

# Vitesse de convergence de l'algorithme de Metropolis–Hastings

L'objectif de ce devoir est d'étudier le temps de mélange d'une version de l'algorithme de Metropolis, qui permet de simuler une loi  $\pi$  sur un espace d'états  $\mathfrak{X}$ . Dans tout ce qui suit, on fixe un ensemble fini  $\mathfrak{X}$  et une mesure de probabilité  $\pi$  sur cet ensemble :  $\sum_{x \in \mathfrak{X}} \pi(x) = 1$ . Quitte à réduire la taille de  $\mathfrak{X}$ , on peut supposer  $\pi(x) > 0$  pour tout  $x \in \mathfrak{X}$ . On fixe également une matrice de transition  $Q = (Q(x, y))_{x, y \in \mathfrak{X}}$  sur  $\mathfrak{X}$ , qu'on suppose irréductible. Cette matrice  $Q$  n'a *a priori* aucun rapport avec  $\pi$  (en particulier, la mesure invariante de  $Q$  n'est pas supposée être égale à  $\pi$ ). On impose en revanche l'hypothèse simplificatrice suivante : si  $Q(x, y) > 0$  pour une paire d'états  $(x, y)$ , alors on a aussi  $Q(y, x) > 0$ .

## 1 Forme générale de l'algorithme de Metropolis–Hastings

Soit  $(A(x, y))_{x \neq y}$  une collection de nombres réels compris entre 0 et 1, indexée par les paires d'états  $(x, y)$  de  $\mathfrak{X}$  avec  $x \neq y$ . On appelle *matrice de Metropolis–Hastings de matrice génératrice  $Q$  et de probabilités d'acceptation  $A$*  la matrice stochastique définie par :

$$P(x, y) = \begin{cases} A(x, y) Q(x, y) & \text{si } x \neq y, \\ Q(x, x) + \sum_{x \neq y} (1 - A(x, y)) Q(x, y) & \text{si } x = y. \end{cases}$$

1. Vérifier que  $P$  est bien une matrice stochastique.

Les transitions de la chaîne de Markov  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  associée à la matrice  $P$  se réalisent comme suit : si l'on est au temps  $n$  à l'état  $X_n = x$ , on choisit un état-candidat  $y$  pour la transition  $X_n \rightarrow X_{n+1}$  suivant la loi de transition  $Q(x, \cdot)$ . Si cet état  $y$  est différent de  $x$ , alors :

- conditionnellement au fait que l'état-candidat soit  $y$ , on réalise effectivement la transition  $x \rightarrow y$  ( $X_{n+1} = y$ ) avec probabilité  $A(x, y)$  ;
- avec probabilité conditionnelle  $1 - A(x, y)$ , on reste en l'état  $x$ .

L'algorithme de Metropolis–Hastings correspond au choix de coefficients d'acceptation  $A(x, y)$  tels que la mesure invariante de  $P$  soit la loi  $\pi$  fixée initialement. Soit  $S = (S(x, y))_{x \neq y}$  une famille symétrique ( $S(x, y) = S(y, x)$  pour tout couple  $(x, y)$  d'états distincts), et

$$T(x, y) = \begin{cases} \frac{\pi(x) Q(x, y)}{\pi(y) Q(y, x)} & \text{si } Q(x, y) > 0, \\ 0 & \text{si } Q(x, y) = 0. \end{cases}$$

On pose alors  $A(x, y) = \frac{S(x, y)}{1 + T(x, y)}$ .

2. On suppose que  $0 \leq S(x, y) \leq 1 + \min(T(x, y), T(y, x))$  pour tout couple  $(x, y)$ . Montrer que la matrice de Metropolis–Hastings  $P$  de matrice génératrice  $Q$  et de probabilités d'acceptation  $A$  admet pour mesure réversible (et donc invariante)  $\pi$ .

- Donner une condition suffisante simple sur la matrice  $S$  pour que la matrice stochastique  $P$  soit irréductible et apériodique. En déduire que dès que  $\text{card}(\mathfrak{X}) \geq 2$ , il existe une infinité de matrices stochastiques irréductibles apériodiques  $P$  pour lesquelles  $\pi$  est la mesure réversible.

Une matrice stochastique  $P$  privilégiée pour l'algorithme de Metropolis correspond au choix extrémal pour les coefficients  $S(x, y)$  : dans tout ce qui suit, on suppose que

$$S(x, y) = 1 + \min(T(x, y), T(y, x)) \quad \text{pour tout couple } x \neq y.$$

- Montrer que sous ces hypothèses, les coefficients d'acceptation  $A(x, y)$  s'écrivent

$$A(x, y) = \begin{cases} \min\left(1, \frac{\pi(y)Q(y, x)}{\pi(x)Q(x, y)}\right) & \text{si } Q(x, y) > 0, \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Que dire de la matrice  $P$  si  $\pi$  est réversible pour  $Q$ ? Montrer dans tous les cas que si  $Q$  est irréductible apériodique, alors  $P$  est irréductible apériodique de mesure réversible  $\pi$ .

## 2 Vitesse de convergence et forme de Dirichlet

On rappelle l'inégalité suivante : si  $P$  matrice stochastique irréductible admettant une mesure réversible  $\pi$  a pour valeurs propres  $1 = \lambda_1 > \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$ , alors la chaîne de Markov  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  associée à  $P$  vérifie pour tout temps  $n$

$$d_{\text{TV}}(\pi_n, \pi) \leq C e^{-\rho n}, \quad \text{avec } C = \frac{1}{2} \sqrt{\max_{x \in \mathfrak{X}} \left( \frac{1}{\pi(x)} - 1 \right)},$$

où  $\rho = \min(1 - |\lambda_2|, 1 - |\lambda_N|)$  est le trou spectral de  $P$ , et  $\pi_n = \pi_0 P^n$  est la loi marginale de  $X_n$ . L'objectif de cette section est d'obtenir des estimées simples de ce trou spectral. On va introduire à cet effet la *forme de Dirichlet* d'une paire (matrice stochastique  $P$ , mesure réversible  $\pi$ ).

- On fixe une matrice  $P$  de loi réversible  $\pi$  (par exemple la matrice définie dans la section précédente par la méthode de Metropolis-Hastings). On définit l'énergie de Dirichlet d'une fonction  $f : \mathfrak{X} \rightarrow \mathbb{R}$  par la formule suivante :

$$\mathcal{E}(f) = \langle (I - P)f \mid f \rangle_\pi = \sum_{x \in \mathfrak{X}} \pi(x) ((I - P)f)(x) f(x),$$

où  $I$  est la matrice identité et  $I - P$  agit sur les fonctions à gauche (les fonctions sont vues comme des vecteurs colonnes). Montrer que l'énergie de Dirichlet se réécrit sous la forme

$$\mathcal{E}(f) = \frac{1}{2} \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x) P(x, y) (f(x) - f(y))^2,$$

et donc qu'elle est positive. Si  $f$  est une fonction arbitraire et  $c$  est une constante, quelles sont les relations entre les énergies  $\mathcal{E}(f)$  et  $\mathcal{E}(f + c)$ ?

- On considère une base de diagonalisation  $(f_1, f_2, \dots, f_N)$  de la matrice  $P$  correspondant aux valeurs propres ordonnées  $1 = \lambda_1 > \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$ . Comme  $\pi$  est réversible par rapport à  $P$ , on peut supposer que cette base est orthonormée dans  $\mathcal{L}^2(\mathfrak{X}, \pi)$ . Montrer qu'on peut prendre pour  $f_1$  la fonction constante égale à 1. Montrer aussi que toutes les autres fonctions  $f_2, \dots, f_N$  ont moyenne nulle sous  $\pi$  :  $\pi(f_i) = \sum_{x \in \mathfrak{X}} \pi(x) f_i(x) = 0$  si  $i \geq 2$ .

7. La variance d'une fonction  $f$  sous la mesure  $\pi$  est donnée par

$$\text{Var}_\pi(f) = \sum_{x \in \mathfrak{X}} \pi(x) (f(x) - \pi(f))^2.$$

Montrer que  $\text{Var}_\pi(f) = 0$  si et seulement si  $f$  est une fonction constante. Montrer ensuite la caractérisation suivante de la seconde valeur propre  $\lambda_2$  de  $P$  :

$$1 - \lambda_2 = \inf \left\{ \frac{\mathcal{E}(f)}{\text{Var}_\pi(f)} \mid f : \mathfrak{X} \rightarrow \mathbb{R}, f \text{ fonction non constante} \right\}.$$

On pourra décomposer une fonction  $f$  sur la base  $(f_1, \dots, f_N)$  de la question précédente.

8. Montrer aussi que pour toute valeur propre  $\lambda_i$  de  $P$ , il existe  $x \in \mathfrak{X}$  tel que

$$|\lambda_i - P(x, x)| \leq 1 - P(x, x).$$

On pourra considérer  $x$  tel que  $|f_i(x)|$  soit maximal. En déduire que  $1 + \lambda_N \geq 2 \min_{x \in \mathfrak{X}} P(x, x)$ .

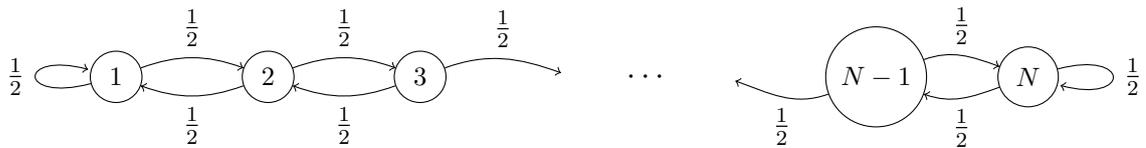
### 3 Simulation d'une loi à décroissance exponentielle

Dans cette dernière section, on considère l'espace des états  $\mathfrak{X} = [1, N]$ , et une mesure de probabilité sur  $\mathfrak{X}$  qui s'écrit sous la forme

$$\pi(x) = \frac{1}{Z_a} a^{h(x)},$$

où  $a \in (0, 1)$ ,  $h : [1, N] \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction telle que  $h(x+1) - h(x) \geq 1$  pour tout  $x \in [1, N-1]$ , et  $Z_a$  est la constante de normalisation telle que  $Z_a = \sum_{x=1}^N a^{h(x)}$ . On a donc une loi à décroissance au moins exponentielle, concentrée sur les petits entiers de  $[1, N]$ .

9. On considère la matrice de transition  $Q$  associée à la marche aléatoire symétrique sur  $[1, N]$ , avec probabilités de rebond  $\frac{1}{2}$  aux deux bords 1 et  $N$  :



Montrer que la matrice stochastique  $P$  associée à  $Q$  et à la mesure  $\pi$  par l'algorithme de Metropolis-Hastings de la première partie est donnée par les valeurs suivantes :

$$\begin{aligned} P(x, x-1) &= \frac{1}{2} && \text{si } x \geq 2; \\ P(x, x+1) &= \frac{a^{h(x+1)-h(x)}}{2} && \text{si } x \leq N-1; \\ P(x, x) &= \frac{1 - a^{h(x+1)-h(x)}}{2} && \text{si } 2 \leq x \leq N-1; \end{aligned}$$

$$P(1, 1) = 1 - \frac{a^{h(2)-h(1)}}{2} \text{ et } P(N, N) = \frac{1}{2}.$$

10. Montrer que la plus petite valeur propre  $\lambda_N$  de la matrice  $P$  est plus grande que  $-a$ .

Pour toute paire d'états distincts ( $x \neq y$ ) de  $\mathfrak{X}$ , on note  $c(x, y) = \pi(x) P(x, y)$ , qui est symétrique en  $(x, y)$ . On introduit également le chemin  $\gamma_{x,y}$  qui est le chemin le plus court reliant  $x$  à  $y$  dans le graphe de la matrice de transition  $Q$ ; si  $x < y$ , alors  $\gamma_{x,y}$  est constitué des transitions  $x \rightarrow x+1 \rightarrow \dots \rightarrow y-1 \rightarrow y$ , et on a une description similaire si  $x > y$ . On peut voir  $\gamma_{x,y}$  comme une suite d'arêtes orientées  $e = (e_- \rightarrow e_+)$ .

11. Pour  $x \neq y$ , on pose  $D(x, y) = \sum_{f \in \gamma_{x,y}} \frac{1}{(c(f))^{1/2}}$ . Montrer la suite d'inégalités suivantes : pour toute fonction  $f : \mathfrak{X} \rightarrow \mathbb{R}$ ,

$$\begin{aligned} \text{Var}_\pi(f) &= \frac{1}{2} \sum_{x \neq y} \pi(x)\pi(y) (f(x) - f(y))^2 \\ &\leq \frac{1}{2} \sum_{x \neq y} \pi(x)\pi(y) D(x, y) \left( \sum_{e \in \gamma_{x,y}} (c(e))^{1/2} (f(e_-) - f(e_+))^2 \right) \\ &\leq \frac{1}{2} \sum_e c(e) (f(e_-) - f(e_+))^2 \left( \frac{1}{(c(e))^{1/2}} \sum_{x,y | e \in \gamma_{x,y}} \pi(x)\pi(y) D(x, y) \right) \end{aligned}$$

où la dernière somme  $\sum_e$  est effectuée sur toutes les arêtes orientées ( $x \rightarrow x+1$ ) ou ( $x \rightarrow x-1$ ) du graphe de la matrice  $Q$ . En déduire que la seconde valeur propre de  $P$  vérifie :

$$\frac{1}{1 - \lambda_2} \leq A = \max_e \left( \frac{1}{(c(e))^{1/2}} \sum_{x,y | e \in \gamma_{x,y}} \pi(x)\pi(y) D(x, y) \right).$$

12. Montrer que si  $e = (x \rightarrow x+1)$  ou  $(x+1 \rightarrow x)$ , alors  $c(e) = \frac{\pi(x+1)}{2}$ . En déduire que pour tout couple  $x < y$ ,

$$D(x, y) \leq \frac{\sqrt{2}}{(\pi(y))^{1/2} (1 - a^{1/2})}.$$

On pourra borner  $(\pi(y))^{1/2} D(x, y)$  par une série géométrique. Montrer finalement qu'on peut borner supérieurement  $A$  par

$$A \leq \frac{2}{(1 - a^{1/2})^2}.$$

On pourra remarquer que si  $e = (u, u+1)$ , alors les  $x, y$  tels que  $e \in \gamma_{x,y}$  sont  $x \in [1, u]$  et  $y \in [u+1, N]$ .

13. Déduire des questions précédentes le résultat suivant : le trou spectral  $\rho$  de la matrice de Metropolis-Hastings  $P$  pour la simulation de la loi  $\pi$  vérifie

$$\rho \geq \rho(a) = \frac{(1 - a^{1/2})^2}{2}.$$

14. Modifier légèrement la preuve du théorème C.8 des notes de cours pour établir l'inégalité suivante : si l'on part de l'état initial  $1$  ( $\pi_0 = \delta_1$ ), alors la loi  $\pi_n = \delta_1 P^n$  vérifie :

$$d_{\text{TV}}(\pi_n, \pi) \leq F(a) e^{-\rho(a)n}$$

pour tout temps  $n \in \mathbb{N}$ , et pour une certaine fonction  $F(a)$  qu'on explicitera et qui ne dépend que de  $a$  (en particulier, elle ne dépend pas de  $N$ ).

15. Écrire un programme Python ou Sage qui simule la loi  $\pi$  lorsque  $h(x) = x$  et lorsque  $h(x) = x + \log x$  (pour tous  $a$  et  $N$ ). Peut-on calculer  $Z_a$  pour ces modèles, et en a-t-on besoin ?

## Corrigé

1. Les coefficients de la matrice  $P$  sont des combinaisons linéaires à coefficients positifs de coefficients de la matrice stochastique  $Q$ , donc sont positifs. Sur chaque ligne, on a

$$\begin{aligned} \sum_{y \in \mathfrak{X}} P(x, y) &= P(x, x) + \sum_{y \neq x} P(x, y) \\ &= Q(x, x) + \sum_{y \neq x} (1 - A(x, y)) Q(x, y) + \sum_{y \neq x} A(x, y) Q(x, y) \\ &= Q(x, x) + \sum_{y \neq x} Q(x, y) = \sum_{y \in \mathfrak{X}} Q(x, y) = 1, \end{aligned}$$

donc  $P$  est bien stochastique.

2. L'hypothèse  $0 \leq S(x, y) \leq 1 + \min(T(x, y), T(y, x))$  garantit que les coefficients d'acceptation  $A(x, y)$  sont tous compris entre 0 et 1. Vérifions maintenant la réversibilité de la mesure  $\pi$  par rapport à  $P$ . Si  $x \neq y$ , on a

$$\pi(x) P(x, y) = \pi(x) A(x, y) Q(x, y) = \begin{cases} \frac{\pi(x) \pi(y) Q(x, y) Q(y, x) S(x, y)}{\pi(x) Q(x, y) + \pi(y) Q(y, x)} & \text{si } Q(x, y) > 0, \\ 0 & \text{si } Q(x, y) = Q(y, x) = 0. \end{cases}$$

Cette expression est symétrique en  $x$  et  $y$ , car  $S(x, y)$  est une matrice symétrique. On obtient donc le même résultat en calculant  $\pi(y) P(y, x)$ , d'où la réversibilité.

3. Supposons  $S(x, y) \in (0, 1)$  pour toute paire  $(x, y)$  d'états distincts. Alors, le coefficient d'acceptation  $A(x, y)$  est toujours compris strictement entre 0 et 1. Comme la matrice  $Q$  est irréductible, on en déduit que la matrice  $P$  l'est aussi : si  $x$  et  $y$  sont deux états distincts et  $Q(x, x_1) Q(x_1, x_2) \cdots Q(x_{n-1}, y) > 0$  pour une certaine chaîne d'états  $x \rightarrow x_1 \rightarrow x_2 \rightarrow \cdots \rightarrow y$ , alors on a aussi

$$\begin{aligned} P(x, x_1) P(x_1, x_2) \cdots P(x_{n-1}, y) \\ = (A(x, x_1) A(x_1, x_2) \cdots A(x_{n-1}, y)) (Q(x, x_1) Q(x_1, x_2) \cdots Q(x_{n-1}, y)) > 0. \end{aligned}$$

Par ailleurs, si  $x$  est un état fixé dans  $\mathfrak{X}$ , on a

$$P(x, x) = Q(x, x) + \sum_{y \neq x} (1 - A(x, y)) Q(x, y) > 0$$

par disjonction des cas : c'est clair si  $Q(x, x) > 0$ , et sinon, la somme est une combinaison linéaire à coefficients strictement positifs de termes  $Q(x, y)$  non tous nuls. Ceci implique l'apériodicité de la chaîne de Markov associée à la matrice  $P$ .

Comme on peut choisir arbitrairement les coefficients  $S(x, y)$  dans  $(0, 1)$ , on en déduit qu'il existe une infinité (non dénombrable) de matrices  $P$  correspondant à ces choix, et d'après la question précédente toutes ces matrices ont pour mesure réversible  $\pi$ .

4. On calcule avec  $S(x, y) = 1 + \min(T(x, y), T(y, x))$  :

$$A(x, y) = \frac{1 + \min(T(x, y), T(y, x))}{1 + T(x, y)} = \min \left( 1, \frac{1 + T(y, x)}{1 + T(x, y)} \right) = \min \left( 1, \frac{\pi(y) Q(y, x)}{\pi(x) Q(x, y)} \right)$$

en supposant  $Q(x, y) > 0$ . Si  $Q(x, y) = Q(y, x) = 0$ , alors  $T(x, y) = T(y, x) = 0$ ,  $S(x, y) = 1$  et  $A(x, y) = 1$ . La formule pour les coefficients d'acceptation est donc établie.

Supposons  $\pi$  réversible pour  $Q$ . Alors,  $A(x, y) = 1$  pour tout couple  $(x, y)$ , donc  $P = Q$ . Supposons finalement  $Q$  irréductible apériodique. Notons que alors si  $Q(x, y) > 0$ , on a aussi  $A(x, y) > 0$ , donc :

$$Q(x, y) > 0 \iff P(x, y) > 0.$$

Ceci implique que  $P$  est irréductible, et que les chaînes  $x \rightarrow x_1 \rightarrow x_2 \rightarrow \dots \rightarrow x_{n-1} \rightarrow x$  pour la matrice  $Q$  sont les mêmes que pour la matrice  $P$ . L'ensemble des périodes de retour  $R(x) = \{n \mid Q^n(x, x) > 0\}$  est donc le même que  $\{n \mid P^n(x, x) > 0\}$ ; et si  $Q$  est apériodique, alors il en va de même pour  $P$ . Finalement, d'après la question 2.,  $P$  admet pour mesure réversible  $\pi$ .

5. Développons l'expression donnée pour l'énergie de Dirichlet :

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x) P(x, y) (f(x) - f(y))^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x) P(x, y) (f(x)^2 + f(y)^2) - \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x) f(x) P(x, y) f(y) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x) P(x, y) f(x)^2 + \frac{1}{2} \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(y) P(y, x) f(y)^2 - \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x) f(x) P(x, y) f(y) \\ &= \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x) P(x, y) f(x)^2 - \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x) f(x) P(x, y) f(y) \\ &= \sum_{x \in \mathfrak{X}} \pi(x) f(x)^2 - \sum_{x \in \mathfrak{X}} \pi(x) f(x) (Pf)(x) \\ &= \langle (I - P)(f) \mid f \rangle_\pi \end{aligned}$$

en utilisant à la seconde ligne la réversibilité de  $\pi$  par rapport à  $P$ . On obtient donc bien la formule souhaitée pour l'énergie de Dirichlet, et comme elle ne dépend que des différences  $f(x) - f(y)$ , pour toute constante  $c$ ,

$$\mathcal{E}(f + c) = \mathcal{E}(f).$$

6. Si l'on prend  $f_1 = 1$ , alors  $\pi((f_1)^2) = \sum_{x \in \mathfrak{X}} \pi(x) = 1$ , donc  $f_1$  est bien normée; et

$$(P1)(x) = \sum_{y \in \mathfrak{X}} P(x, y) = 1$$

pour tout  $x \in \mathfrak{X}$ , donc  $P1 = 1$ . Ainsi, on peut prendre comme vecteur propre de  $P$  pour la valeur propre 1 la fonction constante égale à 1. Alors, les autres fonctions  $f_{i \geq 2}$  sont orthogonales à  $f_1$  dans  $\mathcal{L}^2(\mathfrak{X}, \pi)$ , donc

$$0 = \langle f_1 \mid f_i \rangle_\pi = \sum_{x \in \mathfrak{X}} \pi(x) f_i(x) = \pi(f_i).$$

Ces autres fonctions sont donc de moyenne nulle sous la loi  $\pi$ .

7. Si  $f$  est constante à une valeur  $c$ , alors sa moyenne  $\pi(f)$  vaut également  $c$ , donc la variance  $\text{Var}_\pi(f) = \pi((f - \pi(f))^2) = \pi((c - c)^2) = \pi(0) = 0$  s'annule. Réciproquement, si  $\text{Var}_\pi(f) =$

0, alors  $f$  est constante  $\pi$ -presque sûrement, et comme la mesure  $\pi$  charge tout  $\mathfrak{X}$ ,  $f$  est une constante.

Montrons maintenant l'identité annoncée pour la seconde valeur propre. Soit  $f$  une fonction non constante, qu'on décompose sous la forme  $f = \sum_{i=1}^N a_i f_i$ ; l'hypothèse de non constance est équivalente au fait que l'un des coefficients  $a_{i \geq 2}$  est non nul. La variance de  $f$  s'écrit :

$$\text{Var}_\pi(f) = \pi((f - \pi(f))^2) = \pi \left( \left( \sum_{i=1}^N a_i (f_i - \pi(f_i)) \right)^2 \right) = \pi \left( \left( \sum_{i=2}^N a_i f_i \right)^2 \right) = \sum_{i=2}^N (a_i)^2$$

en utilisant le caractère orthonormé des fonctions  $f_i$  dans l'espace  $\mathcal{L}^2(\mathfrak{X}, \pi)$ . Par ailleurs, l'énergie de Dirichlet étant invariante par translation par les constantes, on obtient :

$$\begin{aligned} \mathcal{E}(f) &= \mathcal{E} \left( \sum_{i=2}^N a_i f_i \right) = \left\langle (I - P) \left( \sum_{i=2}^N a_i f_i \right) \middle| \sum_{i=2}^N a_i f_i \right\rangle_\pi \\ &= \left\langle \sum_{i=2}^N a_i (1 - \lambda_i) f_i \middle| \sum_{i=2}^N a_i f_i \right\rangle_\pi = \sum_{i=2}^N (a_i)^2 (1 - \lambda_i). \end{aligned}$$

Le rapport  $\frac{\mathcal{E}(f)}{\text{Var}_\pi(f)}$  vaut donc simplement  $\frac{\sum_{i=2}^N (a_i)^2 (1 - \lambda_i)}{\sum_{i=2}^N (a_i)^2}$  pour une fonction  $f$  non constante. L'identité s'en déduit aisément :

$$\frac{\mathcal{E}(f)}{\text{Var}_\pi(f)} \geq \frac{\sum_{i=2}^N (a_i)^2 (1 - \lambda_2)}{\sum_{i=2}^N (a_i)^2} = 1 - \lambda_2$$

pour toute fonction non constante  $f$ , avec égalité lorsque  $f = f_2$  par exemple.

8. Si  $x$  est tel que  $|f_i(x)| = \max_{y \in \mathfrak{X}} |f_i(y)|$ , alors :

$$\lambda_i f_i(x) = (P f_i)(x) = \sum_{y \in \mathfrak{X}} P(x, y) f_i(y) = P(x, x) f_i(x) + \sum_{y \neq x} P(x, y) f_i(y);$$

$$|\lambda_i - P(x, x)| |f_i(x)| = \left| \sum_{y \neq x} P(x, y) f_i(y) \right| \leq \sum_{y \neq x} P(x, y) |f_i(x)| = (1 - P(x, x)) |f_i(x)|,$$

d'où  $|\lambda_i - P(x, x)| \leq 1 - P(x, x)$ . On en déduit que

$$P(x, x) - \lambda_i \leq 1 - P(x, x) \quad ; \quad \min_{y \in \mathfrak{X}} (2P(y, y)) \leq 2P(x, x) \leq 1 + \lambda_i.$$

C'est en particulier vrai pour  $\lambda_i = \lambda_N$  plus petite valeur propre.

9. Les coefficients d'acceptation sont donnés par

$$A(x, x+1) = a^{h(x+1)-h(x)} \quad ; \quad A(x, x-1) = 1$$

et  $A(x, y) = 1$  pour tout autre couple  $x \neq y$ . Les formules pour la matrice  $P$  s'en déduisent immédiatement.

10. D'après la question 8.,  $1 + \lambda_N \geq 2 \min_{x \in \mathfrak{X}} P(x, x)$ , et le minimum des probabilités de transition  $P(x, x)$  est

$$\min_{x \in \mathfrak{X}} \left( \frac{1 - a^{h(x+1) - h(x)}}{2} \right) \geq \frac{1 - a}{2}.$$

On en déduit que  $\lambda_N \geq -a$ .

11. La première formule est obtenue de façon analogue à la question 5. Ainsi, si l'on développe la demi-somme des termes  $\pi(x)\pi(y) (f(x) - f(y))^2$ , on obtient :

$$\begin{aligned} & \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x)\pi(y) (f(x))^2 - \sum_{x, y \in \mathfrak{X}} \pi(x)\pi(y) f(x) f(y) \\ &= \sum_{x \in \mathfrak{X}} \pi(x) (f(x))^2 - \left( \sum_x \pi(x) f(x) \right)^2 = \pi(f^2) - (\pi(f))^2 = \text{Var}_\pi(f). \end{aligned}$$

Pour la seconde formule, remarquons que

$$\begin{aligned} (f(x) - f(y))^2 &= \left( \sum_{e \in \gamma_{x,y}} (f(e_-) - f(e_+)) \right)^2 = \left( \sum_{e \in \gamma_{x,y}} \frac{1}{(c(e))^{1/4}} (c(e))^{1/4} (f(e_-) - f(e_+)) \right)^2 \\ &\leq \left( \sum_{e \in \gamma_{x,y}} \frac{1}{(c(e))^{1/2}} \right) \left( \sum_{e \in \gamma_{x,y}} (c(e))^{1/2} (f(e_-) - f(e_+))^2 \right) \end{aligned}$$

par l'inégalité de Cauchy-Schwarz. On reconnaît bien le terme  $D(x, y)$ , et la seconde ligne est donc établie. Finalement, la troisième ligne s'en déduit en réorganisant les termes de la somme. Bornons chaque terme

$$\left( \frac{1}{(c(e))^{1/2}} \sum_{x, y \mid e \in \gamma_{x,y}} \pi(x)\pi(y) D(x, y) \right)$$

par la valeur maximale  $A$  sur toutes les arêtes  $e = (x \rightarrow x+1)$  ou  $e = (x+1 \rightarrow x)$ . On obtient ainsi :

$$\text{Var}_\pi(f) \leq \frac{A}{2} \sum_e c(e) (f(e_-) - f(e_+))^2.$$

Or, la somme de droite est aussi donnée par  $\sum_{x,y} \pi(x) P(x, y) (f(x) - f(y))^2$ , donc l'inégalité ci-dessus se réécrit sous la forme :

$$\text{Var}_\pi(f) \leq A \mathcal{E}(f)$$

en vertu de la question 5. Autrement dit, pour toute fonction  $f$  non constante,  $\frac{1}{A} \leq \frac{\mathcal{E}(f)}{\text{Var}_\pi(f)}$ . En prenant  $f$  qui minimise le rapport énergie de Dirichlet sur variance, on conclut que  $1 - \lambda_2 \geq \frac{1}{A}$ .

12. On calcule facilement

$$c(x, x+1) = \pi(x) P(x, x+1) = \frac{1}{Z_a} a^{h(x)} \frac{a^{h(x+1) - h(x)}}{2} = \frac{1}{2Z_a} a^{h(x+1)} = \frac{\pi(x+1)}{2}$$

pour tout  $x \in [1, N - 1]$ . Comme  $\pi$  est réversible pour  $P$ , on obtient le même résultat avec  $c(x + 1, x)$ . Examinons maintenant pour  $x < y$  la quantité  $D(x, y)$  (qui est symétrique en  $x$  et  $y$ ). Les valeurs de  $\pi$  étant décroissantes, on peut écrire :

$$\begin{aligned} D(x, y) &= \sum_{t=x}^{y-1} \frac{1}{(c(t, t+1))^{1/2}} = \sum_{u=x+1}^y \frac{\sqrt{2}}{(\pi(u))^{1/2}} = \frac{\sqrt{2}}{(\pi(y))^{1/2}} \sum_{u=x+1}^y a^{\frac{h(y)-h(u)}{2}} \\ &\leq \frac{\sqrt{2}}{(\pi(y))^{1/2}} \sum_{u=x+1}^y a^{\frac{y-u}{2}} \leq \frac{\sqrt{2}}{(\pi(y))^{1/2} (1 - a^{1/2})} \end{aligned}$$

en bornant la dernière somme par une série géométrique de raison  $a^{1/2}$ . On en déduit que pour toute arête  $e = (u \rightarrow u + 1)$ , on a :

$$\frac{1}{(c(e))^{1/2}} \sum_{x, y | e \in \gamma_{x, y}} \pi(x)\pi(y) D(x, y) \leq \frac{2}{(\pi(u+1))^{1/2} (1 - a^{1/2})} \sum_{\substack{1 \leq x \leq u \\ u+1 \leq y \leq N}} \pi(x) (\pi(y))^{1/2}.$$

La somme sur  $x$  peut être bornée par 1, et la somme sur  $y$  peut être bornée comme précédemment par  $\frac{(\pi(u+1))^{1/2}}{1 - a^{1/2}}$ . On conclut que pour toute arête  $e$ ,

$$\frac{1}{(c(e))^{1/2}} \sum_{x, y | e \in \gamma_{x, y}} \pi(x)\pi(y) D(x, y) \leq \frac{2}{(1 - a^{1/2})^2},$$

et ceci est donc une borne supérieure sur  $A$ .

13. Le trou spectral est la distance minimale que l'on peut mettre en  $\{-1, 1\}$  et  $\{\lambda_2, \lambda_N\}$ . Or, on a les inégalités :

$$-1 + (1 - a) = -a \leq \lambda_N \leq \lambda_2 \leq 1 - \frac{(1 - a^{1/2})^2}{2}.$$

d'après les questions 10. et 12. Le trou spectral vaut donc au minimum

$$\min \left( 1 - a, \frac{(1 - a^{1/2})^2}{2} \right).$$

Pour  $a \in (0, 1)$ , on a trivialement  $1 - a \geq (1 - a^{1/2})^2$ , donc le minimum des deux valeurs est  $\frac{(1 - a^{1/2})^2}{2}$ .

14. En modifiant très légèrement la preuve de l'inégalité sur la distance en variation totale (dans le cas où la loi initiale  $\pi_0$  est connue et concentrée en un point  $x$ ), on obtient

$$d_{\text{TV}}(\delta_x P^n, \pi) \leq \left( \frac{1}{2} \sqrt{\frac{1}{\pi(x)} - 1} \right) e^{-\rho n}.$$

Ici,  $\pi(1) = \frac{a^{h(1)}}{Z_a}$ , donc  $\frac{1}{\pi(x)} - 1 = \sum_{i=2}^N a^{h(i)-h(1)} \leq \frac{a}{1-a}$  en bornant par une somme géométrique. On obtient donc l'inégalité demandée avec  $F(a) = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{a}{1-a}}$ .