

# Quelques propriétés des graphes géométriques poissonniens

L'objectif de ce devoir est d'étudier certaines propriétés des modèles de *graphes géométriques poissonniens*. Dans tout ce qui suit, on fixe un entier  $d \geq 2$  et un paramètre réel  $\iota > 0$ . La mesure de Lebesgue est notée  $dx$ , et l'ensemble des mesures atomiques sur  $\mathbb{R}^d$  est noté  $\mathcal{M}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ . Si  $\mu$  et  $\nu$  sont deux mesures atomiques, on notera  $\mu \leq \nu$  si tous les atomes de  $\mu$  sont des atomes de  $\nu$  (autrement dit,  $\nu - \mu$  est encore une mesure atomique positive). Finalement,  $\mathcal{P}(\iota)$  désigne une mesure aléatoire de Poisson sur  $\mathbb{R}^d$  d'intensité  $\iota dx$ .

**Partie I. Théorie de Palm.** Si  $n \geq 1$ , on note  $\mathcal{M}_{(n)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$  l'ensemble des *mesures atomiques sur  $\mathbb{R}^d$  avec  $n$  points marqués* : c'est l'ensemble des paires de mesures atomiques  $\pi = (\mu, \nu)$  avec  $\mu \leq \nu$ , et  $\mu = \sum_{i=1}^n \delta_{x_i}$ , les  $x_i$  étant des points arbitraires dans  $\mathbb{R}^d$ . On équipe  $\mathcal{M}_{(n)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$  de la plus petite tribu qui rend mesurables les applications  $\pi \mapsto \mu(A)$  et  $\pi \mapsto \nu(A)$ ,  $A$  partie borélienne de  $\mathbb{R}^d$ .

1. Montrer que la projection

$$\begin{aligned} \mathcal{M}_{(n)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) &\rightarrow \mathcal{M}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \\ (\mu, \nu) &\mapsto \nu \end{aligned}$$

est une application mesurable. Si  $n = 1$ , on note  $\pi = (\delta_x, \nu) = (x, \nu)$  les éléments de  $\mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ . Établir la mesurabilité de l'application

$$\begin{aligned} \mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) &\rightarrow \mathbb{R}^d \\ (x, \nu) &\mapsto x. \end{aligned}$$

2. On fixe une partie mesurable bornée  $A \subset \mathbb{R}^d$  avec  $\text{vol}(A) = \int_{\mathbb{R}^d} 1_A(x) dx \neq 0$ , et  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une suite de variables i.i.d. de loi  $\frac{1_A(x) dx}{\text{vol}(A)}$ . Expliquer comment construire à partir de cette suite une mesure aléatoire de Poisson  $M$  d'intensité  $\iota 1_A(x) dx$ . Soit  $M'$  une autre mesure aléatoire de Poisson indépendante de  $M$  et d'intensité  $\iota 1_{\mathbb{R}^d \setminus A}(x) dx$ . Quelle est la loi de  $M + M'$ ?
3. On fixe une mesure aléatoire de Poisson  $P = \mathcal{P}(\iota)$ , et on note  $P_{|\mathbb{R}^d \setminus A}$  la mesure aléatoire  $P$  restreinte au complémentaire de  $A$ , et  $N = P(A)$ . On considère une fonction  $h : \mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée. Démontrer l'identité suivante :

$$\mathbb{E} \left[ \sum_{x \in A \cap \text{support}(P)} h(x, P) \mid (N, P_{|\mathbb{R}^d \setminus A}) \right] = \frac{N}{(\text{vol}(A))^N} \int_{A^N} h \left( x_1, \sum_{i=1}^N \delta_{x_i} + P_{|\mathbb{R}^d \setminus A} \right) dx_1 \cdots dx_N.$$

4. On suppose que  $h$  est invariante par translation :  $h(x, \nu) = h(0, \nu(\cdot + x))$ . Montrer que :

$$\mathbb{E} \left[ \sum_{x \in A \cap \text{support}(\mathcal{P}(\iota))} h(x, \mathcal{P}(\iota)) \right] = \iota \text{vol}(A) \mathbb{E}[h(0, \delta_0 + \mathcal{P}(\iota))].$$

5. Soit  $n \geq 1$ , et  $\mathcal{B}(n, A) = \sum_{i=1}^n \delta_{X_i}$  la *mesure aléatoire binomiale* à valeurs dans  $A$ , les  $X_i$  étant i.i.d. uniformes dans  $A$ . On considère une fonction  $k : \mathcal{M}_{(n)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \rightarrow \mathbb{R}$  mesurable bornée, et une mesure aléatoire de Poisson  $\mathcal{P}(\iota)$  indépendante de la mesure aléatoire binomiale. Adapter les arguments des questions précédentes pour montrer que :

$$\mathbb{E} \left[ \sum_{\substack{X \subset A \cap \text{support}(\mathcal{P}(\iota)) \\ \text{card } X = n}} k \left( \sum_{x \in X} \delta_x, \mathcal{P}(\iota) \right) \right] = \frac{(\iota \text{vol}(A))^n}{n!} \mathbb{E}[k(\mathcal{B}(n, A), \mathcal{B}(n, A) + \mathcal{P}(\iota))].$$

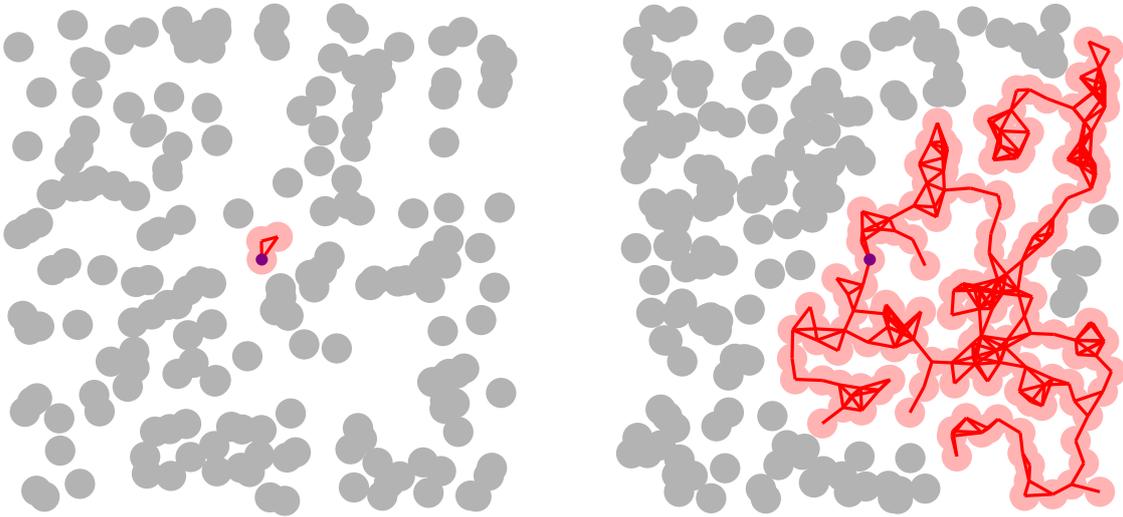
**Partie II. Loi de la taille d'un cluster.** Si  $\mu \in \mathcal{M}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ , le *graphe géométrique*  $\Gamma_{\text{geom}}(\mu)$  est le graphe dont les sommets sont les atomes de  $\mu$ , et dont les arêtes sont les paires  $(x, y)$  avec  $\|x - y\| \leq 1$ , la norme  $\|\cdot\|$  étant la norme euclidienne standard de  $\mathbb{R}^d$ . Si  $\pi = (x, \mu)$  est une mesure marquée dans  $\mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ , on note également  $\Gamma_{\text{geom}}(\pi) = \Gamma_{\text{geom}}(\mu)$ , qu'on considère comme graphe enraciné en le sommet  $x$ . Soit  $\mathcal{P}^*(\iota) = (0, \delta_0 + \mathcal{P}(\iota))$  la mesure aléatoire de Poisson marquée au point 0 ; c'est un élément aléatoire de  $\mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ . On note

$$\Gamma_{\text{geom}}(\iota) = \Gamma_{\text{geom}}(\mathcal{P}(\iota)) \quad ; \quad \Gamma_{\text{geom}}^*(\iota) = \Gamma_{\text{geom}}(\mathcal{P}^*(\iota))$$

et

$$W^* = \{x \text{ atome de } \mathcal{P}^*(\iota) \mid x \text{ est dans la composante connexe de } 0 \text{ dans } \Gamma_{\text{geom}}^*(\iota)\}.$$

Autrement dit, si  $x \in W^*$ , alors il existe une suite  $0 = x_0, x_1, \dots, x_n = x$  d'atomes de  $\mathcal{P}^*(\iota)$  avec  $\|x_j - x_{j+1}\| \leq 1$  pour tout  $j \in \llbracket 0, n-1 \rrbracket$ . On a représenté ci-dessous deux simulations de  $\Gamma_{\text{geom}}^*(\iota)$  avec  $d = 2$  et  $\iota \in \{3, 5\}$  ; les atomes de la mesure aléatoire poissonnienne sont représentés par des boules euclidiennes de rayon  $\frac{1}{2}$ , de sorte que deux points sont connectés si et seulement si les boules correspondantes s'intersectent. La composante connexe  $W$  de 0 est coloriée en rouge.



On cherche dans cette partie une formule pour  $p_n(\iota) = \mathbb{P}[|W^*| = n]$ ,  $n \geq 1$ .

1. Si  $x$  est un sommet d'un graphe  $G$ , on note  $cc(x, G)$  sa composante connexe. Soit  $R \geq 1$  un paramètre réel et

$$M_R = \text{card} \{x \in \mathcal{P}(\iota) \cap [-R, R]^d \mid |cc(x, \Gamma_{\text{geom}}(\iota))| = n\}.$$

Montrer que  $\mathbb{E}[M_R] = \iota (2R)^d p_n(\iota)$ . On pourra exhiber une fonction  $h : \mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \rightarrow \mathbb{R}$  vérifiant les hypothèses de la question I.3 (attention aux problèmes de mesurabilité).

2. On dit qu'un sommet  $x$  d'un graphe  $G$  est à gauche si  $x^{(1)} = \min(\{y^{(1)}, y \in \text{cc}(x, G)\})$ , avec  $x = (x^{(1)}, \dots, x^{(d)})$  dans  $\mathbb{R}^d$ . On pose :

$$\begin{aligned}\bar{M}_R &= \text{card} \{x \in \mathcal{P}(\iota) \cap [-R, R]^d \mid |\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\iota))| = n \text{ et } x \text{ est à gauche}\}; \\ \bar{p}_n(\iota) &= \mathbb{P}[|W^*| = n \text{ et } 0 \text{ est à gauche dans } \Gamma_{\text{geom}}^*(\iota)].\end{aligned}$$

Montrer que  $\mathbb{E}[\bar{M}_R] = \iota(2R)^d \bar{p}_n(\iota)$ , et que  $\mathbb{E}[|M_R - n \bar{M}_R|] = O(R^{d-1})$ . On pourra introduire l'ensemble  $V$  des atomes  $x \in \mathcal{P}(\iota)$  tels que  $|\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\iota))| = n$  et tels que le point le plus à gauche de  $\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\iota))$  tombe dans  $[-R, R]^d$ .

3. Montrer que  $\bar{p}_n(\iota) = \frac{p_n(\iota)}{n}$  pour tout  $n \geq 1$ .
4. On considère la fonction  $k : \mathcal{M}_{(n-1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \rightarrow \mathbb{R}$  qui à une paire  $(\sum_{i=2}^n \delta_{x_i}, \mu)$  associe :
- 1 si  $\{0, x_2, \dots, x_n\}$  est la composante connexe de 0 dans  $\Gamma_{\text{geom}}(0, \delta_0 + \mu)$ , et si 0 est à gauche ;
  - 0 sinon.

Montrer que pour  $R$  assez grand, on a l'identité

$$1_{|W^*|=n \text{ et } 0 \text{ est à gauche}} = \sum_{\substack{X \subset [-R, R]^d \cap \mathcal{P}(\iota) \\ \text{card } X = n-1}} k\left(\sum_{x \in X} \delta_x, \mathcal{P}(\iota)\right).$$

En déduire à l'aide des questions précédentes la formule suivante :

$$\frac{p_n(\iota)}{n} = \frac{\iota^{n-1}}{(n-1)!} \int_{(\mathbb{R}^d)^{n-1}} \mathbb{E}\left[k\left(\sum_{i=2}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=2}^n \delta_{x_i} + \mathcal{P}(\iota)\right)\right] dx_2 \cdots dx_n.$$

5. On note  $k(x_2, \dots, x_n) = k(\sum_{i=2}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=2}^n \delta_{x_i})$ , et  $A(x_1, \dots, x_n) = \text{vol}(\bigcup_{i=1}^n B(x_i, 1))$ , où  $B(x, 1)$  est la boule euclidienne de rayon 1 centrée en  $x$ . Montrer que

$$\mathbb{E}\left[k\left(\sum_{i=2}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=2}^n \delta_{x_i} + \mathcal{P}(\iota)\right)\right] = k(x_2, \dots, x_n) e^{-\iota A(0, x_2, \dots, x_n)}.$$

6. On définit finalement une fonction  $K : (\mathbb{R}^d)^n \rightarrow \{0, 1\}$  :

$$K(x_1, \dots, x_n) = 1_{(x_1^{(1)} < x_2^{(1)} < \dots < x_n^{(1)} \text{ et } \Gamma_{\text{geom}}(\sum_{i=1}^n \delta_{x_i}) \text{ est connexe})}.$$

Montrer que

$$\frac{p_n(\iota)}{n} = \iota^{n-1} \int_{(\mathbb{R}^d)^{n-1}} K(0, x_2, \dots, x_n) e^{-\iota A(0, x_2, \dots, x_n)} dx_2 \cdots dx_n.$$

7. Montrer que pour tous entiers  $n, m \geq 1$ ,

$$\frac{p_{n+m-1}(\iota)}{n+m-1} \geq \frac{p_n(\iota)}{n} \frac{p_m(\iota)}{m}.$$

En déduire qu'il existe une constante  $\zeta(\iota)$  telle que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(-\frac{\log p_n(\iota)}{n}\right) = \zeta(\iota).$$

On peut montrer que si  $\nu$  est assez petit, alors  $\zeta(\nu) > 0$ , de sorte que les probabilités  $p_n(\nu)$  décroissent exponentiellement avec  $n$ . Par contre, si  $\nu$  est plus grand qu'un certain paramètre critique  $\nu_c(d) > 0$ , alors  $\zeta(\nu) = 0$  et on a  $-\log p_n(\nu) = O(n^{1-d^{-1}})$ .

**Partie III. Existence d'une composante connexe infinie.** On note  $p_\infty(\nu) = \mathbb{P}[|W^*| = \infty]$  la probabilité pour que la composante connexe de 0 dans  $\Gamma_{\text{geom}}^*(\nu)$  soit infinie. L'objectif de cette partie est de montrer que  $p_\infty(\nu) = 0$  pour  $\nu$  assez petit. On notera dans ce qui suit  $V(d) = \text{vol}(B(0, 1))$  le volume de la boule unité.

1. Montrer que  $\nu \mapsto p_\infty(\nu)$  est une fonction croissante.
2. Soit  $(M_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une suite de mesures aléatoires de Poisson indépendantes de paramètre  $\nu$  sur  $\mathbb{R}^d$ . On construit par récurrence des ensembles  $X_{n \geq 0}$  et  $S_{n \geq 0}$  comme suit :  $X_0 = \{0\}$ ,  $S_0 = B(0, 1)$  et

$$X_{n+1} = \{x_{n+1,1}, \dots, x_{n+1, N_{n+1}}\} = \{\text{atomes de } M_{n+1} \cap S_n\};$$

$$S_{n+1} = \left( \bigcup_{i=1}^{N_{n+1}} B(x_{n+1,i}, 1) \right) \setminus (S_0 \sqcup S_1 \sqcup \dots \sqcup S_n).$$

Si  $N_n$  est le nombre de points dans  $X_n$  et  $Y_n = \frac{N_n}{(\nu V(d))^n}$ , montrer que  $(Y_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est une surmartingale pour la filtration  $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  définie par  $\mathcal{F}_n = \sigma(M_1, \dots, M_n)$ .

3. Pour  $n \geq 1$ , soit  $P_n = (M_0)_{|\mathbb{R}^d \setminus (S_0 \sqcup \dots \sqcup S_{n-1})} + \sum_{k=1}^n (M_k)_{|S_{k-1}}$ . Montrer que toutes les mesures aléatoires  $(P_n)_{n \in \mathbb{N}}$  sont des mesures poissonniennes d'intensité  $\nu dx$ .
4. On pose  $M = (M_0)_{|\mathbb{R}^d \setminus (\bigsqcup_{n \in \mathbb{N}} S_n)} + \sum_{k=1}^{\infty} (M_k)_{|S_{k-1}}$ . Montrer que pour  $\nu$  assez petit, on a pour toute partie borélienne bornée  $A$  :

$$M(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} P_n(A) \text{ en probabilité.}$$

En déduire que  $M$  est encore une mesure aléatoire de Poisson de paramètre  $\nu$ .

5. On construit le graphe géométrique poissonnien d'intensité  $\nu$  en prenant  $\mathcal{P}(\nu) = M$ . Quel est le lien entre  $W^*$  et les ensembles de points  $X_n$ ? En déduire que pour  $\nu$  assez petit,  $|W^*|$  est d'espérance finie.
6. Montrer qu'il existe un paramètre  $\nu_c(d) \in (0, +\infty]$  tel que  $p_\infty(\nu) = 0$  pour tout  $\nu < \nu_c(d)$ , et  $p_\infty(\nu) > 0$  pour tout  $\nu > \nu_c(d)$ .
7. On peut montrer que le paramètre critique  $\nu_c(d)$  est fini, en couplant le modèle de graphe géométrique à un modèle de percolation discret et en utilisant les résultats de base de cette théorie. Soit  $\nu > \nu_c(d)$ . Montrer que le graphe géométrique poissonnien  $\Gamma_{\text{geom}}(\nu)$  a avec probabilité 1 au moins une composante connexe infinie. On pourra utiliser les propriétés d'indépendance spatiale de la mesure aléatoire de Poisson pour montrer que cet événement est indépendant de lui-même.

Un problème ouvert important est de montrer que  $p_\infty(\cdot)$  est continue en le paramètre critique  $\nu_c(d)$ . La continuité de cette fonction pour  $\nu \neq \nu_c(d)$  est connue, mais au point critique seul le cas  $d = 2$  est démontré, et par des arguments assez difficiles.

## Corrigé.

I.1. Soit  $\pi_2 : (\mu, \nu) \in \mathcal{M}_{(n)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \mapsto \nu \in \mathcal{M}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ . On rappelle que  $\mathcal{M}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$  est équipé de la plus petite tribu qui rend mesurable les applications  $\text{eval}_A : \nu \mapsto \nu(A)$ ,  $A$  partie borélienne de  $\mathbb{R}^d$ . En particulier, étant donné un autre espace mesurable  $(E, \mathcal{E})$  et une application  $f : E \rightarrow \mathcal{M}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ ,

$f$  est une application mesurable  $\iff \forall A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$ ,  $\text{eval}_A \circ f$  est une application mesurable.

Ici,  $(\text{eval}_A \circ \pi_2)(\mu, \nu) = \nu(A)$ , donc par définition  $\text{eval}_A \circ \pi_2$  est mesurable sur  $\mathcal{M}_{(n)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$  pour toute partie mesurable  $A$ , et  $\pi_2$  est bien mesurable.

Si  $n = 1$ , notons  $\theta : (x, \nu) \in \mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \mapsto x \in \mathbb{R}^d$ . Soit  $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$ . On a

$$\theta^{-1}(B) = \{(\mu, \nu) \in \mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \mid \mu(B) = 1\} = (\text{eval}_B \circ \pi_1)^{-1}(\{1\}),$$

et comme précédemment,  $\text{eval}_B \circ \pi_1$  est mesurable sur  $\mathcal{M}_{(n)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$  pour tout  $n \geq 1$ . Ainsi, la partie  $\theta^{-1}(B)$  est mesurable dans  $\mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ , et ceci prouve que  $\theta$  est une application mesurable.

I.2. Si  $N$  est une variable aléatoire qui suit une loi de Poisson de paramètre  $\imath \text{vol}(A)$ , on a vu en cours que

$$M = \sum_{i=1}^N \delta_{X_i}$$

définissait une mesure aléatoire de Poisson d'intensité  $\imath 1_A(x) dx$  (c'est la construction générique de toute mesure aléatoire de Poisson dont l'intensité est de masse finie). Par le principe de superposition,  $M + M'$  est alors une mesure de Poisson d'intensité  $\imath dx$  sur  $\mathbb{R}^d$ .

I.3. On utilise la construction de la question précédente pour la mesure aléatoire de Poisson  $P = M + M'$ . Calculer l'espérance conditionnellement à  $N$  et à  $M' = P|_{\mathbb{R}^d \setminus A}$  revient à intégrer par rapport aux variables aléatoires  $X_{n \geq 1}$  (qui elles sont indépendantes de  $N$  et  $M'$ ). Ainsi,

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ \sum_{x \in A \cap \text{support}(P)} h(x, P) \mid (N, M') \right] &= \int_{A^N} \left( \sum_{i=1}^N h \left( x_i, \sum_{i=1}^N \delta_{x_i} + M' \right) \right) \frac{dx_1}{\text{vol}(A)} \cdots \frac{dx_N}{\text{vol}(A)} \\ &= \frac{N}{(\text{vol}(A))^N} \int_{A^N} h \left( x_1, \sum_{i=1}^N \delta_{x_i} + M' \right) dx_1 \cdots dx_N \end{aligned}$$

en utilisant à la seconde ligne la symétrie des rôles joués par les variables  $x_1, \dots, x_N$ .

I.4. La question précédente incite à calculer l'espérance en conditionnant par rapport à  $N$  et  $M'$ . On écrit :

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ \sum_{x \in A \cap P} h(x, P) \right] &= \mathbb{E} \left[ \mathbb{E} \left[ \sum_{x \in A \cap \text{support}(P)} h(x, P) \mid (N, M') \right] \right] \\ &= \mathbb{E} \left[ \frac{N}{(\text{vol}(A))^N} \int_{A^N} h \left( x_1, \delta_{x_1} + \sum_{i=2}^N \delta_{x_i} + M' \right) dx_1 \cdots dx_N \right] \\ &= e^{-\imath \text{vol}(A)} \sum_{m=1}^{\infty} \frac{\imath^m \text{vol}(A)}{(m-1)!} \int_{A^m} \mathbb{E} \left[ h \left( x_1, \delta_{x_1} + \sum_{i=2}^m \delta_{x_i} + M' \right) \right] dx_1 \cdots dx_m. \end{aligned}$$

Posons  $\lambda_A = \nu \text{vol}(A)$ . Dans l'espérance restante, la seule variable aléatoire est  $M' = \mathcal{P}(\nu)_{|\mathbb{R}^d \setminus A}$ . On réécrit l'expression obtenue en isolant la variable  $x_1$ , et en posant  $l = m - 1$  et  $y_i = x_{i+1}$  :

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left[ \sum_{x \in A \cap P} h(x, P) \right] \\ &= \nu \int_A dx_1 \left( e^{-\lambda_A} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(\lambda_A)^l}{l!} \int_{A^l} \frac{dy_1}{\text{vol}(A)} \cdots \frac{dy_l}{\text{vol}(A)} \mathbb{E} \left[ h \left( x_1, \delta_{x_1} + \sum_{i=1}^l \delta_{y_i} + M' \right) \right] \right) \\ &= \nu \int_A dx_1 \mathbb{E} \left[ h \left( x_1, \delta_{x_1} + \widetilde{M} + M' \right) \right], \end{aligned}$$

où  $\widetilde{M}$  est une mesure aléatoire de Poisson d'intensité  $\nu 1_A(y) dy$  et indépendante de  $M'$ . La somme  $\widetilde{P} = \widetilde{M} + M'$  est une mesure aléatoire de Poisson sur tout  $\mathbb{R}^d$  d'intensité  $\nu dy$ . Comme  $h$  est invariant par translation et comme la loi d'une mesure aléatoire de Poisson est aussi invariante par translation,  $\mathbb{E}[h(x_1, \delta_{x_1} + \widetilde{P})] = \mathbb{E}[h(0, \delta_0 + \widetilde{P}(\cdot + x_1))] = \mathbb{E}[h(0, \delta_0 + \mathcal{P}(\nu))]$ . On conclut :

$$\mathbb{E} \left[ \sum_{x \in A \cap P} h(x, P) \right] = \nu \int_A dx_1 \mathbb{E}[h(0, \delta_0 + \mathcal{P}(\nu))] = \nu \text{vol}(A) \mathbb{E}[h(0, \delta_0 + \mathcal{P}(\nu))].$$

I.5. On garde la même construction  $P = M + M'$  de la mesure aléatoire de Poisson, et on commence par calculer l'espérance conditionnelle

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ \sum_{\substack{X \subset A \cap P \\ \text{card } X = n}} k(X, P) \mid (N, M') \right] &= 1_{N \geq n} \sum_{\substack{I \subset [1, N] \\ |I| = n}} \int_{A^N} k \left( \sum_{i \in I} \delta_{x_i}, \sum_{i=1}^N \delta_{x_i} + M' \right) \frac{dx_1}{\text{vol}(A)} \cdots \frac{dx_N}{\text{vol}(A)} \\ &= \frac{1_{N \geq n}}{(\text{vol}(A))^N} \binom{N}{n} \int_{A^N} k \left( \sum_{i=1}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=1}^N \delta_{x_i} + M' \right) dx_1 \cdots dx_N, \end{aligned}$$

où  $h(X, P) = h(\sum_{x \in X} \delta_x, P)$ , et en utilisant la symétrie du rôle joué par les variables  $x_i$ . On obtient ensuite en isolant les  $n$  premières variables  $x_1, \dots, x_n$  :

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left[ \sum_{\substack{X \subset A \cap P \\ \text{card}(X) = n}} k(X, P) \right] \\ &= \mathbb{E} \left[ \frac{1_{N \geq n}}{(\text{vol}(A))^N} \binom{N}{n} \int_{A^N} h \left( \sum_{i=1}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=1}^N \delta_{x_i} + M' \right) dx_1 \cdots dx_N \right] \\ &= e^{-\lambda_A} \sum_{k=n}^{\infty} \frac{(\lambda_A)^k}{k!} \binom{k}{n} \int_{A^k} \frac{dx_1}{\text{vol}(A)} \cdots \frac{dx_m}{\text{vol}(A)} \mathbb{E} \left[ k \left( \sum_{i=1}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=1}^m \delta_{x_i} + M' \right) \right] \\ &= \frac{\nu^n}{n!} \int_{A^n} dx_1 \cdots dx_n \left( e^{-\lambda_A} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(\lambda_A)^l}{l!} \int_{A^l} \frac{dy_1}{\text{vol}(A)} \cdots \frac{dy_l}{\text{vol}(A)} \mathbb{E} \left[ k \left( \sum_{i=1}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=1}^n \delta_{x_i} + \sum_{i=1}^l \delta_{y_i} + M' \right) \right] \right) \\ &= \frac{\nu^n}{n!} \int_{A^n} dx_1 \cdots dx_n \mathbb{E} \left[ k \left( \sum_{i=1}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=1}^n \delta_{x_i} + \widetilde{M} + M' \right) \right] \end{aligned}$$

où comme précédemment  $\widetilde{M}$  est une mesure aléatoire poissonnienne d'intensité  $\iota 1_A(y) dy$  et indépendante de  $M'$ . On conclut :

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ \sum_{\substack{X \subset A \cap \mathcal{P} \\ \text{card}(X)=n}} k(X, P) \right] &= \frac{\iota^n}{n!} \int_{A^n} dx_1 \cdots dx_n \mathbb{E} \left[ k \left( \sum_{i=1}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=1}^n \delta_{x_i} + \mathcal{P}(\iota) \right) \right] \\ &= \frac{(\iota \text{vol}(A))^n}{n!} \mathbb{E}[k(\mathcal{B}(n, A), \mathcal{B}(n, A) + \mathcal{P}(\iota))]. \end{aligned}$$

II.1. On considère la fonction

$$h : (x, \nu) \mapsto 1_{|\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\nu))|=n}.$$

Le point délicat est de montrer que cette fonction est mesurable, ou, de façon équivalente, que l'ensemble des paires  $(x, \nu)$  avec  $|\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\nu))| = n$  est une partie mesurable de  $\mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ . Notons que si  $|\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\nu))| \geq n$ , alors il existe un arbre  $T$  d'ensemble de sommets  $\llbracket 1, n \rrbracket$  tel qu'on ait

$$\int_{(\mathbb{R}^d)^{n-1}} \left( \prod_{(a,b) \text{ arête de } T} 1_{d(x_a, x_b) \leq 1} \right) 1_{x_1 \neq x_2 \neq \cdots \neq x_n} \delta_x(dx_1) \nu(dx_2) \cdots \nu(dx_n) > 0.$$

En effet, si l'on explore de voisins en voisins la composante connexe de  $x = x_1$  dans  $\Gamma_{\text{geom}}(\nu)$  en s'arrêtant dès que l'on a  $n$  sommets distincts  $x_1 \neq x_2 \neq \cdots \neq x_n$ , alors on obtient un graphe connexe sur  $n$  sommets étiquetés, et un arbre couvrant  $T$  de ce graphe donne alors une intégrale positive. La quantité écrite ci-dessus est une fonction mesurable  $F_T(x, \nu)$  de la paire  $(x, \nu)$ , en tant que composée des applications mesurables suivantes :

- $(x, \nu) \in \mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \mapsto (\delta_x, \nu) \in (\mathcal{M}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d))^2$  (cf. question I.1);
- $\Pi_n : (\mu, \nu) \in (\mathcal{M}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d))^2 \mapsto \mu \otimes \nu^{\otimes n-1} \in \mathcal{M}^{\text{atom}}((\mathbb{R}^d)^n)$  — ce point n'est pas tout à fait évident, et il faut un argument de classe monotone pour voir que l'ensemble des parties  $A \subset (\mathbb{R}^d)^n$  telles que  $\text{eval}_A \circ \Pi_n$  soit mesurable est l'ensemble de tous les boréliens de  $(\mathbb{R}^d)^n$ ;
- $\text{eval}_{A_T} : \mathcal{M}^{\text{atom}}((\mathbb{R}^d)^n) \rightarrow \mathbb{N}$ , où  $A_T$  est la partie mesurable de  $(\mathbb{R}^d)^n$  formée des  $n$ -uplets tels que  $x_1 \neq x_2 \neq \cdots \neq x_n$  et  $d(x_a, x_b) \leq 1$  pour toute arête  $(a, b)$  de l'arbre  $T$ .

Par conséquent,

$$\{(x, \nu) \in \mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d) \mid |\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\nu))| \geq n\} = \bigcup_{\substack{T \text{ arbre de Cayley} \\ \text{sur } n \text{ sommets}}} (F_T)^{-1}(\llbracket 1, +\infty \rrbracket)$$

est bien une partie mesurable pour tout  $n \geq 1$ , donc  $h$  est une application mesurable sur  $\mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ .

Notons que  $M_R$  est le nombre de points  $x$  dans  $[-R, R]^d \cap \mathcal{P}(\iota)$  tels que  $h(x, \mathcal{P}(\iota)) = 1$ . Il est évident que  $h$  est invariante par translation, donc on peut lui appliquer le résultat de la question I.4 :

$$\mathbb{E}[M_R] = \iota (2R)^d \mathbb{E}[h(0, \delta_0 + \mathcal{P}(\iota))] = \iota (2R)^d p_n(\iota).$$

II.2. Le même raisonnement que ci-dessus montre que la fonction

$$\bar{h} : (x, \nu) \mapsto 1_{|\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\nu))|=n \text{ et } x \text{ est à gauche}}$$

est mesurable sur  $\mathcal{M}_{(1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$  (on change seulement l'ensemble mesurable  $A_T$  en rajoutant la condition mesurable que  $x$  soit à gauche). De plus,  $\bar{h}$  est de nouveau invariante par translation, donc

$$\mathbb{E}[\overline{M}_R] = \iota(2R)^d \mathbb{E}[\bar{h}(0, \delta_0 + \mathcal{P}(\iota))] = \iota(2R)^d \bar{p}_n(\iota).$$

Comparons maintenant  $M_R$  et  $\overline{M}_R$ . Soit  $V$  l'ensemble des atomes  $x \in \mathcal{P}(\iota)$  qui appartiennent à une composante connexe de  $\Gamma_{\text{geom}}(\iota)$  de taille  $n$ , et tels que le point le plus à gauche de  $\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\iota))$  tombe dans  $[-R, R]^d$  ("le plus à gauche" signifiant de première coordonnée minimale). Avec probabilité 1, les premières coordonnées des atomes d'une mesure aléatoire de Poisson sont toutes distinctes, donc cette définition est sans ambiguïté. On a évidemment :

$$\text{card } V = n \overline{M}_R,$$

puisque l'application qui à  $x \in V$  associe le point  $y$  le plus à gauche dans  $\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\iota))$  atteint chaque élément compté par  $\overline{M}_R$  exactement  $n$  fois. Comparons maintenant les ensembles  $V$  et  $U$ , où  $U$  est l'ensemble des points comptés par  $M_R$ .

- Si  $x \in V \setminus U$ , alors la composante connexe de  $x$  est de taille  $n$  et a son point le plus à gauche  $y$  dans  $[-R, R]^d$ , mais  $x$  n'est pas lui-même dans  $[-R, R]^d$ . On a  $\|x - y\| \leq n$ , donc  $x$  appartient à  $[-R - n, R + n]^d \setminus [-R, R]^d$ . Ainsi,

$$\text{card}(V \setminus U) \leq \mathcal{P}(\iota)([-R - n, R + n]^d \setminus [-R, R]^d).$$

- De même, si  $x \in U \setminus V$ , alors  $x$  est dans  $[-R, R]^d$  et dans une composante connexe de taille  $n$ , mais le point  $y$  le plus à gauche de  $\text{cc}(x, \Gamma_{\text{geom}}(\iota))$  n'est pas dans  $[-R, R]^d$ . De nouveau, ce point  $y$  appartient alors à  $[-R - n, R + n]^d \setminus [-R, R]^d$ , et il y a moins de  $n$  points  $x \in U \setminus V$  lui correspondant, donc

$$\text{card}(U \setminus V) \leq n \mathcal{P}(\iota)([-R - n, R + n]^d \setminus [-R, R]^d).$$

Comme  $n$  est fixé et  $[-R - n, R + n]^d \setminus [-R, R]^d$  est de volume  $O(R^{d-1})$ , on obtient

$$\mathbb{E}[|\text{card } U - \text{card } V|] \leq (n + 1) \mathbb{E}[\mathcal{P}(\iota)([-R - n, R + n]^d \setminus [-R, R]^d)] = O(R^{d-1}).$$

II.3. D'après la question précédente, pour tout  $R \geq 1$ , on a

$$|p_n(\iota) - n \bar{p}_n(\iota)| = \frac{|\mathbb{E}[M_R - n \overline{M}_R]|}{\iota(2R)^d} = O\left(\frac{1}{R}\right).$$

En faisant tendre  $R$  vers l'infini, on en déduit l'identité assez intuitive mais non triviale  $p_n(\iota) = n \bar{p}_n(\iota)$ .

II.4. La condition " $|W^*| = n$  et 0 est à gauche" peut être vérifiée en observant uniquement la mesure aléatoire  $\mathcal{P}(\iota)$  dans la boîte  $[-R, R]^d$  avec  $R \geq n$ . Ceci implique immédiatement l'identité. La fonction  $k$  est mesurable sur  $\mathcal{M}_{(n-1)}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$  pour des raisons analogues à celles données dans la question II.1. Par conséquent, d'après la question I.5,

$$\begin{aligned} \bar{p}_n(\iota) &= \frac{(\iota(2R)^d)^{n-1}}{(n-1)!} \mathbb{E}[k(\mathcal{B}(n-1, [-R, R]^d), \mathcal{B}(n-1, [-R, R]^d) + \mathcal{P}(\iota))] \\ &= \frac{\iota^{n-1}}{(n-1)!} \int_{([-R, R]^d)^{n-1}} dx_2 \cdots dx_n \mathbb{E}\left[k\left(\sum_{i=2}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=2}^n \delta_{x_i} + \mathcal{P}(\iota)\right)\right]. \end{aligned}$$

L'identité est vraie pour tout  $R$  assez grand, et donc aussi pour l'intégrale sur  $(\mathbb{R}^d)^{n-1}$  par convergence monotone. Par ailleurs, le terme de gauche de la formule est égal à  $\frac{p_n(\iota)}{n}$  d'après la question précédente.

II.5. La fonction  $k(x_2, \dots, x_n)$  vaut 1 si le graphe  $\Gamma_{\text{geom}}(\delta_0 + \sum_{i=2}^n \delta_{x_i})$  est connexe et si 0 est à gauche, et 0 sinon. Si  $k(x_2, \dots, x_n) = 0$ , alors  $\{0, x_2, \dots, x_n\}$  ne peut pas être la composante connexe de 0 dans  $\Gamma_{\text{geom}}(\delta_0 + \sum_{i=2}^n \delta_{x_i} + \mathcal{P}(\iota))$  avec 0 le point le plus à gauche, et dans ce cas l'identité est claire. Supposons maintenant que  $k(x_2, \dots, x_n) = 1$ . Alors, pour que  $\{0, x_2, \dots, x_n\}$  soit la composante connexe de 0 dans  $\Gamma_{\text{geom}}(\delta_0 + \sum_{i=2}^n \delta_{x_i} + \mathcal{P}(\iota))$  avec 0 le point le plus à gauche, il faut que les atomes ajoutés par  $\mathcal{P}(\iota)$  ne soient pas connectés à  $\Gamma_{\text{geom}}(\delta_0 + \sum_{i=2}^n \delta_{x_i})$ , donc tombent tous en dehors de  $B(0, 1) \cup \bigcup_{i=2}^n B(x_i, 1)$ . La probabilité pour que ceci arrive est  $e^{-\iota A(0, x_2, \dots, x_n)}$ , d'où l'identité

$$\mathbb{E} \left[ k \left( \sum_{i=2}^n \delta_{x_i}, \sum_{i=2}^n \delta_{x_i} + \mathcal{P}(\iota) \right) \right] = k(x_2, \dots, x_n) e^{-\iota A(0, x_2, \dots, x_n)}.$$

II.6. En combinant les questions II.4 et II.5, on obtient

$$\frac{p_n(\iota)}{n} = \frac{\iota^{n-1}}{(n-1)!} \int_{(\mathbb{R}^d)^{n-1}} k(x_2, \dots, x_n) e^{-\iota A(0, x_2, \dots, x_n)} dx_2 \cdots dx_n.$$

La fonction de  $n-1$  variables que l'on intègre est invariante par permutation des variables, donc on peut se débarrasser du facteur multiplicatif  $\frac{1}{(n-1)!}$  en intégrant seulement sur l'ensemble des  $(n-1)$ -uplets  $(x_2, \dots, x_n)$  avec  $x_2^{(1)} < x_3^{(1)} < \dots < x_n^{(1)}$ . Alors,

$$\begin{aligned} \frac{p_n(\iota)}{n} &= \iota^{n-1} \int_{(\mathbb{R}^d)^{n-1}} k(x_2, \dots, x_n) \mathbf{1}_{(x_2^{(1)} < \dots < x_n^{(1)})} e^{-\iota A(0, x_2, \dots, x_n)} dx_2 \cdots dx_n \\ &= \iota^{n-1} \int_{(\mathbb{R}^d)^{n-1}} K(0, x_2, \dots, x_n) e^{-\iota A(0, x_2, \dots, x_n)} dx_2 \cdots dx_n. \end{aligned}$$

II.7. Notons que si  $K(0, x_2, \dots, x_n) = 1$  et  $K(x_n, \dots, x_{n+m-1}) = 1$ , alors on a

$$0 < x_2^{(1)} < \dots < x_n^{(1)} < \dots < x_{n+m-1}^{(1)},$$

et par ailleurs les deux graphes  $\Gamma_{\text{geom}}(\{0, x_2, \dots, x_n\})$  et  $\Gamma_{\text{geom}}(\{x_n, \dots, x_{n+m-1}\})$  sont connexes, donc  $\Gamma_{\text{geom}}(\{0, x_2, \dots, x_{n+m-1}\})$  est également connexe puisque le point  $x_n$  est partagé. On en déduit que  $K(0, x_2, \dots, x_{n+m-1}) = 1$ . Ainsi, on a toujours

$$K(0, x_2, \dots, x_n) K(x_n, \dots, x_{n+m-1}) \leq K(0, x_2, \dots, x_{n+m-1}).$$

Comme le volume est sous-additif, on a aussi

$$A(0, x_2, \dots, x_n) + A(x_n, \dots, x_{n+m-1}) \geq A(0, x_2, \dots, x_{n+m-1}).$$

Alors, en utilisant l'invariance par translation des fonctions considérées, on obtient

$$\begin{aligned}
& \frac{p_n(\iota)}{n \iota^{n-1}} \frac{p_m(\iota)}{m \iota^{m-1}} \\
&= \int_{(\mathbb{R}^d)^{n+m-2}} K(0, x_2, \dots, x_n) K(0, y_2, \dots, y_m) e^{-\iota(A(0, x_2, \dots, x_n) + A(0, y_2, \dots, y_m))} dx dy \\
&= \int_{(\mathbb{R}^d)^{n+m-2}} K(0, x_2, \dots, x_n) K(x_n, y_2 + x_n, \dots, y_m + x_n) e^{-\iota(A(0, x_2, \dots, x_n) + A(x_n, y_2 + x_n, \dots, y_m + x_n))} dx dy \\
&= \int_{(\mathbb{R}^d)^{n+m-2}} K(0, x_2, \dots, x_n) K(x_n, \dots, x_{n+m-1}) e^{-\iota(A(0, x_2, \dots, x_n) + A(x_n, \dots, x_{n+m-1}))} dx \\
&\leq \int_{(\mathbb{R}^d)^{n+m-2}} K(0, x_2, \dots, x_{n+m-1}) e^{-\iota A(0, x_2, \dots, x_{n+m-1})} dx = \frac{p_{n+m-1}(\iota)}{(n+m-1) \iota^{n+m-2}},
\end{aligned}$$

ce que l'on voulait démontrer. On en déduit que la suite positive

$$u_n = -\log \left( \frac{p_{n+1}(\iota)}{n+1} \right)$$

est sous-additive, donc par un argument classique il existe une limite  $\zeta(\iota) \geq 0$  à la suite  $(\frac{u_n}{n})_{n \geq 1}$ . La suite  $-\frac{\log p_n(\iota)}{n}$  a la même limite puisque  $\frac{\log(n+1)}{n}$  tend vers 0.

III.1. Si  $\iota < \iota'$ , on couple les deux mesures aléatoires  $P = \mathcal{P}(\iota)$  et  $P' = \mathcal{P}(\iota')$  en prenant  $P'' = \mathcal{P}(\iota' - \iota)$  indépendant de  $P$ , et en posant  $P' = P + P''$ ; on obtient bien une mesure poissonnienne d'intensité  $\iota' dx$  par le principe de superposition. Avec cette construction,  $\Gamma_{\text{geom}}^*(\iota)$  est un sous-graphe  $\Gamma_{\text{geom}}^*(\iota')$ , donc si 0 est dans une composante connexe infinie du premier graphe, c'est *a fortiori* le cas dans le second graphe. Ceci montre que  $p_\infty(\iota) \leq p_\infty(\iota')$ .

III.2. On calcule

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}[N_{n+1} | \mathcal{F}_n] &= \mathbb{E}[M_{n+1}(S_n) | \mathcal{F}_n] \\
&\leq \mathbb{E} \left[ M_{n+1} \left( \bigcup_{i=1}^{N_n} B(x_{n,i}, 1) \right) | \mathcal{F}_n \right] \\
&\leq \mathbb{E} \left[ \sum_{i=1}^{N_n} M_{n+1}(B(x_{n,i}, 1)) | \mathcal{F}_n \right] \\
&\leq N_n(\iota V_d).
\end{aligned}$$

Par conséquent,  $Y_n = \frac{N_n}{(\iota V_d)^n}$  est une surmartingale pour la filtration  $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$ .

III.3. Le cas  $n = 1$  est trivial :

$$P_1 = (M_0)_{|\mathbb{R}^d \setminus B(0,1)} + (M_1)_{|B(0,1)}$$

suit bien la loi  $\mathcal{P}(\iota)$  par le principe de superposition. Supposons le résultat établi jusqu'au rang  $n$ , et considérons  $P_{n+1}$ . Lorsqu'on passe de  $P_n$  à  $P_{n+1}$ , on retire les points de  $M_0$  dans  $S_n$ , en les remplaçant par des points d'une nouvelle mesure aléatoire  $M_{n+1}$ ; on s'attend à ce que ceci ne change en rien la loi de la mesure aléatoire. Pour montrer que l'on conserve bien une mesure aléatoire de loi  $\mathcal{P}(\iota)$ , on utilise la formule de Campbell. Soit  $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}_+$  une fonction mesurable positive. On a par conditionnement :

$$\mathbb{E}[e^{-P_{n+1}(f)}] = \mathbb{E} \left[ \mathbb{E} \left[ e^{-(M_0)_{|\mathbb{R}^d \setminus (S_0 \cup \dots \cup S_n)}(f) - (M_{n+1})_{|S_n}(f)} | M_1, \dots, M_n \right] e^{-\sum_{k=1}^n (M_k)_{|S_{k-1}}(f)} \right].$$

Par le principe de superposition, conditionnellement aux mesures  $M_1, \dots, M_n$ , la mesure aléatoire  $(M_0)_{|\mathbb{R}^d \setminus (S_0 \sqcup \dots \sqcup S_n)} + (M_{n+1})_{|S_n}$  a la même loi que  $(M_0)_{|\mathbb{R}^d \setminus (S_0 \sqcup \dots \sqcup S_{n-1})}$ . Donc,

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[e^{-P_{n+1}(f)}] &= \mathbb{E}\left[\mathbb{E}\left[e^{-(M_0)_{|\mathbb{R}^d \setminus (S_0 \sqcup \dots \sqcup S_{n-1})}(f)} \mid M_1, \dots, M_n\right] e^{-\sum_{k=1}^n (M_k)_{|S_{k-1}}(f)}\right] \\ &= \mathbb{E}[e^{-P_n(f)}]. \end{aligned}$$

Ainsi, pour tout  $n \geq 1$ ,  $P_n \sim \mathcal{P}(\iota)$ .

III.4. On remarque que

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[(P_{n+1}(A) - P_n(A))^2] &= \mathbb{E}[(M_{n+1}(A \cap S_n) - M_0(A \cap S_n))^2] \\ &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[(M_{n+1}(A \cap S_n) - M_0(A \cap S_n))^2 \mid \mathcal{F}_n]] \\ &= 2 \mathbb{E}[\iota \text{vol}(A \cap S_n)] \end{aligned}$$

puisque la variance d'une loi de Poisson de paramètre  $\lambda$  est égale à  $\lambda$ . On en déduit la borne

$$\mathbb{E}[(P_{n+1}(A) - P_n(A))^2] \leq 2(\iota V_d) \mathbb{E}[N_n] \leq 2(\iota V_d)^{n+1}$$

en utilisant le résultat de la question III.2. En particulier, si  $\iota V_d < 1$ , alors la série des normes  $\|P_{n+1}(A) - P_n(A)\|$  dans  $\mathcal{L}^2(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ , donc la suite de variables aléatoires  $(P_n(A))_{n \geq 1}$  converge en norme quadratique, et par conséquent en probabilité vers  $M(A)$ . Pour toute familles de parties mesurables bornées disjointes  $(A_1, \dots, A_r)$  et tout  $n \geq 1$ , le vecteur  $(P_n(A_1), \dots, P_n(A_r))$  est un vecteur de variables indépendantes de Poisson de paramètres  $(\iota \text{vol}(A_1), \dots, \iota \text{vol}(A_r))$ . Comme la convergence en probabilité est compatible avec les produits d'espaces et implique la convergence en loi, on en déduit que  $(M(A_1), \dots, M(A_r))$  est aussi un vecteur de variables indépendantes de Poisson de paramètres  $(\iota \text{vol}(A_1), \dots, \iota \text{vol}(A_r))$ . Ceci implique que  $M$  est une mesure aléatoire poissonnienne d'intensité  $\iota dx$ .

III.5. Les ensembles  $X_n$  sont construits en lien avec l'exploration de la composante connexe de 0 dans  $\Gamma_{\text{geom}}^*(\iota)$  : ainsi,

$$X_n = \{x \in W^* \mid d(x, 0) = n\},$$

où la distance est la distance de graphes. En particulier,  $W^* = \bigsqcup_{n \in \mathbb{N}} X_n$ . D'après la question III.2,  $\mathbb{E}[|X_n|] = \mathbb{E}[N_n] \leq (\iota V_d)^n$ , donc  $\mathbb{E}[|W^*|]$  est finie dès que  $\iota V_d < 1$ .

III.6. D'après ce qui précède, si  $\iota < \frac{1}{V_d}$ , alors  $p_\infty(\iota) = 0$ . Soit  $\iota_c(d) = \sup\{\iota \mid p_\infty(\iota) = 0\}$ . On a donc  $\iota_c(d) > 0$ , et si  $\iota < \iota_c(d)$ , alors il existe  $\iota' \in (0, \iota_c(d))$  tel que  $p_\infty(\iota') = 0$ , et donc  $p_\infty(\iota) = 0$  par la question III.1.

III.7. Soit  $\Omega = \mathcal{M}^{\text{atom}}(\mathbb{R}^d)$ ,  $\mathcal{F} = \sigma(\text{eval}_A, A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d))$  sa tribu et  $\mathbb{P}$  la loi d'une mesure aléatoire de Poisson d'intensité  $\iota dx$ . On considère pour  $x \in \mathbb{R}^d$  la transformation  $\tau_x : \Omega \rightarrow \Omega$  qui correspond à la translation par  $x$  :

$$(\tau_x \omega)(A) = \omega(A + x).$$

On a la propriété suivante : pour tous événements  $E_1, E_2 \in \mathcal{F}$ ,

$$\lim_{\|x\| \rightarrow \infty} \mathbb{P}[\tau_x(E_1) \cap E_2] = \mathbb{P}[E_1] \mathbb{P}[E_2].$$

En effet, notons  $\mathcal{F}_n = \sigma(\text{eval}_A, A \in \mathcal{B}([-n, n]^d))$ . Si  $E_1$  et  $E_2$  sont dans une sous-tribu  $\mathcal{F}_n$ , alors on a  $\mathbb{P}[\tau_x(E_1) \cap E_2] = \mathbb{P}[E_1] \mathbb{P}[E_2]$  pour tout  $x$  assez grand tel que  $\tau_x(B_n) \cap B_n = \emptyset$ , par indépendance des réalisations d'un processus de Poisson sur des parties disjointes. Il reste à voir que  $\mathcal{F} = \sigma(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} \mathcal{F}_n)$ , ce qui est trivial car  $\text{eval}_A = \sup_{n \in \mathbb{N}} \text{eval}_{A \cap B_n}$  pour toute partie  $A$ . Ceci permet d'approcher tout événement  $E$  par des événements ne dépendant que de ce qui se passe dans une partie bornée, et donc de montrer l'identité dans le cas général. En particulier, si  $E$  est un événement invariant par translation ( $\tau_x(E) = E$  pour tout  $x$ ), alors  $\mathbb{P}[E] = (\mathbb{P}[E])^2$  et la probabilité de  $E$  vaut 0 ou 1.

Appliquons ce résultat à l'événement  $E$  d'existence d'une composante connexe infinie dans  $\Gamma_{\text{geom}}(\iota)$ . Si  $\iota > \iota_c(d)$ , alors cette probabilité est non nulle, car plus grande que  $p_\infty(\iota)$ . Ici, on utilise aussi le fait que 0 est avec probabilité 1 connectée à seulement un nombre fini de voisins, à savoir les éléments de  $\mathcal{P}(\iota)(B(0, 1))$ . Par conséquent, si  $\text{cc}(0, \Gamma_{\text{geom}}^*(\iota))$  est infinie, alors en retirant 0 de  $\Gamma_{\text{geom}}^*(\iota)$ , on ne scinde pas cette composante connexe en un nombre infini de composantes finies. D'après le raisonnement précédent, on en déduit que  $\mathbb{P}[E] = 1$ .