

# Mathématiques : Correction du devoir à la maison n°11

## Exercice 1 : e3a 2024 PSI, exercice 3

1.)  $\forall (i, j) \in \llbracket 1; n \rrbracket^2$ ,  $m_{ij} = m_{ji}$  donc  $M$  est symétrique réelle et donc, d'après le théorème spectral :

$M$  est diagonalisable dans  $M_n(\mathbb{R})$

2.1)  $X \in M_{n,1}(\mathbb{R})$  et  $X^T \in M_{1,n}(\mathbb{R})$  donc les formats sont compatibles.

On a :  $U_X \in M_n(\mathbb{R})$  et son terme général ( (i,j)-ème terme) vaut  $x_i x_j$

$U_X$  est symétrique réelle donc par le théorème spectral :  $U_X$  est diagonalisable.

2.2) On a directement  $Im(U_X) = Vect(X)$  et comme  $X$  est non nul (sinon  $X$  et  $Y$  ne serait pas linéairement indépendant), alors :  $rg(U_X) = 1$  et  $Im(U_X) = Vect(X)$

2.3) Soit  $Z \in ker(U_X)$  et  $Y = Im(U_X)$

Comme par 2.2) :  $Im(U_X) = Vect(X)$  on a :  $\exists a \in \mathbb{R}$ ,  $Y = aX$

$$\begin{aligned} Z &\in ker(U_X) \\ \Rightarrow U_X Z &= 0 \\ \Rightarrow X \underbrace{X^T Z}_{\in \mathbb{R}} &= 0 \\ \Rightarrow (X^T Z) \underbrace{X}_{\neq 0_{\mathbb{R}^n}} &= 0 \Rightarrow X^T Z = 0 \Rightarrow (X|Z) = 0 \Rightarrow (aX|Z) = 0 \Rightarrow (Y|Z) = 0 \end{aligned}$$

Donc  $\forall Z \in ker(U_X)$ ,  $\forall Y = Im(U_X)$ ,  $(Y|Z) = 0$  et donc  $ker(U_X)$  et  $Im(U_X)$  sont orthogonaux.

2.4) D'après 2.3) :  $Ker(U_X) + Im(U_X) = Ker(U_X) \oplus Im(U_X)$

On a donc  $dim(Ker(U_X) + Im(U_X)) = dim(Ker(U_X) \oplus Im(U_X)) = dim(Ker(U_X)) + dim(Im(U_X)) = dim(\mathbb{R}^n)$  par le théorème du rang.

On en déduit  $\mathbb{R}^n = Ker(U_X) \oplus Im(U_X)$  et donc

$Ker(U_X)$  et  $Im(U_X)$  sont deux espaces vectoriels supplémentaires dans  $\mathbb{R}^n$ .

$$2.5) (U_X)^2 = (XX^T)(XX^T) = X \underbrace{(X^T X)}_{\in \mathbb{R}} X^T = (X^T X)XX^T = (X^T X)U_X$$

On remarque que  $X^T X = \sum_{i=1}^n x_i^2 = tr(U_X)$

On a donc  $U_X^2 = tr(U_X)U_X$ .

On remarque que :  $tr(U_X) = X^T X = \|X\|^2$

Un polynôme annulateur de degré 2 de  $U_X$  est donc  $X^2 - \|X\|^2 X$

2.6) Soit  $(e_1, \dots, e_{n-1}, X)$  une base adaptée à  $\mathbb{R}^n = Ker(U_X) \oplus Im(U_X)$

Alors les  $e_i$  sont dans  $ker(u_X)$  et donc  $u(e_i) = 0_{\mathbb{R}^n}$

$$u_X(X) = (XX^T)X = X \underbrace{(X^T X)}_{\in \mathbb{R}} = (X^T X)X = \|X\|^2 X$$

La matrice relativement à une base adaptée à la décomposition de 2.4) est donc  $\begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ \vdots & & \vdots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \|X\|^2 \end{pmatrix}$

3.) On remarque que :  $M = I_n + \alpha XX^T + \beta YY^T$ , donc, si  $\beta = 0$  alors :  $M = I_n + \alpha XX^T$

Dans la base du 2.6)  $I_n$  est la même et donc  $M$  est semblable à  $diag(1, \dots, 1, 1 + \|X\|^2)$

4.1.1)  $MX$

$$\begin{aligned} &= (I_n + \alpha XX^T + \beta YY^T)X \\ &= X + \alpha X \underbrace{X^T X}_{\|X\|^2 \in \mathbb{R}} + \beta Y \underbrace{Y^T X}_{(X|Y) \in \mathbb{R}} = (1 + \alpha \|X\|^2)X + \beta(X, Y)Y \end{aligned}$$

On a donc :  $MX = (1 + \alpha \|X\|^2)X + \beta(X, Y)Y$

4.1.2) Avec l'expression de 4.1.1) on a :  $MX \in F$ .

De même, par symétrie :  $MY = (1 + \beta \|Y\|^2)Y + \alpha(X, Y)X$  est dans  $F$

Comme  $F = Vect(X, Y)$  alors, par linéarité de  $f$  :  $F$  est stable par  $f$

4.2) Soit  $Z \in F^\perp$  alors  $(Z, X) = (Z, Y) = 0$

Mais Comme  $MZ = Z + \alpha(X, Z)X + \beta(Y, Z)Y$  alors  $MZ = Z$  et donc  $MZ \in F^\perp$

$F^\perp$  est stable par  $f$  et  $f|_{F^\perp} = Id_{F^\perp}$

$$4.3.1) \text{ Avec 4.1.1) (et 4.1.2) : } \begin{cases} MX = (1 + \alpha \|X\|^2)X + \beta(X, Y)Y \\ MY = (1 + \beta \|Y\|^2)Y + \alpha(X, Y)X \end{cases}$$

Comme  $(X, Y)$  est supposée être une base de  $F$  :

$G$  est la matrice de l'endomorphisme induit sur  $F$  par  $f$  dans la base  $(X, Y)$

Remarque :  $(X, Y)$  est libre car  $X$  et  $Y$  sont linéairement indépendant, c'est donc une base de  $F$ .

4.3.2) Dans la base adaptée à la décomposition  $E = F \oplus F^\perp$ , la matrice de  $f$  s'écrit :  $\begin{pmatrix} G & 0 \\ 0 & I_{n-2} \end{pmatrix}$

4.3.3)  $M$  est symétrique réelle, donc  $M$  est diagonalisable dans  $M_n(\mathbb{R})$ ,

donc  $f$  est diagonalisable,

donc la restriction de  $f$  à des sous espaces stables est diagonalisable dans  $\mathbb{R}$ ,

donc  $G$  est diagonalisable dans  $M_2(\mathbb{R})$  et ses valeurs propres sont réelles.

4.3.4.) Posons  $G' = G - I_2 = \begin{pmatrix} \alpha \|X\|^2 & \alpha(X, Y) \\ \beta(X, Y) & \beta \|Y\|^2 \end{pmatrix}$

Le polynôme caractéristique de  $G'$  vaut :  $P_{G'}(X) = \det(XI_2 - G') = X^2 - \text{tr}(G')X + \det(G')$  donc :  
 $P_{G'}(X) = X^2 - (\alpha \|X\|^2 + \beta \|Y\|^2)X + \alpha\beta \|X\|^2 \|Y\|^2 - \alpha\beta(X, Y)^2$

Son discriminant vaut :

$$\Delta = (\alpha \|X\|^2 + \beta \|Y\|^2)^2 - 4[\alpha\beta \|X\|^2 \|Y\|^2 - \alpha\beta(X, Y)^2]$$

$$= (\alpha \|X\|^2 - \beta \|Y\|^2)^2 + 4\alpha\beta(X, Y)^2$$

Comme on sait que  $G$  (et donc  $G'$ ) a des valeurs propres réelles, on a forcément  $\Delta \geq 0$ .

Les valeurs propres de  $G'$  sont donc

$$\eta_1 = \frac{\alpha\|X\|^2 + \beta\|Y\|^2 + \sqrt{(\alpha\|X\|^2 - \beta\|Y\|^2)^2 + 4\alpha\beta(X, Y)^2}}{2} \text{ et } \eta_2 = \frac{\alpha\|X\|^2 + \beta\|Y\|^2 - \sqrt{(\alpha\|X\|^2 - \beta\|Y\|^2)^2 + 4\alpha\beta(X, Y)^2}}{2}$$

Les valeurs propres de  $G$  sont donc

$$1 + \eta_1 = 1 + \frac{\alpha\|X\|^2 + \beta\|Y\|^2 + \sqrt{(\alpha\|X\|^2 - \beta\|Y\|^2)^2 + 4\alpha\beta(X, Y)^2}}{2} \text{ et } 1 + \eta_2 = 1 + \frac{\alpha\|X\|^2 + \beta\|Y\|^2 - \sqrt{(\alpha\|X\|^2 - \beta\|Y\|^2)^2 + 4\alpha\beta(X, Y)^2}}{2}$$

Remarque : je n'ai pas trouvé d'expression plus simple ...

4.4) Compte tenu de 4.3.2), les valeurs propres de  $M$  sont 1 et les valeurs propres de  $G$   $1 + \eta_1$  et  $1 + \eta_2$  trouvées en 4.3.4).

$$\boxed{sp(M) = \{1, 1 + \eta_1, 1 + \eta_2\}}$$

## Exercice 2 : ccINP 2024 PC, exercice 1

1.) Calculons le polynôme caractéristique de  $A$

$$\chi_A(X) = \begin{vmatrix} X - 4 & 12 \\ 1 & X - 5 \end{vmatrix} = X^2 - 9X + 8 = (X - 1)(X - 8)$$

Comme  $\lambda \in sp(A) \Leftrightarrow \chi_A(\lambda) = 0$ , alors, on en déduit que :  $sp(A) = \{1, 8\}$

$A \in M_2(\mathbb{R})$  et  $A$  admet deux valeurs propres distinctes, donc  $A$  est diagonalisable dans  $M_2(\mathbb{R})$ .

Comme on connaît le spectre de  $A$ , alors :

$$\boxed{\exists P \in M_2(\mathbb{R}), \text{ inversible, telle que : } A = PDP^{-1} \text{ avec } D = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 8 \end{pmatrix}}$$

2.)  $B$  racine cubique de  $A$

$$\Leftrightarrow B^3 = A$$

$$\Leftrightarrow B^3 = PDP^{-1}$$

$$\Leftrightarrow P^{-1}B^3P = D$$

$$\Leftrightarrow (P^{-1}BP)^3 = D$$

$$\Leftrightarrow P^{-1}BP \text{ est une racine cubique de } D$$

Bilan :  $\boxed{B \text{ racine cubique de } A \text{ si et seulement si } \Delta = P^{-1}BP \text{ est une racine cubique de } D}$

3.) •  $\Delta$  racine cubique de  $D$  donne  $\Delta^3 = D$ . Donc  $\begin{cases} \Delta D = \Delta \Delta^3 = \Delta^4 \\ D \Delta = \Delta^3 \Delta = \Delta^4 \end{cases}$

et donc  $\boxed{\Delta \text{ et } D \text{ commutent.}}$

• Si on écrit  $\Delta = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$  avec  $(a, b, c, d) \in \mathbb{R}^4$  alors :

$$D\Delta = \Delta D \Rightarrow \begin{pmatrix} a & b \\ 8c & 8d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & 8b \\ c & 8d \end{pmatrix} \Rightarrow b = c = 0 \Rightarrow \Delta = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & d \end{pmatrix} \Rightarrow \Delta \text{ est diagonale.}$$

On a donc  $\Delta$  est diagonale.

4.) • Avec les notations du 3.) :

$$\Delta^3 = D \Leftrightarrow a^3 = 1 \text{ et } d^3 = 8 \Leftrightarrow a = 1 \text{ et } d = 2 \text{ (dans } \mathbb{R})$$

$$D \text{ admet une unique racine cubique : } \Delta_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$$

• Avec le 2.) :  $A$  admet une unique racine cubique :  $P\Delta_1P^{-1}$

5.) D'après le cours :  $u$  est la rotation vectorielle d'angle  $\theta$ .

6.) En pensant aux rotations, une racine cubique de  $u$  est la rotation d'angle  $\frac{\theta}{3}$ , donc :

$$\text{une racine cubique de } M \text{ est la matrice } \begin{pmatrix} \cos(\frac{\theta}{3}) & -\sin(\frac{\theta}{3}) \\ \sin(\frac{\theta}{3}) & \cos(\frac{\theta}{3}) \end{pmatrix}$$

7.) Si  $N$  est une matrice orthogonale de déterminant  $-1$  alors  $N$  est une matrice de réflexion, donc de symétrie, donc  $N^2 = I_2$  et donc  $N^3 = N$   $N$  est alors une racine cubique de  $N$ .

8.) Comme  $t \mapsto t^3$  est une bijection de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$  alors  $\lambda$  admet une racine cubique dans  $\mathbb{R}$ , que l'on note  $\sqrt[3]{\lambda}$ . On a  $(\sqrt[3]{\lambda})^3 = \lambda$

Alors, directement : une racine cubique de  $H_p(\lambda)$  est  $H_p(\sqrt[3]{\lambda})$

9.)  $A$  est semblable par blocs à :  $D = \text{diag}(H_{p_1}(\lambda_1), \dots, H_{p_d}(\lambda_d))$  donc une racine cubique est  $\Delta = \text{diag}(H_{p_1}(\sqrt[3]{\lambda_1}), \dots, H_{p_d}(\sqrt[3]{\lambda_d}))$

On a donc  $\exists P \in GL_n(\mathbb{R})$ ,  $A = PDP^{-1}$

Une racine cubique de  $A$  est alors :  $P\Delta P^{-1}$

10.) Puisque  $A$  est inversible alors 0 n'est pas valeur propre de  $A$  et donc :

les nombres  $\lambda_1, \dots, \lambda_d$  sont non nuls.

11.) On cherche les solutions de  $z^3 = \lambda$  sous la forme  $z = re^{i\varphi}$  avec  $\varphi \in \mathbb{R}$  et  $r > 0$  puisque  $z = 0$  n'est pas solution ( parce que  $\lambda \in \mathbb{C}^*$ )

Alors :  $z^3 = \lambda$

$$\Leftrightarrow r^3 \exp(3i\varphi) = \rho \exp(i\theta)$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} r^3 = \rho \\ 3\varphi = \theta + 2k\pi \text{ avec } k \in \mathbb{Z} \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} r = \sqrt[3]{\rho} \\ \varphi = \frac{\theta + 2k\pi}{3} \text{ avec } k \in \mathbb{Z} \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow z = \sqrt[3]{\rho} \exp\left(\frac{i\theta + 2ki\pi}{3}\right) \text{ avec } k \in \mathbb{Z}$$

Par  $2\pi$  périodicité de  $\theta \mapsto \exp(i\theta)$ , on a que :

$$z^3 = \lambda \text{ admet exactement 3 solutions : } \sqrt[3]{\rho} \exp\left(\frac{i\theta}{3}\right), \sqrt[3]{\rho} \exp\left(\frac{i\theta + 2\pi}{3}\right) \text{ et } \sqrt[3]{\rho} \exp\left(\frac{i\theta - 2\pi}{3}\right)$$

12.) Avec la question 11.)  $Q$  s'écrit  $Q(X) = \prod_{k=1}^d \left( \prod_{i=1}^3 (X - \mu_{k,i}) \right)$  ou les  $\mu_{k,1}$ ,  $\mu_{k,2}$  et  $\mu_{k,3}$  sont les trois racines cubiques distinctes de  $\lambda_k$   
Si  $k \neq k'$  alors  $\mu_{k,i} \neq \mu_{k',i}$  car sinon en élevant au cube on aurait  $\lambda_k = \lambda_{k'}$

Enfinement :  $\boxed{Q \text{ est scindé simple sur } \mathbb{C}}$

13.)  $A$  est diagonalisable, donc d'après le cours :

$R(X) = \prod_{k=1}^d (X - \lambda_k)$  est un polynôme annulateur de  $A$ .

Donc  $R(A) = 0_{M_n(\mathbb{R})}$ . Comme  $B^3 = A$  alors  $R(B^3) = 0_{M_n(\mathbb{R})}$  et donc  $Q$  est un polynôme annulateur de  $B$ .  
 $B$  admet donc, avec 12.), un polynôme annulateur scindé dans  $\mathbb{C}$ , donc, d'après le cours :

$\boxed{B \text{ est diagonalisable dans } M_n(\mathbb{C})}$

# Problème : Mines-Ponts 2024 PC, Chaîne de Markov en temps continu

1) • Soit  $A \in M_N(\mathbb{R})$ . Alors  $\forall i \in \llbracket 1; n \rrbracket$ ,  $(AU)[i] = \sum_{j=1}^n A[i, j]U[j] = \sum_{j=1}^n A[i, j]$

On en déduit :  $A \text{ vérifie } (M_2) \Leftrightarrow AU = U$

• Soit  $A$  et  $B$  deux noyaux de Markov. On pose  $C = AB$ .

Alors  $C[i, j] = \sum_{k=1}^n \underbrace{A[i, k]}_{\geq 0} \underbrace{B[k, j]}_{\geq 0} \geq 0$

Et de plus,  $CU = ABU = A(BU) = AU = U$

Avec ce qui précède,  $C$  vérifie  $(M_1)$  et  $(M_2)$  et donc  $C = AB$  est un noyau de Markov.

Bilan : Si  $A$  et  $B$  sont 2 noyaux de Markov, alors  $AB$  est un noyau de Markov.

2) Soit  $K$  un noyau de Markov.

Montrons par récurrence sur  $n \in \mathbb{N}$  que  $K^n$  est un noyau de Markov.

Initialisation : Pour  $n = 0$ ,  $K^n = K^0 = I_N$  qui est bien à coefficients positifs. De plus  $I_N U = U$  donc  $K^0$  est un noyau de Markov.

Hérédité : Supposons que  $K^n$  est un noyau de Markov.

Alors, avec le 1) :  $KK^n = K^{n+1}$  est un noyau de Markov.

Bilan : Si  $K$  est un noyau de Markov, alors :  $\forall n \in \mathbb{N}$ ,  $K^n$  est un noyau de Markov.

3) On a  $0 \leq K^n[i, j] \leq 1$  donc  $0 \leq \left| \frac{t^n K^n[i, j]}{n!} \right| \leq \frac{|t|^n}{n!}$

Par la série exponentielle réelle que l'on reconnaît on a :  $\sum \frac{|t|^n}{n!}$  convergente.

Donc, par comparaison,  $\sum \frac{t^n K^n[i, j]}{n!}$  est absolument convergente donc convergente.

4) • Comme  $t \in \mathbb{R}^+$  alors  $0 \leq K^n[i, j] \leq 1$  donne  $0 \leq \frac{t^n K^n[i, j]}{n!} \leq \frac{t^n}{n!}$

En sommant de  $n = 0$  à  $+\infty$  on a :  $0 \leq H_t[i, j] \leq e^t$  et donc  $0 \leq e^{-t} H_t[i, j] \leq 1$   
 $H_t$  vérifie donc  $(M_1)$

• Pour  $i \in \llbracket 1; N \rrbracket$ ,  $\sum_{j=1}^N H_t[i, j] = \sum_{j=1}^N e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^n[i, j]}{n!}$

Comme la somme sur  $j$  est finie et que les séries en  $n$  sont convergentes alors :

$$\sum_{j=1}^N H_t[i, j] = e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \sum_{j=1}^N \frac{t^n K^n[i, j]}{n!} = e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n}{n!} \underbrace{\sum_{j=1}^N K^n[i, j]}_{=1}$$

En utilisant alors que  $K^n$  est un noyau de Markov on a :

$$\sum_{j=1}^N H_t[i, j] = e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n}{n!} = e^{-t} e^t = 1$$

$H_t$  vérifie donc  $(M_2)$

• Pour  $t \in \mathbb{R}^+$ ,  $H_t$  est un noyau de Markov.

5) Par définition du produit matriciel :  $(H_t H_s)[i, j] = \sum_{k=1}^N H_t[i, k] H_s[k, j]$

$$\text{Mais } H_t[i, k] H_s[k, j] = \left( e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^n[i, k]}{n!} \right) \left( e^{-s} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{s^n K^n[k, j]}{n!} \right) = e^{-(t+s)} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^n[i, k]}{n!} \right) \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{s^n K^n[k, j]}{n!} \right)$$

On a le produit de Cauchy de deux séries absolument convergentes donc :

$$\begin{aligned} & H_t[i, k] H_s[k, j] \\ = & e^{-(t+s)} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \sum_{p=0}^n \frac{t^p K^p[i, k]}{p!} \frac{s^{n-p} K^{n-p}[k, j]}{(n-p)!} \right) \\ = & e^{-(t+s)} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} \sum_{p=0}^n \frac{n!}{p!(n-p)!} t^p s^{n-p} K^p[i, k] K^{n-p}[k, j] \right) \\ = & e^{-(t+s)} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} \sum_{p=0}^n \binom{n}{p} (tK)^p[i, k] (sK)^{n-p}[k, j] \right) \end{aligned}$$

$$\text{Donc } (H_t H_s)[i, j] = \sum_{k=1}^N \left[ e^{-(t+s)} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} \sum_{p=0}^n \binom{n}{p} (tK)^p[i, k] (sK)^{n-p}[k, j] \right) \right]$$

Comme on a des sommes finies et une série absolument convergente :

$$\text{Donc } (H_t H_s)[i, j] = e^{-(t+s)} \underbrace{\left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} \sum_{p=0}^n \binom{n}{p} \sum_{k=1}^N (tK)^p[i, k] (sK)^{n-p}[k, j] \right)}_{((tK)^p \times (sK)^{n-p})[i, j]}$$

$$\begin{aligned} & \text{Alors } (H_t H_s)[i, j] \\ = & e^{-(t+s)} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} \sum_{p=0}^n \binom{n}{p} [(tK)^p \times (sK)^{n-p}] \right)[i, j] \\ = & e^{-(t+s)} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} \left[ \sum_{p=0}^n \binom{n}{p} [(tK)^p \times (sK)^{n-p}] \right] \right)[i, j] \end{aligned}$$

Par la formule du binôme (cas  $tK$  et  $sK$  commutent) :

$$(H_t H_s)[i, j] = e^{-(t+s)} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} (tK + sK)^n \right)[i, j] = e^{-(t+s)} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} (t+s)^n K^n \right)[i, j]$$

$$\text{On a donc } (H_t H_s)[i, j] = H_{t+s}[i, j]$$

Ceci, pour tout  $i$  et tout  $j$ , donc  $H_t H_s = H_{t+s}$

$$\text{Bilan : } \boxed{\forall (t, s) \in (\mathbb{R}^+)^2, H_t H_s = H_{t+s}}$$

6) • Pour tout  $(i, j) \in \llbracket 1; n \rrbracket^2$  on a  $K[i, j] = p_{ij} \in [0, 1]$  car on a une probabilité. On a donc  $K$  qui vérifie  $(M_1)$ .

• Pour  $i \in \llbracket 1; n \rrbracket$ .

$$\sum_{j=1}^n K[i, j] = \sum_{j=1}^n P(Z_{k+1} = i | Z_k = j) = \sum_{j=1}^n P_{(Z_k=j)}(Z_{k+1} = i)$$

Mais on sait, d'après le cours que  $P_{(Z_k=j)}$  est une probabilité, et on a aussi que  $(Z_{k+1} = j)_{j, n \llbracket 1; n \rrbracket}$  est un système complet d'événements.

On a donc  $\sum_{j=1}^n K[i, j] = 1$  et donc  $K$  vérifie  $(M_2)$ .

•  $\boxed{K \text{ est un noyau de Markov.}}$

7) Montrons par récurrence sur  $n \in \mathbb{N}$  que :  $\forall j \in \llbracket 1; N \rrbracket$  ,  $P(Z_n = j) = K^n[1, j]$

Initialisation : au rang  $n = 0$  on veut montrer  $P(Z_0 = j) = I_N[1, j]$

$$\text{Mais } Z_0 = 1 \text{ donc } \forall j \in \llbracket 1; N \rrbracket , P(Z_0 = j) = \begin{cases} 1 & \text{si } j = 1 \\ 0 & \text{si } j \neq 1 \end{cases} = I_N[1, j]$$

On a donc amorcer la récurrence.

Hérédité : Soit  $n \in \mathbb{N}$  tel que :  $\forall j \in \llbracket 1; N \rrbracket$  ,  $P(Z_n = j) = K^n[1, j]$

Alors, par la formule des probabilités totales sur le système complet d'événements  $(Z_n = i)_{i \in \llbracket 1; N \rrbracket}$  on a :

$$\forall j \in \llbracket 1; N \rrbracket , P(Z_{n+1} = j) = \sum_{i=1}^N \underbrace{P(z_{n+1} = j | Z_n = i)}_{K[i, j]} \underbrace{P(Z_n = i)}_{K^n[1, i]}$$

En utilisant, la relation de récurrence :  $P(Z_{n+1} = j) = \sum_{i=1}^N K^n[1, i]K[i, j]$

Puis par définition du produit matriciel de  $K$  par  $K^n$  :  $P(Z_{n+1} = j) = K^{n+1}[1, j]$

Conclusion :  $\boxed{\forall n \in \mathbb{N} , \forall j \in \llbracket 1; N \rrbracket , P(Z_n = j) = K^n[1, j]}$

8) Comme  $Y_t$  suit une loi de Poisson alors  $(Y = p)_{p \in \mathbb{N}}$  est un système complet d'événements.

Par la formule des probabilités totales sur ce système complet d'événements on a alors :

$$P(A_{t, j}) = \sum_{p=0}^{+\infty} P(A_{t, j} \cap (Y = p))$$

$$\text{Mais } (A_{t, j} \cap (Y = p)) = (Z_p = j) \text{ donc : } P(A_{t, j}) = \sum_{p=0}^{+\infty} P((Z_p = j) \cap (Y = p))$$

Comme les événements  $(Z_p = j)$  et  $(Y = p)$  sont indépendants alors :

$$P(A_{t, j}) = \sum_{p=0}^{+\infty} P(Z_p = j)P(Y = p)$$

En utilisant 7) et la définition de  $Y$  :

$$P(A_{t, j}) = \sum_{p=0}^{+\infty} K^p[1, j]e^{-t} \frac{t^p}{p!} = H_t[1, j] \text{ par définition de } H_t$$

On a donc :  $\boxed{\forall t \in \mathbb{R}^+ , \forall j \in \llbracket 1; N \rrbracket , P(A_{t, j}) = H_t[1, j]}$

9) On remarque que  $u$  est un endomorphisme autoadjoint positif.

D'après le théorème spectral et le cours :

$u$  est diagonalisable dans une base orthonormée pour  $\langle, \rangle$  et les valeurs propres de  $u$  sont positives.

10) Soit  $B = (e_1, e_2, \dots, e_n)$  une base orthonormée de  $E$  diagonalisant  $u$  de telle sorte que :

$$M_B(u) = \text{diag}(0, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_n)$$

Ce choix est possible quitte à échanger l'ordre des vecteurs propres.

Pour  $x \in E$  on écrit alors :  $x = \sum_{k=1}^n x_k e_k$  dans la base  $B$ .

On remarque alors que  $p(x) = x_1 e_1$  et donc que  $x - p(x) = \sum_{k=2}^n x_k e_k$



On a alors :

$$\begin{aligned}
& q_u(x - p(x)) \\
= & \langle u(x - p(x)), x - p(x) \rangle \\
= & \langle u(\sum_{k=2}^n x_k e_k), \sum_{k=2}^n x_k e_k \rangle \\
= & \langle \sum_{k=2}^n x_k \lambda_k e_k, \sum_{k=2}^n x_k e_k \rangle \\
= & \sum_{k=2}^n \lambda_k x_k^2 \quad \text{on a utilisé que } B \text{ est une base orthonormée} \\
\geq & \sum_{k=2}^n \lambda_2 x_k^2 \quad (\text{définition de } \lambda_2) \\
\geq & \lambda_2 \sum_{k=2}^n x_k^2 \\
\geq & \lambda_2 \|x - p(x)\|^2
\end{aligned}$$

On a donc :  $\boxed{\forall x \in E, q_u(x - p(x)) \geq \lambda_2 \|x - p(x)\|^2}$

11) Soit  $j \in \llbracket 1; N \rrbracket$ . Alors :  $(\pi K)[j] = \sum_{k=1}^n \pi[k] K[k, j]$

On utilise la propriété de  $\pi$ -réversibilité et on a :  $(\pi K)[j] = \sum_{k=1}^n K[j, k] \pi[k]$

Mais, comme  $K$  est de Markov et vérifie  $(M_2)$  alors :  $\sum_{k=1}^n K[j, k] = 1$

On a donc :  $\forall j \in \llbracket 1; N \rrbracket, (\pi K)[j] = \pi[j]$

On a donc :  $\boxed{\pi K = \pi}$

12) Soit :  $(X, Y, Z) \in M_{N,1}(\mathbb{R})$  et  $\lambda \in \mathbb{R}$ . On a alors :

i)  $\langle X + \lambda Y, Z \rangle = \sum_{i=1}^N (X[i] + \lambda Y[i]) Z[i] \pi[i] = \sum_{i=1}^N X[i] Z[i] \pi[i] + \lambda \sum_{i=1}^N Y[i] Z[i] \pi[i] = \langle X, Y \rangle + \lambda \langle Y, Z \rangle$

ii)  $\langle X, Y \rangle = \sum_{i=1}^N X[i] Y[i] \pi[i] = \langle Y, X \rangle$

iii)  $\langle X, X \rangle = \sum_{i=1}^N X[i]^2 \underbrace{\pi[i]}_{\geq 0} \geq 0$

iv)  $\langle X, X \rangle = 0$

$\Rightarrow \sum_{i=1}^N \underbrace{X[i]^2 \pi[i]}_{\geq 0} = 0$  on a une somme de terme positifs qui est nulle

$\Rightarrow \forall i \in \llbracket 1; N \rrbracket, X[i]^2 \pi[i] = 0$  mais  $\pi[i] \neq 0$

$\Rightarrow \forall i \in \llbracket 1; N \rrbracket, X[i] = 0$

$\Rightarrow X = 0_{M_{N,1}(\mathbb{R})}$

On a donc les quatre points qui permettent d'affirmer que :  $\boxed{\langle, \rangle \text{ est un produit scalaire sur } M_{N,1}(\mathbb{R})}$

13) • Comme 1 est valeur propre simple de  $K$ , alors  $\dim(\ker(K - I_n)) = 1$

Comme  $K$  est un noyau de Markov, alors  $KU = U$  donc  $U \in \ker(K - I_n) = \ker(I_n - K)$ , et par la dimension :

$\ker(I_n - K) = \text{Vect}(U)$

On a donc  $\ker(u) = \text{Vect}(U)$

•  $I_n$  est autoadjoint,  $K$  est autoadjoint et l'ensemble des endomorphismes autoadjoint est un espace vectoriel donc  $u = I_n - K$  est autoadjoint.

• Bilan :  $u$  est un endomorphisme autoadjoint et  $\ker(u) = Vect(U)$

$$14) \bullet q_u(X) = \langle u(X), X \rangle = \langle (I_n - K)X, X \rangle = \langle X - KX, X \rangle$$

$$\text{Donc } q_u(X) = \sum_{i=1}^N (X[i] - (KX)[i])X[i]\pi[i] = \sum_{i=1}^N (X[i] - \sum_{j=1}^N K[i, j]X[j])X[i]\pi[i]$$

$$\text{Mais } \sum_{j=1}^N K[i, j] = 1 \text{ donc : } q_u(X) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (K[i, j]X[i] - K[i, j]X[j])X[i]\pi[i]$$

$$\Rightarrow q_u(X) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (X[i] - X[j])X[i]K[i, j]\pi[i] \Leftrightarrow (1)$$

On utilise la propriété de  $\pi$ -réversibilité et on a :

$$q_u(X) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (X[i] - X[j])X[i]K[j, i]\pi[j]$$

On échange le rôle de  $i$  et  $j$  (changement d'indice ' $i = j'$ , ' $j = i'$ ') et on a :

$$q_u(X) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (X[j] - X[i])X[j]K[i, j]\pi[i] \Leftrightarrow (2)$$

On additionne les deux expressions (1) et (2) et on a :

$$\begin{aligned} 2q_u(X) &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \left[ (X[j] - X[i])X[j] + (X[i] - X[j])X[i] \right] K[i, j]\pi[i] \\ &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (X[j]^2 + X[i]^2 - 2X[i]X[j])K[i, j]\pi[i] \end{aligned}$$

$$\text{On a finalement : } q_u(X) = \frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (X[i] - X[j])^2 K[i, j]\pi[i] \right)$$

• Soit  $\lambda \in sp(u)$ , alors  $\exists X \in M_{N,1}(\mathbb{R})$ ,  $u(X) = \lambda X$  et  $X \neq 0$

Alors d'une part :  $q_u(X) = \langle u(X), X \rangle = \langle \lambda X, X \rangle = \lambda \|X\|^2$

Et avec l'expression précédentes  $q_u(X) \geq 0$  donc, comme  $\|X\|^2 > 0$ , alors  $\lambda \geq 0$

Les valeurs propres de  $u$  sont donc positives.

Remarque :  $u$  est autoadjoint positif.

15) • Les coefficients de  $H_t$  sont des fonctions de  $t$  qui sont  $C^\infty$ , comme produit de la fonction  $C^\infty (t \mapsto e^{-t})$  et de la fonction  $(t \mapsto \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^n[i, j]}{n!})$  qui est  $C^\infty$  en tant que série entière de rayon de convergence  $+\infty$  (comparaison à la série exponentielle).

On en déduit que  $\Psi$  est dérivable sur  $\mathbb{R}$  comme combinaison linéaire de fonction dérivables.

• Par définition :  $\forall j \in \llbracket 1; N \rrbracket$ ,  $\Psi_X(t)[j] = \sum_{i=1}^N H_t[i, j]X[i] = \sum_{i=1}^N \left( e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^n[i, j]}{n!} \right) X[i]$

On peut dériver cette somme terme à terme, car on a une somme **finie** avec des séries entières de rayon de convergence  $+\infty$  (donc on est sur l'intervalle ouvert de convergence).

$$\Psi'_X(t)[j] = \sum_{i=1}^N \left( e^{-t} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{t^{n-1} K^n[i,j]}{(n-1)!} - e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^n[i,j]}{(n)!} \right) X[i]$$

Changement d'indice dans la première somme puis réorganisation :

$$\begin{aligned} \Psi'_X(t)[j] &= \sum_{i=1}^N \left( e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^{n+1}[i,j]}{n!} - e^{-t} \underbrace{\sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^n[i,j]}{(n)!}}_{H_t[i,j]} \right) X[i] \\ &= - \underbrace{\sum_{i=1}^N H_t[i,j] X[i]}_{(H_t X)[j]} + \sum_{i=1}^N e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^{n+1}[i,j]}{n!} X[i] \end{aligned}$$

On a :  $K^{n+1}[i,j] = \sum_{k=1}^N K^n[i,k] K[k,j]$ , donc :

$$\Psi'_X(t)[j] = -(H_t X)[j] + \sum_{i=1}^N e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n \sum_{k=1}^N K^n[i,k] K[k,j]}{n!} X[i]$$

La série est absolument convergente et les autres sommes sont finies, donc on peut intervertir :

$$\begin{aligned} \Psi'_X(t)[j] &= -(H_t X)[j] + \sum_{k=1}^N K[k,j] \underbrace{\left( \sum_{i=1}^N e^{-t} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{t^n K^n[i,k]}{n!} X[i] \right)}_{(H_t X)[k]} \\ &= -(H_t X)[j] + \sum_{k=1}^N K[k,j] (H_t X)[k] \\ &= -(H_t X)[j] + (K(H_t X))[j] \\ &= -(I_N - K)H_t X[j] \end{aligned}$$

Ceci  $\forall j \in \llbracket 1; N \rrbracket$  donc :

$$\boxed{\Psi_X \text{ est dérivable sur } \mathbb{R} \text{ et } \forall t \in \mathbb{R}, \Psi'_X(t) = -(I_N - K)H_t X}$$

16) On a :  $\varphi_X(t) = \langle \Psi_X(t), \Psi_X(t) \rangle$

L'application  $\langle, \rangle$  est bilinéaire et  $\Psi$  est dérivable, donc  $\varphi_X$  est dérivable sur  $\mathbb{R}$ . De plus :  $\forall t \in \mathbb{R}$

$$\varphi'_X(t) = \langle \Psi'_X(t), \Psi_X(t) \rangle + \langle \Psi_X(t), \Psi'_X(t) \rangle = 2 \langle \Psi'_X(t), \Psi_X(t) \rangle$$

En utilisant la question 15) et la définition de  $\Psi$  :

$$\varphi'_X(t) = 2 \langle -(I_N - K)H_t X, H_t X \rangle = -2q_u(H_t X)$$

$$\text{On a donc : } \boxed{\varphi_X \text{ est dérivable et } \forall t \in \mathbb{R}, \varphi'_X(t) = -2q_u(H_t X)}$$

17) On a  $\ker(u) = \text{Vect}(U)$  et on a  $\langle U, U \rangle = \sum_{i=1}^n U[i]U[i]\pi[i]$

Mais  $U[i] = 1$  donc  $\langle U, U \rangle = \sum_{i=1}^n \pi[i] = 1$  car  $\pi$  est une probabilité.

On a donc  $U$  unitaire pour  $\|\cdot\|$

Alors  $p(H_t X) = \langle H_t X, U \rangle U$

Comme en Q13) on a admis que  $H_t$  était autoadjoint alors :  $p(H_t X) = \langle X, H_t U \rangle U$

Mais on aussi admis que  $H_t$  était un noyau de Markov donc  $H_t U = U$  donc  $p(H_t X) = \langle X, U \rangle U = p(X)$

$$\text{On a donc : } \boxed{\forall t \in \mathbb{R}^+, p(H_t X) = p(X)}$$

18) • Avec Q16) :  $\varphi'_Y(t) = -2q_u(H_t Y)$

Mais  $H_t Y = H_t(X - p(X)) = H_t X - H_t p(X)$  or, comme  $p$  est la projection sur  $Vect(U)$ ,  $p(X) \in Vect(U)$  et  $H_t p(X) = p(X)$  puisque  $H_t U = U$

On en déduit :  $H_t Y = H_t X - p(X)$

On a alors :  $\varphi'_Y(t) = -2q_u(H_t X - p(X))$

On utilise alors Q10) pour avoir :

$$q_u(H_t X - p(X)) \geq \lambda \|H_t X - p(X)\|^2 \Leftrightarrow -2q_u(H_t X - p(X)) \leq -2\lambda \|H_t X - p(X)\|^2$$

En reportant ci-dessus :  $\varphi'_Y(t) \leq -2\lambda \|H_t X - p(X)\|^2 = -2\lambda \|H_t Y\|^2 = -2\lambda \varphi_Y(t)$

On a donc :  $\boxed{\forall t \in \mathbb{R}^+, \varphi'_Y(t) \leq -2\lambda \varphi_Y(t)}$

• Posons, pour tout  $t \in \mathbb{R}^+$  :  $A(t) = e^{-2\lambda t} \varphi_Y(t)$

Alors,  $A$  est dérivable (car  $\varphi_Y$  l'est et que  $t \mapsto e^{-2\lambda t}$  l'est aussi) et :

$$A'(t) = e^{-2\lambda t} \varphi'_Y(t) - 2\lambda e^{-2\lambda t} \varphi_Y(t) = e^{-2\lambda t} [\varphi'_Y(t) - 2\lambda \varphi_Y(t)] \leq 0 \text{ d'après le début de cette question Q18).}$$

On a donc  $A$  décroissante sur  $\mathbb{R}^+$  et donc  $\forall t \in \mathbb{R}^+, A(t) \leq A(0)$

Mais  $A(0) = \varphi_Y(0) = \|H_0 Y\|^2 = \|I_N Y\|^2 = \|Y\|^2 = \|X - p(X)\|^2$

donc  $A(t) \leq A(0)$

$$\Rightarrow e^{-2\lambda t} \varphi_Y(t) \leq \|X - p(X)\|^2$$

$$\Rightarrow \varphi_Y(t) \leq e^{2\lambda t} \|X - p(X)\|^2 \text{ mais } \varphi_Y(t) = \|H_t X - p(X)\|^2$$

$$\Rightarrow \|H_t X - p(X)\|^2 \leq e^{2\lambda t} \|X - p(X)\|^2$$

On a donc :  $\boxed{\forall t \in \mathbb{R}^+, \|H_t X - p(X)\|^2 \leq e^{2\lambda t} \|X - p(X)\|^2}$

19) On va appliquer Q18) avec  $X = E_i$ . Alors  $p(E_i) = \langle E_i, U \rangle U$

$$\text{Mais } \langle E_i, U \rangle = \sum_{k=1}^n \underbrace{E_i[k]}_{=0 \text{ si } k \neq i} U[k] \pi[k] = \underbrace{E_i[i]}_{=1} \underbrace{U[i]}_{=1} \pi[i] = \pi[i]$$

donc  $p(E_i) = \pi[i]U$

Alors  $E_i - p(E_i) = E_i - \pi[i]U$  dont toute les coordonnées valent  $-\pi[i]$  sauf la  $i$ -ème qui vaut  $1 - \pi[i]$

Alors  $\|E_i - p(E_i)\|^2$

$$= \sum_{k=1}^N (E_i - p(E_i))[k]^2 \pi[k]$$

$$= \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^N (-\pi[i])^2 \pi[k] + (1 - \pi[i])^2 \pi[i]$$

$$= \pi[i]^2 \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^N \pi[k] + (1 - \pi[i])^2 \pi[i]$$

$$= \pi[i]^2 (1 - \pi[i]) + (1 - \pi[i])^2 \pi[i]$$

$$= (1 - \pi[i]) (\pi[i]^2 + (1 - \pi[i]) \pi[i])$$

$$= (1 - \pi[i]) \pi[i]$$

Alors Q18) donne :  $\|H_t E_i - \pi[i]U\|^2 \leq e^{2\lambda t} (1 - \pi[i]) \pi[i] \leq e^{2\lambda t} \pi[i]$  car  $0 \leq 1 - \pi[i] \leq 1$

En prenant la racine carrée, on obtient :

$$\boxed{\forall i \in \llbracket 1; N \rrbracket, \forall t \in \mathbb{R}^+, \|H_t E_i - \pi[i]U\| \leq e^{-\lambda t} \sqrt{\pi[i]}}$$

$$\begin{aligned}
& 20) \sum_{k=1}^N (H_{t/2}[i, k] - \pi[k])(H_{t/2}[k, j] - \pi[j]) \\
&= \sum_{k=1}^N H_{t/2}[i, k]H_{t/2}[k, j] - \pi[j] \sum_{k=1}^N H_{t/2}[i, k] - \sum_{k=1}^N \pi[k]H_{t/2}[k, j] + \sum_{k=1}^N \pi[k]\pi[j]
\end{aligned}$$

Pour le premier terme on reconnaît  $(H_{t/2}H_{t/2})[i, j] = H_t[i, j]$  d'après Q5).

Comme  $H_{t/2}$  est un noyau de Markov alors :  $\sum_{k=1}^N H_{t/2}[i, k] = 1$

Par  $\pi$  réversibilité on a :  $\pi[k]H_{t/2}[k, j] = H_{t/2}[j, k]\pi[j]$

Et pour le dernier terme  $\sum_{k=1}^N \pi[k] = 1$

$$\begin{aligned}
& \text{Donc } \sum_{k=1}^N (H_{t/2}[i, k] - \pi[k])(H_{t/2}[k, j] - \pi[j]) \\
&= H_t[i, j] - \pi[j] - \sum_{k=1}^N H_{t/2}[j, k]\pi[j] + p[j] \\
&= H_t[i, j] - \underbrace{\sum_{k=1}^N H_{t/2}[j, k] \pi[j]}_{=1} \text{ car } H_{t/2} \text{ noyau de Markov}
\end{aligned}$$

$$\text{Donc } \boxed{\sum_{k=1}^N (H_{t/2}[i, k] - \pi[k])(H_{t/2}[k, j] - \pi[j]) = H_t[i, j] - \pi[j]}$$

21) Par  $\pi$  réversibilité  $H_{t/2}[i, k]\pi[i] = H_{t/2}[k, i]\pi[k]$

Donc  $H_{t/2}[i, k]\pi[i] - \pi[i]\pi[k] = H_{t/2}[k, i]\pi[k] - \pi[i]\pi[k]$

Donc  $\pi[i](H_{t/2}[i, k] - \pi[k]) = \pi[k](H_{t/2}[k, i] - \pi[i])$

Ou encore :  $\frac{H_{t/2}[i, k] - \pi[k]}{\pi[k]} = \frac{H_{t/2}[k, i] - \pi[i]}{\pi[i]}$

Avec Q20) on a donc :

$$H_t[i, j] - \pi[j] = \sum_{k=1}^N (H_{t/2}[i, k] - \pi[k])(H_{t/2}[k, j] - \pi[j]) = \sum_{k=1}^N \frac{H_{t/2}[i, k] - \pi[k]}{\pi[k]} (H_{t/2}[k, j] - \pi[j])\pi[k]$$

$$\text{Avec la relation précédente : } H_t[i, j] - \pi[j] = \sum_{k=1}^N \frac{H_{t/2}[k, i] - \pi[i]}{\pi[i]} (H_{t/2}[k, j] - \pi[j])\pi[k]$$

Notons  $W$  le vecteur tel que  $W[k] = H_{t/2}[k, i] - \pi[i]$  et  $W'$  le vecteur tel que  $W'[k] = H_{t/2}[k, j] - \pi[j]$

Alors :  $H_t[i, j] - \pi[j] = \frac{1}{\pi[i]} \langle W, W' \rangle$

On remarque alors que  $W = H_{t/2}E_i - \pi[i]U$  et que  $W' = H_{t/2}E_j - \pi[j]U$

Par l'inégalité de Cauchy-Schwarz :  $|H_t[i, j] - \pi[j]| \leq \frac{1}{\pi[i]} \|W\| \|W'\|$

Mais par Q19) (avec  $t/2$  au lieu de  $t$ ) :  $\|W\| \leq e^{-\lambda t/2} \sqrt{\pi[i]}$  et  $\|W'\| \leq e^{-\lambda t/2} \sqrt{\pi[j]}$  donc :

$$|H_t[i, j] - \pi[j]| \leq \frac{1}{\pi[i]} e^{-\lambda t/2} \sqrt{\pi[i]} e^{-\lambda t/2} \sqrt{\pi[j]} \text{ donc } \boxed{|H_t[i, j] - \pi[j]| \leq e^{-\lambda t} \sqrt{\frac{\pi[j]}{\pi[i]}}}$$

Comme  $\lambda$  est la plus petite valeur propre non nulle de  $u$  alors  $\lambda > 0$  et donc  $e^{-\lambda t} \xrightarrow[t \rightarrow +\infty]{} 0$

Avec l'inégalité ci-dessus on en déduit :  $\lim_{t \rightarrow +\infty} H_t[i, j] - \pi[j] = 0$  et donc  $\boxed{\lim_{t \rightarrow +\infty} H_t[i, j] = \pi[j]}$

Remarque : On peut aussi écrire  $\lim_{t \rightarrow +\infty} H_t = H$  avec  $H = U\pi = \begin{pmatrix} \pi[1] & \pi[2] & \dots & \pi[N] \\ \pi[1] & \pi[2] & \dots & \pi[N] \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \pi[1] & \pi[2] & \dots & \pi[N] \end{pmatrix}$

Comme  $\pi$  est une probabilité alors  $H^2 = H$  et  $H$  est un noyau de Markov.