

## FEUILLE DE TD NUMÉRO 3

### QUELQUES ÉQUATIONS DIFFÉRENTIELLES STOCHASTIQUES

#### Correction 1.

- (1) C'est une équation différentielle stochastique linéaire donc le théorème de Cauchy-Lipschitz stochastique donne le résultat.  
(2) On applique la formule d'Itô avec la fonction  $f(t, x) = \ln(x)$ . Après simplifications, cela donne

$$df(X_t) = \left( \mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) dt + \sigma dB_t,$$

d'où

$$\ln(X_t) = \ln(X_0) + \left( \mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) t + \sigma B_t,$$

et donc

$$X_t = X_0 \exp \left( \left( \mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) t + \sigma B_t \right).$$

- (3) Le processus  $X$  est à valeurs positives. En particulier,  $X_t$  n'est pas une variable gaussienne et donc  $X$  n'est pas un processus gaussien. En fait,  $X$  est log-normal, c'est à dire que son logarithme est gaussien.  
(4) On applique la formule d'Itô avec la fonction  $f(t, x) = xe^{-\mu t}$ . Après simplifications, cela donne

$$d\tilde{X}_t = \sigma \tilde{X}_t dB_t,$$

et donc

$$\tilde{X}_t = \tilde{X}_0 + \int_0^t \sigma \tilde{X}_s dB_s.$$

Ce qui démontre que  $\tilde{X}$  est une martingale de carré intégrable.

- (5) Comme  $\tilde{X}$  est une martingale et que  $\tilde{X}_0 = X_0$ , on a  $\mathbb{E}[\tilde{X}_t] = \mathbb{E}[\tilde{X}_0] = \mathbb{E}[X_0]$  et donc  $\mathbb{E}[X_t] = e^{\mu t} \mathbb{E}[X_0]$ . De plus, on a

$$\mathbb{E}[X_t] = \mathbb{E}[X_0] e^{\mu t} e^{-\frac{\sigma^2}{2} t} \mathbb{E}[e^{\sigma B_t}],$$

d'où l'on déduit que

$$\mathbb{E}[e^{\sigma B_t}] = e^{\frac{\sigma^2}{2} t}. \tag{1}$$

Pour la covariance, on a

$$\text{Cov}(X_s, X_t) = \exp \left( \left( \mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) (s+t) \right) \text{Cov}(X_0 e^{\sigma B_s}, X_0 e^{\sigma B_t}),$$

et, par indépendance entre  $X_0$  et  $B$ ,

$$\mathbb{E}[X_0 e^{\sigma B_s} X_0 e^{\sigma B_t}] = \mathbb{E}[X_0^2] \mathbb{E}[e^{2\sigma B_s} e^{\sigma(B_t - B_s)}] = \mathbb{E}[X_0^2] \mathbb{E}[e^{2\sigma B_s}] \mathbb{E}[e^{\sigma B_{t-s}}],$$

si  $s < t$  par indépendance et stationnarité des incrément de  $B$ . Finalement, en utilisant (1), on en déduit que cette espérance vaut  $\mathbb{E}[X_0^2] \exp(\frac{\sigma^2}{2}(s+t)) \exp(\sigma^2 s)$ . D'un autre côté, on a

$$\mathbb{E}[X_0 e^{\sigma B_s}] = \mathbb{E}[X_0] e^{\frac{\sigma^2}{2}s} \quad \text{et} \quad \mathbb{E}[X_0 e^{\sigma B_t}] = \mathbb{E}[X_0] e^{\frac{\sigma^2}{2}t}.$$

On en déduit donc que si  $s < t$ ,

$$\text{Cov}(X_s, X_t) = e^{(\mu - \frac{\sigma^2}{2})(s+t)} e^{\frac{\sigma^2}{2}(s+t)} [\mathbb{E}[X_0^2] e^{\sigma^2 s} - \mathbb{E}[X_0]^2].$$

Ainsi, pour tout  $s, t \geq 0$ ,

$$\text{Cov}(X_s, X_t) = e^{\mu(s+t)} [\mathbb{E}[X_0^2] e^{\sigma^2 s} - \mathbb{E}[X_0]^2].$$

## Correction 2.

- (1) C'est une équation différentielle stochastique linéaire donc le théorème de Cauchy-Lipschitz stochastique donne le résultat.
- (2) Par méthode de variation de la constante, on chercher  $X_t$  sous la forme  $X_t = Z_t e^{at}$ . On applique donc la formule d'Itô avec la fonction  $f(t, x) = xe^{-at}$ . Après simplifications, cela donne

$$dZ_t = -mae^{-at} + \sigma e^{-at} dB_t,$$

d'où

$$Z_t = Z_0 - m(1 - e^{-at}) + \sigma \int_0^t e^{-as} dB_s,$$

et donc

$$X_t = X_0 e^{at} + m(1 - e^{at}) + \sigma e^{at} \int_0^t e^{-as} dB_s.$$

- (3) Par linéarité,  $\mathbb{E}[X_t] = \mathbb{E}[X_0] e^{at} + m(1 - e^{at})$ .

Pour la covariance, on peut utiliser l'indépendance entre  $X_0$  et  $B$  pour simplifier

$$\text{Cov}(X_s, X_t) = e^{a(s+t)} \text{Var}(X_0) + \sigma^2 e^{a(s+t)} \text{Cov} \left( \int_0^s e^{-as'} dB_{s'}, \int_0^t e^{-at'} dB_{t'} \right).$$

En écrivant  $\int_0^t e^{-at'} dB_{t'} = \int_0^s e^{-at'} dB_{t'} + \int_s^t e^{-at'} dB_{t'}$  comme somme de deux variables indépendantes, on a pour  $s < t$ ,

$$\mathbb{E} \left[ \left( \int_0^s e^{-as'} dB_{s'} \right) \left( \int_0^t e^{-at'} dB_{t'} \right) \right] = \mathbb{E} \left[ \left( \int_0^s e^{-as'} dB_{s'} \right)^2 \right] = \int_0^s e^{-2as'} ds' = \frac{1}{2a} (1 - e^{-2as}),$$

où l'on a utilisé l'isométrie de l'intégrale stochastique. De l'autre côté,  $\mathbb{E} \left[ \int_0^s e^{-as'} dB_{s'} \right] = 0$ .

Donc

$$\text{Cov}(X_s, X_t) = e^{a(s+t)} \text{Var}(X_0) + \frac{\sigma^2}{2a} e^{a(s+t)} (1 - e^{-2as}).$$

Ainsi, pour tout  $s, t \geq 0$ ,

$$\text{Cov}(X_s, X_t) = e^{a(s+t)} \text{Var}(X_0) + \frac{\sigma^2}{2a} (e^{a(s+t)} - e^{a|t-s|}).$$

- (4) Soit  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction de classe  $C^2$ . Par la formule d'Itô, on a

$$\begin{aligned} f(t, X_t) &= \int f(0, X_0) + \int_0^t \int \frac{\partial}{\partial t} f(s, X_s) ds \\ &\quad + a \int_0^t \int \frac{\partial}{\partial x} f(s, X_s) (X_s - m) ds + \int_0^t \int \frac{\sigma^2}{2} \frac{\partial^2}{\partial x^2} f(s, X_s) ds. \end{aligned}$$

Il suffit alors de prendre l'espérance de l'équation ci-dessus pour retrouver la formule attendue.

- (5) Si le support de  $f$  est compact, on peut faire tendre  $t$  vers  $+\infty$  dans la formule précédente et obtenir

$$0 = \int f(0, x)u(0, dx) + \int_0^{+\infty} \int \frac{\partial}{\partial t} f(s, x)u(s, dx)ds \\ + a \int_0^{+\infty} \int \frac{\partial}{\partial x} f(s, x)(x - m)u(s, dx)ds + \int_0^{+\infty} \int \frac{\sigma^2}{2} \frac{\partial^2}{\partial x^2} f(s, x)u(s, dx)ds,$$

ce qui est la formulation faible de l'EDP.

### Correction 3.

- (1) En notant  $\mathbf{X}_t = (X_t^{n,1}, \dots, X_t^{n,n})$  et  $\mathbf{B}_t = (B_t^1, \dots, B_t^n)$ , le système se réécrit

$$d\mathbf{X}_t = A\mathbf{X}_t + dB_t,$$

avec  $A = -Id + n^{-1}J$  où  $Id$  est la matrice identité et

$$J = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}.$$

C'est donc une EDS linéaire en dimension  $n$ . Le théorème de Cauchy-Lipschitz stochastique donne le résultat.

- (2) Raisonnons par équivalences. Le processus  $\bar{X}$  est solution de  $(E_{Macro})$  si et seulement si (ssi),

$$\bar{X}_t = \bar{X}_0 - \int_0^t (\bar{X}_s - \mathbb{E}[\bar{X}_s]) ds + \int_0^t dB_s,$$

ssi,

$$\begin{cases} \mathbb{E}[\bar{X}_t] = m_0 - \int_0^t 0 ds + 0 = m_0, \\ d\bar{X}_t = -(\bar{X}_t - m_0) + dB_t, \end{cases}$$

ssi le processus  $\bar{X}$  est solution de  $(OU)$  avec  $a = -1$ ,  $m = m_0$  et  $\sigma = 1$ .

- (3) Se déduit de la réponse à la question précédente et de la question (1) de l'exercice 2.

- (4) D'après la réponse à la question (3) de l'exercice 2, on a

$$\text{Var}(\bar{X}_t) = e^{-2t} \text{Var}(X_0) + \frac{1}{2}(1 - e^{-2t}) \leq v_0 + 1/2.$$

- (5) En utilisant les formulations intégrales de  $(E_{Micro})$  et  $(E_{Macro})$ , on a

$$\begin{cases} X_t^{n,1} = Y^1 - \int_0^t \left( X_s^{n,1} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_s^{n,j} \right) ds + B_t^1 \\ \bar{X}_t^1 = Y^1 - \int_0^t (\bar{X}_s^1 - \mathbb{E}[\bar{X}_s^1]) ds + B_t^1, \end{cases}$$

d'où

$$X_t^{n,1} - \bar{X}_t^1 = - \int_0^t (X_s^{n,1} - \bar{X}_s^1) ds - \int_0^t \left( \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_s^{n,j} - \mathbb{E}[\bar{X}_s^1] \right) ds.$$

(6) Soient  $T > 0$  et  $t \leq T$ . Calculons (on remarque que  $\mathbb{E}[\bar{X}_s^j] = \mathbb{E}[\bar{X}_s^1]$ )

$$\left| X_t^{n,1} - \bar{X}_t^1 \right| \leq \int_0^t \left| X_s^{n,1} - \bar{X}_s^1 \right| + \left| \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_s^{n,j} - \bar{X}_s^j) \right| + \left| \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \bar{X}_s^j - \mathbb{E}[\bar{X}_s^j] \right| ds.$$

Ainsi, en notant  $\delta(t) = \mathbb{E}[\sup_{0 \leq s \leq t} |X_s^{n,i} - \bar{X}_s^i|]$ , et en prenant l'espérance de l'équation ci-dessus, nous avons

$$\delta(t) \leq 2 \int_0^t \delta(s) ds + \int_0^t \mathbb{E}[D_n(s)] ds, \quad (2)$$

où  $D_n(s) := |n^{-1} \sum_{j=1}^n \bar{X}_s^j - \mathbb{E}[\bar{X}_s^j]|$ . Ainsi,  $\mathbb{E}[D_n(s)]$  est le moment d'ordre 1 d'une moyenne empirique de variables aléatoires centrées indépendantes. En utilisant l'inégalité de Cauchy-Schwarz, nous avons donc

$$\mathbb{E}[D_n(t)] \leq \mathbb{E}[D_n(t)^2]^{1/2} \leq \left( \frac{1}{n} \text{Var}(\bar{X}_t^1) \right)^{1/2} \leq \sqrt{v_0 + \frac{1}{2}} n^{-1/2}, \quad (3)$$

en utilisant la question (4). Ainsi, pour tout  $t \leq T$ , on a

$$\delta(t) \leq 2 \int_0^t \delta(s) ds + T \sqrt{v_0 + \frac{1}{2}} n^{-1/2},$$

et le lemme de Gronwall permet de conclure

$$\delta(T) \leq \sqrt{v_0 + \frac{1}{2}} T \exp(2T) n^{-1/2}.$$

(7) Soit  $\varphi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction Lipschitzienne (de constante  $C$ ) bornée. En utilisant le caractère lipschitzien de  $\varphi$ , on a pour tout  $t \geq 0$ ,

$$\mathbb{E}[\left| \varphi(X_t^{n,1}) - \varphi(\bar{X}_t^1) \right|] \leq C \mathbb{E}[\left| X_t^{n,1} - \bar{X}_t^1 \right|] \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{} 0.$$

Ce qui donne la première convergence en loi.

Soit  $T \geq 0$ . Notons tout d'abord que la topologie de la convergence uniforme sur  $\mathcal{C}([0, T], \mathbb{R})$  est métrisée par la distance  $d_{\infty, T}(f, g) = \sup_{0 \leq t \leq T} |f(t) - g(t)|$ . Soit  $\varphi : \mathcal{C}([0, T], \mathbb{R}) \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction Lipschitzienne (de constante  $C$  et par rapport à  $d_{\infty, T}$ ) bornée. En utilisant le caractère lipschitzien de  $\varphi$ , on a pour tout  $t \geq 0$ ,

$$\mathbb{E}[\left| \varphi((X_t^{n,1})_{0 \leq t \leq T}) - \varphi((\bar{X}_t^1)_{0 \leq t \leq T}) \right|] \leq C \mathbb{E}[\sup_{0 \leq t \leq T} |X_t^{n,1} - \bar{X}_t^1|] \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{} 0.$$

Ce qui donne la seconde convergence en loi.