

# On Brownian Motion, Ito Calculus and the Feynman-Kac Formula

26 janvier 2016

Dans cette partie, nous allons aborder une façon probabiliste pour trouver le noyau  $k_\beta(x, x')$  que nous avons trouvé avec le formule de Trotter dans la section précédente. Avant de commencer le calcul de ce noyau, nous allons introduire quelques notions qui nous serviront dans la suite.

## 1 Definitions

### Definition 1.1. Processus de Markov

La séquence  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est un processus de Markov défini sur  $\mathbb{R}^d$  par rapport à la mesure de probabilité  $\varphi$  si  $\forall$  fonction  $f \in \mathcal{C}_0$  tendant vers 0 à  $\infty$ , la limite suivante existe (presque sûrement) :

$$E_\varphi(f) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f(X_n)$$

et on note  $E_\varphi(f)$  l'espérance par rapport à la mesure  $\varphi$

### Definition 1.2. Ergodicité

Un processus est ergodique si il satisfait les conditions suivantes :

- $\varphi$  est une mesure de probabilité invariant par le processus de Markov
- **Condition d'accessibilité** :  $\forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$  telle que  $\varphi(B) > 0$  et  $\forall x \in \mathbb{R}^d$ ,  $\exists n \in \mathbb{N}$  telle que

$$\mathbb{P}(X_n \in B | X_0 = x) > 0$$

*Remark.* 1. Nous avons défini les notions d'ergodicité sur  $\mathbb{R}^d$ , mais les mêmes définitions restent vraies pour le tore  $\Pi^d$  aussi.

2. Quand nous ferons les simulations en utilisant l'algorithme de Metropolis, il nous suffira de vérifier que la probabilité de transfert pour l'algorithme de Metropolis satisfait la condition d'accessibilité dans la définition d'ergodicité.

**Definition 1.3. Chaînes de Markov**

Une chaîne de Markov (discrète) est un processus de Markov défini par :

$$X_{n+1}^{\Delta t} = X_n^{\Delta t} + b(X_n^{\Delta t}) + \sqrt{\Delta t} \xi_n \quad (1)$$

$$X_0^{\Delta t} = f(x) \quad (2)$$

où  $x \in \mathbb{R}^d$  et  $b : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^d$  est une fonction régulière. Ici  $\xi_j \sim \mathcal{N}(0, 1)_{\mathbb{R}^d}$ , c'est à dire que  $\xi_j$  est un vecteur gaussien de dimension  $d$ .

A partir d'une chaîne de Markov discrète nous pouvons construire une chaîne de Markov en temps continu en liant les instants de temps  $t_n$  et  $t_{n+1}$  de manière affine. Dans ce cas, nous avons avec les mêmes conditions que ci-dessus  $\forall t \in [t_n, t_{n+1}]$  :

$$\tilde{X}_t^{\Delta t} = X_n^{\Delta t} + (t - t_n) X_{n+1}^{\Delta t} \quad (3)$$

$$(4)$$

Le processus  $\tilde{X}_t^{\Delta t}$  a une limite :

$$\lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \tilde{X}_t^{\Delta t} = X_t \quad (5)$$

où  $X_t$  suit l'équation différentielle stochastique donnée par :

$$dX_t = b(X_t)dt + dW_t \quad (6)$$

## 2 Formule d'Itô

A la fin de la section précédente, nous avons abouti à une équation différentielle stochastique qui détermine la chaîne de Markov en temps continu. Pour faciliter la résolution de cette équation nous allons mettre en place quelques formules de calcul différentiel stochastique qui nous permettront d'aboutir à la formule de Feynman-Kac.

Tout d'abord nous allons considérer l'équation 6 mais sans le terme stochastique  $dW_t$ . Dans ce cas, l'équation devient déterministe dont nous notons la solution  $Y_t$  et qui suit l'équation :

$$\frac{dY_t}{dt} = b(Y_t)$$

Pour rester simple nous allons travailler en  $\mathbb{R}$  mais les résultats sont généralisables pour  $\mathbb{R}^d$ . Soit  $h$  une fonction mesurable allant de  $\Omega$  ouvert de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$ . Alors,

$$\begin{aligned} d(h(Y_t)) &= \nabla h(Y_t) dY_t \\ &= \nabla h(Y_t) b(Y_t) \end{aligned}$$

Dans le cas de  $X_t$  nous devons développer la dernière équation jusqu'à deuxième ordre afin de faire apparaître le terme d'Itô.

$$d(h(X_t)) = \nabla_x h(X_t) dX_t + \frac{1}{2} \Delta_x h(X_t) dt + \frac{\partial h(t, X_t)}{\partial t} dt \quad (7)$$

$$h(t + \Delta t, X(t + \Delta t)) = h(t + \Delta t, X_t + b(X_t)\Delta t + \sqrt{\Delta t}\xi_n) \quad (8)$$

$$= h(t, X_t) + \frac{dh}{dt}(t, X_t)\Delta t + \nabla_x h(t, X_t)b(X_t)\Delta t \quad (9)$$

$$+ \nabla_x(t, \Delta t)\xi_n\sqrt{\Delta t} + \frac{\Delta t}{2} \sum_{i,j} \xi_i \xi_j \frac{\partial^2 h}{\partial x_i \partial x_j} \quad (10)$$

En développant  $h(t + \Delta t, X(t + \Delta t))$  nous trouvons :

$$\begin{aligned} h(t + \Delta t, X(t + \Delta t)) &= h(t, X_t) + \frac{dh}{dt}(t, X_t)\Delta t + \nabla_x h(t, X_t)b(X_t)\Delta t \\ &\quad + \nabla_x(t, \Delta t)\xi_n\sqrt{\Delta t} + \frac{\Delta t}{2} \sum_{i,j} \xi_i \xi_j \frac{\partial^2 h}{\partial x_i \partial x_j} \end{aligned} \quad (11)$$

Nous remarquons que le terme stochastique qui sera dominant est en  $\sqrt{\Delta t}$  et le terme dominant déterministe est de l'ordre  $\Delta t$ . Donc, nous ne prenons pas en compte le terme de double dérivé et ainsi nous aboutissons à l'équation suivante :

$$\begin{aligned} h(t + \Delta t, X(t + \Delta t)) &= h(t, X_t) + \frac{dh}{dt}(t, X_t)\Delta t \\ &\quad + \nabla_x h(t, X_t)b(X_t)\Delta t + \nabla_x(t, \Delta t)\xi_n\sqrt{\Delta t} \end{aligned} \quad (12)$$

### 3 Le Formule de Feynman-Kac

Une fois que nous savons comment faire le calcul différentiel avec des variables stochastiques, nous sommes en mesure de dériver la formule de Feynman-Kac.

Pour ce faire, nous introduisons tout d'abord, deux équations dites l'équation de Kolmogorov forward et l'équation de Kolmogorov backward.

**Definition 3.1. L'équation de Kolmogorov forward**

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t} &= \frac{1}{2} \Delta u - \operatorname{div}(bu) - Vu \\ u(0) &= f(x) \end{aligned} \quad (13)$$

Soit  $X_t$  un processus stochastique défini par

$$\begin{aligned} dX_t &= b(X_t) + dW_t \\ X_t(0) &= f(x) \end{aligned} \quad (14)$$

Donc, nous introduisons l'équation adjointe de Kolmogorov forward :

**Definition 3.2. L'Equation de Kolmogorov Backward** Soit  $g$  une fonction allant de  $\Omega$  ouvert de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$  régulière bornée. Soit  $\beta$  qui noté comme un instant de temps finale.

$$\begin{aligned} \frac{\partial v}{\partial t} + \frac{1}{2} \Delta v + b \nabla v - Vv &= 0 \\ v(\beta, x) &= g(x) \end{aligned} \quad (15)$$

Nous considérons la dérivée totale  $d(v(t, X_t)e^{-\int_0^t V(X_s)ds})$  où  $X_t$  est défini en 14. En utilisant le 7, nous trouvons que :

$$\begin{aligned} d(v(t, X_t)e^{-\int_0^t V(X_s)ds}) &= \left( \frac{\partial v}{\partial t} + b \nabla v + \frac{1}{2} v - Vv \right) e^{-\int_0^t V(X_s)ds} \\ &\quad + \nabla v(t, X_t) dW_t e^{-\int_0^t V(X_s)ds} \end{aligned} \quad (16)$$

Ici, le premier terme est zéro du à 15. Donc :

$$d(v(t, X_t)e^{-\int_0^t V(X_s)ds}) = \nabla v(t, X_t) dW_t e^{-\int_0^t V(X_s)ds} \quad (17)$$

Finalement nous remarquons que l'esperance de  $\nabla v(t, X_t) dW_t e^{-\int_0^t V(X_s) ds}$  est égale à zero, et donc par commutation des opérations et d'esperance, nous avons que pour toute valeur de  $\beta > 0$  :

$$\mathbb{E}(v(\beta, X_\beta) e^{-\int_0^\beta V(X_s) ds}) = \text{Constant} \quad (18)$$

Donc, nous avons que :

$$\mathbb{E}(v(\beta, X_\beta) e^{-\int_0^\beta V(X_s) ds}) = \mathbb{E}(v(0, X_0)) \quad (19)$$

$$\mathbb{E}(g(x_\beta) e^{-\int_0^\beta V(X_s) ds}) = \int_{\Omega} v(0, x) f(x) dx \quad (20)$$