

Un modèle de croissance aléatoire : le monde découvert par N explorateurs

Paul MELOTTI et Alexis PRÉVOST
sous la direction de Pierre BERTIN

23 mai 2013

Introduction

Nous allons étudier dans ce mémoire l'évolution du monde découvert par des explorateurs dans le cas discret. Le résultat principal est celui de [1] qui montre qu'asymptotiquement celui-ci est une boule. Le modèle est le suivant : on lance N explorateurs sur \mathbb{Z}^d les uns après les autres. On définit la région explorée récursivement de la façon suivante : on lance le $k^{\text{ème}}$ explorateur qui effectue une marche aléatoire symétrique et s'arrête dès qu'il tombe sur une case non explorée (on dit qu'il s'installe). La région explorée à l'instant k est alors la région explorée à l'instant $k - 1$ plus la position du $k^{\text{ème}}$ explorateur installé. A. Asselah et A. Gaudillière ont montré dans [1] que la région explorée tendait vers une boule, avec une erreur presque sûrement inférieure à $\alpha\sqrt{\log(n)}$ en dimension 3 et $\alpha\log(n)$ en dimension 2.

Nous allons travailler ici sur l'article [2] d'A. Gaudillière et A. Asselah qui essaie d'établir l'optimalité des majorations précédentes. Il montre en particulier que $\sqrt{\log(n)}$ est optimal en dimension supérieure à 3 pour l'erreur interne, mais ne conclut pas pour la dimension 2. En ce qui concerne l'erreur externe, ils prouvent un résultat qui permet de penser que $\sqrt{\log(n)}$ est optimal en dimension supérieure à 3 sans tout à fait permettre de conclure.

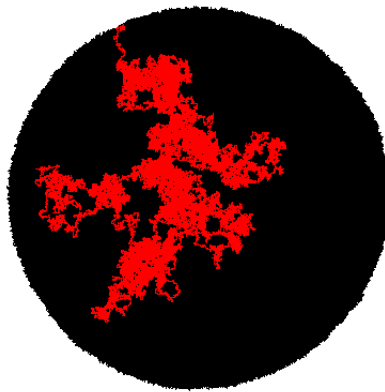


Table des matières

1	Historique	3
2	Premières Propriétés	4
3	Propriété abélienne	7
4	L'erreur externe	8
4.1	En dimension supérieure à 3	8
4.2	En dimension 2	14
5	L'erreur interne	14
5.1	Lorsque A_{k-1}^c est réalisé	14
5.2	Minorations	16
A	Preuves annexes	17
A.1	Proposition 4.2	17
A.2	Proposition 4.4	18

1 Historique

Le modèle qui nous intéresse est un exemple de modèle de croissance aléatoire couramment nommé IDLA (Internal Diffusion Limited Aggregation). Il a été introduit en 1986 par P. Meakin et J.M. Deutch [3] dans le cadre de la chimie théorique pour décrire des processus comme l'électro-polissage. Dès l'introduction du modèle, il a semblé important de connaître la forme asymptotique du cluster obtenu, mais aussi l'ordre des variations par rapport à cette forme limite puisqu'il s'agissait de polir des matériaux.

P. Diaconis et W. Fulton ont formalisé mathématiquement le processus en 1991 [4] et démontré certaines de ces propriétés, en particulier une propriété très utile de commutativité présentée ici partie 3. Le modèle de croissance qu'ils proposent est alors original car il s'agit du premier modèle qui semble donner des clusters de forme sphérique.

G. Lawler, M. Bramson, M. et D. Griffeath ont pour la première fois montré en 1992 dans [5] que la forme asymptotique de la région explorée était une boule, dans le sens suivant : on appelle $\mathbb{B}(y, R) = \{x \in \mathbb{Z}^d, \|x - y\| < R\}$ la boule dans \mathbb{Z}^d de centre y et de rayon R , et $b(n) = \text{Card}(\mathbb{B}(0, n))$. On note $A(k)$ la région explorée après avoir lancé k explorateurs. Alors :

Théorème 1.1 (Lawler, Bramson, Griffeath). *Pour tout $\epsilon > 0$, presque sûrement,*

$$\mathbb{B}(0, n(1 - \epsilon)) \subset A(b(n)) \subset \mathbb{B}(0, n(1 + \epsilon))$$

pour tous n assez grand.

Puis, le problème de l'ordre des fluctuations autour de la boule a été étudié par G. Lawler qui montre en 1995 [6] que les fluctuations sont presque sûrement majorées par $n^{1/3} \log^4(n)$ en dimension 2 ou plus. Toutefois, des simulations suggèrent que l'ordre des fluctuations est plutôt logarithmique. Aucune amélioration notable de ces résultats n'est publiée, jusqu'en 2010, lorsque A. Asselah et A. Gaudillière montrent dans [1] que l'erreur est presque sûrement inférieure à $\alpha \sqrt{\log(n)}$ en dimension 3 et $\alpha \log(n)$ en dimension 2. Ils publient un second article [2] auquel nous nous intéressons ici, qui établit l'optimalité de ce résultat, du moins pour ce qui est de l'erreur interne.

2 Premières Propriétés

On appelle $\mathbb{B}(y, R) = \{x \in \mathbb{Z}^d, \|x - y\| < R\}$ la boule dans \mathbb{Z}^d de centre y et de rayon R . Le bord de cette boule est alors :

$$\partial\mathbb{B}(y, R) = \{x \notin \mathbb{B}(y, R) \mid \exists z \in \mathbb{B}(y, R), \|x - z\| < 1\} \quad (2.1)$$

Commençons par définir ce qu'est la région explorée par N explorateurs :

Définition 2.1. On appelle explorateur une marche aléatoire symétrique de \mathbb{Z}^d partant d'un point z . Tous les explorateurs seront pris indépendants. Soit Λ la région de \mathbb{Z}^d préalablement explorée et $\xi^n = (\xi_1, \dots, \xi_n)$ les positions de départ des explorateurs qui suivent des marches aléatoires indépendantes (S_1, \dots, S_n) symétriques sur \mathbb{Z}^d . On définit alors récursivement $A(\Lambda, \xi^n)$ la région explorée par les explorateurs de la manière suivante :

- $A(\Lambda, \emptyset) = \Lambda$
- $A(\Lambda, \xi^k) = A(\Lambda, \xi^{k-1}) \cup \{S_k(\tau_k)\}$ où $\tau_k = \inf\{t \geq 0 \mid S_k(t) \notin A(\Lambda, \xi^{k-1})\}$ est le premier temps pour lequel S_k sort de la région explorée. On dit que l'explorateur s'installe à l'instant τ_k .

On notera par la suite $A(\xi^n) = A(\emptyset, \xi^n)$ et $A_R(\xi^n) = A(\xi^n) \cap \mathbb{B}(0, R)$. On notera aussi plus simplement $A(n) = A((0, \dots, 0))$ où le vecteur est de taille n .

On va désormais essayer d'estimer la forme asymptotique de cette région explorée pour des explorateurs partant de l'origine, et notamment la différence entre celle-ci et une boule correspondante, c'est à dire la boule de volume le nombre d'explorateurs lancés. On va définir pour cela les notions d'erreur interne et externe.

L'erreur externe, notée δ_O , est la différence entre le tentacule le plus long et le rayon du cercle limite :

$$n + \delta_O(n) = \inf\{p \geq 0 \mid A(b(n)) \subset \mathbb{B}(0, p)\} \quad (2.2)$$

où $b(n) = \text{Card}(\mathbb{B}(0, n))$ est le "volume" de la boule de rayon n . L'erreur interne, notée δ_I , est la différence entre le rayon du cercle limite et le trou le plus profond :

$$n - \delta_I(n) = \sup\{p \geq 0 \mid \mathbb{B}(0, p) \subset A(b(n))\} \quad (2.3)$$

Il est important ici de constater que ces deux notions, illustrées sur la figure suivante, ne sont définies que lorsqu'on lance un nombre d'explorateur de la forme $b(k)$.

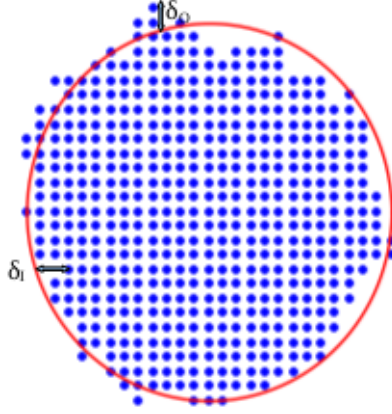


FIGURE 1 – Exemple de région explorée par $b(13)$ explorateurs

Le premier résultat concernant les erreurs internes et externes assure que la région explorée ressemble bien asymptotiquement à une boule.

Théorème 2.2. *En dimension $d \geq 3$, $\exists \beta_d > 0$ tel que*

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{\delta_I(n)}{\sqrt{\log(n)}} \leq \beta_d \text{ et } \limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{\delta_O(n)}{\sqrt{\log(n)}} \leq \beta_d \quad (2.4)$$

En dimension 2, $\exists \beta_2 > 0$ tel que

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{\delta_I(n)}{\log(n)} \leq \beta_2 \text{ et } \limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{\delta_O(n)}{\log(n)} \leq \beta_2 \quad (2.5)$$

Pour illustrer ce résultat, voici un exemple d'évolution de $\frac{\delta_I(n)}{\log(n)}$ et $\frac{\delta_O(n)}{\log(n)}$ en dimension 2 :

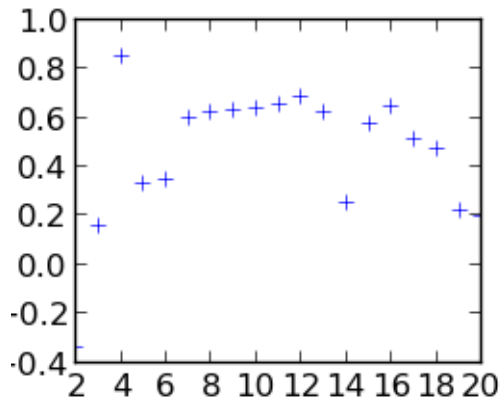


FIGURE 2 – Erreur interne

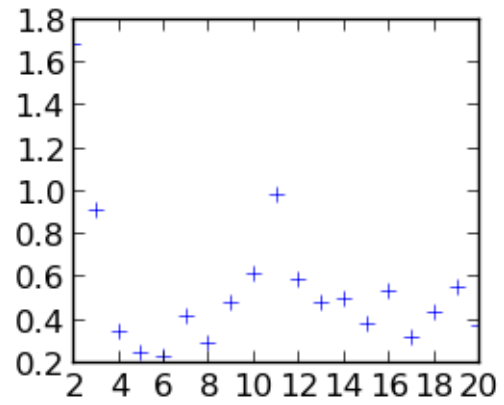


FIGURE 3 – Erreur externe

On peut naturellement s'interroger sur l'optimalité de cet ordre de fluctuations en $\sqrt{\log(n)}$ pour $d \geq 3$, $\log(n)$ pour $d = 2$. On va prouver ici deux théorèmes pour étudier cette question.

Théorème 2.3. *En dimension $d \geq 3$, $\exists \alpha_d > 0$ tel que*

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(\exists k \geq n, \delta_0(k) \geq h(k) \mid \delta_I(n) < h(n)) = 1 \quad (2.6)$$

où $h(n) = \alpha_d \sqrt{\log(n)}$.

En dimension $d = 2$, $\exists \alpha_2 > 0$ tel que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(\exists k \geq n, \delta_0(k) \geq h(k) \mid \delta_I(n) < h(n)) = 1 \quad (2.7)$$

où $h(n) = \alpha_2 \sqrt{\log(n) \log(\log(n))}$

Autrement dit, si les trous ne sont pas trop grand, alors de longs tentacules apparaissent. Ce théorème montre que l'erreur externe croît comme on s'y attendait sous l'hypothèse d'une erreur interne faible, mais il ne permet malheureusement pas de conclure.

Le cas de l'erreur interne est quand à lui complètement déterminé en dimension supérieure à 3 grâce au résultat suivant, qui dit que presque sûrement de grands trous apparaissent une infinité de fois :

Théorème 2.4. *En dimension $d \geq 3$, $\exists \alpha_d > 0$ tel que*

$$P(\limsup_{n \rightarrow \infty} \{\delta_I(n) \geq h(n)\}) = 1 \quad (2.8)$$

où $h(n) = \alpha_d \sqrt{\log(n)}$

Introduisons dès à présent quelques définitions qui nous seront utiles par la suite.

Définition 2.5. Soit Λ une partie de \mathbb{Z}^d , S une marche aléatoire discrète, γ et R des entiers positifs.

- i) $\rho(\gamma) = \sup\{n \geq 0, b(n) \leq \gamma\}$ est le rayon de la plus grande boule de volume inférieur à γ .
- ii) $H(S; \Lambda) = \inf\{n \geq 0, S(n) \in \Lambda\}$ (ou $H(\Lambda)$ en l'absence d'ambiguïté sur S) est le premier instant pour lequel la marche aléatoire S atteint Λ .
- iii) Si $\eta : \mathbb{Z}^d \rightarrow \mathbb{N}$ est telle que $\eta(z)$ est le nombre d'explorateurs partis de z , la région explorée en partant de η sera la région définie en faisant partir les explorateurs dans un ordre prédéfini sur \mathbb{Z}^d .
- iv) $W_R(\Lambda; \eta, z)$ est le nombre d'explorateurs, partant de la configuration η et de la région explorée Λ , qui passent par $z \in \mathbb{B}(0, R)$ avant de sortir de $\mathbb{B}(0, R)$.
- v) $W_R(\Lambda; \eta, z)$ est le nombre d'explorateurs, partant de la configuration η et de la région explorée Λ , qui passent par $z \in \partial\mathbb{B}(0, R)$ au moment où ils sortent de $\mathbb{B}(0, R)$.
- vi) Pour $z \in \mathbb{Z}^d \setminus \{0\}$ on note $\Sigma(z) = \partial\mathbb{B}(0, \|z\|)$. Remarquons que $z \in \Sigma(z)$.
- vii) ζ_z^N est le vecteur (z, \dots, z) de taille N .

Remarque. Si $\mathbb{B}(0, R) \subset \Lambda$, $W_R(\mathbb{B}(0, R); \eta, z) = W_R(\Lambda; \eta, z)$. On appelle alors cette quantité $M_R(\eta, z)$.

3 Propriété abélienne

Insérer ici la propriété abélienne si on fait la démo avec l'exemple qui sert après. Dire que ça justifie l'utilisation d'un ordre choisi au pif sur \mathbb{Z}^d

Mémo : Je me sers dans le dernier lemme de l'erreur externe du résultat qui est sur le livre qu'on a emprunté. Si on l'a démontré, penser à modifier ça.

Dans le même lemme je me sers aussi du fait que $b(n+h(n))-b(n) \leq ch(n)n^{d-1}$ et la même chose dans l'autre sens. Le démontrer un jour.

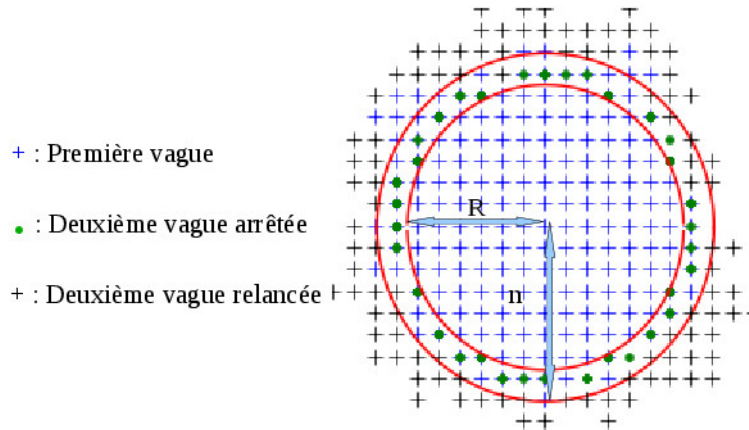


FIGURE 4 – La région explorée par vagues

4 L'erreur externe

On va prouver ici le théorème 2.3, d'abord en dimension supérieure à 3, puis en dimension 2.

4.1 En dimension supérieure à 3

Pour α et γ choisis par la suite, on pose $h(n) = \alpha\sqrt{\log(n)}$ et $L(n) = \gamma\sqrt{\log(n)}$. h représente ici l'erreur externe et L l'erreur interne, et il est important de conserver cette distinction à l'esprit même si on prendra $\alpha = \gamma$ par la suite. On rappelle qu'on veut démontrer ici la formule suivante :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(\exists k \geq n, \delta_0(k) \geq h(k) \mid \delta_I(n) < L(n)) = 1$$

Pour estimer l'erreur externe, on va commencer par minorer la probabilité de fabriquer un tentacule qui sorte de $\mathbb{B}(0, R)$ lorsqu'on fait partir N explorateurs de z , avec $\|z\| < R$ (on prendra par la suite R de la forme $\|z\| + h(n)$).

Proposition 4.1. *Il existe $c > 1$ tel que $\forall z \in \mathbb{Z}^d$, si on prend R tel que $N \geq c(R - \|z\|)$ et $R \geq \|z\| + 1$, on ait, pour tout $\Lambda \subset \mathbb{Z}^d$,*

$$P(A(\Lambda, \zeta_z^N) \not\subset \mathbb{B}(0, R)) \geq \exp(-c(R - \|z\|)^2)$$

Démonstration. On commence par remarquer qu'on peut prendre $\Lambda = \emptyset$ car $A(\emptyset, \xi) \subset A(\Lambda, \xi) \Rightarrow P(A(\Lambda, \xi) \not\subset \mathbb{B}(0, R)) \geq P(A(\emptyset, \xi) \not\subset \mathbb{B}(0, R))$. Le reste de la démonstration consiste à créer un tentacule qui sort de $\mathbb{B}(0, R)$ en partant de z . Pour cela posons

$$x_n = (\|z\| + n) \frac{z}{\|z\|}$$

La suite x_n est une suite de points partant de z et qui arrive sur $\mathbb{B}(0, R)$ perpendiculairement à celle-ci. Pour tout cube unitaire centré en x_n , il existe $z_n \in \mathbb{Z}^d$ dans ce cube. Soit p le plus petit entier tel que $\|x_p\| \geq R + 1$, alors $\|z_p\| \geq R$. On définit alors $(y_1 = z, y_2, \dots, y_k = z_p)$ une suite de plus proches voisins dans \mathbb{Z}^d , où l'on va chercher à prendre k suffisamment petit.

On peut trouver une constante c_1 qui permet de prendre $k \leq c_1 p$. Pour cela, on procède de la façon suivante : on appelle C le diamètre de la figure composée de deux cube unitaire partageant une face, de façon à avoir $\|z_n - z_{n-1}\| \leq C$. Il est alors possible de relier z_n à z_{n-1} par une suite de plus proches voisins de taille inférieure à $c_1 = dC$, ce qui prouve le résultat. On alors $k \leq c_1(R - \|z\| + 2) \leq c(R - \|z\|)$ pour c une constante suffisamment grande. Comme $N \geq c(R - \|z\|)$, on peut forcer les k premiers explorateurs à s'installer successivement sur y_1, \dots, y_k , et la probabilité de cet événement est :

$$\left(\frac{1}{2d}\right)^{\sum_{n=1}^k n} \geq \exp(-c(R - \|z\|)^2)$$

quitte à augmenter la constante c . La présence d'un tel tentacule impliquant que les explorateurs sortent de $\mathbb{B}(0, R)$, on a bien le résultat voulu. \square

On fixe désormais l'entier n , et on va essayer d'estimer la probabilité de trouver un entier $k \geq n$ pour lequel l'erreur externe dépasse $h(k)$. Pour cela on va agir comme décrit dans la section 3 en lançant les explorateurs de l'origine en deux vagues, la première de $b(n)$ explorateurs et la deuxième de X_n explorateurs, où X_n est une variable aléatoire discrète indépendante des marches des explorateurs, dont la loi sera fixée par la suite. On arrête ces derniers explorateurs sur $\Sigma = \partial\mathbb{B}(0, r_n)$ avant de les faire repartir, avec $r_n = n - L(n)$.

La propriété abélienne montre alors que la région explorée de cette façon est la même, en loi, que celle explorée en lançant directement $X_n + b(n)$ explorateurs. On cherche à trouver X_n tel que l'évènement $\delta_O(R_n) \geq h(R_n)$ où $R_n = \rho(b(n) + X_n) + 1$ arrive avec une probabilité proche de 1.

Après avoir arrêté la deuxième vague sur Σ , on considère l'évènement : partant d'un point z de Σ , en relançant les explorateurs arrêtés en z , on construit un tentacule qui sort de $\mathbb{B}(0, R_n + \delta_O(R_n))$. On note cet évènement $\text{cov}(z)$:

$$\text{cov}(z) = \{A(\Lambda_n, \zeta_z^{N_z}) \not\subset \mathbb{B}(0, R_n + h(R_n))\} \quad (4.1)$$

où N_z est le nombre d'explorateurs arrêtés en z et Λ_n est la région explorée au moment où on a arrêté la deuxième vague.

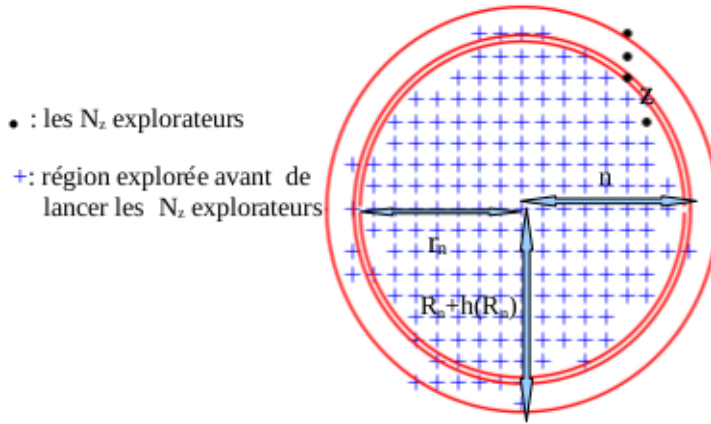


FIGURE 5 – Un exemple où $\text{cov}(z)$ est réalisé

On constate que l'évènement $\delta_O(R_n) \geq h(R_n)$ est lié à $\{\text{cov}(z), z \in \Sigma\}$ de la façon suivante :

$$\begin{aligned} P(\delta_O(R_n) \geq h(R_n)) &\geq P(A(b(R_n)) \not\subset \mathbb{B}(0, R_n + h(R_n))) \\ &\geq P(A(b(n) + X_n) \not\subset \mathbb{B}(0, R_n + h(R_n))) \\ &\geq P(A(\Lambda_n, \sum_{z \in \Sigma} \zeta_z^{N_z}) \not\subset \mathbb{B}(0, R_n + h(R_n))) \\ &\geq P(\bigcup_{z \in \Sigma} \text{cov}(z)) \end{aligned} \quad (4.2)$$

Il nous faut désormais estimer $P(\bigcup_{z \in \Sigma} \text{cov}(z))$. Pour cela, il serait intéressant d'avoir indépendance entre les $\text{cov}(z)$ sous certaines hypothèses, ce qu'on va obtenir en prenant pour X_n une variable de Poisson. En effet, les variables de Poisson ont la propriété suivante :

Proposition 4.2. *Si $\{U_n, n \in \mathbb{N}\}$ est une suite i.i.d. de variables aléatoires de loi U à valeur dans E , X une variable de Poisson indépendante des U_n de paramètre λ , $\{E_i, i \in \{1, \dots, n\}\}$ une partition de E , et si on pose*

$$X_i = \sum_{n \leq X} 1_{U_n \in E_i}$$

alors les X_i sont des variables de Poisson indépendantes de paramètre $\lambda P(U \in E_i)$

Démonstration. Voir Annexe A.1. □

Cette propriété ne permet pas pour autant d'affirmer que les N_z sont des variables de Poisson pour $z \in \Sigma$, mais cela sera vrai lorsque $\delta_I(n) < L(n)$. On définit donc pour tout $z \in \Sigma$

$$\text{cov}_2(z) = \{A(\Delta_n, \zeta_z^{N'_z}) \not\subset \mathbb{B}(0, R_n + h(R_n))\} \quad (4.3)$$

où N'_z est le nombre d'explorateurs de la première vague qui touchent Σ en z lorsque la région explorée initiale est $\Delta_n = \mathbb{B}(0, r_n)$.

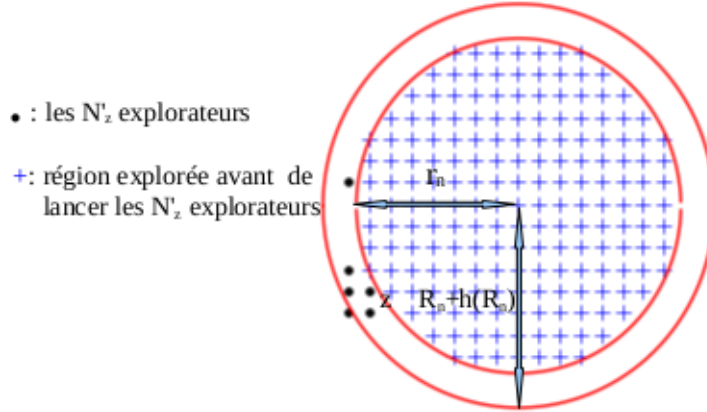


FIGURE 6 – Un exemple où $\text{cov}_2(z)$ est réalisé

On remarque que la seule différence entre $\text{cov}(z)$ et $\text{cov}_2(z)$ est la région explorée avant de lancer la deuxième vague. C'est ici qu'il est important de se placer dans le cas $\delta_I(n) < L(n)$, et on restera dans ce cas jusqu'à la fin de cette partie, puisqu'on a alors :

$$W_{n-L(n)}(A(\zeta_0^{b(n)}); X_n 1_0, z) = M_{n-L(n)}(X_n 1_0, z)$$

et donc $N'_z = N_z$ et $\text{cov}_2(z) \subset \text{cov}(z)$. Soit U la variable aléatoire à valeur dans Σ calculée en regardant en quel point une marche aléatoire symétrique atteint Σ . On alors :

$$N'_z = \sum_{p \leq X_n} 1_{U_p=z}$$

D'après la proposition 4.2 les N'_z sont alors des variables de Poisson indépendantes, et donc les $\text{cov}_2(z)$ sont indépendants. Ils sont de plus indépendants de $\delta_I(n)$ puisque celui-ci ne dépend que de la première vague alors que cov_2 en est indépendant. Résumons ce qu'on a fait jusqu'à présent :

$$\begin{aligned} P(\exists k \geq n, \delta_0(k) \geq h(k) \mid \delta_I(n) < L(n)) &\geq P(\delta_0(R_n) \geq h(R_n) \mid \delta_I(n) < L(n)) \\ &\geq P\left(\bigcup_{z \in \Sigma} \text{cov}(z) \mid \delta_I(n) < L(n)\right) \\ &\geq P\left(\bigcup_{z \in \Sigma} \text{cov}_2(z) \mid \delta_I(n) < L(n)\right) \\ &= P\left(\bigcup_{z \in \Sigma} \text{cov}_2(z)\right) \end{aligned} \quad (4.4)$$

Il faut maintenant trouver λ_n , le paramètre de la loi de Poisson X_n , pour que tout ceci tende vers 1. La technique consiste à majorer $R_n + h(R_n)$ de façon à pouvoir appliquer la proposition 4.1 :

Lemme 4.3. *Pour n suffisamment grand,*

$$X_n \leq b(n + h(n)) - b(n) \Rightarrow R_n + h(R_n) \leq n + 3h(n) \quad (4.5)$$

Démonstration.

$$\begin{aligned} X_n \leq b(n + h(n)) - b(n) &\Rightarrow X_n + b(n) \leq b(n + h(n)) \Rightarrow R_n - 1 \leq n + h(n) \\ &\Rightarrow h(R_n) \leq 2h(n) - 1 \end{aligned}$$

pour n suffisamment grand, d'où le résultat. \square

On prend alors $\lambda_n = \frac{b(n+h(n))-b(n)}{2}$ pour pouvoir se placer dans le cas du lemme précédent sans difficulté, en effet, on aura souvent X_n plus petit que $2\lambda_n$:

Proposition 4.4. *Soit X_λ une variable de Poisson de paramètre λ . On a :*

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} P(X_\lambda > 2\lambda) = 0$$

Démonstration. Voir annexe A.2. \square

En utilisant le lemme 4.3, on a donc :

$$\begin{aligned}
P\left(\bigcup_{z \in \Sigma} \text{cov}_2(z)\right) &\geq P\left(\bigcup_{z \in \Sigma} \text{cov}_2(z) \cap \{X_n \leq \lambda_n\}\right) \\
&\geq P\left(\bigcup_{z \in \Sigma} \{A(\Lambda_n, \zeta_z^{N'_z}) \not\subset \mathbb{B}(0, n + 3h(n))\}\right) P(X_n \leq \lambda_n) \\
&= P(X_n \leq \lambda_n) \left(1 - \prod_{z \in \Sigma} (1 - P(A(\Lambda_n, \zeta_z^{N'_z}) \not\subset \mathbb{B}(0, n + 3h(n))))\right) \quad (4.6)
\end{aligned}$$

Or, d'après la proposition 4.1,

$$\begin{aligned}
&P(A(\Lambda_n, \zeta_z^{N'_z}) \not\subset \mathbb{B}(0, n + 3h(n))) \\
&= P(A(\Lambda_n, \zeta_z^{N'_z}) \not\subset \mathbb{B}(0, n + 3h(n)) \mid N'_z \geq c(3h(n) + L(n))) P(N'_z \geq c(3h(n) + L(n))) \\
&\geq \exp(-c(3h(n) + L(n))^2) P(N'_z \geq c(3h(n) + L(n))) \quad (4.7)
\end{aligned}$$

Il ne reste donc plus qu'à minorer $P(N'_z \geq c(3h(n) + L(n)))$:

Lemme 4.5. $\forall c_1 > 0, \exists C \geq 0$ tel que

$$P(N'_z \geq c_1 h(n)) \geq \exp(-Ch(n)) \quad (4.8)$$

Démonstration. D'après la proposition 4.2, N'_z est une variable de poisson de paramètre $\mu = \lambda_n P(S(H(\Sigma)) = z)$ où S est une marche aléatoire symétrique sur \mathbb{Z}^d partant de 0. En utilisant le lemme 1.7.4 de [7], on a des constantes c_2 et c_3 telles que :

$$\frac{c_2}{(n - L(n) + 1)^{d-1}} \leq \frac{c_2}{\|z\|^{d-1}} \leq P(S(H(\Sigma)) = z) \leq \frac{c_3}{\|z\|^{d-1}} \leq \frac{c_3}{(n - L(n))^{d-1}}$$

De plus $c_4 h(n) n^{d-1} \leq \lambda_n \leq c_5 h(n) n^{d-1}$, donc $c_6 h(n) \leq \mu \leq c_7 h(n)$. On a donc, en posant $a = \lfloor c_1 h(n) \rfloor + 1$:

$$\begin{aligned}
P(N'_z \geq c_1 h(n)) &\geq P(N'_z = a) = e^{-\mu} \frac{\mu^a}{a!} \\
&\geq e^{-c_7 h(n)} \frac{(c_6 h(n))^{c_1 h(n)}}{a!} \\
&\sim e^{-c_7 h(n)} \frac{(c_6 h(n))^{c_1 h(n)}}{\sqrt{2\pi a}} \left(\frac{e}{c_1 h(n)}\right)^{[c_1 h(n)]+1} \\
&\geq e^{(-c_7 + c_1(1 - \ln(c_1) + \ln(c_6)))h(n) + 2} \frac{1}{h(n)^2 \sqrt{2\pi a}} \\
&\geq \exp(-Ch(n))
\end{aligned}$$

□

En prenant $h(n) = L(n)$ et en utilisant 4.4, 4.6, 4.7, 4.8 et que $1 - x \leq e^{-x}$, on a finalement :

$$\begin{aligned}
& P(\exists k \geq n, \delta_0(k) \geq h(k) \mid \delta_I(n) < L(n)) \\
& \geq P(X_n \leq \lambda_n) \left(1 - \prod_{z \in \Sigma} (1 - \exp(-c(4h(n))^2 - Ch(n)))\right) \\
& \geq P(X_n \leq \lambda_n) (1 - \exp(-\kappa n^{d-1} \exp(-Ch(n) - c'h(n)^2))) \\
& \geq P(X_n \leq \lambda_n) (1 - \exp(-\kappa n^{d-1} \exp(-c''h(n)^2))) \\
& = P(X_n \leq \lambda_n) (1 - \exp(-\kappa n^{d-1-\alpha^2 c''}))
\end{aligned} \tag{4.9}$$

Il suffit maintenant de fixer α suffisamment petit pour que $d - 1 - \alpha^2 c''$ soit positif pour terminer la preuve du théorème 2.3.

Il n'est pas clair *a priori* que ce théorème nous donne vraiment une indication sur l'optimalité de $h(n)$ pour l'erreur externe, mais on peut voir qu'il implique le résultat intéressant suivant :

Corollaire 4.6.

$$P(\limsup_{n \rightarrow \infty} \{\delta_I(n) \geq L(n)\} \cup \{\delta_O(n) \geq h(n)\}) = 1 \tag{4.10}$$

Démonstration. On a :

$$\begin{aligned}
& P(\exists k \geq n, \delta_I(k) \geq L(k) \text{ ou } \delta_O(k) \geq h(k)) \\
& \geq P(\delta_I(n) \geq L(n) \text{ ou } \exists k \geq n, \delta_0(k) \geq h(k)) \\
& = P(\delta_I(n) \geq L(n)) + P(\exists k \geq n, \delta_0(k) \geq h(k) \mid \delta_I(n) < L(n)) P(\delta_I(n) < L(n)) \\
& = 1 - P(\delta_I(n) < L(n)) (1 - P(\exists k \geq n, \delta_0(k) \geq h(k) \mid \delta_I(n) < L(n)))
\end{aligned}$$

Et donc,

$$\begin{aligned}
& P(\limsup_{n \rightarrow \infty} \{\delta_I(n) \geq L(n)\} \cup \{\delta_O(n) \geq h(n)\}) \\
& = \lim_{n \rightarrow \infty} P(\exists k \geq n, \delta_I(k) \geq L(k) \text{ ou } \delta_O(k) \geq h(k)) \\
& = 1
\end{aligned}$$

□

Autrement dit, pour une infinité de termes, l'erreur interne ou l'erreur externe est d'ordre $\sqrt{\log n}$, donc le théorème 2.2 est d'une certaine façon optimal. On verra dans la partie 5 que 4.10 est en fait vraie pour l'erreur interne seule.

4.2 En dimension 2

5 L'erreur interne

Pour établir le Théorème 2.4, nous allons procéder de façon similaire. Nous lançons cette fois-ci nous pas une vague d'explorateurs à partir de $A(b(n))$, mais un grand nombre $F(n)$ de vagues successives. Pour $k \leq F(n)$, la $k^{\text{ème}}$ vague consistera en un lancer de X_k explorateurs depuis l'origine, où X_k sera une variable de Poisson de paramètre λ_k à déterminer plus tard.

On note R_k le rayon théorique après la $k^{\text{ème}}$ vague :

$$R_k = \rho(b(n) + X_1 + \cdots + X_k) \quad (5.1)$$

Et A_k l'évènement qui nous intéresse :

$$A_k = \{\delta_I(R_k) > \sqrt{\log(R_k)}\} \quad (5.2)$$

Le but sera de montrer que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left(\bigcup_{k \leq F(n)} A_k \right) = 1 \quad (5.3)$$

Une propriété simple nous sera utile par la suite :

Remarque. Quel que soit $k \leq F(n)$, on a toujours :

$$A(b(n) + X_1 + \cdots + X_k)^c \cap (\mathbb{B}(0, R_k) \cup \delta\mathbb{B}(0, R_k)) \neq \emptyset \quad (5.4)$$

En effet, le cas échéant, on aurait plus de $b(R_k + 1)$ sites occupés, or on n'a lancé que $b(n) + X_1 + \cdots + X_k$ explorateurs, ce qui est strictement moins. (POURQUOI ?)

5.1 Lorsque A_{k-1}^c est réalisé

On suppose dans cette partie que l'évènement A_{k-1}^c est réalisé, pour $1 \leq k \leq F(n) - 1$. Utilisons alors l'ensemble non vide donné par 5.4 au rang $k - 1$: il existe un Z_k non encore visité, tel que $\|Z_k\| \leq R_{k-1} + 1$. Comme A_{k-1}^c est réalisé, nécessairement,

$$R_{k-1} - h(R_{k-1}) \leq \|Z_k\| \leq R_{k-1} + 1. \quad (5.5)$$

On va s'appuyer sur ce Z_k pour construire un évènement I_k qui pourra s'interpréter par : soit Z_k est un trou laissé à la prochaine vague k , soit un long tentacule apparaît à la vague k .

Définition 5.1. i) Pour $\Lambda \subset \Sigma(z)$ et n un entier et $R > 0$, on définit la variable aléatoire $N_z(n, \Lambda, R)$ comme le nombre de marches aléatoires parmi n marches partant de 0 qui atteignent $\Sigma(z)$ en Λ puis visitent z avant de sortir de $\mathbb{B}(0, \|z\| + R)$:

$$N_z(n, \Lambda, R) = \text{Card}\{i \leq n \mid S_i(H(\Sigma(z))) \in \Lambda, H(z) < H(\mathbb{B}^c(O, \|z\| + h))\} \quad (5.6)$$

ii) Soit $\Lambda_k = \mathbb{B}(Z_k, L(R_k)) \cap \Sigma(Z_k)$ et $\Lambda'_k = \Sigma(Z_k) \setminus \Lambda_k$ et :

$$I_k = \{N_{Z_k}(X_k, \Lambda_k, \infty) = 0, N_{Z_k}(X_k, \Lambda'_k, L(R_{k-1})) = 0\} \quad (5.7)$$

Si I_k est réalisé, on aimerait pouvoir dire que dans le cas où Z_k n'est pas visité on a $\delta_I(R_k) \geq h(R_k)$ et que dans le cas contraire (un long tentacule apparaît) on a $\delta_O(R_k) \geq L(R_k)$. Cela sera assuré pour X_k dans un bon intervalle, donné par le lemme suivant, qui induira du coup le choix des paramètres λ_k :

Lemme 5.2. *Pour k suffisamment grand, si $\mu_k = b(R_{k-1} + h(R_{k-1})) - b(R_{k-1})$,*

$$\frac{2}{3}\mu_k \leq X_k \leq 2\mu_k \Rightarrow I_k \subset A_k \cup \{\delta_O(R_k) \geq L(R_k)\} \quad (5.8)$$

Démonstration. plus tard... □

On voit donc qu'il est judicieux de prendre $\lambda_k = \mu_k = b(R_{k-1} + h(R_{k-1})) - b(R_{k-1})$. Ainsi, lorsque la variable de Poisson X_k est comprise entre $\frac{2}{3}$ et 2 fois sa moyenne, on a bien $I_k \subset A_k \cup \{\delta_O(R_k) \geq L(R_k)\}$.

Enfin, on a besoin de s'assurer que la probabilité de I_k est assez grande, ce qui est donné par le lemme technique suivant :

Lemme 5.3. *Il existe une constante $C > 0$ telle que, si X une variable de Poisson de paramètre λ , z un point de $\mathbb{Z}^d \setminus \{0\}$ et $R > 0$,*

$$P(N_z(X, \Lambda, \infty) = 0, N_z(X, \Lambda', R) = 0) \geq \exp\left(-C \frac{\lambda R}{\|z\|^{d-1}}\right)$$

où $\Lambda = \mathbb{B}(z, R) \cap \Sigma(z)$ et $\Lambda' = \Sigma(z) \setminus \Lambda$.

Démonstration. D'après la proposition 4.2, $N_z(X, \Lambda, \infty)$ et $N_z(X, \Lambda', R)$ sont des variables de Poisson indépendantes. Ainsi :

$$P(N_z(X, \Lambda, \infty) = 0, N_z(X, \Lambda', R) = 0) = \exp(-E[N_z(X, \Lambda, \infty)] - E[N_z(X, \Lambda', R)])$$

On va montrer que chacune de ces espérances est majorée par un terme du type $C \frac{\lambda R}{\|z\|^{d-1}}$.

– Pour la première, on se sert du fait que $P_0(S(H(\Sigma(z))) = y) \leq \frac{c_1}{\|z\|^{d-1}}$ (Lemme 1.7.4 de [7]) et $P_y(H(z) < \infty) \leq \frac{c_2}{1 + \|y - z\|^{d-2}}$ (Théorème 1.5.4 de [7]) pour écrire :

$$\begin{aligned} E[N_z(X, \Lambda, \infty)] &= \lambda P_0(S(H(\Sigma(z))) \in \Lambda, H(z) < \infty) \\ &= \lambda \sum_{y \in \Lambda} P_0(S(H(\Sigma(z))) = y) P_y(H(z) < \infty) \\ &\leq \lambda \sum_{y \in \Lambda} \frac{c_1}{\|z\|^{d-1}} \frac{c_2}{1 + \|y - z\|^{d-2}} \end{aligned} \quad (5.9)$$

En arrangeant plutôt la somme selon $k = \lfloor \|y - z\| \rfloor$, et en observant que pour un k fixé on a moins de $c_3 k^{d-2}$ positions de y correspondants, on obtient :

$$\begin{aligned} E[N_z(X, \Lambda, \infty)] &\leq c_4 \frac{\lambda}{\|z\|^{d-1}} \left(1 + \sum_{k=1}^R \frac{k^{d-2}}{1 + k^{d-2}} \right) \\ &\leq c_5 \frac{\lambda R}{\|z\|^{d-1}} \end{aligned} \quad (5.10)$$

- Pour la seconde espérance, on utilise le résultat du Lemme 5(b) de [8] qui assure que $P_y(H(z) < H(\mathbb{B}^c(O, \|z\| + h))) \leq \frac{c_6 R^2}{\|z - y\|^d}$, et on utilise la même transformation sur la somme :

$$\begin{aligned} E[N_z(X, \Lambda', R)] &= \lambda P_0(S(H(\Sigma(z))) \in \Lambda', H(z) < H(\mathbb{B}^c(O, \|z\| + h))) \\ &= \lambda \sum_{y \in \Lambda'} P_0(S(H(\Sigma(z))) = y) P_y(H(z) < H(\mathbb{B}^c(O, \|z\| + h))) \\ &\leq \lambda \sum_{y \in \Lambda'} \frac{c_1}{\|z\|^{d-1}} \frac{c_6 R^2}{\|z - y\|^d} \\ &\leq c_7 \frac{\lambda R^2}{\|z\|^{d-1}} \sum_{k=R}^{2\|z\|+2} \frac{k^{d-2}}{k^d} \\ &\leq c_8 \frac{\lambda R}{\|z\|^{d-1}} \end{aligned} \quad (5.11)$$

□

En appliquant ce lemme à X_k , Z_k et $L(R_{k-1})$, on obtient :

$$\begin{aligned} P(I_k) &\geq \exp \left(-C \frac{\lambda_k L(R_{k-1})}{\|Z_k\|^{d-1}} \right) \\ &\geq \exp \left(-C \frac{\lambda_k L(R_{k-1})}{\|R_{k-1} - h(R_{k-1})\|^{d-1}} \right) \\ &\geq \exp(-\kappa h(n) L(n)) \end{aligned} \quad (5.12)$$

5.2 Minorations

Résumons ce que l'on a fait jusqu'à présent : on a montré que lorsque A_{k-1}^c est réalisé, il existe un événement I_k tel que $\frac{2}{3}\lambda_k \leq X_k \leq 2\lambda_k \Rightarrow I_k \subset A_k \cup \{\delta_O(R_k) \geq L(R_k)\}$ et $P(I_k) \geq \exp(-\kappa h(n) L(n))$. Notre but est de montrer que $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\bigcup_{k \leq F(n)} A_k\right) = 1$.

A Preuves annexes

A.1 Proposition 4.2

Démonstration.

Ce sont des variables de Poisson :

$$\begin{aligned}
\mathbb{P}(X_i = k) &= \mathbb{P}\left(\sum_{n \leq X} 1_{U_n \in E_i} = k\right) \\
&= \sum_{p=k}^{\infty} \mathbb{P}(1_{X=p} \sum_{n \leq p} 1_{U_n \in E_i} = k) \\
&= \sum_{p=k}^{\infty} \binom{p}{k} \mathbb{P}(X = p) \mathbb{P}(U_1 \in E_i) \dots \mathbb{P}(U_k \in E_i) \mathbb{P}(U_{k+1} \notin E_i) \dots \mathbb{P}(U_p \notin E_i) \\
&= \frac{e^{-\lambda}}{k!} \mathbb{P}(U \in E_i)^k \sum_{p=k}^{\infty} \frac{(1 - \mathbb{P}(U \in E_i))^{p-k} \lambda^p}{(p-k)!} \\
&= \frac{(\lambda \mathbb{P}(U \in E_i))^k}{k!} e^{-\lambda \mathbb{P}(U \in E_i)}
\end{aligned}$$

Elles sont indépendantes :

$$\begin{aligned}
&\mathbb{P}\left(\bigcap_{i \in I} X_i = k_i\right) \\
&= \mathbb{P}\left(\sum_{n \leq X} \bigcap_{i \in I} 1_{U_n \in E_i} = k_i\right) \\
&= \sum_{p=\sum_{i \in I} k_i}^{\infty} \prod_{i \in I} \binom{p - \sum_{j \in I, j < i} k_j}{k_i} \mathbb{P}(X = p) \left(\prod_{i \in I} \mathbb{P}(U \in E_i)^{k_i}\right) \mathbb{P}(U \notin \bigcup_{i \in I} E_i)^{p - \sum_{i \in I} k_i} \\
&= \frac{e^{-\lambda}}{\prod_{i \in I} (k_i!)} \left(\prod_{i \in I} \mathbb{P}(U \in E_i)^{k_i}\right) \sum_{p=\sum_{i \in I} k_i}^{\infty} \frac{\lambda^p}{(p - \sum_{i \in I} k_i)!} \mathbb{P}(U \notin \bigcup_{i \in I} E_i)^{p - \sum_{i \in I} k_i} \\
&= \prod_{i \in I} \mathbb{P}(X_i = k_i)
\end{aligned}$$

□

A.2 Proposition 4.4

Démonstration. Posons $p = 2\lfloor \lambda \rfloor + 1$:

$$\begin{aligned}
 P(X_\lambda > 2\lambda) &= e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^{k+p}}{(k+p)!} \leq e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^{k+2\lambda+2}}{(k+2\lambda)!} \leq e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^{k+2\lambda+2}}{(2\lambda)^{k-1}(2\lambda)!} \\
 &= e^{-\lambda} \frac{\lambda^{2\lambda+3}}{(2\lambda)!} \\
 &\sim e^{-\lambda} \lambda^{2\lambda+3} \left(\frac{e}{2\lambda}\right)^{2\lambda} \frac{1}{\sqrt{4\pi\lambda}} \\
 &\sim \left(\frac{e}{4}\right)^\lambda \frac{\lambda^3}{\sqrt{4\pi\lambda}}
 \end{aligned}$$

□

Références

- [1] Amine ASSELAH et Alexandre GAUDILLIÈRE : Sub-logarithmic fluctuations for internal DLA. *Arxiv preprint*, 2010.
- [2] Amine ASSELAH et Alexandre GAUDILLIÈRE : Lower bounds on fluctuations for internal DLA. *Arxiv preprint*, 2010.
- [3] Paul MEAKIN et John M. DEUTCH : The formation of surfaces by diffusion limited annihilation. *J.Chem.Phys.*, 85(4):2320–2325, 1986.
- [4] Persi DIACONIS et William FULTON : A growth model, a game, an algebra, lagrange inversion, and characteristic classes. *Rend. Sem. Mat. Univ. Politec. Torino*, 49(1):95–119, 1991.
- [5] Gregory LAWLER, Maury BRAMSON et David GRIFFEATH : Internal diffusion limited aggregation. *Ann. Probab.*, 20(4):2117–2140, 1992.
- [6] Gregory LAWLER : Subdiffusive fluctuations for internal diffusion limited aggregation. *Ann. Probab.*, 23(1):71–86, 1995.
- [7] Gregory LAWLER : *Intersection of Random Walks*. Birkhäuser Boston, 1991.
- [8] David JERISON, Lionel LEVINE et Scott SHEFFIELD : Internal dla in higher dimensions. *Arxiv preprint*, 2012.