

# Matrices et applications linéaires

## notes de cours MIAS1

H. Le Ferrand

May 7, 2001

### Contents

<b>1</b>	<b>Produits de matrices</b>	<b>2</b>
1.1	Définition . . . . .	2
1.2	Propriétés du produit . . . . .	2
1.3	L'application $x \mapsto Ax$ . . . . .	3
1.3.1	linéarité . . . . .	3
1.3.2	coordonnées . . . . .	3
1.3.3	noyau . . . . .	3
1.3.4	image . . . . .	3
1.3.5	matrice inversible . . . . .	3
<b>2</b>	<b>Applications linéaires</b>	<b>4</b>
2.1	Définition et exemples . . . . .	4
2.2	Opérations . . . . .	5
2.2.1	Somme . . . . .	5
2.2.2	Produit par un scalaire . . . . .	5
2.2.3	Composition (ou produit) . . . . .	5
2.3	Isomorphismes . . . . .	5
2.4	Théorème du rang version 3 . . . . .	6
<b>3</b>	<b>Matrices et endomorphismes en dimension finie</b>	<b>6</b>
3.1	Détermination d'une application linéaire . . . . .	6
3.2	Matrice d'un endomorphisme de $V$ , $\dim V = n$ . . . . .	6
3.2.1	Définition . . . . .	6
3.2.2	Calcul de $u(x)$ . . . . .	7
3.3	Lien avec les opérations . . . . .	7
3.4	Changement de base . . . . .	8

# 1 Produits de matrices

## 1.1 Définition

Soit  $A = (\alpha_{ij}) \in K^{p \times n}$ ,  $B = (\beta_{ij}) \in K^{n \times q}$ , on définit alors **la matrice produit** :

$$AB = (\gamma_{ij}) \in K^{p \times q} \text{ où } \gamma_{ij} = \sum_{l=1}^n \alpha_{il} \beta_{lj}, \quad 1 \leq i \leq p, \quad 1 \leq j \leq q. \quad (1)$$

**Remarque 1.1** On a en fait:

$$\gamma_{ij} = (\alpha_{i1}, \dots, \alpha_{in}) \begin{pmatrix} \beta_{1j} \\ \vdots \\ \beta_{nj} \end{pmatrix}. \quad (2)$$

## 1.2 Propriétés du produit

a) Si les formats le permettent (!), on l'associativité :

$$(AB)C = A(BC). \quad (3)$$

**Démonstration 1.2** Si  $A \in K^{p \times n}$ ,  $B \in K^{n \times q}$  et  $C \in K^{q \times s}$ ,

$$((AB)C)_{ij} = \sum_{l=1}^q (AB)_{il} (C)_{lj} \quad (4)$$

$$= \sum_{l=1}^q \left( \sum_{t=1}^n (A)_{it} (B)_{tl} \right) (C)_{lj} \quad (5)$$

$$= \sum_{t=1}^n (A)_{it} \sum_{l=1}^q (B)_{tl} (C)_{lj} \quad (6)$$

$$= \sum_{t=1}^n (A)_{it} (BC)_{tj} \quad (7)$$

$$= (A(BC))_{ij} \quad (8)$$

b) Si  $B \in K^{p \times n}$ ,  $A_1, A_2 \in K^{n \times q}$ ,  $\lambda_1, \lambda_2 \in K$ , alors

$$B(\lambda_1 A_1 + \lambda_2 A_2) = \lambda_1 B A_1 + \lambda_2 B A_2. \quad (9)$$

c) Si  $A \in K^{p \times n}$ ,  $B \in K^{n \times q}$ , alors

$$(AB)^T = B^T A^T \quad (\in K^{q \times p}). \quad (10)$$

d) L'ensemble des matrices carrées  $n \times n$  muni de  $+$  et  $\times$  est un anneau, délimité neutre la matrice identité

$$I_n = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ & & \ddots & & \\ & & & \ddots & \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (11)$$

On prendra garde, dès que  $n > 1$ , cet anneau est non commutatif et non intègre.

### 1.3 L'application $x \mapsto Ax$

Les vecteurs sont notés en colonnes, on considère une matrice  $A \in K^{p \times n}$  et on lui associe l'application  $K^n \rightarrow K^p$ ,  $x \mapsto Ax$  ( $A = (\alpha_{ij})$ ), que l'on note encore  $A$ .

#### 1.3.1 linéarité

Cette application est linéaire de  $K^n$  dans  $K^p$  :

$$A(\lambda x + \mu y) = \lambda Ax + \mu Ay. \quad (12)$$

#### 1.3.2 coordonnées

On remarque que la  $j$ -ième colonne de  $A$  est  $Ae_j$  où  $e_j = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)^T \in K^{n \times 1}$  où le 1 se trouve au  $j$ -ième rang.

Notons  $(e_1, \dots, e_n)$  la base canonique de  $K^n$  et  $(f_1, \dots, f_p)$  la base canonique de  $K^p$ . On constate que  $Ae_i = \sum_{l=1}^p \alpha_{li} f_l$ . Si  $x = (x_1, \dots, x_n) \in K^n$ , les  $x_i$  sont les coordonnées de  $x$  sur la base  $(e_1, \dots, e_n)$ . Si  $y = Ax = (y_1, \dots, y_p)$ , les  $y_i$  sont les coordonnées de  $Ax$ , i.e du vecteur image, dans la base  $(f_1, \dots, f_p)$ . On généralisera cela plus loin : si  $x$  est un vecteur donné, les coordonnées de  $x$  dans une base fixée étant données, les coordonnées du vecteur image dans la seconde base fixée s'obtiennent par une multiplication matricielle.

#### 1.3.3 noyau

On pose

$$\ker A = \{x \in K^n / Ax = 0\}. \quad (13)$$

Ce n'est rien d'autre que l'ensemble des solutions du système homogène associé à  $A$ . Ainsi  $\ker A$  est un sous espace vectoriel de  $K^n$  de dimension  $n - \text{rang}A$ .

**exercice 1** Vérifier que  $A$  est injective si et seulement si  $\ker A = \{0\}$ .

#### 1.3.4 image

On pose

$$\text{Im}A = \{y \in K^p / \exists x \in K^n y = Ax\}. \quad (14)$$

Si  $A = (c_1, \dots, c_n)$ ,  $Ax = x_1 c_1 + \dots + x_n c_n$  donc  $\text{Im}A = S(c_1, \dots, c_n)$ . Ainsi  $\text{Im}A$  est un sous espace vectoriel de  $K^p$  de dimension le rang de  $A$ .

**Théorème 1.3 (Théorème du rang version 2)** Si  $A \in K^{p \times n}$ ,

$$\dim \ker A + \text{rang}A = n. \quad (15)$$

#### 1.3.5 matrice inversible

**Définition 1.4** Soit  $A$  une matrice carrée  $n \times n$ , on dit que  $A$  est inversible si et seulement si il existe  $B \in K^{n \times n}$  telle que  $AB = BA = I_n$ . La matrice  $B$  est alors unique et on la note  $A^{-1}$ .

Caractérisons les matrices inversibles :

- si  $A$  inversible, le système  $Ax = 0$  a pour seule solution  $0 : A^{-1}(Ax) = A^{-1} \times 0$ , soit  $x = 0$ . Ainsi  $\text{rang}A = n$ , i.e  $\dim \text{Im}A = n = \dim K^n$ , d'où  $\text{Im}A = K^n$ .

**Conclusion 1.5** Si  $A$  est inversible l'application linéaire  $x \mapsto Ax$  est surjective et injective donc bijective. L'équation  $Ax = y$  admet une et une seule solution, i.e  $x = A^{-1}y$ .

- Supposons  $A$  de rang maximum, i.e  $\text{rang}A = n$ . Le système  $Ax = y$ ,  $y$  donné dans  $K^n$  admet une et une seule solution. Cette solution s'exprime matriciellement : il existe  $B \in K^{n \times n}$  telle que  $Ax = y$  si et seulement si  $x = By$ . On a  $A(By) = y$  pour tout  $y$  et  $B(Ax) = x$  pour tout  $x$ , i.e  $AB = BA$ .

**Conclusion 1.6**  $A \in K^{n \times n}$ ,  $A$  est inversible

$$\iff \text{rang}A = n \tag{16}$$

$$\iff \ker A = \{0\}. \tag{17}$$

**Remarque 1.7** • soit  $A \in K^{n \times n}$  et supposons qu'il existe  $B \in K^{n \times n}$  telle que  $BA = I_n$ . Alors  $A$  est inversible ! (si  $Ax = 0$ ,  $B(Ax) = 0, \dots$ )

- soit  $A \in K^{n \times n}$  et supposons qu'il existe  $B \in K^{n \times n}$  telle que  $AB = I_n$ . Alors  $A$  est inversible ! (si  $y \in K^n$ ,  $y = AB y = A(By)$ , ...)

Moralité, pour une matrice carrée, l'inversibilité à gauche équivaut à l'inversibilité à droite.

**exercice 2** On note  $GL_n(\mathbb{R})$  l'ensemble des matrices inversibles réelles  $n \times n$ . Montrer que  $(GL_n(\mathbb{R}), \times)$  est un groupe.

**exercice 3** Soit  $T$  une matrice triangulaire supérieure. A quelle condition  $T$  est-elle inversible ?

## 2 Applications linéaires

### 2.1 Définition et exemples

Soit  $V$  et  $W$  deux  $K$  espaces vectoriels. On dit que l'application  $T : V \rightarrow W$  est linéaire (ou que  $T$  est une application linéaire) si

$$\forall v_1, v_2 \in V \quad T(v_1 + v_2) = T(v_1) + T(v_2) \tag{18}$$

et

$$\forall \alpha \in K \text{ for all } v \in V \quad T(\alpha v) = \alpha T(v). \tag{19}$$

**Exemple 2.1** Toute application linéaire  $T$  de  $\mathbb{R}^n$  to  $\mathbb{R}$  est de la forme

$$T(x_1, \dots, x_n) = \alpha_1 x_1 + \dots + \alpha_n x_n \tag{20}$$

où les  $\alpha_i$  sont fixés.

**Exemple 2.2** Soit  $T : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$ . Introduisons l'application  $p_i : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $(x_1, \dots, x_n) \mapsto x_i$ , puis regardons  $p_i \circ T \dots$

**Exemple 2.3**  $I : C(\mathbb{R}) \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $f \mapsto \int_0^1 f(t) dt$ .

**Exemple 2.4**  $D : \mathbb{R}[x] \rightarrow \mathbb{R}[x]$ ,  $f \mapsto D(f) = f'$ .

## 2.2 Opérations

### 2.2.1 Somme

Soit  $S, T : V \rightarrow W$ , deux applications linéaires, on définit :

$$S + T : V \rightarrow W, v \mapsto (S + T)(v) = S(v) + T(v). \quad (21)$$

Alors,  $S + T$  est linéaire.

### 2.2.2 Produit par un scalaire

Soit  $T : V \rightarrow W$  linéaire, on définit :

$$\alpha T : V \rightarrow W, v \mapsto (\alpha T)(v) = \alpha T(v). \quad (22)$$

Vérifier que  $\mathbf{L}(\mathbf{V}, \mathbf{W}) := \{\text{applications linéaires de } \mathbf{V} \text{ dans } \mathbf{W}\}$  est un  $K$ -espace vectoriel.

### 2.2.3 Composition (ou produit)

Soit  $V \xrightarrow{T} W \xrightarrow{S} Z$  des applications linéaires. Alors  $S \circ T : V \rightarrow Z$  est linéaire. On notera  $S \circ T$  par  $ST$ .

**Remarque 2.5** Faisons une remarque importante : dans le cadre général d'applications (non nécessairement linéaire) de  $V$  dans  $V$ , on n'a pas  $f \circ (h + g) = f \circ h + f \circ g$ . **Par contre**, si  $S, T, U$  sont dans  $L(V, V)$ ,  $S(T + U) = ST + SU$ .

**exercice 4** Vérifier que  $(L(V), +, \circ)$  est un anneau.

## 2.3 Isomorphismes

**Définition 2.6** L'application linéaire  $T : V \rightarrow W$  est appelée **isomorphisme** s'il existe une application linéaire  $S$  de  $W$  dans  $V$  telle que  $TS = id_W$  et  $ST = id_V$ .

En fait on a :

**Proposition 2.7**  $T$  est un isomorphisme si et seulement si  $T$  est bijectif.

**Démonstration 2.8** Si  $T$  est bijectif, l'existence de  $T^{-1}$  est acquise, il faut en vérifier la linéarité ...

**Définition 2.9** S'il existe un isomorphisme de  $V$  sur  $W$  on dit que  $V$  et  $W$  sont isomorphes.

**Exemple 2.10** Soit  $V$  un  $\mathbb{R}$ -espace vectoriel de dimension 3. Montrons que  $V$  est isomorphe à  $\mathbb{R}^3$ .

**Exemple 2.11** Peut-il y avoir un isomorphisme de  $\mathbb{R}^2$  sur  $\mathbb{R}^3$  ?

## 2.4 Théorème du rang version 3

On considère ici deux  $K$ -espace vectoriels,  $V$  et  $W$  de dimension finie.

**Théorème 2.12 (Théorème du rang)** Soit  $T \in L(V, W)$ , alors

$$\dim \ker T + \dim \operatorname{Im} T = \dim V$$

**Démonstration 2.13** On rappelle que  $\ker T = \{v \in V / T(v) = 0\}$  et  $\operatorname{Im} T = \{w \in W / \exists v \in V w = T(v)\}$ . Considérons une base  $(v_1, \dots, v_p)$  de  $\ker T$  que l'on complète par  $(v_{p+1}, \dots, v_n)$  en une base de  $V$ . On montre alors que  $(T(v_{p+1}), \dots, T(v_n))$  est une base de  $\operatorname{Im} T$ ...

On en déduit le résultat important

**Corollaire 2.14** Si  $\dim V < +\infty$  et si  $T \in L(V)$ , les propositions suivantes sont équivalentes :

- (a)  $T$  est un isomorphisme.
- (b)  $T$  est injectif.
- (c)  $T$  est surjectif.

## 3 Matrices et endomorphismes en dimension finie

### 3.1 Détermination d'une application linéaire

On a déjà remarqué que si  $\dim V < +\infty$ , **connaître** une application linéaire  $T : V \rightarrow W$  c'est **connaître** les images des vecteurs d'une base de  $V$  (si  $v = \sum \alpha_i v_i$ ,  $T(v) = \sum \alpha_i T(v_i)$ ).

De plus si  $\dim V = n$  avec  $(v_1, \dots, v_n)$  base de  $V$ , et si  $w_1, \dots, w_n$  sont des vecteurs quelconques de  $W$ , il existe une et une seule application linéaire  $T$  de  $V$  dans  $W$  telle que  $T(v_i) = w_i$  pour  $i = 1 \dots n$ .

### 3.2 Matrice d'un endomorphisme de $V$ , $\dim V = n$ .

#### 3.2.1 Définition

Pour plus de simplicité nous nous intéresserons qu'à des **endomorphismes** de  $V$  (i.e des applications linéaires de  $V$  dans  $V$ ).

**Définition 3.1** Soit  $(e_1, \dots, e_n)$  une base de  $V$  et  $u \in L(V)$ , la matrice de  $u$  relativement à la base  $(e_1, \dots, e_n)$  est la matrice  $n \times n$   $A$  dont la  $j$ -ième colonne est formée des coefficients de  $u(e_j)$  sur la base  $(e_1, \dots, e_n)$  :

$$u(e_j) = \sum_{i=1}^n \alpha_{ij} e_i, \quad A = (\alpha_{ij}). \quad (23)$$

soit

$$A = \begin{pmatrix} \alpha_{1j} \\ \alpha_{2j} \\ \vdots \\ \alpha_{nj} \end{pmatrix} \begin{matrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{matrix} \quad (24)$$

$u(e_j)$

### Exemple 3.2

$$\begin{cases} u(e_1) = 2e_1 - 3e_3 \\ u(e_2) = e_2 + 5e_3 \\ u(e_3) = e_1 - e_2 \end{cases}$$

#### 3.2.2 Calcul de $u(x)$

Soit  $x = x_1e_1 + \dots + x_n e_n$ , alors on a

$$u(x) = x_1u(e_1) + \dots + x_nu(e_n) = y_1e_1 + \dots + y_n e_n.$$

Puis

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n x_j u(e_j) &= \sum_j \sum_i \alpha_{ij} e_i \\ &= \sum_i \left( \sum_j \alpha_{ij} x_j \right) e_i. \end{aligned} \quad (25)$$

Ainsi on que  $y_i = \sum_j \alpha_{ij} x_j$ , i.e

**Conclusion 3.3** La base  $(e_1, \dots, e_n)$  étant fixée ,

$$u \longleftrightarrow A \quad (26)$$

$$x \longleftrightarrow (x_1, \dots, x_n)^T \quad (27)$$

$$y = u(x) \longleftrightarrow (y_1, \dots, y_n)^T \quad (28)$$

et

$$A \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad (29)$$

### 3.3 Lien avec les opérations

**Proposition 3.4** Soit  $(e_1, \dots, e_n)$  une base finie de  $V$  et  $f, g$  dans  $L(V)$ . On suppose que  $f \longleftrightarrow A = (\alpha_{ij})$  et  $g \longleftrightarrow B = (\beta_{ij})$ .

On a alors :

$$f + g \longleftrightarrow A + B \quad (30)$$

$$\alpha f \longleftrightarrow \alpha A \quad (\alpha \in K) \quad (31)$$

$$fg (= f \circ g) \longleftrightarrow AB \quad (32)$$

**Démonstration 3.5** Montrons le dernier point. Il suffit de calculer  $(fg)(e_j)$  :

$$(fg)(e_j) = f(g(e_j)) = f\left(\sum_{i=1}^n \beta_{ij} e_i\right) \quad (33)$$

$$= \sum_{i=1}^n \beta_{ij} f(e_i) \quad (34)$$

$$= \sum_{i=1}^n \beta_{ij} \left( \sum_k^n \alpha_{ki} e_k \right) \quad (35)$$

$$= \sum_k^n \underbrace{\left( \sum_{i=1}^n \alpha_{ki} \beta_{ij} \right)}_{(AB)_{kj}} e_k \quad (36)$$

ce qu'il fallait démontrer.

### 3.4 Changement de base

Supposons que  $\dim V = n$  et  $(e_1, \dots, e_n)$  une base de  $V$ . Soit  $(e'_1, \dots, e'_n)$  **une nouvelle base** de  $V$  :

$$e'_j = \sum_{i=1}^n \theta_{ij} e_i. \quad (37)$$

Considérons la matrice

$$P = \begin{pmatrix} \theta_{1j} \\ \theta_{2j} \\ \vdots \\ \theta_{nj} \end{pmatrix} \begin{matrix} e_1 \\ e_2 \\ \ddots \\ e_n \end{matrix} \quad (38)$$

$e'_j$

$P$  est appelé **matrice de passage** de  $(e_1, \dots, e_n)$  à  $(e'_1, \dots, e'_n)$ .

**Lemme 3.6** La matrice  $P$  est inversible et  $P^{-1}$  est la matrice de passage de  $(e'_1, \dots, e'_n)$  à  $(e_1, \dots, e_n)$ .

**Démonstration 3.7** Si  $e_j = \sum_{i=1}^n \gamma_{ij} e'_i$ , on a alors

$$e'_j = \sum_{i=1}^n \theta_{ij} e_i = \sum_{i=1}^n \theta_{ij} \left( \sum_{k=1}^n \gamma_{ki} e'_k \right) \quad (39)$$

$$= \sum_{k=1}^n \left( \sum_{i=1}^n \theta_{ij} \gamma_{ki} \right) e'_k \quad (40)$$

d'où

$$\sum_{i=1}^n \gamma_{ki} \theta_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{si } i \neq k \\ 1 & \text{si } i = k \end{cases} \quad (41)$$

soit  $(\gamma_{ki})(\theta_{ij}) = I !$

On a alors les résultats suivants :

**Proposition 3.8** Soit  $(e_1, \dots, e_n)$  (**ancienne base**) et  $(e'_1, \dots, e'_n)$  (**nouvelle base**), et  $x$  un vecteur quelconque de coordonnées  $(x_1, \dots, x_n)$  relativement à  $(e_1, \dots, e_n)$  et  $(x'_1, \dots, x'_n)$  relativement à  $(e'_1, \dots, e'_n)$ . Alors on a:

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} P \begin{pmatrix} x'_1 \\ \vdots \\ x'_n \end{pmatrix} \quad (42)$$

i.e les anciennes coordonnées s'expriment en fonction des nouvelles.



**Démonstration 3.9** Il suffit de voir que :

$$x = \sum_{i=1}^n x'_i e'_i = \sum_i x'_i \sum_j \theta_{ji} e_j \quad (43)$$

$$= \sum_j \left( \underbrace{\sum_i \theta_{ij} x'_i}_{=x_j} \right) e_j \quad (44)$$

**Proposition 3.10** Soit  $u \in L(V)$ ,

$$u \longleftrightarrow A (e_1, \dots, e_n) \quad (45)$$

$$v \longleftrightarrow B (e'_1, \dots, e'_n) \quad (46)$$

alors  $B = P^{-1}AP$ .

**Démonstration 3.11** Si  $y = u(x)$ ,

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \text{ et } \begin{pmatrix} y'_1 \\ \vdots \\ y'_n \end{pmatrix} = B \begin{pmatrix} x'_1 \\ \vdots \\ x'_n \end{pmatrix} \quad (47)$$

d'où

$$P \begin{pmatrix} y'_1 \\ \vdots \\ y'_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = AP \begin{pmatrix} x'_1 \\ \vdots \\ x'_n \end{pmatrix} \quad (48)$$

ainsi

$$\begin{pmatrix} y'_1 \\ \vdots \\ y'_n \end{pmatrix} = P^{-1}AP \begin{pmatrix} x'_1 \\ \vdots \\ x'_n \end{pmatrix} \dots \quad (49)$$