$  et  $\mathcal{D}_2$  sont parallèles :  $(S)$  n'a pas de solution
- $\mathcal{D}_1$  et  $\mathcal{D}_2$  sont confondues :  $(S)$  a une infinité de solutions.

# Systèmes d'équations linéaires

Dans l'espace  $(Oxyz)$ , l'intersection de deux plans  $\mathcal{P}_1$  et  $\mathcal{P}_2$  est l'ensemble des solutions du système

$$(S) \quad \begin{cases} ax + by + cz = d \\ a'x + b'y + c'z = d' \end{cases}$$

Trois cas se présentent :

- $\mathcal{P}_1$  et  $\mathcal{P}_2$  s'intersectent en une droite :  $(S)$  a une infinité de solutions
- $\mathcal{P}_1$  et  $\mathcal{P}_2$  sont parallèles :  $(S)$  n'a pas de solution
- $\mathcal{P}_1$  et  $\mathcal{P}_2$  sont confondues :  $(S)$  a une infinité de solutions.

# Systèmes d'équations linéaires

On appelle **système linéaire** de  $n$  équations et à  $m$  inconnues  $x_1, \dots, x_m$ , tout système de la forme

$$(S) \quad \left\{ \begin{array}{l} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1m}x_m = b_1 \\ \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \\ a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \cdots + a_{im}x_m = b_i \\ \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nm}x_m = b_n \end{array} \right.$$

où  $(a_{ij})_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m}$  et  $b_1, \dots, b_n$  sont des éléments de  $\mathbb{K}$ .

- Les nombres  $a_{ij}$ ,  $1 \leq i \leq n$ ,  $1 \leq j \leq m$ , sont les **coefficients** du système  $(S)$ .
- Le  $n$ -uplet  $(b_1, \dots, b_n)$  est le **second membre** du système  $(S)$ .

# Systèmes d'équations linéaires

## Exemples

(1) Pour  $n = 1$ , on obtient une **équation linéaire**

$$a_1x_1 + a_2x_2 + \cdots + a_mx_m = b.$$

(2) Équation d'une droite dans le plan :  $ax + by = c$ .

(3) Systèmes à 2 équations et 2 inconnues :

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 = b_2 \end{cases}, \quad \begin{cases} ax + by = c \\ a'x + b'y = c' \end{cases}, \quad \begin{cases} 2x + 3y = 4 \\ 9x + 6y = 3 \end{cases}$$

(4) Le système

$$(S) \quad \begin{cases} x_1 - x_2 = 1 \\ x_2 - x_3 = 1 \\ x_2 - x_1 = 1 \end{cases}$$

a comme second membre  $(1, 1, 1)$ .

# Systèmes d'équations linéaires

- (1) La matrice  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m}$  est appelée la **matrice du système**  $(S)$ . Elle sera notée  $A_S$ .
- (2) Si le second membre du système est nul, autrement dit  $b_1 = b_2 = \dots = b_n = 0$ , on dit que le système  $(S)$  est **homogène**.

# Systèmes d'équations linéaires

## Exemples

(1) Soit  $(S)$  le système

$$(S) \quad \begin{cases} x_1 + 2x_2 = 6 \\ 3x_1 + 5x_2 = 10 \end{cases}$$

Alors la matrice associée à  $(S)$  est

$$A_S = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 5 \end{pmatrix}$$

et le second membre est  $(6, 10)$ .

(2) Le système

$$(S) \quad \begin{cases} x_1 + 2x_2 = 0 \\ 3x_1 + 5x_2 = 0 \end{cases}$$

est homogène.

# Systèmes d'équations linéaires

## Écriture matricielle

# Systèmes d'équations linéaires

Soit  $(S)$  un système linéaire

$$(S) \quad \left\{ \begin{array}{l} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1m}x_m = b_1, \\ \vdots \\ a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \cdots + a_{im}x_m = b_i, \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nm}x_m = b_n, \end{array} \right.$$

$A = A_S = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m}$  sa matrice et  $(b_1, \dots, b_n)$  son second membre.  
En posant

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}$$

on peut écrire le système  $(S)$  sous la **forme matricielle**

$$A \cdot X = B.$$

# Systèmes d'équations linéaires

## Exemple

Soit  $(S)$  le système  $(S)$   $\begin{cases} x_1 + 2x_2 = 6, \\ 3x_1 + 5x_2 = 10. \end{cases}$

Alors la matrice associée à  $(S)$  est

$$A_S = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 5 \end{pmatrix}$$

et le second membre est  $(6, 10)$ . L'écriture matricielle de  $(S)$  est

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6 \\ 10 \end{pmatrix}.$$

# Systèmes d'équations linéaires

## Exemple

Considérons le système  $(S)$   $\begin{cases} 2x + 7y + 5z = 1, \\ 3x + 2y - 6z = 11, \\ x - y + 9z = 0. \end{cases}$

Alors la matrice associée à  $(S)$  est

$$A_S = \begin{pmatrix} 2 & 7 & 5 \\ 3 & 2 & -6 \\ 1 & -1 & 9 \end{pmatrix}$$

et le second membre est  $(1, 11, 0)$ . L'écriture matricielle de  $(S)$  est

$$\begin{pmatrix} 2 & 7 & 5 \\ 3 & 2 & -6 \\ 1 & -1 & 9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 11 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

# Systèmes d'équations linéaires

## Exemple

Considérons le système  $(S)$   $\begin{cases} 2x + 9y = 1, \\ 3x - 2y = 3, \\ x - y = 1. \end{cases}$

Alors la matrice associée à  $(S)$  est

$$A_S = \begin{pmatrix} 2 & 9 \\ 3 & -2 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$$

et le second membre est  $(1, 3, 1)$ . L'écriture matricielle de  $(S)$  est

$$\begin{pmatrix} 2 & 9 \\ 3 & -2 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

# Systèmes d'équations linéaires : Interprétation à l'aide d'une application linéaire

Soient  $\mathbb{K}^m$  et  $\mathbb{K}^n$  munis respectivement des bases canoniques.

Soit  $(S)$  un système linéaire de  $n$  équations et  $m$  inconnues de matrice  $A$ .

Alors on peut associer canoniquement une **application linéaire  $f$**  à  $(S)$  définie sur  $\mathbb{K}^m$  à valeurs dans  $\mathbb{K}^n$  : c'est l'application linéaire associée à  $A$  (relativement aux bases canoniques)

$$f(x_1, \dots, x_m) = A \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{pmatrix}$$

En posant  $\vec{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{pmatrix}$  et  $\vec{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$ ,  $(S)$  est équivalent à

$$f(\vec{x}) = \vec{b}.$$

## Définition

Soit  $(S)$  un système linéaire de  $n$  équations et à  $m$  inconnues.

- Une **solution** de  $(S)$  est un  $m$ -uplet  $(s_1, \dots, s_m)$  tels que si l'on substitue  $s_1$  pour  $x_1$ ,  $s_2$  pour  $x_2$ ,  $\dots$ ,  $s_n$  pour  $x_n$ , dans  $(S)$  on obtient une égalité.
- L'**ensemble des solutions** de  $(S)$  est l'ensemble de toutes les solutions de  $(S)$ .
- On dit que  $(S)$  est **compatible** si  $(S)$  admet des solutions.

## Proposition

Soit  $(S)$  un système linéaire **homogène** de  $n$  équations à  $m$  inconnues. L'ensemble des solutions de  $(S)$  est un sous-espace vectoriel de  $\mathbb{K}^m$ .

## Preuve

En utilisant l'application linéaire  $f$  associée à  $(S)$ , on a

$(s_1, \dots, s_m)$  est une solution de  $(S)$  si et seulement si  $f(s_1, \dots, s_m) = \vec{0}$   
si et seulement si  $(s_1, \dots, s_m) \in \text{Ker}(f)$ .

Donc l'ensemble des solutions de  $(S)$  est le noyau de  $f$ . Comme ce dernier est un  $\mathbb{K}$ -e.v., il en est de même de l'ensemble des solutions de  $(S)$ . □

## Proposition

Soit  $(S)$  un système linéaire de  $n$  équations à  $m$  inconnues. Si  $\vec{s}$  est une solution particulière de  $(S)$ , alors l'ensemble des solutions de  $(S)$  est

$$\vec{s} + \text{Ker}(f) = \{\vec{s} + \vec{h} \mid \vec{h} \in \text{Ker}(f)\},$$

où  $f$  est l'application linéaire associée à  $(S)$ .

## Preuve

Soit  $\vec{x}$  une solution de  $(S)$ . Alors  $f(\vec{x}) = \vec{b}$ , où  $\vec{b}$  est le vecteur représenté par le second membre de  $(S)$ . On a  $f(\vec{x} - \vec{s}) = f(\vec{x}) - f(\vec{s}) = \vec{b} - \vec{b} = \vec{0}$  et donc  $\vec{x} - \vec{s} \in \text{Ker}(f)$ . D'où  $\vec{x} = \vec{s} + (\vec{x} - \vec{s}) \in \vec{s} + \text{Ker}(f)$ . Inversement, si  $\vec{x} = \vec{s} + \vec{h}$ , avec  $\vec{h} \in \text{Ker}(f)$ , alors  $f(\vec{x}) = f(\vec{s} + \vec{h}) = \vec{b} + f(\vec{h}) = \vec{b}$  et donc  $\vec{x}$  est solution de  $(S)$ . □

## Proposition

Tout système d'équations linéaires possède ou bien **aucune solution**, ou bien **une seule solution**, ou bien **une infinité de solutions**.

## Preuve

Soit  $f(\vec{x}) = \vec{b}$  l'interprétation à l'aide d'une application linéaire de  $(S)$ . Un des cas suivants se présentent :

- $\vec{b} \notin \text{Im}(f)$  :  $(S)$  n'a pas de solutions
- $\vec{b} \in \text{Im}(f)$  et  $\text{Kerf}(f) = \{\vec{0}\}$  :  $(S)$  a une unique solution
- $\vec{b} \in \text{Im}(f)$  et  $\text{Kerf}(f) \neq \{\vec{0}\}$  :  $(S)$  a une infinité de solutions



## Définition

Soit  $A \in \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{K})$  une matrice. On appelle **rang de la matrice  $A$**  la dimension du sous-espace vectoriel (de  $\mathbb{K}^m$ ) engendré par ses vecteurs colonnes.

## Propriété

Le rang d'une matrice  $A \in \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{K})$  est égal au rang de l'application linéaire qui lui est associée. En effet, si  $f$  est l'application linéaire associée à  $A$

$$rg(f) = \dim(Im(f)) = \dim(Vect(f(\vec{e}_1), \dots, f(\vec{e}_m)))$$

or on vérifie que

$$f(\vec{e}_i) = A \cdot \vec{e}_i = \text{ la } i^{\text{ème}} \text{ colonne de } A.$$

## Définition

- Soit  $A$  une matrice de type  $(m, n)$ . On appelle **matrice extraite de  $A$** , toute matrice obtenue en supprimant un certain nombre de lignes et un certain nombre de colonnes de  $A$ .
- On appelle **déterminant extrait de  $A$** , tout déterminant d'une matrice **carrée** extraite de  $A$ .

## Théorème (Calcul pratique du rang d'une matrice)

Soit  $A \in \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{K})$ . Alors le rang de  $A$  est le plus grand entier  $r$  tel que l'on puisse extraire de  $A$  au moins une matrice carrée inversible de type  $(r, r)$ . □

# Systèmes d'équations linéaires : Existence des solutions

## Exemples

(1) Soit  $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 3 \\ 0 & 3 & 2 \end{pmatrix}$ . Le déterminant de  $A$  est

$det(A) = 1 \begin{vmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 2 \end{vmatrix} = -5 \neq 0$ . Donc on peut extraire une matrice d'ordre 3 inversible; d'où  $rg(A) = 3$ .

(2) Soit  $A = \begin{pmatrix} 1 & 1/2 & 0 \\ 0 & 3 & 4 \\ -1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$ . Le déterminant de  $A$  est

$det(A) = \begin{vmatrix} 3 & 4 \\ 1 & 2 \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} 1/2 & 0 \\ 3 & 4 \end{vmatrix} = 0$ . Donc on ne peut pas extraire une

matrice d'ordre 3 inversible. Par contre la matrice  $\begin{pmatrix} 3 & 4 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$  extraite de  $A$  possède un déterminant non nul; d'où  $rg(A) = 2$ .

## Définition

Soit  $(S)$  un système de  $n$  équations à  $m$  inconnues de matrice  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m}$  et de second membre  $\vec{b}$ .

- Le **rang de  $(S)$**  est par définition le rang de sa matrice :

$$rg(S) = rg(A).$$

- La **matrice augmentée** de  $(S)$  est la matrice, notée  $[A|\vec{b}]$ , définie par :

$$[A|\vec{b}] = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} & b_2 \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} & b_n \end{pmatrix}$$

## Remarque

Pour bien distinguer le second membre  $\vec{b}$  de  $A$  et pour des raisons pratiques de calculs, on écrit  $[A|\vec{b}]$  sous la forme

$$\left( \begin{array}{cccc|c} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} & b_2 \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} & b_n \end{array} \right)$$

## Exemple

Considérons le système  $(S)$   $\begin{cases} 2x + 7y + 5z = 1, \\ 3x + 2y - 6z = 11, \\ x - y + 9z = 0. \end{cases}$

Alors la matrice du système  $(S)$  est

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 7 & 5 \\ 3 & 2 & -6 \\ 1 & -1 & 9 \end{pmatrix}$$

et le second membre est  $(1, 11, 0)$ . Donc  $[A|\vec{b}]$  est

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 2 & 7 & 5 & 1 \\ 3 & 2 & -6 & 11 \\ 1 & -1 & 9 & 0 \end{array} \right)$$

## Proposition (CNS pour l'existence des solutions)

Soit  $(S)$  un système d'équations linéaires, de matrice  $A$  et de second membre  $\vec{b}$ . Alors  $(S)$  est compatible, si et seulement si,  $rg(A) = rg([A|\vec{b}])$ .

## Exemple

Soit  $(S)$  
$$\begin{cases} x + y + z = 2 \\ 2y + 3z = 0 \\ 3y + 2z = 1 \end{cases}$$
 Alors la matrice du système est

$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 3 \\ 0 & 3 & 2 \end{pmatrix}$ . Le déterminant de  $A$  est

$det(A) = 1 \begin{vmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 2 \end{vmatrix} = -5 \neq 0$ . Donc on peut extraire une matrice d'ordre 3 inversible; d'où  $rg(A) = 3$ . La matrice augmentée de  $(S)$  est

$[A|\vec{b}] = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & | & 2 \\ 0 & 2 & 3 & | & 0 \\ 0 & 3 & 2 & | & 1 \end{pmatrix}$ . Son rang ne peut être 4 et comme  $A$  est une

matrice extraite de rang 3;  $rg([A|\vec{b}]) = 3$ . Donc  $(S)$  est compatible (admet des solutions).

## Méthode du pivot de Gauss

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

La méthode de pivot de Gauss consiste à transformer un système, en utilisant des "opérations élémentaires", à un système **échelonné réduit**. Il se trouve que les systèmes échelonnés réduits sont plus faciles à résoudre.

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Définition 9

Les opérations suivantes sur les équations d'un système linéaire (ou sur les lignes de sa matrice) sont appelées des **opérations élémentaires** :

- $L_i \leftarrow \lambda L_i$  ,  $\lambda \in \mathbb{K}^*$  : multiplier l'équation  $L_i$  par le scalaire non nul  $\lambda$ .
- $L_i \leftarrow L_i + \lambda L_j$  ,  $\lambda \in \mathbb{K}$ ,  $i \neq j$  : rajouter à l'équation  $L_i$ , l'équation  $L_j$  multipliée par le scalaire  $\lambda$ .
- $L_i \leftrightarrow L_j$  : permute les deux équations  $L_i$  et  $L_j$ .

## Propriété

Les opérations élémentaires ne changent pas l'ensemble des solutions d'un système. Ils transforment un système linéaire en un autre système ayant le même ensemble de solutions.

## Étape 1 : échelonnement

- Il faut d'abord que le premier coefficient de la première ligne soit non nul. Si ce n'est pas le cas, on permute la ligne  $L_1$  par la première ligne dont le premier coefficient est non nul :  $L_1 \leftrightarrow L_j$ .
- Si le premier coefficient de la première ligne est différent de 1, on multiplie  $L_1$  par  $1/a_{11}$  :  $L_1 \leftarrow 1/a_{11}L_1$ . Nous avons un **pivot** en position (1, 1).
- Le pivot sert à éliminer tous les autres termes sur la même colonne : pour  $2 \leq i \leq n$ , on remplace l'équation  $L_i$  par  $L_i - a_{i1}L_1$ , on élimine ainsi  $x_1$  dans l'équation  $L_i$ .

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

On obtient un système avec une équation  $L_1$  contenant  $x_1$  et les autres équations ne contenant pas de  $x_1$  :

$$(S') \left\{ \begin{array}{l} x_1 + a'_{12}x_2 + \cdots + a'_{1m}x_m = b'_1 \\ 0 + a'_{22}x_2 + \cdots + a'_{im}x_m = b'_2 \\ \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \\ 0 + a'_{n2}x_2 + \cdots + a'_{nm}x_m = b'_n \end{array} \right.$$

On aboutit ainsi à un nouveau système, on recommence les étapes ci-dessus pour éliminer  $x_2$  :

$$(H) \left\{ \begin{array}{l} a'_{22}x_2 + \cdots + a'_{im}x_m = b'_2 \\ \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \\ a'_{n2}x_2 + \cdots + a'_{nm}x_m = b'_n \end{array} \right.$$

## Exemple

Soit

$$(S) \quad \begin{cases} 2x + y + z = 1 \\ x + y + 3z = 4 \\ x - y + 2z = 1 \end{cases}$$

On effectue les opérations élémentaires directement sur la matrice augmentée :

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 2 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 3 & 4 \\ 1 & -1 & 2 & 1 \end{array} \right)$$

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Exemple

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 2 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 3 & 4 \\ 1 & -1 & 2 & 1 \end{array} \right) \xrightarrow{L_1 \leftarrow \frac{1}{2}L_1} \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1/2 & 1/2 & 1/2 \\ 1 & 1 & 3 & 4 \\ 1 & -1 & 2 & 1 \end{array} \right)$$

$$\xrightarrow{\begin{array}{l} L_2 \leftarrow L_2 - L_1 \\ L_3 \leftarrow L_3 - L_1 \end{array}} \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1/2 & 1/2 & 1/2 \\ 0 & 1/2 & 5/2 & 7/2 \\ 0 & -3/2 & 3/2 & 1/2 \end{array} \right) \xrightarrow{L_2 \leftarrow 2L_2} \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1/2 & 1/2 & 1/2 \\ 0 & 1 & 5 & 7 \\ 0 & -3/2 & 3/2 & 1/2 \end{array} \right)$$

$$\xrightarrow{L_3 \leftarrow L_3 + \frac{3}{2}L_2} \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1/2 & 1/2 & 1/2 \\ 0 & 1 & 5 & 7 \\ 0 & 0 & 9 & 11 \end{array} \right) \xrightarrow{L_3 \leftarrow \frac{1}{9}L_3} \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1/2 & 1/2 & 1/2 \\ 0 & 1 & 5 & 7 \\ 0 & 0 & 1 & 11/9 \end{array} \right)$$

La matrice est maintenant échelonnée.

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Étape 2 : réduction

En partant de la dernière ligne et en utilisant le premier coefficient non nul comme pivot, on applique la même méthode que celle de l'étape d'échelonnement, en allant du bas à droite vers le haut à gauche.

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Exemple

Continuons l'exemple précédent avec la matrice échelonnée obtenue.

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1/2 & 1/2 & 1/2 \\ 0 & 1 & 5 & 7 \\ 0 & 0 & 1 & 11/9 \end{array} \right) \xrightarrow{\begin{array}{l} L_1 \leftarrow L_1 - \frac{1}{2}L_3 \\ L_2 \leftarrow L_2 - 5L_3 \end{array}} \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1/2 & 0 & -1/9 \\ 0 & 1 & 0 & 8/9 \\ 0 & 0 & 1 & 11/9 \end{array} \right)$$

$$\xrightarrow{L_1 \leftarrow L_1 - \frac{1}{2}L_2} \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 0 & 0 & -5/9 \\ 0 & 1 & 0 & 8/9 \\ 0 & 0 & 1 & 11/9 \end{array} \right)$$

La matrice est maintenant échelonnée et réduite.

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## **Étape 3 : résolution**

Maintenant le système est échelonné et réduit, sa résolution est plus simple.

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Exemple

Continuons l'exemple précédent avec la matrice échelonnée réduite obtenue.

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 0 & 0 & -5/9 \\ 0 & 1 & 0 & 8/9 \\ 0 & 0 & 1 & 11/9 \end{array} \right)$$

Le système devient

$$\left\{ \begin{array}{l} x = -5/9 \\ y = 8/9 \\ z = 11/9 \end{array} \right.$$

et la solution, dans ce cas, est évidente.

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Exemple 2

Considérons le système

$$(S) \quad \left\{ \begin{array}{l} -y + 2z + 13t = 5 \\ x - 2y + 3z + 17t = 4 \\ -x + 3y - 3z - 20t = -1 \end{array} \right.$$

La matrice augmentée du système est

$$\left( \begin{array}{cccc|c} 0 & -1 & 2 & 13 & 5 \\ 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ -1 & 3 & -3 & -20 & -1 \end{array} \right)$$

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Exemple 2

$$\left( \begin{array}{cccc|c} 0 & -1 & 2 & 13 & 5 \\ 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ -1 & 3 & -3 & -20 & -1 \end{array} \right) \xrightarrow{L_1 \leftrightarrow L_2} \left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & -1 & 2 & 13 & 5 \\ -1 & 3 & -3 & -20 & -1 \end{array} \right)$$

$$\left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & -1 & 2 & 13 & 5 \\ -1 & 3 & -3 & -20 & -1 \end{array} \right) \xrightarrow{L_3 \leftarrow L_3 + L_1} \left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & -1 & 2 & 13 & 5 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 3 \end{array} \right)$$

$$\left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & -1 & 2 & 13 & 5 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 3 \end{array} \right) \xrightarrow{L_2 \leftarrow -L_2} \left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & 1 & -2 & -13 & -5 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 3 \end{array} \right)$$

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Exemple 2

$$\left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & 1 & -2 & -13 & -5 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 3 \end{array} \right) \xrightarrow{L_3 \leftarrow L_3 - L_2} \left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & 1 & -2 & -13 & -5 \\ 0 & 0 & 2 & 10 & 8 \end{array} \right)$$

$$\left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & 1 & -2 & -13 & -5 \\ 0 & 0 & 2 & 10 & 8 \end{array} \right) \xrightarrow{L_3 \leftarrow \frac{1}{2}L_3} \left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & 1 & -2 & -13 & -5 \\ 0 & 0 & 1 & 5 & 4 \end{array} \right)$$

La matrice est maintenant échelonnée.

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Exemple 2

Pour réaliser la réduction, on remonte à partir de la dernière ligne en utilisant le premier coefficient non nul comme pivot.

$$\left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 3 & 17 & 4 \\ 0 & 1 & -2 & -13 & -5 \\ 0 & 0 & 1 & 5 & 4 \end{array} \right) \xrightarrow{\substack{L_1 \leftarrow L_1 - 3L_3 \\ L_2 \leftarrow L_2 + 2L_3}} \left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 0 & 2 & -8 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 5 & 4 \end{array} \right)$$

$$\left( \begin{array}{cccc|c} 1 & -2 & 0 & 2 & -8 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 5 & 4 \end{array} \right) \xrightarrow{L_1 \leftarrow L_1 + 2L_2} \left( \begin{array}{cccc|c} 1 & 0 & 0 & -4 & -2 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 5 & 4 \end{array} \right)$$

La matrice est maintenant échelonnée et réduite.

# Systèmes d'équations linéaires : Méthode du pivot de Gauss

## Exemple 2

Le système ( $S$ ) est maintenant équivalent à

$$\begin{cases} x - 4t = -2 \\ y - 3t = 3 \\ z + 5t = 4 \end{cases}$$

où  $x, y, z$  sont les variables **principales** et  $t$  est la variable **secondaire** (ou paramètre). L'ensemble des solutions est

$$\{(x, y, z, t) \in \mathbb{R}^4 \mid x = -2 + 4\lambda, y = 3 + 3\lambda, z = 4 - 5\lambda, t = \lambda; \lambda \in \mathbb{R}\}$$

$$= (-2, 3, 4, 0) + \text{Vect}((4, 3, -5, 1)).$$

# Application de la méthode de Gauss à l'inversion des matrices

Si  $A$  est une matrice carrée inversible de type  $(n, n)$  et  $B$  est l'inverse de  $A$ , alors

$$AB = I_n$$

Si  $B_1, \dots, B_n$  sont les colonnes de  $B$ , l'équation matricielle précédente est équivalente aux  $n$  équations

$$AB_i = \vec{e}_i, i = 1, \dots, n.$$

Donc calculer  $B$  revient à résoudre  $n$  systèmes d'équations linéaires ayant la même matrice  $A$ .

Pour calculer la matrice inverse, on applique la méthode de Gauss pour résoudre les systèmes précédents parallèlement.

# Application de la méthode de Gauss à l'inversion des matrices

## Exemple

Soit

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

On écrit alors le tableau

$$\left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 2 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right)$$

et on applique la méthode de Gauss.

# Application de la méthode de Gauss à l'inversion des matrices

## Exemple

$$\left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 2 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right) \rightarrow \left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 2 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & -1 & 0 & 1 \end{array} \right)$$

$$\left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 2 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & -1 & 0 & 1 \end{array} \right) \rightarrow \left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & -1 & 0 & 1 \end{array} \right)$$

$$\left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & -1 & 0 & 1 \end{array} \right) \rightarrow \left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 5/3 & -1 & 1/3 & 1 \end{array} \right)$$

# Application de la méthode de Gauss à l'inversion des matrices

## Exemple

$$\left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 5/3 & -1 & 1/3 & 1 \end{array} \right) \rightarrow \left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -3/5 & 1/5 & 3/5 \end{array} \right)$$

$$\left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -3/5 & 1/5 & 3/5 \end{array} \right) \rightarrow \left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 2/5 & 1/5 & -2/5 \\ 0 & 0 & 1 & -3/5 & 1/5 & 3/5 \end{array} \right)$$

$$\left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 2/5 & 1/5 & -2/5 \\ 0 & 0 & 1 & -3/5 & 1/5 & 3/5 \end{array} \right) \rightarrow \left( \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 0 & 0 & 1/5 & -2/5 & 4/5 \\ 0 & 1 & 0 & 2/5 & 1/5 & -2/5 \\ 0 & 0 & 1 & -3/5 & 1/5 & 3/5 \end{array} \right)$$

# Application de la méthode de Gauss à l'inversion des matrices

## Exemple

Donc la matrice inverse est

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} 1/5 & -2/5 & 4/5 \\ 2/5 & 1/5 & -2/5 \\ -3/5 & 1/5 & 3/5 \end{pmatrix}$$

## Systèmes de Cramer

## Définition

On dit qu'un système de  $n$  équations linéaires à  $n$  inconnues est un **système de Cramer** si la matrice A de ce système est inversible.

## Proposition

Soit  $(S)$  un système de  $n$  équations linéaires à  $n$  inconnues écrit sous forme matricielle  $AX = B$ . Les propriétés suivantes sont équivalentes :

- Quel que soit  $B$ , le système  $(S)$  admet une solution et une seule.
- Quel que soit  $B$ , le système  $(S)$  admet au moins une solution.
- Quel que soit  $B$ , le système  $(S)$  admet au plus une solution.
- Le système homogène associé au système  $(S)$  n'admet que la solution triviale.
- La matrice  $A$  du système  $(S)$  est inversible.
- $\det(A) \neq 0$ .

La solution unique du système  $(S)$  est alors  $X = A^{-1}B$ .

## Proposition (Règle de Cramer)

Soit  $(S)$  un système de  $n$  équations linéaires à  $n$  inconnues écrit sous forme matricielle  $AX = B$ .

Pour chaque  $1 \leq i \leq n$ , soit  $A_i$  la matrice obtenue en remplaçant la  $i$ ème colonne de  $A$  par le second membre  $B$ .

Supposons que  $(S)$  est de Cramer (donc  $\det(A) \neq 0$ ). Alors l'unique solution  $(x_1, \dots, x_n)$  de  $(S)$  est donnée par

$$x_i = \frac{\det(A_i)}{\det(A)}, \quad 1 \leq i \leq n.$$

# Systèmes de Cramer

## Exemple

Soit  $(S)$   $\begin{cases} x + y = 5 \\ 2x + 3y = 6 \end{cases}$  écrit sous forme matricielle

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5 \\ 6 \end{pmatrix}.$$

On a  $\det(A) = \begin{vmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 3 \end{vmatrix} = 1 \neq 0$ .

Donc  $(S)$  est un système de Cramer et l'unique solution est

$$x = \frac{\begin{vmatrix} 5 & 1 \\ 6 & 3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 3 \end{vmatrix}} = \frac{9}{1} = 9, \quad y = \frac{\begin{vmatrix} 1 & 5 \\ 2 & 6 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 3 \end{vmatrix}} = \frac{-4}{1} = -4.$$

## Réduction des endomorphismes

## Rappel

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel.

- Une application linéaire de  $E$  dans  $E$  est appelée un **endomorphisme**.
- L'espace vectoriel des endomorphismes est noté  **$End(E)$** .

## Réduction des endomorphismes

Soient  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v de dimension finie et  $f \in \text{End}(E)$ . On se fixe une base  $\mathcal{B}$  de  $E$ .

On considère la matrice  $M_{\mathcal{B}}(f)$  de  $f$  par rapport à la base  $\mathcal{B}$  : *on prend la même base pour  $E$  comme ensemble de départ que pour  $E$  comme ensemble d'arrivée.*

Si  $\mathcal{B} = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$  et les composantes de chaque  $f(\vec{e}_j)$  dans la base  $\mathcal{B}$  sont

$$f(\vec{e}_j) = \begin{pmatrix} a_{1j} \\ a_{2j} \\ \vdots \\ a_{nj} \end{pmatrix}_{\mathcal{B}}$$

alors

$$M_{\mathcal{B}}(f) = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}.$$

# Réduction des endomorphismes

## Exemple

Soit  $f$  l'endomorphisme de  $\mathbb{R}^2$  définie par

$$f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2, \quad f(x, y) = (x + 2y, -x + 4y).$$

Considérons  $\mathbb{R}^2$  muni de la base canonique  $Can = (\vec{e}_1, \vec{e}_2)$ . Alors

$$f(\vec{e}_1) = f(1, 0) = (1, -1) = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}_{Can},$$

$$f(\vec{e}_2) = (0, 1) = (2, 4) = \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \end{pmatrix}_{Can}.$$

Donc

$$M_{Can}(f) = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 4 \end{pmatrix}.$$

## Réduction des endomorphismes

Si on considère maintenant  $\mathbb{R}^2$  muni de la base  $\mathcal{B} = (\vec{u}, \vec{v})$  où

$$\vec{u} = (2, 1), \quad \vec{v} = (1, 1)$$

alors

$$f(\vec{u}) = f(2, 1) = (4, 2) = 2\vec{u} = \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \end{pmatrix}_{\mathcal{B}}$$

$$f(\vec{v}) = f(1, 1) = (3, 3) = 3\vec{v} = \begin{pmatrix} 0 \\ 3 \end{pmatrix}_{\mathcal{B}}$$

et donc

$$M_{\mathcal{B}}(f) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}.$$

# Réduction des endomorphismes

On voit que les deux matrices de  $f$ , par rapport aux différentes bases  $Can$  et  $\mathcal{B}$

$$M_{Can}(f) = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 4 \end{pmatrix}, \quad M_{\mathcal{B}}(f) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}$$

sont très différentes.

La dernière matrice est plus **simple**.

## Réduction des endomorphismes

La matrice associée à un endomorphisme  $f$  dépend de la base choisie : pour deux bases  $\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2$ , les matrices  $M_{\mathcal{B}_1}(f), M_{\mathcal{B}_2}(f)$  ne sont pas forcément identiques.

L'objectif de la **réduction d'un endomorphisme**, c'est de trouver une base  $\mathcal{B}$  dans laquelle  $M_{\mathcal{B}}(f)$  soit **la plus simple possible**.

Les matrices les plus simples sont les matrices diagonales :

$$\begin{pmatrix} a_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & a_{22} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & a_{nn} \end{pmatrix}.$$

Elles sont simples : la somme, la multiplication, la puissance  $n$ -ème, ... etc, se ramène à des opérations simples.

# Réduction des endomorphismes

## Exemple

Si

$$A = \begin{pmatrix} \alpha_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \alpha_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \alpha_p \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} \beta_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \beta_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \beta_p \end{pmatrix}$$

alors

$$AB = \begin{pmatrix} \alpha_1\beta_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \alpha_2\beta_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \alpha_p\beta_p \end{pmatrix}$$

# Réduction des endomorphismes

Si

$$A = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_p \end{pmatrix}$$

alors, pour tout  $n \in \mathbb{N}$

$$A^n = \begin{pmatrix} \lambda_1^n & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2^n & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_p^n \end{pmatrix}.$$

## Définition

On dit d'un endomorphisme  $f$  qu'il est **diagonalisable**, s'il existe une base  $\mathcal{B}$  de  $E$  telle que  $M_{\mathcal{B}}(f)$  est **diagonale** :

$$M_{\mathcal{B}}(f) = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & a_{22} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & a_{nn} \end{pmatrix}.$$

## Exemple

Reprendons l'exemple précédent

$$f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2, \quad f(x, y) = (x + 2y, -x + 4y).$$

Alors, dans la base  $\mathcal{B} = (\vec{u}, \vec{v})$  où

$$\vec{u} = (2, 1), \quad \vec{v} = (1, 1)$$

la matrice de  $f$  est

$$M_{\mathcal{B}}(f) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}$$

et donc  $f$  est diagonalisable.

# Réduction des endomorphismes : Définition, propriétés

Comment peut-on définir la diagonalisation d'une matrice ?

# Réduction des endomorphismes : Définition, propriétés

## Rappel

Si  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ , alors l'application linéaire associée à  $A$  est définie par

$$f_A : \mathbb{K}^n \rightarrow \mathbb{K}^n, \quad f_A(x_1, \dots, x_n) = A \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}.$$

Remarquons que  $A$  est la matrice de  $f_A$  par rapport à la base canonique :  $M_{Can}(f_A) = A$ .

# Réduction des endomorphismes : Diagonalisation

On définit maintenant la diagonalisation d'une matrice en utilisant son application linéaire associée ...

## Définition

On dit d'une matrice carrée  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  qu'elle est **diagonalisable**, si l'application linéaire qui lui est associée est diagonalisable.

## Réduction des endomorphismes : Diagonalisation

Rappelons que si  $\mathcal{B}$  est une base de  $\mathbb{K}^n$  et  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  alors

$$A = M_{Can}(f) = P_{Can, \mathcal{B}} \cdot M_{\mathcal{B}}(f) \cdot P_{\mathcal{B}, Can}$$

et  $P_{\mathcal{B}, Can} = P_{Can, \mathcal{B}}^{-1}$ .

Donc en particulier, si  $A$  est diagonalisable, alors il existe une matrice diagonale  $D$  et une matrice inversible  $P$  telles que  $A = PDP^{-1}$ .

## Réduction des endomorphismes : Diagonalisation

Inversement, supposons que  $A = PDP^{-1}$  où  $D$  est diagonale et  $P$  est inversible.

Si on prend pour  $\mathcal{B}$  la famille  $\mathcal{B} = (\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  où  $\vec{u}_i$  est le  $i$ -ième vecteur colonne de la matrice  $P$ ; comme  $P$  est inversible,  $\det(P) \neq 0$ ,  $\mathcal{B}$  est une famille libre et est donc une base de  $\mathbb{K}^n$ .

Donc en particulier,  $P$  est la matrice de passage de *Can* à  $\mathcal{B}$  et  $D$  est la matrice de  $f_A$  dans la base  $\mathcal{B}$ .

Donc  $A$  est diagonalisable.

## Définition

On dit que la matrice  $A$  est **semblable** à  $B$  s'il existe une matrice inversible  $P$  telle que  $A = PBP^{-1}$ .

Donc on avait montré la proposition importante suivante :

## Proposition

Une matrice  $A$  est diagonalisable si et seulement si elle est semblable à une matrice diagonale.

## Remarques (en pratique)

- Si  $A$  est diagonalisable et si  $\mathcal{B}$  est la base dans laquelle  $A$  (ou l'application linéaire qui lui est associée) est représentée par une matrice diagonale  $D$  alors

$$A = PDP^{-1}$$

où  $P = P_{Can, \mathcal{B}}$  est la matrice de passage de la base canonique Can à  $\mathcal{B}$ .

- Diagonaliser une matrice **carrée**  $A$  revient à trouver une matrice diagonale  $D$  et une matrice inversible  $P$  telles que  $A = PDP^{-1}$ . On cherche une base  $\mathcal{B}$ , dans laquelle  $A$  est représentée par une matrice diagonale  $D$  et on prend  $P$  la matrice de passage de la base canonique à  $\mathcal{B}$ .

# Réduction des endomorphismes : Diagonalisation

Comment peut-on, en pratique, trouver une telle matrice diagonale  $D$  ?

Pour cela, quelques notions sont nécessaires ...

## Vecteurs propres, valeurs propres

# Réduction des endomorphismes : Vecteurs propres, valeurs propres

## Définition (Vecteurs propres, valeurs propres)

Soit  $f \in End(E)$ .

- Un **vecteur**  $\vec{u} \in E$  est un **vecteur propre** de  $f$  si :
  - $\vec{u} \neq \vec{0}$ ,
  - il existe un scalaire  $\lambda \in \mathbb{K}$  tel que  $f(\vec{u}) = \lambda \vec{u}$ .
- Un **scalaire**  $\lambda \in \mathbb{K}$  est une **valeur propre** de  $f$  s'il existe  $\vec{u} \in E$  tels que  $\vec{u} \neq \vec{0}$  et  $f(\vec{u}) = \lambda \vec{u}$ .
- Si  $\vec{u}$  est un vecteur propre de  $f$ , l'unique scalaire  $\lambda$  vérifiant  $f(\vec{u}) = \lambda \vec{u}$  est appelé la **valeur propre associée à  $\vec{u}$** .

# Réduction des endomorphismes : Vecteurs propres, valeurs propres

## Remarque

Si  $\vec{u}$  est un vecteur propre de  $f$ , alors pour tout scalaire  $\alpha$  non nul,  $\alpha\vec{u}$  est un vecteur propre de  $f$ .

En effet,

$$f(\alpha\vec{u}) = \alpha f(\vec{u}) = \alpha\lambda\vec{u} = \lambda(\alpha\vec{u}).$$

# Réduction des endomorphismes : Vecteurs propres, valeurs propres

On définit les valeurs propres et les vecteurs propres des matrices, en utilisant les applications linéaires associées.

- Un vecteur  $\vec{u} \in E$  est un **vecteur propre** de  $A$  s'il est pour l'application linéaire associée.
- De même, un scalaire  $\lambda \in \mathbb{K}$  est une **valeur propre** de  $A$  si elle l'est pour l'application linéaire associée.

# Réduction des endomorphismes : Vecteurs propres, valeurs propres

Cela revient à dire :

- Un vecteur  $\vec{u} = (x_1, \dots, x_n) \in E$  est un **vecteur propre** de  $A$  si  $\vec{u} \neq 0$  et s'il existe un scalaire  $\lambda \in \mathbb{K}$  tel que :

$$A \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

- De même, un scalaire  $\lambda \in \mathbb{K}$  est une **valeur propre** de  $A$  s'il existe  $\vec{u} = (x_1, \dots, x_n) \in E$  tels que  $\vec{u} \neq \vec{0}$  et

$$A \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

# Réduction des endomorphismes : Vecteurs propres, valeurs propres

## Proposition

L'endomorphisme  $f$  est diagonalisable, si et seulement si, il existe une base de  $E$  formée de vecteurs propres de  $f$ .

## Preuve

Si  $f$  est diagonalisable, alors il existe une base  $\mathcal{B} = (\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  de  $E$  telle que

$$M_{\mathcal{B}}(f) = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_n \end{pmatrix}.$$

Donc pour tout  $1 \leq i \leq n$ ,  $f(\vec{u}_i) = \lambda_i \vec{u}_i$ . D'où  $\vec{u}_i$  est un vecteur propre.

# Réduction des endomorphismes : Vecteurs propres, valeurs propres

Réiproquement, si  $E$  admet une base  $\mathcal{B} = (\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n)$  formée de vecteurs propres de  $f$ , alors pour tout  $1 \leq i \leq n$ , il existe  $\lambda_i$  tel que  $f(\vec{u}_i) = \lambda_i \vec{u}_i$ .  
Donc

$$M_{\mathcal{B}}(f) = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_n \end{pmatrix}$$

et  $f$  est diagonalisable. □

# Réduction des endomorphismes : Vecteurs propres, valeurs propres

La traduction de la proposition 1 pour les matrices :

## Proposition

Une matrice carrée  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  est diagonalisable ssi elle possède  $n$  vecteurs propres formant une base de  $\mathbb{K}^n$ .

# Réduction des endomorphismes

## Sous-espaces propres

## Rappel

Soient  $U$  et  $V$  deux s.e.v du  $\mathbb{K}$ -e.v  $E$ .

- On appelle **somme** de  $U$  et  $V$  l'ensemble défini par

$$U + V = \{\vec{u} + \vec{v} \mid \vec{u} \in U, \vec{v} \in V\}.$$

- On dit que la somme  $U + V$  est **directe** si  $U \cap V = \{\vec{0}\}$ .
- On dit du s.e.v  $F$  qu'il est la **somme directe** de  $U$  et  $V$  si
  - $F = U + V$ ;
  - $U \cap V = \{\vec{0}\}$ .

On écrit  $F = U \oplus V$ .

Plus généralement, soient  $U_1, \dots, U_m$ , des s.e.v de  $E$ . On dit que  $E$  est la **somme directe de  $U_1, \dots, U_m$**  et on écrit  $E = U_1 \oplus U_2 \oplus \dots \oplus U_m$  si :

- $E = U_1 + U_2 + \dots + U_m = \{\vec{u}_1 + \dots + \vec{u}_m \mid \vec{u}_i \in U_i\}$ ,
- pour tout  $\vec{u}_1 \in U_1, \vec{u}_2 \in U_2, \dots, \vec{u}_m \in U_m$  :  
si  $\vec{u}_1 + \dots + \vec{u}_m = \vec{0}$  alors  $\vec{u}_i = \vec{0}$  pour tout  $1 \leq i \leq m$ .

## Propriété

Soient  $U_1, \dots, U_m$ , des s.e.v de  $E$ . Pour chaque  $1 \leq i \leq m$ , soit  $\mathcal{B}_i$  une base de  $U_i$ . Alors  $E$  est la somme directe de  $U_1, \dots, U_m$ , si et seulement si,  $\mathcal{B}_1 \cup \mathcal{B}_2 \cup \dots \cup \mathcal{B}_m$  est une base de  $E$ .

## Définition

Soit  $f$  un endomorphisme de  $E$  et soit  $\lambda$  une valeur propre de  $f$ . On appelle **sous-espace propre** associé à la valeur propre  $\lambda$  de  $f$ , le sous-espace vectoriel

$$E_\lambda(f) = \text{Ker}(f - \lambda \text{Id}_E) = \{\vec{u} \in E \mid f(\vec{u}) = \lambda \vec{u}\}.$$

Si  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  et  $\lambda$  une valeur propre de  $A$ , on définit d'une façon similaire le **sous-espace propre** associé à la valeur propre  $\lambda$  de  $A$

$$E_\lambda(A) = \{\vec{u} \in E \mid A\vec{u} = \lambda\vec{u}\}.$$

## Proposition

L'endomorphisme  $f$  est diagonalisable, si et seulement si,  $E$  est somme directe de ses sous-espaces propres.

Autrement dit, si  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  sont les valeurs propres de  $f$ , deux à deux distinctes,  $f$  est diagonalisable si et seulement si

$$E = E_{\lambda_1}(f) \oplus \dots \oplus E_{\lambda_m}(f).$$

## Corollaire

Si  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  sont les valeurs propres de  $f$ , deux à deux distinctes,  $f$  est diagonalisable si et seulement si

$$\dim(E) = \dim(E_{\lambda_1}(f)) + \dots + \dim(E_{\lambda_m}(f)).$$

## Corollaire

Si  $\dim(E) = n$  et  $f$  admet  $n$  valeurs propres distinctes, alors  $f$  est diagonalisable.

## Polynôme caractéristique

## Définition

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ . Soit

$$P_A(X) = \det(A - XI_n).$$

Alors  $P_A(X)$  est un polynôme de degré  $n$ , appelé le **polynôme caractéristique de  $A$** .

# Réduction des endomorphismes : Polynôme caractéristique

## Exemple

Soit

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 4 & 2 \end{pmatrix}.$$

Alors

$$\begin{aligned} A - XI_2 &= \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 4 & 2 \end{pmatrix} - X \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 4 & 2 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} X & 0 \\ 0 & X \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 - X & 3 \\ 4 & 2 - X \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

On a

$$P_A(X) = \begin{vmatrix} 1 - X & 3 \\ 4 & 2 - X \end{vmatrix} = (1 - X)(2 - X) - 12 = X^2 - 3X - 10.$$

# Réduction des endomorphismes : Polynôme caractéristique

Soit  $f \in End(E)$ . Soient  $\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2$  deux bases de  $E$ . Alors

$$M_{\mathcal{B}_1}(f) = P^{-1} M_{\mathcal{B}_2}(f) P$$

où  $P$  est la matrice de passage de  $\mathcal{B}_2$  à  $\mathcal{B}_1$ . On a

$$\begin{aligned} \det(M_{\mathcal{B}_1}(f) - XI_n) &= \det(P^{-1} M_{\mathcal{B}_2}(f) P - XI_n) \\ &= \det(P^{-1}(M_{\mathcal{B}_2}(f) - XI_n)P) = \det(M_{\mathcal{B}_2}(f) - XI_n). \end{aligned}$$

Cela permet de définir :

## Définition

Soit  $f \in End(E)$ . Soit  $\mathcal{B}$  une base de  $E$ . On définit le **polynôme caractéristique** de  $f$  par :

$$P_f(X) = \det(M_{\mathcal{B}}(f) - XI_n).$$

(Donc il ne dépend pas de la base  $\mathcal{B}$ ).

## Proposition 5

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  et  $\lambda \in \mathbb{K}$ . Alors  $\lambda$  est une valeur propre de  $A$ , si et seulement si,  $\lambda$  est racine du polynôme caractéristique de  $A$ .

## Preuve

- Si  $\lambda$  est une valeur propre de  $A$ , alors il existe  $\vec{u} \neq 0$  tel que  $A\vec{u} = \lambda\vec{u}$ . Donc  $(A - \lambda I_n)\vec{u} = \vec{0}$ . Donc  $A - \lambda I_n$  n'est pas inversible et donc  $\det(A - \lambda I_n) = 0$ .
- Si  $\det(A - \lambda I_n) = 0$ , alors  $A - \lambda I_n$  n'est pas inversible et donc il existe  $\vec{u} \neq 0$  tel que  $(A - \lambda I_n)\vec{u} = \vec{0}$  et donc  $\vec{u} \neq 0$  tel que  $A\vec{u} = \lambda\vec{u}$ . Donc  $\lambda$  est une valeur propre.



# Réduction des endomorphismes : Polynôme caractéristique

## Exemple

Soit

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 5 & 2 \end{pmatrix}.$$

On a

$$P_A(X) = \begin{vmatrix} 1-X & 0 \\ 5 & 2-X \end{vmatrix} = (1-X)(2-X).$$

Donc les valeurs propres de  $A$  sont 1 et 2.

## Rappel sur les polynômes

- Une racine  $\lambda$  d'un polynôme  $P(X) \in \mathbb{K}[X]$ , est une **racine de multiplicité  $m$**  si  $(X - \lambda)^m$  divise  $P(X)$  mais  $(X - \lambda)^{m+1}$  ne divise pas  $P(X)$ .
- Un polynôme  $P(X) \in \mathbb{K}[X]$ , de degré  **$n$** , est dit **scindé dans  $\mathbb{K}[X]$** , s'il peut s'écrire sous la forme

$$P(X) = a(X - \lambda_1)^{m_1} \cdots (X - \lambda_p)^{m_p}$$

où  $m_i \in \mathbb{N}^*$ ,  $a \in \mathbb{K}^*$ ,  $\lambda_i \in \mathbb{K}$  (et  $m_1 + \cdots + m_p = n$ ).

## Exemple

(1) Soit

$$P(X) = X^3 - 5X^2 + 7X - 3.$$

Alors

$$P(X) = (X - 1)^2(X - 3).$$

La multiplicité de la racine  $\lambda_1 = 1$  est 2 et la multiplicité de la racine  $\lambda_2 = 3$  est 1. On voit aussi que  $P$  est scindé dans  $\mathbb{R}[X]$  mais aussi dans  $\mathbb{C}[X]$ .

(2) Le polynôme  $P(X) = X^2 + X + 1$  n'est pas scindé dans  $\mathbb{R}[X]$  car il n'admet pas de racine réelle. Par contre il est scindé dans  $\mathbb{C}[X]$  :  
 $P(X) = (X - j)(X - \bar{j})$  où  $j = e^{i\pi/3}$ .

## Définition

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  et  $\lambda \in \mathbb{K}$  une valeur propre de  $A$ .

- La **multiplicité algébrique** de  $\lambda$  est la multiplicité de  $\lambda$  comme racine de  $P_A(X)$ .
- La **multiplicité géométrique** de  $\lambda$  est la dimension du sous-espace propre  $E_\lambda(A)$ .

## Diagonalisation

## Théorème (CNS pour la diagonalisation)

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ . Alors  $A$  est diagonalisable si et seulement si les propriétés suivantes sont satisfaites :

- Le polynôme caractéristique  $P_A(X)$  est scindé dans  $\mathbb{K}[X]$  : dans ce cas

$$P_A(X) = (-1)^n(X - \lambda_1)^{m_1} \cdots (X - \lambda_p)^{m_p}$$

où  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$  sont les valeurs propres ;  $m_i$  est la multiplicité algébrique de  $\lambda_i$ .

- Pour chaque valeur propre  $\lambda_i$ , sa multiplicité algébrique coïncide avec sa multiplicité géométrique :  $\dim(E_{\lambda_i}(A)) = m_i$ .

# Réduction des endomorphismes : Diagonalisation–mise en pratique

- On calcule le polynôme caractéristique  $P_A(X)$ .
- On cherche les racines de  $P_A(X)$ ,  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ , et les multiplicités algébriques  $m_1, \dots, m_p$ .
  - Si  $P_A(X)$  n'est pas scindé, alors  $A$  n'est pas diagonalisable.
  - Si  $P_A(X)$  est scindé, on cherche les bases des sous-espaces propres  $E_{\lambda_i}(A)$ . Si pour chaque  $i$ ,  $\dim(E_{\lambda_i}(A)) = m_i$ , alors  $A$  est diagonalisable :

$$D = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & \lambda_1 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \ddots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & \lambda_p & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \lambda_p \end{pmatrix}.$$

où chaque  $\lambda_i$  est répété  $m_i$ -fois.

# Réduction des endomorphismes : Diagonalisation–mise en pratique

Dans ce cas, si  $\mathcal{B}_i$  est une base de  $E_{\lambda_i}(A)$ , alors  $\mathcal{B} = \mathcal{B}_1 \cup \dots \cup \mathcal{B}_p$  est une base de  $\mathbb{K}^n$  formée de vecteurs propres de  $A$ . On a alors  $A = PDP^{-1}$  où  $P$  est la matrice de passage de la base canonique à  $\mathcal{B}$ .

# Réduction des endomorphismes : Diagonalisation–Exemples

(1) Soit

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -3 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}.$$

On a

$$P_A(X) = \begin{vmatrix} 1-X & -3 \\ 3 & 4-X \end{vmatrix} = X^2 - 5X + 13.$$

Le discriminant est strictement négatif et donc  $P_A(X)$  n'admet pas de racines dans  $\mathbb{R}$ . Donc  $A$  n'est pas diagonalisable dans  $\mathbb{R}$ .

(2) Soit

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 4 \end{pmatrix}.$$

On a

$$P_A(X) = \begin{vmatrix} 1-X & 2 \\ -1 & 4-X \end{vmatrix} = X^2 - 5X + 6 = (X-2)(X-3)$$

et donc les valeurs propres sont  $\lambda_1 = 2$  et  $\lambda_2 = 3$ .

## Réduction des endomorphismes : Diagonalisation–Exemples

Comme  $A \in \mathcal{M}_2(\mathbb{R})$  et  $P_A(X)$  admet **deux** racines distinctes,  $A$  est diagonalisable (on applique ici le corollaire 2). La matrice diagonale est

$$D = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}. \text{ On a}$$

$$E_{\lambda_1}(A) = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid A \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = 2 \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}\} = \text{Vect}((2, 1))$$

$$E_{\lambda_2}(A) = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid A \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = 3 \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}\} = \text{Vect}((1, 1)).$$

En posant  $\vec{u} = (2, 1)$ ,  $\vec{v} = (1, 1)$ ,  $\mathcal{B} = (\vec{u}, \vec{v})$  est une base de  $\mathbb{R}^2$  formée de vecteurs propres de  $A$ . La matrice de passage de la base canonique à  $\mathcal{B}$  est

$$P = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

On a

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

(3) Soit

$$A = \begin{pmatrix} 3 & 0 & -1 \\ 2 & 4 & 2 \\ -1 & 0 & 3 \end{pmatrix}.$$

1. Polynôme caractéristique : on a

$$\begin{aligned} P_A(X) &= \begin{vmatrix} 3-X & 0 & -1 \\ 2 & 4-X & 2 \\ -1 & 0 & 3-X \end{vmatrix} = (4-X) \begin{vmatrix} 3-X & -1 \\ -1 & 3-X \end{vmatrix} \\ &= (2-X)(4-X)^2. \end{aligned}$$

Donc  $A$  possède deux valeurs propres : 2 de multiplicité algébrique 1 (on dit qu'elle est simple) et 4 de multiplicité algébrique 2 (on dit qu'elle est double). En plus  $P_A$  est scindé.

2. Sous-espaces propres : on a

$$E_2(A) = \{(x, y, z) \in \mathbb{R}^3 \mid A \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = 2 \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}\}.$$

$$E_4(A) = \{(x, y, z) \in \mathbb{R}^3 \mid A \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = 4 \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}\}.$$

## Réduction des endomorphismes : Diagonalisation–Exemples

En résolvant le système homogène  $A \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = 2 \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$ , par la méthode de Gauss par exemple, on obtient  $E_2(A) = \text{Vect}(\vec{u})$ , où  $\vec{u} = (1, -2, 1)$ .

De même

$E_4(A) = \text{Vect}(\vec{v}, \vec{w})$ , où  $\vec{v} = (0, 1, 0)$ ,  $\vec{w} = (1, 0, -1)$ .

Donc la multiplicité géométrique de la valeur propre 2 est 1 et celle de la valeur propre 4 est 2.

3. Diagonalisabilité : comme  $P_A$  est scindé et la multiplicité algébrique de chaque valeur propre coïncide avec sa multiplicité géométrique,  $A$  est diagonalisable.

4. Diagonalisation : on a

$$D = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 4 \end{pmatrix}, \quad P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}, \quad A = PDP^{-1}.$$

## Théorème de Cayley-Hamilton

# Réduction des endomorphismes : Théorème de Cayley-Hamilton

Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -e.v et  $P \in \mathbb{K}[X]$

$$P(X) = a_n X^n + \cdots + a_1 X + a_0.$$

Si  $f \in End(E)$ , on note  $P(f)$  l'endomorphisme de  $E$  défini par

$$P(f) = a_n f^n + \cdots + a_1 f + a_0 Id_E,$$

où  $f^k = \underset{k-\text{fois}}{f \circ f \circ \cdots \circ f}.$

De même si  $A \in \mathcal{M}_m(\mathbb{K})$ , alors  $P(A)$  est définie par

$$P(A) = a_n A^n + \cdots + a_1 A + a_0 I_m.$$

# Réduction des endomorphismes : Théorème de Cayley-Hamilton

## Théorème (Théorème de Cayley-Hamilton)

Soit  $f \in End(E)$  (resp.  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ ) et  $P_f(X)$  son polynôme caractéristique (resp.  $P_A(X)$ ). Alors  $P_f(f) = 0$  (resp.  $P_A(A) = 0$ ).

# Réduction des endomorphismes : Théorème de Cayley-Hamilton

## Exemple

Soit

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 4 & 1 \end{pmatrix}.$$

Son polynôme caractéristique est

$$P_A(X) = \begin{vmatrix} 1-X & 2 \\ 4 & 1-X \end{vmatrix} = (1-X)^2 - 8 = X^2 - 2X - 7.$$

D'après le théorème, on a  $A^2 - 2A - 7I_2 =$  la matrice nulle .

Cela permet par exemple de calculer  $A^2$  en utilisant  $A$  et la matrice identité  $I_2$ .

On a aussi  $A \cdot \left(\frac{1}{7}(A - 2I_2)\right) = I_2$  et on déduit que  $A^{-1} = \frac{1}{7}(A - 2I_2)$ .



## Espace vectoriel muni d'un produit scalaire, diagonalisation des matrices symétriques et hermitiennes

# Espace vectoriel muni d'un produit scalaire, diagonalisation des matrices symétriques et hermitiennes

Nous avons vu que dans un espace vectoriel nous pouvons additionner des vecteurs et les multiplier par des scalaires.

Pouvons-nous aller plus et définir des notions comme les longueurs, les angles et l'orthogonalité ?

Le **produit scalaire** est une nouvelle opération qui s'ajoute aux lois s'appliquants aux vecteurs, à savoir l'addition et la multiplication scalaire, et qui permet donc d'utiliser les notions usuelles de géométrie comme les longueurs, les distances, les angles et l'orthogonalité.

Le produit scalaire permet d'étendre ces notions à des espaces vectoriels réels ou complexes de toute dimension.

# Produit scalaire

Rappelons que dans  $\mathbb{R}^3$  le produit scalaire est défini par (en utilisant la notation matricielle)

$$\langle \vec{u} | \vec{v} \rangle = \begin{pmatrix} x & y & z \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = xx' + yy' + zz'$$

On remarque que ce produit scalaire satisfait les propriétés :

- en fixant  $\vec{u}$ , l'application  $\vec{x} \mapsto \langle \vec{u} | \vec{x} \rangle$  est linéaire ; de même l'application  $\vec{u} \mapsto \langle \vec{x} | \vec{u} \rangle$  est linéaire ; on dit qu'elle est *bilinéaire* ;
- *symétrie* : pour tous  $\vec{u}, \vec{v}$ ,  $\langle \vec{u} | \vec{v} \rangle = \langle \vec{v} | \vec{u} \rangle$
- *positivité* : pour tout  $\vec{u}$ ,  $\langle \vec{u} | \vec{u} \rangle = x^2 + y^2 + z^2 \geq 0$  ;
- *définie* : pour tout  $\vec{u}$ ,  $\langle \vec{u} | \vec{u} \rangle = 0 \Rightarrow \vec{u} = 0$ .

Il s'avère que ces trois propriétés sont les plus élémentaires qui permettent de généraliser les “propriétés géométriques” recherchées aux espaces abstraits ...

# Produit scalaire

Nous distinguerons le cas réel et le cas complexe pour définir le produit scalaire.

## Définition

Soit  $E$  un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel. Une application  $\varphi : E \times E \rightarrow \mathbb{R}$  est appelée **forme bilinéaire** si :

- **$\varphi$  est linéaire à droite** : pour tout  $a \in E$  fixé, l'application  $\varphi_a : E \rightarrow \mathbb{R}$  définie par  $\varphi_a(y) = \varphi(a, y)$  est linéaire.
- **$\varphi$  est linéaire à gauche** : pour tout  $b \in E$  fixé, l'application  $\varphi_b : E \rightarrow \mathbb{R}$  définie par  $\varphi_b(x) = \varphi(x, b)$  est linéaire.

## Exemple

En prenant  $E = \mathbb{R}$  l'application

$$\mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, \varphi(x, y) = xy$$

est une forme bilinéaire sur  $E$ . En effet :

- $\varphi$  est linéaire à droite : pour tout  $a \in \mathbb{R}$  fixé, l'application  $\varphi_a : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  définie par  $\varphi_a(y) = ay$  est évidemment linéaire.
- $\varphi$  est linéaire à gauche : pour tout  $b \in \mathbb{R}$  fixé, l'application  $\varphi_b : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  définie par  $\varphi_b(x) = xb$  est évidemment linéaire.

On remarque par contre que  $\varphi$  elle-même n'est pas linéaire (exercice).

## Définition

Une forme bilinéaire  $\varphi : E \times E \rightarrow \mathbb{R}$  est

- **symétrique** si  $\varphi(x, y) = \varphi(y, x)$  pour tous  $x, y \in E$ .
- **positive** si  $\varphi(x, x) \geq 0$  pour tout  $x \in E$ .
- **définie** si pour tout  $x \in E$ ,

$$\varphi(x, x) = 0 \Rightarrow x = 0.$$

# Produit scalaire réel

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^2$ , l'application

$$\varphi : \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, \varphi((x_1, x_2), (y_1, y_2)) = x_1 y_1 + x_2 y_2$$

est une forme bilinéaire (exercice) symétrique et définie positive. En effet :

- $\varphi$  est symétrique : on a

$$\varphi((x_1, x_2), (y_1, y_2)) = x_1 y_1 + x_2 y_2 = y_1 x_1 + y_2 x_2 = \varphi((y_1, y_2), (x_1, x_2))$$

et donc  $\varphi$  est symétrique.

- $\varphi$  est définie positive : on a

$$\varphi((x_1, x_2), (x_1, x_2)) = x_1^2 + x_2^2 \geq 0$$

et  $\varphi((x_1, x_2), (x_1, x_2)) = 0$  si et seulement si  $(x_1, x_2) = (0, 0)$ .

# Produit scalaire réel

## Définition

Soit  $E$  un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel. On appelle **produit scalaire** sur  $E$  toute forme bilinéaire sur  $E$  qui est symétrique et définie positive.

Un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel muni d'un produit scalaire est appelé un espace **préhilbertien**. S'il est de **dimension finie** alors est appelé un espace **euclidien**.

## Notation

Si  $\varphi : E \times E \rightarrow \mathbb{R}$  est un produit scalaire, alors  $\varphi(x, y)$  est noté  $\langle x | y \rangle$ .

# Produit scalaire réel

## Exemple : Produit scalaire canonique de $\mathbb{R}^n$

Dans  $\mathbb{R}^n$ , le produit scalaire **canonique**, est défini par

$$\langle (x_1, \dots, x_n) | (y_1, \dots, y_n) \rangle = x_1 y_1 + \dots + x_n y_n.$$

# Produit scalaire réel

## Exemple

Soit  $E = C([a, b])$  le  $\mathbb{R}$ -e.v des applications continues de l'intervalle  $[a, b]$  dans  $\mathbb{R}$ . Alors l'application

$$E \times E \rightarrow \mathbb{R}, (f, g) \rightarrow \langle f | g \rangle = \int_a^b f(x)g(x) \, dx$$

est un produit scalaire. En effet

- bilinéarité : conséquence de la linéarité de l'intégrale ;
- symétrie :  $\langle f | g \rangle = \langle g | f \rangle$  est évidente ;
- positivité :  $\langle f | f \rangle = \int_a^b f(x)^2 \, dx \geq 0$  car l'intégrale d'une fonction positive est positive ;
- définie :  $\langle f | f \rangle = 0 \Rightarrow f = 0$  ; propriété de l'intégrale de Riemann.

# Produit scalaire réel

## Exemple

Soit  $E = \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  le  $\mathbb{R}$ -e.v des matrices carrées  $n \times n$ . Alors l'application

$$E \times E \rightarrow \mathbb{R}, (A, B) \rightarrow \langle A | B \rangle = \text{Tr}(A^t \cdot B)$$

est un produit scalaire (où pour une matrice  $M$ ,  $\text{Tr}(M)$  désigne la trace de  $M$  et  $M^t$  désigne la transposée de  $M$ ).

# Produit scalaire réel

## Exercice

Soit  $E = \mathbb{R}^2$ . Pour  $(x, y), (x', y') \in E$ , on pose

$$\varphi((x, y), (x', y')) = xx' + 12(xy' + yx') + yy'.$$

Montrer que  $\varphi$  est un produit scalaire sur  $E$ .

# Produit scalaire complexe

## Définition

Soit  $E$  un  $\mathbb{C}$ -espace vectoriel. Une application  $\varphi : E \times E \rightarrow \mathbb{C}$  est appelée **forme sesquilinear** sur  $E$  si :

- pour tout  $b \in E$  fixé, l'application  $\varphi_b : E \rightarrow \mathbb{C}$  définie par  $\varphi_b(x) = \varphi(x, b)$  est linéaire.
- pour tout  $a \in E$  fixé, l'application  $\varphi_a : E \rightarrow \mathbb{C}$  définie par  $\varphi_a(y) = \varphi(a, y)$  est **semi-linéaire** :

$$\varphi(a, y_1 + y_2) = \varphi(a, y_1) + \varphi(a, y_2), \text{ pour tout } y_1, y_2 \in E$$

$$\varphi(a, \lambda y) = \bar{\lambda} \varphi(a, y), \text{ pour tout } y \in E \text{ et } \lambda \in \mathbb{C}.$$

# Produit scalaire complexe

## Exemple

En prenant  $E = \mathbb{C}$  l'application

$$\mathbb{C} \times \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}, \varphi(x, y) = x\bar{y}$$

est une forme sesquilinear sur  $E$ . En effet :

- pour tout  $b \in \mathbb{C}$  fixé, l'application  $\varphi_b : \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}$  définie par  $\varphi_b(x) = xb$  est linéaire.
- pour tout  $a \in \mathbb{C}$  fixé, l'application  $\varphi_a : \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}$  définie par  $\varphi_a(y) = a\bar{y}$  est semi-linéaire :

$$\varphi_a(y_1 + y_2) = a(\overline{y_1 + y_2}) = a\overline{y_1} + a\overline{y_2} = \varphi_a(y_1) + \varphi_a(y_2)$$

$$\varphi_a(\lambda y) = a\overline{\lambda y} = a\overline{\lambda}\overline{y} = \overline{\lambda}\varphi_a(y).$$

# Produit scalaire complexe

## Définition

Une forme sesquilinear  $\varphi : E \times E \rightarrow \mathbb{C}$  est

- **hermitienne** si  $\varphi(x, y) = \overline{\varphi(y, x)}$ , pour tout  $x, y \in E$ .
- **positive** si  $\varphi(x, x) \geq 0$  pour tout  $x \in E$ .
- **définie** si pour tout  $x \in E$ ,

$$\varphi(x, x) = 0 \Rightarrow x = 0.$$

# Produit scalaire complexe

## Exemple

Dans  $\mathbb{C}^2$ , l'application

$$\varphi : \mathbb{C}^2 \times \mathbb{C}^2 \rightarrow \mathbb{C}, \varphi((x_1, x_2), (y_1, y_2)) = x_1\overline{y_1} + x_2\overline{y_2}$$

est une forme sesquilinear (exercice) hermitienne et définie positive. En effet :

- $\varphi$  est hermitienne : on a

$$\varphi((x_1, x_2), (y_1, y_2)) = x_1\overline{y_1} + x_2\overline{y_2} = \overline{y_1\overline{x_1} + y_2\overline{x_2}} = \overline{\varphi((y_1, y_2), (x_1, x_2))}$$

et donc  $\varphi$  est hermitienne.

- $\varphi$  est définie positive : on a

$$\varphi((x_1, x_2), (x_1, x_2)) = x_1\overline{x_1} + x_2\overline{x_2} = |x_1|^2 + |x_2|^2 \geq 0 \text{ et}$$

$$\varphi((x_1, x_2), (x_1, x_2)) = 0 \Rightarrow (x_1, x_2) = (0, 0).$$

# Produit scalaire complexe

## Définition

Soit  $E$  un  $\mathbb{C}$ -espace vectoriel. On appelle **produit scalaire** sur  $E$  toute forme sesquilinearéaire sur  $E$  qui est hermitienne et définie positive.

Un  $\mathbb{C}$ -espace vectoriel muni d'un produit scalaire est appelé un espace préhilbertien. S'il est de **dimension finie** alors il est appelé **hermitien**.

## Notation

Si  $\varphi : E \times E \rightarrow \mathbb{C}$  est un produit scalaire, alors  $\varphi(x, y)$  est noté  $\langle x | y \rangle$ .

# Produit scalaire complexe

## Exemple : Produit scalaire canonique de $\mathbb{C}^n$

Dans  $\mathbb{C}^n$ , le produit scalaire **canonique**, est défini par

$$\langle (x_1, \dots, x_n) | (y_1, \dots, y_n) \rangle = x_1 \overline{y_1} + \dots + x_n \overline{y_n}.$$

## Récapitulatif pour les $\mathbb{R}$ -espaces vectoriels

Soit  $E$  un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel.

- On appelle **produit scalaire** sur  $E$  toute forme bilinéaire sur  $E$  qui est **symétrique** et **définie positive**.
- Un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel muni d'un produit scalaire est appelé un espace **préhilbertien**.
- Un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel de **dimension finie** muni d'un produit scalaire est appelé un espace **euclidien**.
- Produit scalaire canonique de  $\mathbb{R}^n$  : le produit scalaire **canonique** de  $\mathbb{R}^n$ , est défini par

$$\langle (x_1, \dots, x_n) | (y_1, \dots, y_n) \rangle = x_1 y_1 + \dots + x_n y_n.$$

## Récapitulatif pour les $\mathbb{C}$ -espaces vectoriels

Soit  $E$  un  $\mathbb{C}$ -espace vectoriel.

- On appelle **produit scalaire** sur  $E$  toute forme **sesquilinear** sur  $E$  qui est **hermitienne** et **définie positive**.
- Un  $\mathbb{C}$ -espace vectoriel muni d'un produit scalaire est appelé un espace **préhilbertien**.
- Un  $\mathbb{C}$ -espace vectoriel de **dimension finie** muni d'un produit scalaire est appelé un espace **hermitien**.
- Produit scalaire canonique de  $\mathbb{C}^n$  : le produit scalaire **canonique** de  $\mathbb{C}^n$ , est défini par

$$\langle (x_1, \dots, x_n) | (y_1, \dots, y_n) \rangle = x_1 \overline{y_1} + \dots + x_n \overline{y_n}.$$

# Propriétés géométriques

## Rappel

Si  $\varphi : E \times E \rightarrow \mathbb{K}$  est un produit scalaire, alors  $\varphi(x, y)$  est noté  $\langle x | y \rangle$ .

# Propriétés géométriques

Dans la suite  $E$  est un  $\mathbb{K}$ -espace vectoriel préhilbertien. Donc un espace vectoriel, réel ou complexe, muni d'un produit scalaire noté  $\langle x|y \rangle$ .

# Propriétés géométriques : Norme associée

## Définition

Nous avons pour tout  $x \in E$ ,  $\langle x|x \rangle \geq 0$  ; on pose alors

$$\|x\| = \sqrt{\langle x|x \rangle}$$

qu'on appelle la **norme** de  $x$  ;

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^2$  muni du produit scalaire canonique

$$\langle (x, y) | (x', y') \rangle = xx' + yy'$$

on retombe sur la notion usuelle de norme (ou longueur)

$$\|\vec{u}\| = \sqrt{\langle (x, y) | (x, y) \rangle} = \sqrt{x^2 + y^2}$$

## Proposition

Pour tous  $x, y \in E$  et pour tout  $\lambda \in \mathbb{K}$  on a :

- $\|x\| \geq 0$ ,
- $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\|$ ,
- $\|x\| = 0$  si et seulement si  $x = 0$ ,
- $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$  (Inégalité triangulaire),
- $\|x + y\|^2 = \|x\|^2 + 2\operatorname{Re}(\langle x|y \rangle) + \|y\|^2$ .

# Propriétés géométriques : Distance associée

## Définition

Pour tous  $x, y \in E$ , on pose  $d(x, y) = \|x - y\|$  qu'on appelle la **distance** entre  $x$  et  $y$ .

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^2$  muni du produit scalaire canonique

$$\langle (x, y) | (x', y') \rangle = xx' + yy'$$

on retombe également sur la notion usuelle de distance

$$\begin{aligned} d((x, y), (x', y')) &= \sqrt{\langle (x - x', y - y') | (x - x', y - y') \rangle} \\ &= \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2}. \end{aligned}$$

## Proposition

Pour tous  $x, y \in E$  et pour tout  $\lambda \in \mathbb{K}$  on a :

- pour tous  $x, y \in E$ ,  $d(x, y) \geq 0$ ,
- pour tous  $x, y \in E$ ,  $d(x, y) = 0$  si et seulement si  $x = y$ ,
- pour tous  $x, y \in E$ ,  $d(x, y) = d(y, x)$ ,
- pour tous  $x, y, z \in E$ ,  $d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y)$  (Inégalité triangulaire).

# Propriétés géométriques : Distance associée

## Proposition (Identité du parallélogramme)

Dans tout espace préhilbertien  $E$ , on a pour tous  $x, y \in E$

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

Dans un parallélogramme, la somme des carrés des longueurs des diagonales est égale à la somme des carrés des longueurs des côtés.

## Proposition (Inégalité de Cauchy-Schwarz)

Dans tout espace préhilbertien  $E$ , on a pour tous  $x, y \in E$

$$| \langle x | y \rangle | \leq \|x\| \cdot \|y\|$$

avec égalité si et seulement si  $x$  et  $y$  sont linéairement dépendants.

# Propriétés géométriques : Angle

Soient  $u$  et  $v$  deux vecteurs non nuls de  $E$ . On sait d'après l'inégalité de Cauchy-Schwarz que

$$\left| \frac{\langle u|v \rangle}{\|u\|\|v\|} \right| \leq 1$$

On peut donc trouver un unique angle  $\alpha \in [0, \pi]$  tel que

$$\cos(\alpha) = \frac{\langle u|v \rangle}{\|u\|\|v\|}$$

## Définition

Cet unique angle est appelé **l'angle non orienté** entre  $u$  et  $v$ .

# Propriétés géométriques : Orthogonalité

## Définition

- On dit que deux vecteurs  $x, y \in E$  sont **orthogonaux** si  $\langle x|y \rangle = 0$ . On écrit  $x \perp y$ .
- Deux parties  $A$  et  $B$  de  $E$  sont dites **orthogonales** si pour tout  $a \in A$  et pour tout  $b \in B$ ,  $a$  et  $b$  sont orthogonaux. On écrit  $A \perp B$ .

## Remarque

Remarquons que deux vecteurs  $u$  et  $v$  non nuls sont orthogonaux si et seulement si l'angle non orienté formé entre  $u$  et  $v$  est  $\pi/2$ .

# Propriétés géométriques : Orthogonalité

## Définition

Soit  $\mathcal{C} = (u_1, \dots, u_p)$  une famille de vecteurs d'un espace préhilbertien  $E$ . On dit que  $\mathcal{C}$  est **orthogonale** si  $u_i \perp u_j$  pour tout  $i, j \in \{1, \dots, p\}$  avec  $i \neq j$ .

# Propriétés géométriques : Orthogonalité

## Exemple

On munit  $\mathbb{R}^3$  du produit scalaire canonique. Soit  $\mathcal{B} = (u, v)$  la famille définie par

$$u = \left( \frac{1}{\sqrt{3}}, \frac{1}{\sqrt{3}}, \frac{1}{\sqrt{3}} \right), v = \left( \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}, 0 \right)$$

est une famille orthogonale. En effet

$$\langle u | v \rangle = \frac{1}{\sqrt{3}} \times \frac{1}{\sqrt{2}} - \frac{1}{\sqrt{3}} \times \frac{1}{\sqrt{2}} = 0$$

et donc  $u$  et  $v$  sont orthogonaux.

# Propriétés géométriques : Orthogonalité

## Théorème de Pythagore

Soit  $\mathcal{C} = (u_1, \dots, u_p)$  une famille **orthogonale** de vecteurs d'un espace préhilbertien  $E$ . Alors

$$\left\| \sum_{i=1}^p u_i \right\|^2 = \sum_{i=1}^p \|u_i\|^2.$$

# Propriétés géométriques : Orthogonalité

## Proposition

Toute famille de vecteurs, ne contenant pas de vecteurs nuls, orthogonale est libre.

# Propriétés géométriques : Projection orthogonale

## Proposition

Soit  $A$  une partie non vide de  $E$ . L'ensemble des vecteurs de  $E$  qui sont orthogonaux à tous les vecteurs de  $A$ , noté  $A^\perp$

$$A^\perp = \{x \in E \mid x \perp y \text{ pour tout } y \in A\}$$

est un s.e.v de  $E$  appelé **l'orthogonal** de  $A$ .

## Proposition

Pour tout s.e.v  $F$  de dimension finie de  $E$  on a  $E = F \oplus F^\perp$ .

## Théorème (projection orthogonale)

Soit  $F$  un s.e.v de dimension finie de  $E$ . Pour tout vecteur  $x \in E$ , il existe un unique vecteur  $y$  dans  $F$  tel que :

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

C'est l'unique vecteur appartenant à  $F$  vérifiant  $x - y \in F^\perp$ .

Pour  $x \in E$ , le vecteur  $y$  de  $F$  fourni par le théorème précédent peut être vu comme la meilleure approximation de  $x$  dans  $F$ .

On dit que  $y$  est la **projection orthogonale** de  $x$  sur  $F$ . On note  $y = p_F(x)$ .

On a  $E = F \oplus F^\perp$  et

$$x = p_F(x) + (x - p_F(x))$$

avec  $p_F(x) \in F$  et  $x - p_F(x) \in F^\perp$ .

## Bases orthonormées, orthonormalisation

## Définition

On dit d'un vecteur  $x \in E$  qu'il est **unitaire** si  $\|x\| = 1$ .

## Définition

Soit  $\mathcal{C} = (u_1, \dots, u_p)$  une famille de vecteurs de  $E$ . On dit que  $\mathcal{C}$  est **orthonormée** si  $\mathcal{C}$  est orthogonale et si  $u_i$  est unitaire pour tout  $i \in \{1, \dots, p\}$ .

Autrement dit, une famille  $\mathcal{C} = (u_1, \dots, u_n)$  de  $E$  est une base orthonormée si

- $\|u_i\| = 1$  pour tout  $i \in \{1, \dots, n\}$ ,
- $\langle u_i | u_j \rangle = 0$  pour tout  $i, j$  avec  $i \neq j$ .

## Exemple

Reprendons un exemple précédent. On munit  $\mathbb{R}^3$  du produit scalaire canonique. Alors la famille  $\mathcal{B} = (u, v)$  définie par

$$u = \left( \frac{1}{\sqrt{3}}, \frac{1}{\sqrt{3}}, \frac{1}{\sqrt{3}} \right), v = \left( \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}, 0 \right)$$

est une famille orthonormée. En effet (orthogonalité déjà vue)

$$\langle u | v \rangle = \frac{1}{\sqrt{3}} \times \frac{1}{\sqrt{2}} - \frac{1}{\sqrt{3}} \times \frac{1}{\sqrt{2}} = 0$$

et donc  $u$  et  $v$  sont orthogonaux. On a en plus

$$\sqrt{\langle u | u \rangle} = \sqrt{\left( \frac{1}{\sqrt{3}} \right)^2 + \left( \frac{1}{\sqrt{3}} \right)^2 + \left( \frac{1}{\sqrt{3}} \right)^2} = 1$$

et de même  $\sqrt{\langle v | v \rangle} = 1$ .

## Définition

Une base de  $E$  qui forme une famille orthonormée est appelée **base orthonormée**.

De même, une base  $\mathcal{B} = (e_1, \dots, e_n)$  de  $E$  est une base orthonormée si

- $\|e_i\| = 1$  pour tout  $i \in \{1, \dots, n\}$ ,
- $\langle e_i | e_j \rangle = 0$  pour tout  $i, j$  avec  $i \neq j$ .

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^n$  muni du produit scalaire canonique

$$\langle (x_1, \dots, x_n) | (y_1, \dots, y_n) \rangle = x_1 y_1 + \dots + x_n y_n$$

la base canonique  $Can = (e_1, \dots, e_n)$  est une base orthonormée. Il faut vérifier (exercice)

- $\|e_i\| = 1$ ,
- $\langle e_i | e_j \rangle = 0$  pour tout  $i, j$  avec  $i \neq j$ .

## Proposition (Lecture des composantes dans une base orthonormée)

Soit  $E$  un espace euclidien ou hermitien. Soit  $\mathcal{B} = (e_1, \dots, e_n)$  une **base orthonormée** de  $E$ . Alors pour tout  $x \in E$ , on a

$$x = \langle x | e_1 \rangle e_1 + \dots + \langle x | e_n \rangle e_n \text{ et } \|x\|^2 = |\langle x | e_1 \rangle|^2 + \dots + |\langle x | e_n \rangle|^2.$$

Donc

$$x = \begin{pmatrix} \langle x | e_1 \rangle \\ \vdots \\ \langle x | e_n \rangle \end{pmatrix}_{\mathcal{B}}$$

## Preuve

Écrivons  $x = \lambda_1 e_1 + \cdots + \lambda_n e_n$ ; donc en composantes dans la base  $\mathcal{B}$ .  
Alors par la bilinéarité du produit scalaire et l'orthonormalité de  $\mathcal{B}$

$$\begin{aligned}\langle x | e_1 \rangle &= \langle \lambda_1 e_1 + \cdots + \lambda_n e_n | e_1 \rangle \\ &= \lambda_1 \langle e_1 | e_1 \rangle + \cdots + \lambda_n \langle e_n | e_1 \rangle \\ &= \lambda_1 \langle e_1 | e_1 \rangle = \lambda_1.\end{aligned}$$

De même  $\langle x | e_i \rangle = \lambda_i$  et donc on a bien

$$x = \langle x | e_1 \rangle e_1 + \cdots + \langle x | e_n \rangle e_n \text{ et } \|x\|^2 = |\langle x | e_1 \rangle|^2 + \cdots + |\langle x | e_n \rangle|^2. \quad \square$$

## Proposition (Lecture d'un produit scalaire dans une base orthonormée)

Soit  $E$  un espace euclidien ou hermitien. Soit  $\mathcal{B} = (e_1, \dots, e_n)$  une **base orthonormée** de  $E$ . Alors pour tout  $x, y \in E$ , si

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}_{\mathcal{B}}, \quad y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}_{\mathcal{B}}$$

alors

$$\langle x | y \rangle = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n.$$

Autrement dit le produit scalaire dans ce cas, peut être vu comme le produit scalaire canonique dans  $\mathbb{R}^n$ .

## Proposition (Projection orthogonale)

Soit  $F$  un s.e.v. de dimension finie de  $E$ . Soit  $\mathcal{B} = (e_1, \dots, e_p)$  une **base orthonormée** de  $F$ .

Alors pour tout  $x \in E$ , la **projection orthogonale** de  $x$  sur  $F$  est donnée par

$$p_F(x) = \langle x | e_1 \rangle e_1 + \dots + \langle x | e_p \rangle e_p.$$

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^2$  muni du produit scalaire canonique, calculons la projection orthogonale d'un vecteur  $u$  sur la droite vectorielle  $F = \text{Vect}(v)$  engendrée par le vecteur non nul  $v$ .

- Une base orthonormée de  $F$  : en posant  $e = \frac{v}{\|v\|}$ , on obtient une base orthonormée de  $F$ .
- On a donc

$$p_F(u) = \langle u | e \rangle e = \left\langle u \left| \frac{v}{\|v\|} \right. \right\rangle \frac{v}{\|v\|} = \frac{\langle u | v \rangle}{\|v\|^2} v = \frac{\langle u | v \rangle}{\langle v | v \rangle} v.$$

## Exemple

Calculons la projection orthogonale de  $u = (2, 1, 1)$  sur la droite vectorielle  $F = \text{Vect}((1, 1, 0))$ .

- base orthonormée de  $F$  :  $\|(1, 1, 0)\| = \sqrt{2}$  et donc en posant  $e = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0\right)$  on obtient une base orthonormée de  $F$
- On a

$$p_F(u) = \langle u | e \rangle e = \left(\frac{2}{\sqrt{2}} + \frac{1}{\sqrt{2}}\right) \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0\right) = \left(\frac{3}{2}, \frac{3}{2}, 0\right).$$

## Orthonormalisation de Gram-Schmidt

## Théorème d'orthonormalisation de Gram-Schmidt

Soit  $E$  un espace préhilbertien. Soit  $\mathcal{B} = (e_1, \dots, e_n)$  une famille libre de  $E$ . Alors il existe une famille  $\mathcal{C} = (f_1, \dots, f_n)$  de  $E$ , **orthonormée** et vérifiant  $\text{Vect}(f_1, \dots, f_j) = \text{Vect}(e_1, \dots, e_j)$  pour tout  $1 \leq j \leq n$ .

On construit les vecteurs  $f_1, \dots, f_n$  par récurrence, selon un procédé appelé le **procédé d'orthonormalisation de Gram-Schmidt**, comme suit :

- ① On pose  $f_1 = \frac{e_1}{\|e_1\|}$ .
- ② Supposons que la famille  $(f_1, \dots, f_j)$  soit construite,  $1 \leq j \leq n-1$ , on définit alors

$$f'_{j+1} = e_{j+1} - \sum_{k=1}^j \langle e_{j+1} | f_k \rangle f_k \quad \text{et} \quad f_{j+1} = \frac{f'_{j+1}}{\|f'_{j+1}\|}.$$

## Remarque

Remarquons que le vecteur

$$\sum_{k=1}^j \langle e_{j+1} | f_k \rangle f_k$$

est la projection orthogonale de  $e_{j+1}$  sur l'espace vectoriel engendré par  $f_1, f_2, \dots, f_j$ . Par conséquent, le vecteur

$$e_{j+1} - \sum_{k=1}^j \langle e_{j+1} | f_k \rangle f_k$$

est orthogonal à l'espace vectoriel engendré par  $f_1, f_2, \dots, f_j$ . Pour le rendre unitaire il suffit de le diviser par sa norme

$$\frac{e_{j+1} - \sum_{k=1}^j \langle e_{j+1} | f_k \rangle f_k}{\left\| e_{j+1} - \sum_{k=1}^j \langle e_{j+1} | f_k \rangle f_k \right\|}.$$

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^3$  considérons  $u_1 = (1, -1, 0)$ ;  $u_2 = (0, 2, 1)$  et  $F = \text{Vect}(u_1, u_2)$  et calculons une base orthonormée de  $F$  par le procédé de Gram-Schmidt. On pose

$$v_1 = \frac{u_1}{\|u_1\|} = \frac{1}{\sqrt{2}}(1, -1, 0) = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}, 0\right)$$

on voit alors  $\|v_1\| = 1$  et  $\text{Vect}(u_1) = \text{Vect}(v_1)$ . On a

$$u_2 - \langle u_2 | v_1 \rangle v_1 = (0, 2, 1) + \sqrt{2} \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}, 0\right) = (1, 1, 1)$$

et on pose donc

$$v_2 = \frac{u_2 - \langle u_2 | v_1 \rangle v_1}{\|u_2 - \langle u_2 | v_1 \rangle v_1\|} = \left(\frac{1}{\sqrt{3}}, \frac{1}{\sqrt{3}}, \frac{1}{\sqrt{3}}\right).$$

D'où  $(v_1, v_2)$  est une base orthonormée de  $F$ .

## Corollaire (Existence des bases orthonormées)

Tout espace euclidien ou hermitien admet des bases orthonormées.

## Corollaire (Théorème de la base orthonormée incomplète)

Soit  $E$  un espace euclidien ou hermitien de dimension  $n \geq 1$ . Soit  $(e_1, \dots, e_p)$ , où  $1 \leq p \leq n - 1$ , une famille orthonormée de  $E$ . Alors il existe  $e_{p+1}, \dots, e_n$  de  $E$  tels que  $(e_1, \dots, e_p, e_{p+1}, \dots, e_n)$  soit une base orthonormée de  $E$ .

## Espace vectoriel muni d'un produit scalaire, diagonalisation des matrices symétriques et hermitiennes

## Diagonalisation des matrices symétriques et hermitiennes

Nous avons vu à la section sur la réduction des endomorphismes qu'étant donnée une matrice  $A$ , on cherche une matrice diagonale  $D$  semblable à  $A$  ; ou d'une façon équivalente, on cherche une **base**  $\mathcal{B}$  dans laquelle  $A$  est représentée par une matrice diagonale.

Dans les espaces euclidiens ou hermitiens, où nous disposons d'**un produit scalaire**, on peut se demander, étant donnée une matrice  $A$ , s'il existe une **base orthonormée**  $\mathcal{B}$  dans laquelle  $A$  est représentée par une matrice diagonale.

Nous verrons que les matrices qui vérifient cette propriété dans les espaces euclidiens sont les matrices **symétriques** et dans les espaces hermitiens sont les matrices **hermitiennes**.

## Matrices symétriques

## Définition

Soit  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq m}$  une matrice de type  $(n, m)$  à coefficients dans  $\mathbb{K}$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}.$$

La **transposée** de  $A$ , notée  ${}^t A$ , est la matrice de type  $(m, n)$  définie par : pour  $1 \leq j \leq n$ , la colonne  $j$  de  ${}^t A$  est égale à ligne  $j$  de  $A$ .

$${}^t A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \cdots & a_{n1} \\ a_{12} & a_{22} & \cdots & a_{n2} \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ a_{1m} & a_{2m} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}.$$

## Exemple

Soit

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

Alors

$${}^t A = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 7 \\ 2 & 5 & 8 \\ 3 & 6 & 9 \end{pmatrix}.$$

## Définition

On dit que  $A$  est **symétrique** si elle est égale à sa transposée.

$A$  est symétrique si et seulement si  $A = {}^t A$ .

## Exemple

La matrice

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 5 & 8 \\ 3 & 8 & 1 \end{pmatrix}$$

est symétrique, alors que la matrice

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

ne l'est pas car  $B \neq {}^t B$

$${}^t B = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 7 \\ 2 & 5 & 8 \\ 3 & 6 & 9 \end{pmatrix}.$$

## Définition

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ . On dit que  $A$  est diagonalisable dans une **base orthonormée** s'il existe une **base orthonormée**  $\mathcal{B}$  de  $\mathbb{K}^n$  et une matrice diagonale  $D$  telles que

$$A = P_{Can, \mathcal{B}} D P_{Can, \mathcal{B}}^{-1}.$$

(Rappel :  $Can$  est la base canonique de  $\mathbb{K}^n$ ).

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  et supposons que  $A$  est diagonalisable dans une base orthonormée  $\mathcal{B} = (f_1, \dots, f_n)$ . Alors, comme  $Can$  est orthonormée, la matrice de passage  $P = P_{Can\mathcal{B}} = (p_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$  a comme coefficients

$$p_{ij} = \langle f_j | e_i \rangle.$$

Symétriquement, comme  $\mathcal{B}$  est orthonormée, la matrice de passage  $P' = P_{\mathcal{B}Can} = (p'_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$  a comme coefficients

$$p'_{ij} = \langle e_j | f_i \rangle.$$

On remarque que

$$p_{ij} = \langle f_j | e_i \rangle = \langle e_i | f_j \rangle = p'_{ji}$$

et donc  $P' = {}^t P$ .

D'où

$${}^t A = {}^t (PDP') = {}^t P' {}^t D P = PDP' = A$$

et donc  $A$  est symétrique. En fait cette dernière condition est aussi suffisante ...

### Théorème

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ . Alors  $A$  est **diagonalisable** dans une **base orthonormée** si et seulement si  $A$  est **symétrique**.

Intermédiaire important ...

### Proposition

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice symétrique. Alors les sous-espaces propres associés aux valeurs propres de  $A$  sont deux à deux orthogonaux.

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ . Si  $A$  est symétrique, alors il existe une matrice de passage  $P$  et une matrice diagonale  $D$  telles que  $A = PDP^{-1}$ .

Nous avons vu que  $P^{-1} = {}^t P$ . On dit que  $P$  est **orthogonale**.

## Définition

Soit  $P \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ . On dit que  $P$  est **orthogonale** si  $P \cdot {}^t P = {}^t P \cdot P = I_n$ .  
Autrement dit si  $P$  est inversible et  $P^{-1} = {}^t P$ .

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^2$  muni du produit scalaire canonique, toute matrice orthogonale est de la forme

$$A = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \text{ ou } B = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ \sin(\theta) & -\cos(\theta) \end{pmatrix}.$$

La première représente une rotation d'angle  $\theta$  et le seconde représente une symétrie orthogonale.

## Exemple

Dans  $\mathbb{R}^3$  muni du produit scalaire canonique, toute matrice orthogonale est semblable à une matrice de la forme

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ 0 & \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \quad \text{ou} \quad B = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ 0 & \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix}.$$

## Proposition

Soient  $E$  un espace euclidien de dimension  $n$  et  $P \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ . Alors  $P$  est orthogonale si et seulement si  $P$  est la matrice de passage d'une base orthonormée  $\mathcal{B}$  de  $E$  à une base orthonormée  $\mathcal{B}'$  de  $E$ .

# Mise en pratique

Soit

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

et cherchons une matrice **diagonale**  $D$  et une matrice **orthogonale**  $P$  telles que  $A = PDP^{-1}$ . Comme  $A$  est symétrique cela est possible.

Les valeurs propres de  $A$  sont  $\lambda_1 = \frac{-1}{2}$  et  $\lambda_2 = \frac{5}{2}$ . Les sous-espaces propres sont

$$E_{-1/2}(A) = \text{Vect}((1, -1)), \quad E_{5/2} = \text{Vect}((1, 1))$$

et par conséquent, en posant  $\vec{u} = (1, -1)$  et  $\vec{v} = (1, 1)$ ,  $\mathcal{B} = (\vec{u}, \vec{v})$  est une base de vecteurs propres de  $A$ . Pour avoir une base orthonormée, on prend les vecteurs unitaires

$$\vec{u}' = (1/\sqrt{2}, -1/\sqrt{2}), \quad \vec{v}' = (1/\sqrt{2}, 1/\sqrt{2})$$

et donc  $\mathcal{B}' = (\vec{u}', \vec{v}')$  est une base orthonormée dans laquelle  $A$  est représentée par une matrice diagonale.

On a finalement

$$D = \begin{pmatrix} -1/2 & 0 \\ 0 & 5/2 \end{pmatrix}, \quad P = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \text{ et } A = PD^tP.$$

## V. 5. 2. Matrices hermitiennes

Dans un espace hermitien, les matrices symétriques ne sont pas suffisantes pour caractériser les matrices diagonalisables dans des bases orthonormées.

Par exemple la matrice

$$\begin{pmatrix} -1 & i \\ i & 1 \end{pmatrix}$$

est symétrique mais elle n'est même pas diagonalisable !

## Définition

Soit  $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq n}$  une matrice carrée  $(n, n)$  à coefficients dans  $\mathbb{C}$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}.$$

La **conjuguée** de  $A$ , notée  $\bar{A}$ , est la matrice carrée  $(n, n)$  dont les coefficients sont les conjugués des coefficients de  $A$

$$\bar{A} = \begin{pmatrix} \bar{a}_{11} & \bar{a}_{12} & \cdots & \bar{a}_{1n} \\ \bar{a}_{21} & \bar{a}_{22} & \cdots & \bar{a}_{2n} \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ \bar{a}_{n1} & \bar{a}_{n2} & \cdots & \bar{a}_{nn} \end{pmatrix}$$

## Définition

Soit  $A$  une matrice carrée  $(n, n)$  à coefficients dans  $\mathbb{C}$ . La **transconjuguée** de  $A$  est la transposée de la conjuguée de  $A$ , elle est notée  $A^*$ .

Donc  $A^* = {}^t \bar{A}$ .

## Exemple

$$A = \begin{pmatrix} 1 & i \\ 2i & 3 \end{pmatrix}, \bar{A} = \begin{pmatrix} 1 & -i \\ -2i & 3 \end{pmatrix}, A^* = \begin{pmatrix} 1 & -2i \\ -i & 3 \end{pmatrix}$$

## Définition

Soit  $A$  une matrice carrée  $(n, n)$  à coefficients dans  $\mathbb{C}$ . On dit que  $A$  est **hermitienne** si  $A = A^*$ .

## Exemple

$$B = \begin{pmatrix} 1 & i \\ -i & 2 \end{pmatrix}, \quad \overline{B} = \begin{pmatrix} 1 & -i \\ i & 2 \end{pmatrix}, \quad B^* = \begin{pmatrix} 1 & i \\ -i & 2 \end{pmatrix}$$

et donc  $B$  est hermitienne.

## Théorème

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$ . Alors  $A$  est **diagonalisable** dans une **base orthonormée** si et seulement si  $A$  est **hermitienne**.

Une proposition intermédiaire importante ...

## Proposition

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$  hermitienne. Alors

- les sous-espaces propres associés aux valeurs propres de  $A$  sont deux à deux orthogonaux.
- les valeurs propres de  $A$  sont réelles.

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$ . De même ici, si  $A$  est hermitienne, il existe une matrice de passage  $P$  et une matrice diagonale  $D$  telles que  $A = PDP^{-1}$ .

Que peut-on dire de plus sur la matrice  $P$ ? Vérifie-t-elle des propriétés particulières?

Dans le cas des espaces hermitiens, elle est en fait **unitaire**.

## Définition

Soit  $P \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$ . On dit que  $P$  est **unitaire** si  $P \cdot P^* = P^* \cdot P = I_n$ .  
Autrement dit si  $P$  est inversible et  $P^{-1} = P^*$ .

## Proposition

Soient  $E$  un espace **hermitien** de dimension  $n$  et  $P \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$ . Alors  $P$  est **unitaire** si et seulement si  $P$  est la matrice de passage d'une base orthonormée  $\mathcal{B}$  de  $E$  à une base orthonormée  $\mathcal{B}'$  de  $E$ .

Conclusion ...

### Théorème Spectral

Soit  $A$  une matrice **réelle** (resp. **complexe**). Alors il existe une matrice  $P$  **orthogonale** (resp. **unitaire**) et une matrice diagonale  $D$  telles que  $A = PDP^{-1}$  si et seulement si  $A$  est **symétrique** (resp. **hermitienne**).

