

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITÉ MOHAMED KHIDER, BISKRA

FACULTÉ des SCIENCES EXACTES et des SCIENCES de la NATURE et de la VIE

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES



Mémoire présenté en vue de l'obtention du Diplôme :

MASTER en Mathématiques

Option : **Probabilités**

Par

Chabira Houda

Titre :

Equations Différentielles Stochastiques et Application

Membres du Comité d'Examen :

Pr. Chighoub Farid	UMKB	Président
Dr. Chaouch khouane Nassima	UMKB	Encadreur
Dr. Aoune Salima	UMKB	Examineur

Septembre 2020

DÉDICACE

Je dédie ce mémoire

A à mes parents, mon époux, et toute ma famille.

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier en tout premier lieu Allah le tout puissant de m'avoir donné
la patience, la force, et le courage, pour élaborer ce travail..

je voudrais remercier mon encadreuse **Dr.Nassima Chaouch Khouane.**

Je tiens à remercier les membres de jury Pr.**Chighoub Farid**, et Dr. **Aoune Salima.**

Mes remerciements vont également à tous les enseignants de département de mathématique
à l'université de Biskra, qui m'ont apporté leur aide au bon acheminement de parcours
éducatif et qui ont contribué à la réalisation de ce travail.

Table des matières

Dédicace	i
Remerciements	ii
Table des matières	iii
Introduction	1
1 Généralisation sur le Calcul Stochastique	2
1.1 Rappel sur mesures	2
1.2 Processus stochastique	5
1.2.1 Martingale	7
1.2.2 Mouvement Brownien	8
1.3 Intégrale stochastique et formule d'Itô	9
1.3.1 Intégrale stochastique pour processus simple	9
1.3.2 Formule d'Itô	10
1.3.3 Quelques inégalités	11
2 Equation Differentielle Stochastique	13
2.1 La solution fort de l'équations différentielle stochastique	14
3 Application sur le Contrôle Optimal Stochastique	25

3.1	Formulation du problème	25
3.2	Contrôle Feedback	28
	Bibliographie	32

Introduction

Les équations différentielles servent à décrire des phénomènes physiques très variés. Cependant, dans de nombreuses situations les phénomènes observés ne suivent que grossièrement les trajectoires des équations qui semblent devoir leur correspondre. L'objectif de ce travail est d'introduire l'intégrale d'Itô qui permet d'aborder les équations différentielles stochastiques.

Le premier chapitre sera consacré aux rappels de base concernant les processus stochastiques. On donnera les principales propriétés du mouvement brownien ainsi que celles des martingales qui seront utiles pour cela. Après avoir présenté quelques résultats importants relatifs à l'intégrale stochastique.

Dans le deuxième chapitre, on va étudier l'existence et l'unicité de la solution des équations dans le cas fort et nous basons sur le théorème de Picard-Banach avec des exemples.

Enfin le dernier chapitre nous appliquant l'E.D.S dans le contrôle optimal.

Chapitre 1

Généralisation sur le Calcul

Stochastique

On s'intéresse dans ce chapitre à l'étude sur la généralité sur le calcul stochastique, pour cela on va montrer quelque concept de base sur la théorie des mesures, définition élémentaire des processus stochastiques et la formule d'Itô, ce chapitre est entièrement tiré à partir du polycopié suivants [7], [2],[4] et [1].

1.1 Rappel sur mesures

Définition 1.1.1 Pour tout ensemble Ω , on note par $\mathcal{P}(\Omega)$ l'ensemble de ces parties, on appelle tribu ou σ -algèbre de Ω toute sous-famille \mathcal{A} des parties de $\mathcal{P}(\Omega)$ tel que :

1. $\Omega \in \mathcal{A}$.

2. Stabilité par passage au complémentaire. i.e : $\forall A \in \mathcal{A}$ alors $A^c \in \mathcal{A}$.

3. Stabilité par union dénombrable. i.e : soit $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n \in \mathcal{A}$ alors $\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \in \mathcal{A}$.

On appelle l'espace (E, \mathcal{A}) espace mesurable.

Définition 1.1.2 (Tribu engendrée) La tribu engendrée par variable aléatoire X définie sur (Ω, \mathcal{F}) est l'ensemble de parties de Ω qui s'écrivent $X^{-1}(A)$ où $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$, c'est la plus petite

tribu sur Ω rendant X mesurable, on note cette tribu par $\sigma(X)$.

Définition 1.1.3 Soit (Ω, \mathcal{A}) un espace mesurable, une mesure sur (Ω, \mathcal{A}) est une application $\mu : \mathcal{A} \rightarrow \overline{\mathbb{R}}_+ = [0, +\infty]$ telle que :

1) $\mu(\emptyset) = 0$.

2) $\forall (A_n)_{n \in \mathbb{N}}$ une suite de parties deux à deux disjointes de Ω alors :

$$\mu\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(A_n).$$

Définition 1.1.4 (Intégral de Lebesgue) : Soient la fonction mesurable Borélienne $f : [a, b] \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$, la mesure de Lebesgue μ , alors on définit l'intégrale de Lebesgue par la quantité suivante

$$\int_a^b f d\mu.$$

Théorème 1.1.1 (Théorème de convergence dominée de Lebesgue) Soit $(f_n)_{n \in \mathbb{N}}$ une suite de fonctions mesurables sur un espace mesuré $(\Omega, \mathcal{A}, \mu)$, à valeurs réelles ou complexes telle que : La suite des fonctions $(f_n)_{n \in \mathbb{N}}$ converge simplement sur Ω vers une fonction f . Il existe une fonction intégrable g telle que $\forall n \in \mathbb{N}, \forall x \in E, |f_n(x)| \leq g(x)$. Alors f est intégrable

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \int_E |f_n - f| d\mu = 0.$$

En particulier

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \int_E f_n d\mu = \int_E \lim_{n \rightarrow \infty} f_n d\mu = \int_E f d\mu.$$

Théorème 1.1.2 (Théorème de convergence Monotone de Beppo Levy) Soit (f_n) une suite de fonction mesurable telle que $0 \leq f_1(x) \leq f_2(x) \leq \dots \leq f_n(x)$ avec $f_n(x) \geq f(x)$ pour presque tout x . Alors f est mesurable et

$$\int_x f_n d\mu \rightarrow \int_x f d\mu.$$

Théorème 1.1.3 (Théorème convergence bornée de Lebesgue) Soit $(f_n)_{n \geq 1}$ une suite de fonctions mesurable sur Ω telle que : $f_n : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ satisfaisant :

Il existe une constante $M > 0$ avec $|f_n| \leq M$ pour tout $n > 1$, avec $f_n(x) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} f(x)$ pour presque tout $x \in E$. Alors

$$\int_{\mathbb{R}^d} |f_n - f| d\lambda \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0.$$

D'où

$$\int_{\mathbb{R}^d} f_n d\lambda \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \int_{\mathbb{R}^d} f d\lambda.$$

Théorème 1.1.4 (Théorème de Fubini) Soient (E, \mathcal{A}, μ) , $(F, \mathcal{B}, \lambda)$ deux espaces mesures, tels que les deux mesures étant σ -finies et $(E \times F, \mathcal{A} \times \mathcal{B}, \mu \otimes \lambda)$ l'espace mesurable produit muni de la mesure produit si $f : E \times F \rightarrow [0, \infty]$ et est un application $\mathcal{A} \times \mathcal{B}$ -mesurable, alors les applications : $x \rightarrow \int_E f(x, y) d\mu(y)$ et $y \rightarrow \int_F f(x, y) d\lambda(x)$, sont respectivement \mathcal{A} -et \mathcal{B} -mesurable et

$$\begin{aligned} \int_{E \times F} f(x, y) d(\mu \otimes \lambda)(x \times y) &= \int_F \left(\int_E f(x, y) d\lambda(y) \right) d\mu(x) \\ &= \int_E \left(\int_F f(x, y) d\mu(x) \right) d\lambda(y). \end{aligned}$$

Définition 1.1.5 (La convergence en probabilité) Une suite de variables aléatoires réelles $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ converge en probabilité vers la variable aleatoire X si

$$\forall \varepsilon > 0, \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| > \varepsilon) = 0.$$

Définition 1.1.6 (La convergence presque surement) Une suite de variables aléatoires réelles $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ converge en probabilité vers la variable aleatoire X si

$$\forall \varepsilon > 0, \mathbb{P}(|X_n - X| > \varepsilon) = 0.$$

Proposition 1.1.1 La convergence presque sûr implique la convergence en probabilité.

Lemme 1.1.1 (*Inégalité de Chebychev (ou Markov)*) Soient X une variable aleatoire, et $\Psi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_+$ telle que Ψ est Borélienne et croissant sur \mathbb{R}_+ , de plus $\Psi(a) > 0$ pour tout $a > 0$ et $\mathbb{E}(\Psi(X)) < \infty$. Alors

$$\mathbb{P}(\{X > a\}) \leq \frac{\mathbb{E}(\Psi(X))}{\Psi(a)}, \quad \forall a > 0.$$

1.2 Processus stochastique

Soit $\mathbb{T} \subset \mathbb{R}_+$.

Définition 1.2.1 *Un processus stochastique est une famille de variable aleatoire $X = (X_t)_{t \in \mathbb{T}}$, définie sur un même espace de probabilité $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ à valeurs dans espace mesurable $(\mathbb{R}^d, \mathcal{B}(\mathbb{R}^d))$ indexé par le temps $t \in \mathbb{T}$.*

Définition 1.2.2 (*Filtration*) *Une filtration est une famille croissante de sous tribus de \mathcal{A} , c'est à dire $\mathcal{A}_t \subset \mathcal{A}_s$ pour tout $t \leq s$ et $\mathcal{A}_0 = \{\phi, E\}$.*

Définition 1.2.3 *Un espace de probabilité $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ muni d'une filtration $(\mathcal{F}_t)_{t \in [0, T]}$ est dit satisfait les conditions habituelles si :*

i) *Les ensembles négligeables sont contenus dans \mathcal{F}_0 , avec $\mathcal{N} \subset \mathcal{F}_0$.*

ii) *La filtration est contenue à droite i.e $\mathcal{F}_t = \bigcap_{s \geq t} \mathcal{F}_s, \forall t$.*

Définition 1.2.4 (*Processus adapté*) *Un processus stochastique $X = \{X(t), t \geq 0\}$ est dit adapté par rapport à une filtration $(\mathcal{A}_t)_{t \geq 0}$ si X_t est \mathcal{A}_t -mesurable.*

Définition 1.2.5 (*Processus mesurable*) *Le processus $X = (X_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$ est dit mesurable si l'application $:(\Omega \times \mathbb{R}_+, \mathcal{F} \otimes \mathcal{B}(\mathbb{R}_+)) \rightarrow (\mathbb{R}^d, \mathcal{B}(\mathbb{R}^d))$ est mesurable.*

Définition 1.2.6 (*Processus c à d l à g*) *Un processus est dit càdlàg (continu à droite avec limite à gauche), s'il existe un ensemble négligeable $\mathcal{N} \subset \Omega$ tel que pour tout $\omega \notin \mathcal{N}$ la trajectoire*

$t \rightarrow X_t(w)$ est continue à droite en tout $t \geq 0$ et admet une limite à gauche en tout $t \geq 0$.

Définition 1.2.7 *On dit que le processus $(X_t)_{t \in \mathbb{T}}$ est stochastiquement continue en un point t si :*

$$\forall \varepsilon \geq 0, \mathbb{P}(w : |X(t + \Delta t) - X(t)| > \varepsilon) \xrightarrow{\Delta t \rightarrow 0} 0.$$

Définition 1.2.8 *(Modification) Soient les processus (X_t) et (Y_t) deux processus définis sur le même espace de probabilité $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$, X est une modification de Y si pour tout t , telle que les variables aléatoires X_t et Y_t sont égales \mathbb{P} .p.s où*

$$\forall t \geq 0, \mathbb{P}(X_t = Y_t) = 1.$$

Définition 1.2.9 *(Indistinguable) Deux processus (X_t) et (Y_t) sont distinguables si et seulement si :*

$$\mathbb{P}(w \in \Omega; \forall t \in \mathbb{T}; X_t(w) = Y_t(w)) = 1.$$

Remarque 1.2.1 *Autrement dit si X et Y sont indistinguables alors l'un est une modification de l'autre.*

Définition 1.2.10 *(Equivalentes) Deux processus sont dites équivalentes si et seulement si, $\forall n \in \mathbb{N}, \forall t_1, t_2, \dots, t_n \in \mathbb{T}$:*

$$Loi(X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n}) = Loi(Y_{t_1}, Y_{t_2}, \dots, Y_{t_n}).$$

Définition 1.2.11 *(Progressivement mesurable) Un processus X est progressivement mesurable par rapport à $(\mathcal{F}_t)_{t \in [0, T]}$ si pour tout $t \geq 0$, l'application :*

$$\begin{aligned} X_t : ([0, t] \times \Omega, \mathcal{B}([0, t]) \otimes \mathcal{F}_t) &\rightarrow (\mathbb{R}^d, \mathcal{B}(\mathbb{R}^d)) \\ (s, w) &\rightarrow X_s(w), \end{aligned}$$

mesurable par rapport à $\mathcal{B}([0, t]) \otimes \mathcal{F}_t$ de $\mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$.

1.2.1 Martingale

Définition 1.2.12 *Un processus X à valeurs réels est dit une martingale par rapport à la filtration (\mathcal{F}_t) si :*

1. *Pour tout $t \geq 0$, X_t est \mathcal{F}_t -mesurable.*
2. *Pour tout $t \geq 0$, X_t est intégrable.*
3. *Pour tout $0 \leq s \leq t$, $\mathbb{E}[X_t | \mathcal{F}_s] = X_s$.*

Définition 1.2.13 *(Martingale locale) Soit X un processus \mathcal{F}_t -adapté à trajectoires continues à droite, on dit que X est une martingale locale s'il existe une suite croissante de temps d'arrêt $\{\tau_n\}_{n \geq 1}$ telle que : $\lim_{n \rightarrow \infty} \tau_n = +\infty$ \mathbb{P} -p.s et pour tout n on a $X_{\tau_n \wedge \cdot}$ est une martingale*

Définition 1.2.14 *(Variation borné) Un processus $V = (V_t)_{t \geq 0}$ est dit à variation borné sur $[0, t]$ si*

$$\sup_{t_i} \sum_i |V_{t_{i+1}} - V_{t_i}| < k.$$

Définition 1.2.15 *(Variation quadratique) Un processus $V = (V_t)_{t \geq 0}$ est dit à variation fini sur $[0, t]$ si*

$$\sup_{t_i} \sum_i |V_{t_{i+1}} - V_{t_i}|^2 < \infty.$$

Définition 1.2.16 *(Variation fini) Un processus $V = (V_t)_{t \geq 0}$ est dit à variation fini sur $[0, t]$ si*

$$\sup_{t_i} \sum_i |V_{t_{i+1}} - V_{t_i}| < \infty.$$

Définition 1.2.17 *(Semi- martingale) Une semi- martingale X_t continue est un processus réel adapté et càdlàg qui se décompose en une somme d'une martingale locale M_t et d'une processus V_t réel càdlàg et a variation finie ie : $X_t = M_t + V_t$*

Théorème 1.2.1 *(Théoreme du point fixe de Picard) Soient (E, d) un espace métrique complet et $\phi : E \rightarrow E$ une application contractante, i.e.Lipshitzienne de rapport $k < 1$. Alors ϕ admet un unique point fixe $a \in E$ tel que $\phi(a) = a$.*

1.2.2 Mouvement Brownien

On se donne un espace de probabilité $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$, et un processus $(B_t, t \geq 0)$ sur cet espace.

Définition 1.2.18 *Le processus $(B_t, t \geq 0)$ est un mouvement Brownien standard si :*

- 1- $\mathbb{P}(B_0 = 0) = 1$.

- 2- $\forall s \leq t$, $B_t - B_s$ est une variable aléatoire de loi Gaussienne centrée de variance $(t - s)$.

- 3- $\forall n \in \mathbb{N}, \forall t_i, 0 \leq t_0 \leq t_1 \leq \dots \leq t_n$, les variables $(B_{t_n} - B_{t_{n-1}}, \dots, B_{t_1} - B_{t_0}, B_{t_0})$ sont indépendantes.

Théorème 1.2.2 *Un processus Gaussien continu $(B_t, t \geq 0)$ est un mouvement Brownien si et seulement si :*

- 1- $\mathbb{E}(B_t) = 0$.

- 2- $\mathbb{E}(B_t B_s) = \min(s, t)$ pour tout $t, s \geq 0$

Proposition 1.2.1 *i) Symétrie : le processus $(-B_t)$ est aussi un mouvement Brownien*

ii) Invariante d'échelle : pour tout $c \geq 0$, le processus $(\frac{1}{c}B_c)$ est aussi un mouvement Brownien.

iii) Régularité des trajectoires $t \rightarrow B_t(\omega)$.

iv) (B_t) est à trajectoire à variation infinie sur tout intervalle fini.

Théorème 1.2.3 *(Théorème de représentation des martingales) Soient $(\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}$ la filtration naturelle du mouvement Brownien standard (B_t) , M une martingale continue de carré intégrable par rapport à $(\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}$. Alors il existe un processus adapté H telle que : $\mathbb{E} \left(\int_0^t H_s^2 ds \right) < \infty$, et pour tout $t \in [0, T]$:*

$$M_t = M_0 + \int_0^t H_s dB_s \quad \mathbb{P}\text{-p.s.}$$

1.3 Intégrale stochastique et formule d'Itô

1.3.1 Intégrale stochastique pour processus simple

Soit (B_t) un mouvement Brownien adapté à la filtration \mathcal{F}_t .

1- $\mathcal{F}_s \subset \mathcal{F}_t, t \geq s$.

2- B_t est \mathcal{F}_t -adapté.

3- $\forall t \leq t_1 \leq \dots \leq t_n : B_{t_1} - B_t, B_{t_2} - B_{t_1}, \dots, B_{t_n} - B_{t_{n-1}}$ sont indépendant de \mathcal{F}_t .

Définition 1.3.1 Soit $\theta(t)$ un processus tel que :

i) $\theta(t)$ est \mathcal{F}_t -adapté.

ii) $\forall T \geq 0$, on a $\mathbb{E} \left[\int_0^T (\theta(t)^2) dt \right] < \infty$, on veut définir l'intégrale stochastique d'Itô sous la forme $\int_0^t \theta(s) dB_s$.

Remarque 1.3.1 Si f une fonction dérivable, alors :

$$\int_0^t \theta_s df(s) = \int_0^t \theta_s f'(s) ds.$$

Proposition 1.3.1 Soit $\eta = \{t_0, t_1, \dots, t_n\}$ partition de $[0, T]$ tel que $0 = t_0 \leq t_1 \leq \dots \leq t_n = T$, supposons que $\theta(t)$ est constante sur chaque intervalle $[t_k, t_{k+1}[$ on définit

$$I(t) = \sum \theta(t_j) (B_{t_{j+1}} - B_{t_j}) + \theta(t_k) (B_t - B_{t_k}), \text{ avec } t_k \leq t \leq t_{k+1}.$$

1- $\forall t \geq 0, I(t)$ est \mathcal{F}_t -mesurable.

2- $\theta \rightarrow I(t)$ est linéaire.

3- $I(t)$ est une martingale.

4- continuité : $t \rightarrow \int_0^t \theta_s dB_s$ est à trajectoire continue.

5- Isométrie d'Itô :

$$\mathbb{E} \left[\int_0^t \theta(u) dB(u) \right]^2 = \mathbb{E} \left[\int_0^t \theta(u)^2 du \right]. \quad (1.1)$$

Définition 1.3.2 (*Processus d'Itô*) Soient $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}, \mathbb{P})$ un espace filtré, et B_t une mouvement Brownien, on appelle processus d'Itô un processus $(X_t)_{0 \leq t \leq T}$ à valeur dans \mathbb{R} telle que :

$$\forall t \leq T, X_t = X_0 + \int_0^t b_s ds + \int_0^t \sigma_s dB_s,$$

avec :

- 1) X_0 est \mathcal{F}_0 -mesurable.
- 2) $(b_t)_{0 \leq t \leq T}$ et $(\sigma_t)_{0 \leq t \leq T}$ deux processus adaptés à \mathcal{F}_t .
- 3) $\int_0^t |b_s| ds < +\infty \mathbb{P} - p.s$ et $\int_0^t |\sigma_s|^2 ds < +\infty \mathbb{P} - p.s$.

1.3.2 Formule d'Itô

Théorème 1.3.1 Soit $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction de classe C^2 alors :

$$f(X_t) = f(x_0) + \int_0^t f'(X_s) dX_s + \frac{1}{2} \int_0^t f''(X_s) \sigma_s^2 ds,$$

avec

$$df(X_t) = f'(X_s) dX_s + \frac{1}{2} f''(X_s) \sigma_s^2 ds. \quad (1.2)$$

Théorème 1.3.2 Soit f une fonction définie sur $\mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}$ de classe C^1 par rapport à t , et de classe C^2 par rapport à x on a

$$f(t, X_t) = f(0, X_0) + \int_0^t \frac{\partial f}{\partial t}(s, X_s) ds + \int_0^t \frac{\partial f}{\partial x}(s, X_s) dX_s + \frac{1}{2} \int_0^t \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(s, X_s) d\langle X_s \rangle,$$

telle que

$$d\langle X_s \rangle = \langle dX_s, dX_s \rangle = \langle b_s ds + \sigma_s dB_s, b_s ds + \sigma_s dB_s \rangle = \sigma_s^2 ds.$$

Théorème 1.3.3 Soient X_1 et X_2 deux processus d'Itô, et f une fonction dans \mathbb{R} de classe

C^2 alors

$$\begin{aligned} f(X_1(t), X_2(t)) &= f(X_1(0), X_2(0)) + \int_0^t \frac{\partial f}{\partial x_1}(X_1(s), X_2(s)) dX_1(s) \\ &+ \int_0^t \frac{\partial f}{\partial x_2}(X_1(s), X_2(s)) dX_2(s) + \frac{1}{2} \int_0^t \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2}(X_1(s), X_2(s)) d\langle X_1 \rangle_s \\ &+ \frac{1}{2} \int_0^t \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2}(X_1(s), X_2(s)) d\langle X_2 \rangle_s + \int_0^t \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(X_1(s), X_2(s)) d\langle X_1, X_2 \rangle_s. \end{aligned}$$

Théorème 1.3.4 (Intégrale par partie) Soit X et Y deux processus d'Itô telle que $X_t = X_0 + \int_0^t \alpha_s ds + \int_0^t \beta_s dB_s$ et $Y_t = Y_0 + \int_0^t \alpha'_s ds + \int_0^t \beta'_s dB_s$.

Alors

$$X_t Y_t = X_0 Y_0 + \int_0^t X_s dY_s + \int_0^t Y_s dX_s + \langle X, Y \rangle_t,$$

avec

$$\langle X, Y \rangle_t = \int_0^t \beta_s \beta'_s ds.$$

De plus la formule d'intégrale par partie s'écrit

$$d(X_t Y_t) = X_t dY_t + Y_t dX_t + d\langle X, Y \rangle_t.$$

1.3.3 Quelques inégalités

Théorème 1.3.5 (Inégalité de Hölder :) Soient p, q deux nombres réelles conjugués $\left(\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1\right)$

avec $1 \leq p \leq \infty, X \in L^p, Y \in L^q$ alors :

$$XY \in L^1 \text{ et } \|XY\|_1 \leq \|X\|_p \|Y\|_q.$$

Remarque 1.3.2 Pour $p = q = 2$, on obtient l'inégalité de Cauchy-Shwartz

$$\mathbb{E}(|XY|) \leq \sqrt{\mathbb{E}|X|^2} \sqrt{\mathbb{E}(|Y|^2)}. \quad (1.3)$$

Lemme 1.3.1 (*Inégalité Bukholder-Davis-Gundy (B D G)*)

$$\mathbb{E} \left[\sup_{t \in [0, T]} \left| \int_0^t \sigma(s, X_s) dB_s \right|^2 \right] \leq C \mathbb{E} \left[\int_0^t |\sigma(s, X_s)|^2 ds \right], \quad (1.4)$$

où C est un constante positive.

Lemme 1.3.2 (*Lemme de Gronwall*) Soit g une fonction positive mesurable sur $[0, T]$ telle que $g(t) \leq a + b \int_0^t g(s) ds, t \geq 0$ avec a, b des constantes positive alors :

$$g(t) \leq a \exp(bt). \quad (1.5)$$

Chapitre 2

Equation Differentielle Stochastique

Le but de ce chapitre est donner un modél mathématique pour une équation différentielle perturbée par un bruit aléatoire. Partons d'une équation différentielle ordinaire

$$\frac{dX_t}{dt} = b(X_t).$$

Ces équations décrivant en général l'évolution dans le temps d'un système physique, par exemple X_t peut être la position et le mouvement d'un satellite à l'instant t .

L'équation décrivant l'évolution du satellite ne peut pas être déterministe à cause de nombreux paramètres inconnus. On ajoute donc un terme de bruit aléatoire de la forme $\sigma(X_t) dB_t$ où B_t est un mouvement Brownien et $\sigma(\cdot)$ représente l'intensité de bruit dépendant de l'état du système physique à l'instant t . On arrive donc à une équation différentielle stochastique (abréviation E-D-S) de la forme suivante :

$$\begin{cases} dX_t = b(t, X_t) dt + \sigma(t, X_t) dB_t, \\ X_0 = x, \end{cases} \quad (2.1)$$

L'inconnu est le processus (X_t) , les coefficients b et σ sont appelés respectivement la dérivée du processus et son coefficient de diffusion.

Ce chapitre est entièrement tiré à partir des livres suivants [6], et [5].

2.1 La solution fort de l'équations différentielle stochastique

Soient $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}, \mathbb{P})$ un espace probabilité filtré, B_t est (\mathcal{F}_t) -MB d -dimensionnelle, $X = (X_t)_{t \in [0, T]}$ un processus stochastique continue à valeur dans \mathbb{R}^n , et $\sigma : [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow M_{n \times d}(\mathbb{R})$, et $b : [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$, deux fonctions Boreliennes, et ζ un variable aléatoire \mathcal{F}_0 mesurable indépendante de B_t telle que $\mathbb{E}(|\zeta|^p) < \infty$, et $\forall p > 1$.

Définition 2.1.1 On dit que l'équation (2.1) admet une solution forte si pour chaque espace de probabilité filtré $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}, \mathbb{P})$ pour tout mouvement Brownien $B = (B_t)_{t \in [0, T]}$, il existe un processus continue $X = (X_t)_{t \in [0, T]}$ tel que :

1- X est progressivement mesurable

2- $\mathbb{P} - p.s \int \{ |b(s, X_s)| + \|\sigma(s, X_s)\| \} < \infty$ où $\|\sigma\| = \text{trace}(\sigma\sigma^*)$.

3- $\mathbb{P} - p.s$ on a $0 \leq t \leq T$:

Alors

$$X_t = x + \int_0^t b(s, X_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s) dB_s.$$

Définition 2.1.2 On dit que l'équation (2.1) admet une solution forte unique si pour deux solutions fortes $X = (X_t)_{t \in [0, T]}$ et $Y = (Y_t)_{t \in [0, T]}$ on a :

$$\mathbb{P} \left(\sup_{t \in [0, T]} |X_t - Y_t| > 0 \right) = 0.$$

Notation 2.1.1 On note par

S^2 : l'espace de mesure X_t progressivement mesurable tq :

$$\mathbb{E} \left(\sup_{t \in [0, T]} |X_t|^2 \right) < \infty, \text{ muni de } \|X_t\|_2 = \mathbb{E} \left(\sup_{t \in [0, T]} |X_t|^2 \right)^{\frac{1}{2}} < \infty.$$

Théorème 2.1.1 (Théorème d'existence et unicité) Supposons que pour tout $x, y \in \mathbb{R}^n$ et $t \geq 0$. Les fonctions b et σ satisfait les deux conditions suivantes :

1) *Condition Lipschitz* : S'il existe une constante $k > 0$ telle que :

$$|b(t, x) - b(t, y)|^2 + |\sigma(t, x) - \sigma(t, y)|^2 \leq k |x - y|^2. \quad (2.2)$$

2) *Croissance lineaire* : S'il existe une constante $L > 0$ telle que :

$$|b(t, x)|^2 + |\sigma(t, x)|^2 \leq L(1 + |x|^2). \quad (2.3)$$

3) X_0 est independente à $(B_t, t \geq 0)$ et de carré integrable i.e :

$$\int_0^t |X_0|^2 ds < +\infty.$$

Alors : On dit que l'équations differentielles stochastique (2.1) admet une unique solution à trajectoire continue. De plus cette solution vérifie $\mathbb{E}(\sup_{t \in [0, T]} |X_t|^2) < \infty$.

La preuve du theoreme l'existence et l'unicité est basé sur les deux lemmes 1.5 et 1.4.

Preuve. 1) L'unicité : Soient $X \in S^2$ et $Y \in S^2$, où $X = (X_t)_{t \in T}$ et $Y = (Y_t)_{t \in T}$ deux solutions de l'E.D.S (2.1), $X_0 = Y_0 = \xi$

En utilisant les formules de X_t et Y_t et on obtient :

$$\begin{aligned} |X_t - Y_t|^2 &= \left| \xi + \int_0^t b(s, X_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s) dB_s - \xi - \int_0^t b(s, Y_s) ds - \int_0^t \sigma(s, Y_s) dB_s \right|^2 \\ &= \left| \int_0^t (b(s, X_s) - b(s, Y_s)) ds + \int_0^t (\sigma(s, X_s) - \sigma(s, Y_s)) dB_s \right|^2. \end{aligned}$$

On applique maintenant cette inégalité $:(a + b)^2 \leq 2(a^2 + b^2)$, alors :

$$|X_t - Y_t|^2 \leq 2 \left| \int_0^t (b(s, X_s) - b(s, Y_s)) ds \right|^2 + 2 \left| \int_0^t (\sigma(s, X_s) - \sigma(s, Y_s)) dB_s \right|^2.$$

En passant à l'esperance mathématique et d'après l'inégalité de Cauchy Schwartz (1.3), on obtient :

$$\begin{aligned} \mathbb{E} |X_t - Y_t|^2 &\leq 2\mathbb{E} \left| \int_0^t (b(s, X_s) - b(s, Y_s)) ds \right|^2 + 2\mathbb{E} \left| \int_0^t (\sigma(s, X_s) - \sigma(s, Y_s)) dB_s \right|^2 \\ &\leq 2\mathbb{E} \left[\int_0^t 1^2 ds \int_0^t |(b(s, X_s) - b(s, Y_s))|^2 ds \right] + 2\mathbb{E} \int_0^t |\sigma(s, X_s) - \sigma(s, Y_s)|^2 ds. \end{aligned}$$

D'après l'isometrie d'Itô (1.1), on obtient :

$$\mathbb{E} |X_t - Y_t|^2 \leq 2\mathbb{E} \left[\int_0^t 1^2 ds \int_0^t |(b(s, X_s) - b(s, Y_s))|^2 ds \right] + 2\mathbb{E} \int_0^t |\sigma(s, X_s) - \sigma(s, Y_s)|^2 ds.$$

D'après condition de Lipchitzienne (2.2), nous donne

$$\mathbb{E} |X_t - Y_t|^2 \leq 2T\mathbb{E} \int_0^t k |X_s - Y_s|^2 ds + 2\mathbb{E} \left(\int_0^t k |X_s - Y_s|^2 ds \right).$$

De plus théorème de Fibuni ??, on peut écrire

$$\mathbb{E} |X_t - Y_t|^2 \leq 2Tk \int_0^t \mathbb{E} |X_s - Y_s|^2 ds + 2k \int_0^t \mathbb{E} |X_s - Y_s|^2 ds.$$

On pose $C = \max(2Tk, 2k)$, alors

$$\mathbb{E} |X_t - Y_t|^2 \leq C \int_0^t \mathbb{E} |X_s - Y_s|^2 ds.$$

D'après inégalité de Gronwall (1.5), on a

$$\mathbb{E} |X_t - Y_t|^2 \leq 0 \int_0^t e^{cs} = 0.$$

Alors

$$X_t = Y_t. \mathbb{P} - p.s.$$

Finalment on a l'unicité fort de la solution.

2) Existance : On montre l'existence d'une solution forte, en utilisant la méthode des approximation successives, pour cela on pose pour tout

$$X_t^n = \xi + \int_0^t b(s, X_s^{n-1}) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s^{n-1}) dB_s.$$

On a :

$$|X_t^{n+1} - X_t^n| = \left| \int_0^t (b(s, X_s^n) - b(s, X_s^{n-1})) ds + \int_0^t (\sigma(s, X_s^n) - \sigma(s, X_s^{n-1})) dB_s \right|.$$

En utilisant le même technique pour l'unicité, on obtient :

$$\mathbb{E} \left(|X_t^{n+1} - X_t^n|^2 \right) \leq C \int_0^t \mathbb{E} \left(|X_s^n - X_s^{n-1}|^2 \right) ds.$$

On a :

$$\mathbb{E} |X_t^1 - X_t^0|^2 \leq 2\mathbb{E} \left| \int_0^t b(s, X_s^0) ds \right|^2 + 2\mathbb{E} \left| \int_0^t \sigma(s, X_s^0) dB_s \right|^2.$$

D'après l'inégalité de Cauchy-Schwartz (1.3) et l'isométrie d'Itô(1.1), on obtient

$$\mathbb{E} |X_t^1 - X_t^0|^2 \leq 2t\mathbb{E} \int_0^t |b(s, X_s^0)|^2 ds + 2\mathbb{E} \int_0^t |\sigma(s, X_s^0)|^2 ds,$$

En utilisant la croissance linéaire (2.3) de b et σ , on trouve

$$\mathbb{E} |X_t^1 - X_t^0|^2 \leq 2Tk\mathbb{E} \int_0^t (1 + |X_0|^2) ds + 2k\mathbb{E} \int_0^t (1 + |X_0|^2) ds.$$

D'après théorème de Fibuni ??, on a

$$\begin{aligned} \mathbb{E} |X_t^1 - X_t^0|^2 &\leq 2Tk \int_0^t (1 + \mathbb{E} |X_0|^2) ds + 2k \int_0^t (1 + \mathbb{E} |X_0|^2) ds \\ &\leq M (1 + |X_0|^2) T \leq CT, \end{aligned}$$

avec : $M = \max(2Tk, 2k)$ et $C = M (1 + |X_0|^2)$.

Alors

$$\mathbb{E} |X_t^2 - X_t^1|^2 \leq C \int_0^t \mathbb{E} (|X_s^1 - X_s^0|^2) ds.$$

En appliquant les mêmes étapes successivement, nous avons trouver :

$$\mathbb{E} |X_t^2 - X_t^1|^2 \leq C^2 \int_0^t s ds \leq C^2 \frac{t^2}{2} \leq \frac{(CT)^2}{2}.$$

De plus, pour $n = 3$, on trouve :

$$\begin{aligned} \mathbb{E} |X_t^3 - X_t^2|^2 &\leq C \int_0^t \mathbb{E} (|X_s^2 - X_s^1|^2) ds \\ &\leq C \int_0^t C^2 \frac{s^2}{2} ds \\ &\leq \frac{C^3}{2} \int_0^t s^2 ds \\ &\leq \frac{C^3 t^3}{2 \cdot 3} \\ &\leq \frac{C^3 T^3}{1.2.3} \\ &\leq \frac{(CT)^3}{3!}. \end{aligned}$$

Alors $\forall n \geq 0$:

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} \left(|X_t^{n+1} - X_t^n|^2 \right) &\leq C \int_0^t \mathbb{E} \left(|X_s^n - X_s^{n-1}|^2 \right) ds \\
 &\leq C \int_0^t \left(\frac{C^n s^n}{n!} \right) ds \\
 &\leq \frac{C^{n+1}}{n!} \left(\frac{s^{n+1}}{n+1} \right) \\
 &\leq \frac{(CT)^{n+1}}{(n+1)!}.
 \end{aligned}$$

Deuxièmement on montre que X_t^n est une suite de Cauchy dans $L^2(\Omega)$, en utilisant l'inégalité triangulaire on trouve :

$$\begin{aligned}
 (\mathbb{E} |X_t^m - X_t^n|^2)^{\frac{1}{2}} &= \|X_t^m - X_t^n\|_{L^2(\Omega)} \leq \sum_{k=n}^{m-1} \|X_t^{k+1} - X_t^k\|_{L^2(\Omega)} \\
 &\leq \sum_{k=n}^{m-1} \left(\frac{(MT)^{K+1}}{(K+1)!} \right)^{\frac{1}{2}}.
 \end{aligned}$$

Lorsque $n, m \rightarrow \infty$, on obtient

$$(\mathbb{E} |X_t^m - X_t^n|^2)^{\frac{1}{2}} \rightarrow 0.$$

Donc X_t^n est une suite de Cauchy dans $L^2(\Omega)$ (qui est lui même un espace de Banach), et par conséquent elle est converge.dans $L^2(\Omega)$. Notons X_t la limite de la suite X_t^n alors $\lim_{n \rightarrow \infty} X_t^n = X_t$, telle que :

$$X_t = \zeta + \int_0^t b(s, X_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s) dB_s. \tag{2.4}$$

Il faut montrer que la solution s'écrit sous la forme E.D.S(2.1), en utilisant l'isometrie d'Itô (1.1) on a

$$\mathbb{E} \left| \left(\int_0^t (\sigma(s, X_s^{n-1}) - \sigma(s, X_s)) dB_s \right)^2 \right| \leq C \mathbb{E} \left(\int_0^t |X_s^{n-1} - X_s|^2 ds \right).$$

Comme $X_t^n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{L^2} X_t$. Alors

$$\int_0^t \sigma(s, X_s^{n-1}) dB_s \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{L^2} \int_0^t \sigma(s, X_s) dB_s.$$

On applique l'inégalité de Cauchy-Shwartz (1.3), on a

$$\mathbb{E} \left| \int_0^t (b(s, X_s^{n-1}) - b(s, X_s)) ds \right|^2 \leq CT \mathbb{E} (|X_s^n - X_s|^2) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0.$$

Par la continuité de la fonction b on obtient :

$$b(s, X_s^{n-1}) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{L^2} b(s, X_s).$$

En passant à la limite, on obtient :

$$X_t^n = \zeta + \int_0^t b(s, X_s^{n-1}) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s^{n-1}) dB_s \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{L^2} X_t = \zeta + \int_0^t b(s, X_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s) dB_s.$$

Donc X_t est un solution de l'équation.(2.1). Il reste vérifier que $\mathbb{E} \left(\sup_{t \in [0, T]} |X_t|^2 \right) < \infty$.

Premièrement d'après l'inégalité $(a + b + c)^2 \leq 3(a^2 + b^2 + c^2)$, on a

$$\begin{aligned} |X_t|^2 &= \left(|\zeta| + \int_0^t |b(s, X_s)| ds + \int_0^t |\sigma(s, X_s)| dB_s \right)^2 \\ &\leq 3|\zeta|^2 + 3 \left(\int_0^t |b(s, X_s)| ds \right)^2 + 3 \left(\int_0^t |\sigma(s, X_s)| dB_s \right)^2. \end{aligned}$$

En passant à l'inégalité de Cauchy-Shwartz (1.3) et l'esperance mathématiques, on obtient

$$\mathbb{E} [|X_t|^2] \leq 3\mathbb{E} |\zeta|^2 + 3t\mathbb{E} \int_0^t |b(s, X_s)|^2 ds + 3\mathbb{E} \left(\int_0^t |\sigma(s, X_s)|^2 ds \right).$$

En appliquant l'isometrie d'Itô (1.1), on trouve

$$\mathbb{E} [|X_t|^2] \leq 3\mathbb{E} |\zeta|^2 + 3T\mathbb{E} \int_0^t |b(s, X_s)|^2 ds + 3\mathbb{E} \left(\int_0^t |\sigma(s, X_s)|^2 ds \right).$$

D'après la croissance linéaire de b et σ (2.3), on obtient

$$\mathbb{E} [|X_t|^2] \leq 3\mathbb{E} |\zeta|^2 + 3Tk \int_0^t (1 + |X_s|^2) ds + 3k \int_0^t (1 + |X_s|^2) ds.$$

Puis on applique le théorème de Fibuni 1.1.4, on obtient

$$\mathbb{E} [|X_t|^2] \leq 3\mathbb{E} |\zeta|^2 + 3Tk \int_0^t \mathbb{E} (1 + |X_s|^2) ds + 3k \int_0^t \mathbb{E} (1 + |X_s|^2) ds.$$

On posons $N = \max(3, 3Tk, 3k)$, alors

$$\mathbb{E} [|X_t|^2] \leq N\mathbb{E} |\zeta|^2 + N \int_0^t (1 + \mathbb{E} |X_s|^2) ds + N \int_0^t (1 + \mathbb{E} |X_s|^2) ds.$$

On pose aussi $c = \max(N, 2N)$, alors :

$$\begin{aligned} \mathbb{E} [|X_t|^2] &\leq c\mathbb{E} |\zeta|^2 + c \int_0^t (1 + \mathbb{E} |X_s|^2) ds \\ &\leq c\mathbb{E} |\zeta|^2 + cT + c \int_0^t \mathbb{E} |X_s|^2 ds \\ &\leq c(\mathbb{E} |\zeta|^2 + T) + c \int_0^t \mathbb{E} |X_s|^2 ds. \end{aligned}$$

En appliquant le lemme de Gronwal 1.5, on obtient

$$\mathbb{E} [|X_t|^2] \leq c(\mathbb{E} |\zeta|^2 + T) e^{ct},$$

telle que $a = c(\mathbb{E} |\zeta|^2 + T)$ et $b = c = \max(N, 2N)$ et $M = c(\mathbb{E} |\zeta|^2 + T) e^{ct}$ sont positives.

Alors :

$$\mathbb{E} [|X_t|^2] \leq M.$$

Et d'apres inégalité de B.D.G (1.4), on a

$$\mathbb{E}(\sup_{t \in [0, T]} |X_t|^2) \leq c\mathbb{E} [|X_t|^2] \leq M < +\infty.$$

D'où $X_t \in S^2$.

CQFD. ■

Exemple 2.1.1 (*Pont Brownien*) La solution de l'équation suivant

$$\begin{cases} dx_t = \frac{x_t}{t-1} dt + dB_t, 0 \leq t \leq 1, \\ x_0 = 0, \end{cases}$$

est

$$X_t = (1-t) \int_0^t \frac{1}{1-s} dB_s, 0 \leq t \leq 1.$$

Le dernier equation est appelée le pont Brownien entre l'origine au temps 0 et au temps t

En appliquant le lemme d'Itô ou une intégration par partie à $f(t, y) = (1 - t)y$ et $Y_t = \int_0^t \frac{1}{1-s} dB_s$, donc

$$dY_t = \frac{dB_t}{1-t},$$

il vient

$$dX_t = (-dt) \int_0^t \frac{dB_s}{1-s} + (1-t) \frac{dB_t}{1-t}.$$

On admet l'unicité de la solution . Le processus X est gaussien car $\int_0^t \frac{dB_s}{1-s}$ est une intégrale de wiener , et on a $\mathbb{E} |X_t| = 0$ et la covariance de X est donné par

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X_t X_s) &= (1-t)(1-s) \mathbb{E} \left(\int_0^t \frac{dB_u}{1-u} \int_0^s \frac{dB_u}{1-u} \right) \\ &= (1-t)(1-s) \int_0^s \frac{du}{(1-u)^2} = (1-t)s. \end{aligned}$$

En particulier, $\mathbb{E} [|X_t|^2] = t(1-t)$, d'où $X_t \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow 1$, le processus X est un pont Brownien, d'où

$$\begin{cases} dX_t = \frac{x_t}{t-1} dt + dB_t, 0 \leq t \leq 1, \\ X_0 = 0. \end{cases}$$

Exemple 2.1.2 (Equation de Langevin) On considère l'équation de Langevin définie par

$$dX_t = -bX_t dt + \sigma dB_t,$$

avec $b, \sigma > 0$, En multipliant par e^{bt} , on trouve

$$e^{bt} dX_t = -be^{bt} X_t dt + \sigma e^{bt} dB_t,$$

En appliquant par ailleurs la formule d'Itô avec $Y_t = g(t, X_t) = e^{bt}$, on trouve

$$d(e^{bt} dX_t) = be^{bt} X_t dt + e^{bt} dB_t = e^{bt} dB_t.$$

Donc

$$Y_t = Y_0 + \int_0^t \sigma e^{bu} dB_u.$$

De plus

$$X_t = e^{-bt} X_0 + \int_0^t \sigma e^{-b(t-u)} dB_u.$$

Cet processus est appelé processus d'Ornstein-Uhlenbeck. On remarque alors que :

$$\mathbb{E}(X_t) = e^{-bt} \mathbb{E}(X_0),$$

et que

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X_t^2) &= \mathbb{E} \left[e^{-2bt} (X_0^2) + 2\sigma e^{-bt} X_0 \int_0^t e^{-b(t-s)} dB_s + \sigma^2 \left(\int_0^t e^{-b(t-s)} dB_s \right)^2 \right], \\ &= e^{-2bt} \mathbb{E}(X_0^2) + 2\sigma e^{-2bt} \mathbb{E}(X_0) \mathbb{E} \left(\int_0^t e^{-b(t-s)} dB_s \right) + \sigma^2 \left(\int_0^t e^{-2b(t-s)} ds \right), \\ &= e^{-2bt} \mathbb{E}(X_0^2) + \frac{\sigma^2}{2b} (1 - e^{-2bt}), \end{aligned}$$

et la variance $V(X_t)$ est donner par :

$$V(X_t) = e^{-2bt} V(X_0) + \frac{\sigma^2}{2b} (1 - e^{-2bt}).$$

Chapitre 3

Application sur le Contrôle Optimal Stochastique

3.1 Formulation du problème

Ce chapitre est entièrement tiré à partir des livres suivants [3], et [5].

Notre but dans ce chapitre est de dériver les conditions nécessaires et suffisantes d'optimalité pour les E.D.S.

Soient $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t), \mathbb{P})$ un espace probabilisé filtré sur lequel on définit un mouvement Brownien d -dimensionnel $B = (B_t, t \geq 0)$, et la filtration naturelle de mouvement Brownien $\mathcal{F}_t = \sigma(B_s, 0 \leq s \leq t)$, T un réel strictement positif fixé, U un fermé convexe de \mathbb{R}^n .

Définition 3.1.1 (*Le contrôle admissible*) On définit un contrôle admissible pour tout processus \mathcal{F}_t -adapté à valeur dans U tel que :

$$\mathbb{E} \left(\sup_{t \in [0, T]} |v_t|^2 \right) \leq \infty.$$

On note par \mathcal{U} l'ensemble des tous les contrôles admissibles

Considérons le processus X à valeurs dans \mathbb{R} solution de E.D.S (les prix de tous les articles)

suisant

$$\begin{cases} dx_t = b(t, x_t) dt + \sigma(t, x_t) dB_t \\ x_0 = \zeta, \end{cases}$$

et le contrôle

$$\begin{aligned} u : [0, T] \times \Omega &\rightarrow A \subset \mathbb{R}, \\ (t, \omega) &\rightarrow u_t(\omega). \end{aligned}$$

Alors l'E.D.S contrôlée est donné

$$\begin{cases} dx_t^u = b(t, x_t^u, u_t) dt + \sigma(t, x_t^u, u_t) dB_t, \\ x_0^u = \zeta. \end{cases}, \quad (3.1)$$

tel que x_t^u la solution contrôlé et b, σ sont linéaires et on a V le processus de prix qui s'écrit sous la forme E.D.S.R suivante

$$\begin{cases} dV_t = f(t, x_t, z_t, u_t) dt + z_t dB_t, \\ V_T = g(x_T). \end{cases},$$

On écrit cette E.D.S.R sous forme intégrable

$$V_t = \int_t^T h(s, x_s, u_s) ds - \int_t^T z_s dB_s + g(x_T).$$

Nous passant à l'espérance pour éliminer le terme hasard sur l'EDSR précédente, nous obtient

$$\mathbb{E}(V_t) = \mathbb{E} \left[\int_t^T h(s, x_s, u_s) ds + g(x_T) \right] =: J(u).$$

Définition 3.1.2 (*Fonction de coût*) Soit la fonction de coût J donné par :

$$J(u) = \mathbb{E} \left[\int_0^T h(t, x_t^u, u_t) dt + g(x_T^u) \right], \quad (3.2)$$

où

$$\begin{aligned} h & : [0, T] \times \mathbb{R}^n \times \mathbf{M}_{n \times d}(\mathbb{R}) \times \mathcal{U} \rightarrow \mathbb{R}_+, \\ g & : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}. \end{aligned}$$

Définition 3.1.3 (Le contrôle Feed-Back) Soit V un contrôle \mathcal{F}_t -adapté, et $\{\mathcal{F}_t^X\}$ la filtration naturelle engendrée par le processus X . On dit que u_t est feed-back contrôle si u_t est aussi adapté par rapport la filtration $\{\mathcal{F}_t^X\}$. On dit aussi qu'un contrôle u est feed-back si et seulement si dépend de X .

Le but du problème de contrôle optimal $\{(3.1), (3.2), (3.3)\}$ est de minimiser (maximiser) la fonctionnelle de coût J sur l'ensemble des contrôles admissibles \mathcal{U} , on choisit un contrôle $u \in \mathcal{U}$ tel que

$$J(\tilde{u}) = \inf_{u \in \mathcal{U}} J(u). \quad (3.3)$$

Remarque 3.1.1 On suppose qu'il existe \hat{u} qui minimise ou bien maximise la fonctionnelle de coût. D'après condition de Phillipove (l'ensemble $\{b, h\}$ est convexe) nous assure l'existence du contrôle optimal

Définition 3.1.4 On définit l'équation adjoint suivante

$$\begin{cases} dp_t = -H_x(t, x, u, p, q) dt + q_t(x_T) \\ p_T = g_x(x_T), \end{cases} \quad (3.4)$$

avec H c'est la Hamiltonienne tel que

$$H(t, x, u, p, q) = pb(t, x, u) + q\sigma(t, x, u) + h(t, x, u).$$

La solution d'équation adjointe (3.4) est donnée par (p, q) .

Hypothèse :

Les fonctions b , σ , h et g sont continues en (x, u) , et leur dérivées sont continues et uniformément bornées.

Les fonctions b , σ , h et g sont Croissance lineaire,,,

Les fonctions b , σ , h , g sont bornées et Lipchitzienne en x, u .

3.2 Contrôle Feedback

Supposent que les coefficients d'EDS (3.1) sont lineaire

$$\begin{cases} dx_t = (x_t + u_t) dt + (x_t + u_t) dB_t, \\ x_0 = 0. \end{cases}$$

La fonction de coût (3.2) est donné par sa forme lineaire quadratique

$$\begin{aligned} J(u) &= \mathbb{E} \left[\int_0^T h(t, x_t, u_t) dt + g(x_T) \right], \\ &= \mathbb{E} \left[\frac{1}{2} \int_0^T (x_t^2 + u_t^2) dt + (x_T) \right]. \end{aligned}$$

Le Hamiltonien c'est

$$H(t, x, u, p, q) = p_t (x_t + u_t) + q_t (x_t + u_t) + \frac{1}{2} (x_t^2 + u_t^2).$$

Les conditions necessaire d'optimalites nous permet de trouver le contrôle optimal, alors nous dérivons H par rapport aux u , on trouve

$$H_u(t, x, u, p, q) = p_t + q_t + u_t.$$

Si $H_u(t) = 0$, on trouve le contrôle optimal

$$\tilde{u} = -p_t - q_t. \tag{3.5}$$

On a l'E.D.S qui dépend du contrôle optimal (3.5) est donné par

$$\begin{cases} d\tilde{x}_t = (\tilde{x}_t - p_t - q_t) dt + (\tilde{x}_t - p_t - q_t) dB_t, \\ \tilde{x}_0 = 0. \end{cases}$$

La dérivée de Hamiltonien est

$$H_x(t, x, u, p, q) = p_t + q_t + x_t.$$

tel que p c'est le processus adjoint, qui est lui même la solution d'équation EDSR suivante

$$\begin{cases} dp_t = -(p_t + q_t + \tilde{x}_t) dt + q_t dB_t, \\ p_T = 1. \end{cases} \quad (3.6)$$

Alors on a Forward-Backward E.D.S fortement couplée

$$\begin{cases} d\tilde{x}_t = (\tilde{x}_t - p_t - q_t) dt + (\tilde{x}_t - p_t - q_t) dB_t, \\ dp_t = -(p_t + q_t + \tilde{x}_t) dt + q_t dB_t, \\ \tilde{x}_0 = 0, p_T = 1. \end{cases}$$

Pour résoudre cette système on suppose

$$p_t = \alpha_t \tilde{x}_t + \beta_t, \quad (3.7)$$

tel que α, β deux fonctions déterministes, et en appliquant la formule d'Itô (1.2) sur (3.7), on obtient

$$\begin{aligned} dp_t &= d(\alpha_t \tilde{x}_t) + d\beta_t \\ &= \dot{\alpha}_t \tilde{x}_t dt + \alpha_t d\tilde{x}_t + \dot{\beta}_t dt \\ &= \dot{\alpha}_t \tilde{x}_t dt + \alpha_t (\tilde{x}_t - p_t - q_t) dt + \alpha_t (\tilde{x}_t - p_t - q_t) dB_t + \dot{\beta}_t dt. \end{aligned}$$

Pour la factorisation

$$dp_t = \left[\dot{\alpha}_t \tilde{x}_t + \alpha_t (\tilde{x}_t - p_t - q_t) + \dot{\beta}_t \right] dt + \alpha_t (\tilde{x}_t - p_t - q_t) dB_t. \quad (3.8)$$

On remplace p_t par sa valeur de (3.7) sur (3.8), on obtient

$$\begin{aligned} dp_t &= \left[\dot{\alpha}_t \tilde{x}_t + \alpha_t (\tilde{x}_t - \alpha_t \tilde{x}_t - \beta_t - q_t) + \dot{\beta}_t \right] dt + \alpha_t (\tilde{x}_t - \alpha_t \tilde{x}_t - \beta_t - q_t) dB_t, \\ &= \left[\tilde{x}_t (\dot{\alpha}_t - \alpha_t^2 + \alpha_t) - \alpha_t \beta_t - \alpha_t q_t + \dot{\beta}_t \right] dt + [\tilde{x}_t (\alpha_t - \alpha_t^2) - \alpha_t \beta_t - \alpha_t q_t] dB_t. \end{aligned}$$

Alors on a le système

$$\begin{cases} dp_t = \left[\tilde{x}_t (\dot{\alpha}_t - \alpha_t^2 + \alpha_t) - \alpha_t \beta_t - \alpha_t q_t + \dot{\beta}_t \right] dt + [\tilde{x}_t (\alpha_t - \alpha_t^2) - \alpha_t \beta_t - \alpha_t q_t] dB_t, \\ p_T = 1. \end{cases} \quad (3.9)$$

D'autre part, on a (3.6) on remplace p_t par sa valeur (3.7), on trouve

$$\begin{cases} dp_t = -(\alpha_t \tilde{x}_t + \beta_t + \tilde{x}_t) dt + q_t dB_t, \\ p_T = 1, \end{cases}$$

Alors

$$\begin{cases} dp_t = -(\tilde{x}_t (\alpha_t + 1) + \beta_t + q_t) dt + q_t dB_t, \\ p_T = 1. \end{cases} \quad (3.10)$$

On compare (3.9) avec (3.10) membre à membre, on obtient les deux équations suivantes

$$\begin{cases} \dot{\alpha}_t - \alpha_t^2 + \alpha_t = \alpha_t - 1, \\ -\beta_t - q_t = -\alpha_t \beta_t - \alpha_t q_t + \dot{\beta}_t, \\ \tilde{x}_t (\alpha_t - \alpha_t^2) - \alpha_t \beta_t - \alpha_t q_t = q_t \end{cases}$$

Pour déterminer q_t on a d'apres équation suivante

$$q_t = \tilde{x}_t (\alpha_t - \alpha_t^2) - \alpha_t \beta_t - \alpha_t q_t.$$

Alors

$$q_t = \frac{\tilde{x}_t (\alpha_t - \alpha_t^2) - \alpha_t \beta_t}{(1 + \alpha_t)} \quad (3.11)$$

Alors on obtient

$$\begin{cases} \dot{\alpha}_t - \alpha_t^2 + 2\alpha_t + 1 = 0, \\ \dot{\beta}_t + (-\alpha_t + 1) \beta_t - \alpha_t q_t + q_t = 0. \end{cases} \quad (3.12)$$

Le première équation s'appelle équation de Riccati et le deuxième équation c'est une équation différentielle ordinaire.

Donc on a

$$\begin{aligned} \tilde{u} &= -p_t - q_t, \\ &= -\alpha_t \tilde{x}_t - \beta_t - q_t. \end{aligned} \quad (3.13)$$

Tel que α la solution d'équation de Riccati (3.12) et β_t la solution d'E.D.O (3.12).

Théorème 3.2.1 *Le contrôle optimal (3.13).s'écrit sous forme Feedback tel que α la solution d'équation de Riccati (3.12), β_t solution E.D.O (3.12) et q donné par (3.11).*

Conclusion générale :

Dans ce travail, nous introduisons la notion des équations différentielles stochastiques que l'on notera E.D.S. Premièrement nous démontrons l'existence et l'unicité de la solution dans le cas fort et nous donnons quelques exemples dans les deux cas.

Finalement, nous appliquons l'E.D.S dans le contrôle optimal stochastique.

Bibliographie

- [1] Jeanblanc, M (2006). Cours de Calcul stochastique. Master 2IF EVRY. Lecture Notes. University of Évry.
- [2] Campillo,F (1996) Processus de diffusion, DEA de Mathématiques Appliquées, Université de Provence.
- [3] Chala, A (2013).Contibution à l'étude des contrôles optimales stochastique, Doctorat au université de Biskra.
- [4] Lessard, S (2014). Processus stochastique Cours et exercices corrigés. Edition Ellipses .288 pages.
- [5] Øksendal, B (1997) Stochastic Differential Equations. An Introduction with Applications Fifth Edition,Corrected Printing Springer-Verlag Heidelberg New-York.
- [6] Pardoux,E.,Răşcanu, A.(2014). Stochastic Differentiel Equations, Backward SDEs, Partial Differentiel Equations.Springer edition..680 pages.
- [7] Khalfallah, N.(2019).Cours de martingale.département de Mathématique, premiere année Master, université de Biskra.
- [8] Gallardo,L .(2008). Mouvement Brownien et calcul d'Itô Cours et exercices corrigés.Hermann éditeurs..256 pages.

Annexe :

$(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$	espace de probabilité
$\mathcal{P}(E)$	tribu grossier
L^1	l'espace des fonction intégrable
$p.s$	presque surement
C^1, C^2	l'espace des fonction continue intégrable
F_t	filtration
B_t	mouvement brownien
$E.D.S$	équation différentielle stochastique
$\mathbb{P} - p.s$	presque surement pour la mesure de probabilité \mathbb{P}
χ	la fonction indicatrice
$p(t)$	le processus adjoint
$H(t, x, p, q, u)$	le hamiltonienne
$F - B - E.D.S$	Forward-Backward E.D.S
\tilde{u}	le controle optimale
u	côntrole admissible
J	fonction de coût