

# Chapitre 8. Suites et Matrices

Boulanger Yann

03 juillet 2025

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Suites de matrices colonnes</b>	<b>2</b>
<b>3</b>	<b>Chaînes de Markov</b>	<b>3</b>
3.1	Graphe probabiliste . . . . .	3
3.2	Chaîne de Markov . . . . .	4
3.3	Distribution invariante . . . . .	6

## 1 Introduction

Une motivation : l'arithmétique est au cur du cryptage des communications.

Pour crypter un message on commence par le transformer en un (ou plusieurs) nombre(s).

Le processus de codage et décodage fait appel à plusieurs notions de ce chapitre :

- Choix de deux nombres premiers  $p$  et  $q$  que lon garde secrets, on pose  $n = p \times q$ .
- La clé secrète et la clé publique se calculent à laide de l'algorithme d'Euclide et des coefficients de Bézout.

## 2 Suites de matrices colonnes

### Définition 1

Soit  $n \in \mathbb{N}$ . On appelle **suite de matrices colonnes**, notée  $(U_n)$ , une suite de matrices colonnes dont les éléments sont des termes de suites numériques.

### Exemple

Soit

$$U_n = \begin{pmatrix} n^2 \\ n+1 \\ 3n \end{pmatrix}$$

C'est une suite de matrices colonnes de dimension  $3 \times 1$ , dont les coefficients sont les suites  $a_n = n^2$ ,  $b_n = n+1$  et  $c_n = 3n$ .

Par exemple :  $U_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ ,  $U_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}$ ,  $U_5 = \begin{pmatrix} 25 \\ 6 \\ 15 \end{pmatrix}$

**Remarque :** On peut définir de même des suites de matrices lignes.

### Propriété 1

Soit  $A$  une matrice carrée d'ordre  $k$  et  $(U_n)$  une suite de matrices colonnes de dimension  $k \times 1$  telle que  $U_{n+1} = AU_n$ , alors pour tout  $n \in \mathbb{N}$  :

$$U_n = A^n U_0$$

*Démonstration :* à faire en exercice (en classe).

### Exemples

- Soit  $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}$ ,  $U_0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$  Alors  $U_{n+1} = AU_n$ , et donc  $U_5 = A^5 U_0$ .
- Soit  $a_0 = 1$ ,  $b_0 = -1$ , et  $a_{n+1} = 2a_n - 3b_n$ ,  $b_{n+1} = 4a_n + b_n$ .  
On pose  $U_n = \begin{pmatrix} a_n \\ b_n \end{pmatrix}$ , alors :  $A = \begin{pmatrix} 2 & -3 \\ 4 & 1 \end{pmatrix}$ ,  $U_{n+1} = AU_n$

### Définition 2

Une suite  $(U_n)$  de matrices converge si et seulement si chacune des suites numériques constituant ses coefficients converge. Sa limite est alors la matrice formée des limites de ces suites.

### Définition 3

Soit  $A$  une matrice carrée d'ordre  $k$  et  $B$  une matrice colonne de dimension  $k \times 1$ .

Soit  $(U_n)$  une suite de matrices colonnes définie par :

$$U_{n+1} = AU_n + B$$

Un **état stable** de cette suite est une matrice colonne  $S$  telle que :

$$S = AS + B$$

**Propriété 2** Si la suite  $(U_n)$  converge, alors sa limite est l'état stable  $S$ .

**Propriété 3** Si  $I_k - A$  est inversible, alors la suite admet un état stable  $S$  donné par :

$$S = (I_k - A)^{-1}B$$

### 3 Chaînes de Markov

#### 3.1 Graphe probabiliste

##### Définition 4

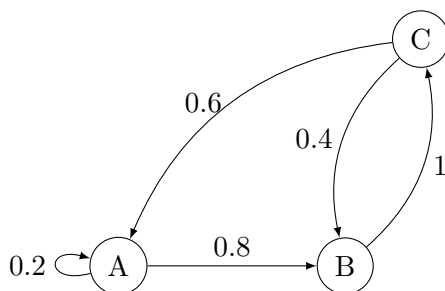
Un graphe probabiliste est un graphe orienté et pondéré tel que :

- Tous les poids sont compris entre 0 et 1 : ce sont des probabilités.
- La somme des poids des arcs issus d'un même sommet est égale à 1.

La matrice d'adjacence d'un graphe probabiliste est une **matrice stochastique** : une matrice carrée à coefficients positifs dont la somme sur chaque ligne est égale à 1.

Exercice

1. Donner la matrice d'adjacence du graphe suivant et vérifier qu'il s'agit d'une matrice stochastique :

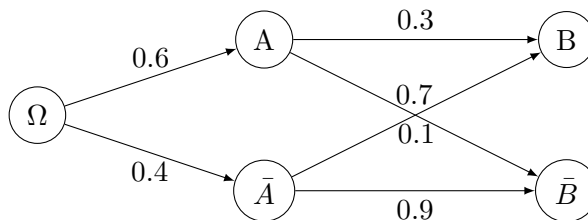


Matrice d'adjacence :

$$M = \begin{pmatrix} 0.2 & 0.8 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0.6 & 0.4 & 0 \end{pmatrix}$$

2. Un arbre pondéré peut-être vu comme un graphe probabiliste avec deux événements  $A$  et  $B$  tels que :  $P(A) = 0.6$ ,  $P_A(B) = 0.3$  et  $P_{\bar{A}}(B) = 0.1$ .

Graphe



Déterminer les probabilités suivantes :  $P(B)$ ,  $P_B(A)$  et  $P_{\bar{B}}(A)$  puis en déduire l'arbre de probabilité inversé.

Déterminer alors finalement le graphe orienté complet (à quatre sommets :  $A, \bar{A}, B, \bar{B}$ ) et en donner la matrice d'adjacence.

### 3.2 Chaîne de Markov

#### Définition 5

Une **chaîne de Markov** est une suite de variables aléatoires  $(X_n)$  définies sur un espace probabilisé et à valeurs dans un ensemble  $E$  (appelé espace états), telle que :

$$\mathbb{P}(X_{n+1} = e_{n+1} \mid X_n = e_n, X_{n-1} = e_{n-1}, \dots, X_0 = e_0) = \mathbb{P}(X_{n+1} = e_{n+1} \mid X_n = e_n)$$

Autrement dit, la situation du système à l'instant  $n + 1$  dépend uniquement de celle à l'instant  $n$ .

#### Exemples

- (a) Une urne contient 10 boules noires et 10 boules blanches. On effectue une série de tirages : à chaque étape, on tire une boule et on remet celle de l'étape précédente.

On note  $X_n$  la couleur de la boule tirée au rang  $n$ .

L'espace états est :  $E = \{\text{noire, blanche}\}$ .

- (b) Un jour donné, la météo peut être : beau ( $B$ ), variable ( $V$ ), ou mauvais ( $M$ ).

— Si  $X_n = B$  alors :

$$\begin{cases} \mathbb{P}(X_{n+1} = B) = \frac{1}{2}, \\ \mathbb{P}(X_{n+1} = V) = \frac{4}{10}, \\ \mathbb{P}(X_{n+1} = M) = \frac{1}{10}. \end{cases}$$

— Si  $X_n = M$  alors :

$$\begin{cases} \mathbb{P}(X_{n+1} = M) = \frac{1}{2}, \\ \mathbb{P}(X_{n+1} = V) = \frac{4}{10}, \\ \mathbb{P}(X_{n+1} = B) = \frac{1}{10}. \end{cases}$$

— Si  $X_n = V$  alors :

$$\mathbb{P}(X_{n+1} = B) = \mathbb{P}(X_{n+1} = M) = \mathbb{P}(X_{n+1} = V) = \frac{1}{3}.$$

L'espace états est  $E = \{B, V, M\}$ .

**Définition 6**

Une chaîne de Markov est dite **homogène** si les probabilités de transition ne dépendent pas de  $n$ . On note alors  $p_{i,j} = \mathbb{P}(X_{n+1} = j \mid X_n = i)$  et la matrice  $P = (p_{i,j})$  est appelée **matrice de transition**.

**Remarque**

Dans une chaîne homogène, la probabilité de transition vers un état  $j$  dépend uniquement de l'état actuel  $i$ , pas de l'indice  $n$  :

$$\mathbb{P}(X_{n+1} = j \mid X_n = i) = \mathbb{P}(X_1 = j \mid X_0 = i) = p_{i,j}$$

**Propriétés 4**

- $P$  est une matrice stochastique.
- Si  $\pi_0$  est la distribution initiale, alors la distribution au rang  $n$  est donnée par :

$$\pi_n = \pi_0 P^n$$

*Démonstration*

Par définition :

$$p_{i,j} = \mathbb{P}(X_{n+1} = j \mid X_n = i) = \frac{\mathbb{P}(X_n = i, X_{n+1} = j)}{\mathbb{P}(X_n = i)} \quad (\text{si } \mathbb{P}(X_n = i) > 0)$$

Donc les  $p_{i,j}$  sont des probabilités conditionnelles, et donc  $0 \leq p_{i,j} \leq 1$ .

De plus, pour chaque  $i$ , la somme des  $p_{i,j}$  sur  $j$  vaut :

$$\sum_{j=1}^n p_{i,j} = \sum_{j=1}^n \mathbb{P}(X_{n+1} = j \mid X_n = i) = \mathbb{P}(X_{n+1} \in E \mid X_n = i) = 1$$

Ainsi, chaque ligne de  $P$  est une loi de probabilité.

**Propriété 5** Évolution de la distribution

Soit  $\pi_n = (\mathbb{P}(X_n = i))_{i \in E}$  la distribution de la variable  $X_n$ .

Alors on a :

$$\pi_{n+1} = \pi_n P \quad \text{et par récurrence : } \pi_n = \pi_0 P^n$$

Cela permet de déterminer les lois à tous les instants à partir de l'état initial  $\pi_0$ .

**Démonstration de la formule**  $\pi_{n+1} = \pi_n P$ 

La matrice de transition  $P = (p_{i,j})$  contient les probabilités de transition d'un état à l'autre :

$$p_{i,j} = \mathbb{P}(X_{n+1} = j \mid X_n = i) = \frac{\mathbb{P}(X_n = i \text{ et } X_{n+1} = j)}{\mathbb{P}(X_n = i)}$$

Soit  $\pi_n = (\pi_n(1), \pi_n(2), \dots, \pi_n(k))$  la distribution de  $X_n$ , et  $P = (p_{i,j})$  la matrice de transition.

Le produit matriciel  $\pi_n P$  est défini par :

$$\pi_{n+1}(j) = \sum_{i=1}^k \pi_n(i) \cdot p_{i,j} = \sum_{i=1}^k \mathbb{P}(X_n = i) \cdot \mathbb{P}(X_{n+1} = j \mid X_n = i)$$

Mais cela correspond à la formule des probabilités totales :

$$\mathbb{P}(X_{n+1} = j) = \sum_{i=1}^k \mathbb{P}(X_n = i \text{ et } X_{n+1} = j) = \sum_{i=1}^k \mathbb{P}(X_n = i) \cdot \mathbb{P}(X_{n+1} = j \mid X_n = i)$$

Donc :

$$\pi_{n+1}(j) = \mathbb{P}(X_{n+1} = j) = (\pi_n P)_j$$

**Conclusion :** Pour tout  $n$ , la distribution à l'instant  $n+1$  est donnée par le produit de la distribution précédente par la matrice de transition :

$$\pi_{n+1} = \pi_n P \quad \text{et donc par récurrence : } \pi_n = \pi_0 P^n$$

■

**Exemple 1** Chaîne de Markov à trois états  $A, B, C$  avec :

$$P = \begin{pmatrix} 0.2 & 0 & 0.8 \\ 0.1 & 0.3 & 0.6 \\ 0.5 & 0.5 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \pi_0 = (0.5, 0.5, 0)$$

**Exemple 2 :** Étudiants en grève :

$$P = \begin{pmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.33 & 0.67 \end{pmatrix}, \quad \pi_0 = (0.2, 0.8)$$

### 3.3 Distribution invariante

#### Définition 7

Une **distribution invariante** d'une chaîne de Markov de matrice de transition  $P$  est une matrice ligne  $\pi$  telle que :  $\pi P = \pi$

#### Remarque

Cela revient à résoudre  $\pi(I_n - P) = 0$ , en imposant que  $\pi$  est une distribution de probabilité (somme des coefficients = 1).

**Exemple :**

$$P = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad I - P = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \Rightarrow \det(I - P) = 0$$

Il existe une infinité de solutions, par exemple  $\pi = (\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$ .

#### Théorème 1

Si  $(\pi_n)$  converge, alors la limite est une distribution invariante.

**Pour les chaînes à deux états :**

$$P = \begin{pmatrix} 1-p & p \\ q & 1-q \end{pmatrix}, \quad \pi = (x, y), \quad x + y = 1$$

En résolvant :

$$\begin{cases} x = (1-p)x + qy \\ y = px + (1-q)y \end{cases} \Rightarrow x = \frac{q}{p+q}, \quad y = \frac{p}{p+q}$$

Donc  $\pi = (\frac{q}{p+q}, \frac{p}{p+q})$  est la distribution invariante.

## Fin de chapitre