

# Mouvement brownien conditionné à rester dans un segment

Benjamin Laquerrière

Université de La Rochelle

Colloque Jeunes Probabilistes et Statisticiens, 5 mai 2010

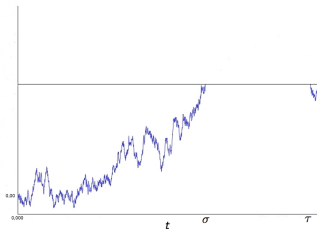


# Motivation originelle

Soit  $(X_t)_{t \in [0, T]}$ , un processus de diffusion à valeurs dans  $\mathbb{R}^n$  et soit  $A \subset \mathbb{R}^n$ .

On considère que le processus n'est observable qu'en dehors de  $A$ , *i.e.* on observe

$$Y_t = X_t 1_{X_t \notin A}.$$



**Question :** Que vaut le processus en un instant  $t_0$  où le processus est dans  $A$  ?

**Choi, Nam (2004) :**

$$\hat{X}_{t_0} = \mathbb{E}[X_{t_0} | \sigma_{t_0}, \tau_{t_0}, X_{\sigma_{t_0}}, X_{\tau_{t_0}}]$$

avec  $\sigma_{t_0} = \sup\{t < t_0, X_T \notin A\}$  , et  $\tau_{t_0} = \inf\{t > t_0, X_T \notin A\}$ .

**Estimation de trajectoire :** On fait une estimation en chaque temps  $t$  où  $X_t$  n'est pas observable.

**Question :** Peut-on interpolier “de manière probabiliste” ?

$(X_t)_t$  est un mouvement brownien standard  $(W_t)_{t \in [0, T]}$  à valeurs réelles.  
On prend pour obstacle  $A = [a, b]$ . ( $0 < a < b$ )

Trois cas apparaissent :

- Le processus n'est plus observé à partir du temps  $s$ ,
- Le processus n'est pas observé entre les temps  $s$  et  $t$  et réapparaît en  $a$ ,
- Le processus n'est pas observé entre les temps  $s$  et  $t$  et réapparaît en  $b$ .

On souhaite conditionner un processus par un évènement  $\Lambda$  de probabilité nulle.

On se donne une suite  $(\Lambda_n)_{n \in \mathbb{N}}$  d'évènements de probabilité non nulle telle que

$$\Lambda_{n+1} \subset \Lambda_n, \quad \bigcap_{n \in \mathbb{N}} \Lambda_n = \Lambda.$$

On considère le processus conditionné par  $\Lambda_n$  et on fait tendre  $n \rightarrow +\infty$ .

C'est l'approche utilisée par Durrett, Iglehart, Miller pour construire le méandre brownien et l'excursion brownienne.

Soit  $X$  une v.a. sur un espace de probabilité  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ . Soit  $\Lambda$  un évènement de probabilité non nulle. On définit un nouvelle espace de probabilité  $(\Lambda, \mathcal{F}^\Lambda, \mathbb{P}_\Lambda)$  où  $\mathcal{F}^\Lambda$  est la trace de  $\mathcal{F}$  sur  $\Lambda$  et  $\mathbb{P}_\Lambda$  est la mesure de probabilité définie par

$$\mathbb{P}_\Lambda(A) = \frac{\mathbb{P}(A)}{\mathbb{P}(\Lambda)} = \mathbb{P}(A|\Lambda), \forall A \in \mathcal{F}^\Lambda.$$

On définit sur cet espace la variable  $X^\Lambda$  comme la restriction de  $X$  à  $\Lambda$ .  $X^\Lambda$  peut-être vu comme la variable  $X$  conditionnée par l'évènement  $\Lambda$ .

On définit les évènements

$$\Lambda_t^\varepsilon = \{W_s \in [-\varepsilon, \ell]; \forall s \in [0, t]\},$$

et on note  $\Lambda^\varepsilon := \Lambda_1^\varepsilon$ .

## Théorème

*Lorsque  $\varepsilon$  tend vers 0,  $(W_t^{\Lambda^\varepsilon})_{t \in [0,1]}$  converge en loi vers un processus markovien inhomogène  $(W_t^\ell)_{t \in [0,1]}$ .*

# Mouvement Brownien dans un segment avec condition finale

On considère les évènements

$$\Lambda^\downarrow := \Lambda^\varepsilon \cap \{W_1 \in [-\varepsilon; \varepsilon]\}, \quad \Lambda^\uparrow := \Lambda^\varepsilon \cap \{W_1 \in [\ell - \varepsilon; \ell]\}.$$

## Théorème

*Pour  $\ell$  suffisamment grand, lorsque  $\varepsilon$  tend vers 0, le processus  $(W^{\Lambda^\downarrow})_{t \in [0,1]}$  converge en loi vers un processus markovien  $(W^{\ell,\downarrow})_{t \in [0,1]}$  qui fini presque sûrement en 0.*

*Pour  $\ell$  suffisamment grand, lorsque  $\varepsilon$  tend vers 0, le processus  $(W^{\Lambda^\uparrow})_{t \in [0,1]}$  converge en loi vers un processus markovien  $(W^{\ell,\uparrow})_{t \in [0,1]}$  qui fini presque sûrement en  $\ell$ .*

Le théorème précédent est valide au moins pour  $\ell > 1.66$ .



## Proposition

*Lorsque  $\ell$  tend vers  $+\infty$  :*

*le processus  $(W_t^\ell)_{t \in [0,1]}$  converge en loi fini-dimensionnelle vers le méandre brownien,*

*le processus  $(W_t^{\ell, \downarrow})_{t \in [0,1]}$  converge en loi fini-dimensionnelle vers l'excursion brownienne.*

$$m_t = \min_{s < t} W_s, \quad M_t = \max_{s < t} W_s.$$

## Principe de réflexion

Soit  $a < 0$  et  $a < x_1 < x_2$ , on a

$$\mathbb{P}(W_t \in [x_1, x_2], m_t < a) = \mathbb{P}(W_t \in [2a - x_2, 2a - x_1]).$$

## ... et conséquences

Soit  $a < 0 < b$ ,  $a < x_1 < x_2 < b$ ,

- $$\frac{\mathbb{P}(m_t > a, M_t < b, W_t \in dx)}{dx} = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} [\phi_t(x + 2k(b-a)) - \phi_t(x - 2a + 2k(b-a))] \mathbf{1}_{[a,b]}(x),$$
- $\mathbb{P}(W_t \in [x_1, x_2], m_t > a, M_t > b) \leq \mathbb{P}(W_t \in [2b - x_2, 2b - x_1], m_t > a),$
- $\mathbb{P}(m_t > -m, W_t > a) \leq m \sqrt{\frac{2}{\pi t}} e^{-\frac{a^2}{2t}}.$

## Convergence f.d.d. :

Il suffit de montrer la convergence du noyaux de transition.

$$p_\ell(0, 0; t; y) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\mathbb{P}_{\Lambda^\varepsilon}(W_t^{\Lambda^\varepsilon} \in dy)}{dy} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{f_{W_t}^\varepsilon(y) \mathbb{P}^y(\Lambda_{1-t}^\varepsilon)}{\mathbb{P}(\Lambda^\varepsilon)},$$

avec  $f_{W_t}^\varepsilon(y) = \frac{\mathbb{P}(W_t \in dy, \Lambda_t^\varepsilon)}{dy}$ .

$$p_\ell(s, x; t; y) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\mathbb{P}_{\Lambda^\varepsilon}(W_t^{\Lambda^\varepsilon} \in dy | W_s^{\Lambda^\varepsilon} = x)}{dy} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{f_{W_{t-s}}^{x, \varepsilon}(y) \mathbb{P}^y(\Lambda_{1-t}^\varepsilon)}{\mathbb{P}(\Lambda_{1-s}^\varepsilon)},$$

avec  $f_{W_{t-s}}^{x, \varepsilon}(y) = \frac{\mathbb{P}^x(W_{t-s} \in dy, \Lambda_{t-s}^\varepsilon)}{dy}$ .

$$f_{W_t}^\varepsilon(y) = 2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \phi'_t(2kl - y)\varepsilon + o(\varepsilon)$$

$$\mathbb{P}(\Lambda^\varepsilon) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \vartheta\left(0, 1 + \frac{\ell^2}{2\pi}i\right) \varepsilon + o(\varepsilon),$$

avec

$$\vartheta(z, \tau) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \exp(i\pi k^2 \tau + 2k\pi iz),$$

**Triple produit de Jacobi :** Pour  $x, z \in \mathbb{C}$ ,  $|x| < 1$ ,  $z \neq 0$ , on a

$$\sum_{k=-\infty}^{+\infty} x^{k^2} z^k = \prod_{k=1}^{+\infty} [(1 - x^{2k}) (1 + x^{2k-1} z) (1 + x^{2k-1} z^{-1})].$$

En utilisant cette identité avec  $x := e^{-\frac{\ell^2}{2}}$ ,  $z := -1$  et en passant au logarithme, la convergence de la série

$$\sum_{k=1}^{+\infty} (\log(1 - x^{2k}) + 2 \log(1 - x^{2k-1})),$$

pour  $x \in [0, 1[$ , assure que

$$\vartheta \left( 0, 1 + \frac{\ell^2}{2\pi} i \right) > 0.$$

### Tension :

On note  $\mathbb{P}_n$  la mesure induite par  $W^{\ell, \varepsilon_n}$  sur  $C[0, 1]$ .

On doit montrer que :

$$\lim_{\delta \rightarrow 0} \limsup_{n \rightarrow +\infty} \frac{1}{\delta} \mathbb{P}_n \left( x(\cdot) \in C[0, 1] : \sup_{s < t < s + \delta} |x(t) - x(s)| > \eta \right) = 0,$$

$\forall \eta > 0$  et  $\forall s \in [0, 1[$ .

Pour  $s = 0$ . On a :

$$\mathbb{P}_n \left( x(\cdot) \in C[0, 1] : \sup_{0 < t < \delta} |x(t)| > \eta \right) = \frac{\mathbb{P} \left( \sup_{0 < t < \delta} |W_t| > \eta, \Lambda^{\varepsilon_n} \right)}{\mathbb{P}(\Lambda^{\varepsilon_n})}.$$

Pour  $\varepsilon < \eta$ , on a

$$\begin{aligned} \mathbb{P} \left( \sup_{0 < t < \delta} |W_t| > \eta, \Lambda^\varepsilon \right) &\leq \mathbb{P}(M_\delta > \eta, m_\delta > -\varepsilon) \\ &\leq \mathbb{P}(M_\delta > \eta, m_\delta > -\varepsilon, W_\delta \in [-\varepsilon, \eta]) + \mathbb{P}(m_\delta > -\varepsilon, W_\delta > \eta) \\ &\leq \mathbb{P}(m_\delta > -\varepsilon, W_\delta \in [\eta, 2\eta + \varepsilon]) + \mathbb{P}(m_\delta > -\varepsilon, W_\delta > \eta) \\ &\leq 2\mathbb{P}(m_\delta > -\varepsilon, W_\delta > \eta) \\ &\leq 2\sqrt{\frac{2}{\pi\delta}} \varepsilon e^{-\frac{\eta^2}{2\delta}}. \end{aligned}$$

d'où

$$\frac{1}{\delta} \mathbb{P}_n \left( x(\cdot) \in C[0, 1] : \sup_{0 < t < \delta} |x(t) - x(0)| > \eta \right) \leq \frac{2}{\vartheta \left(0, 1 + \frac{\ell^2}{2\pi} i\right) \delta^{\frac{3}{2}}} e^{-\frac{\eta^2}{2\delta}} (1 + o(1)).$$

On fait le même type de calcul pour  $s \neq 0$ .



C. Choi and D. Nam.

Interpolation for partly hidden diffusion processes.  
*Stochastic processes and their applications*, 2004.



H.G. Kim.

Filtering of hidden diffusion processes.  
*Stochastics and Stochastics reports*, 2000.



H.G. Kim and D. Nam.

Optimal estimation of diffusion processes hidden by general obstacles.  
*J. Appl. Prob.*, 2001.



R.T. Durrett, D.L. Iglehart and D.R. Miller

Weak convergence to Brownian Meander and Brownian Excursion  
*The Annales of Probability*, 1977.