

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA  
RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE MOHAMED KHIDER BISKRA  
FACULTE DES SCIENCES ET DES SCIENCES DE L'INGENIEUR  
DEPARTEMENT DE MATHEMATIQUES

MEMOIRE  
présenté par

Saliha BOUGHERARA

pour l'Obtention du Grade de **Magister en Mathématiques**  
Option: Analyse et Modèles aléatoires

PRINCIPE DU MAXIMUM POUR LES PROBLEMES DE CONTROLE  
STOCHASTIQUE:  
APPROCHE PAR LES PROBABILITES EQUIVALENTES

Soutenu le :17/05/2005

devant le jury composé de :

Abdelhakim <b>NECIR</b>	MC	Univ. Batna	Président
Brahim <b>MEZERDI</b>	Pr	Univ. Biskra	Rapporteur
Khaled <b>MELKEMI</b>	MC	Univ. Biskra	Examineur
Seïd <b>BAHLALI</b>	Dr CC	Univ. Biskra	Examineur

## Résumé

Dans ce mémoire, notre intérêt s'est focalisé sur les problèmes de contrôle stochastiques où la dynamique vérifie une équation différentielle stochastique de type Itô. Au premier chapitre, nous avons introduit les différents problèmes de contrôle stochastique et donné quelques exemples. Au deuxième chapitre, nous avons étudié en détails le principe de Bellmann qui donne lieu à l'équation de Hamilton Bellmann Jacobi. Cette équation ne possède pas en général des solutions régulières. Nous nous sommes donc intéressés à la notion de solutions de viscosité introduite par Grandall et Lions. On montre en particulier que la fonction de valeur est l'unique solution de viscosité de l'équation d' HJB. Au troisième chapitre, nous nous sommes intéressés aux conditions nécessaires d'optimalité de type Pontriagin par des approches de Hausmann et Kushner.

Mots clés. Equation différentiel stochastique, contrôle stochastique, principe du maximum, programmation dynamique.

Processus stochastiques et de Contrôle optimal

AMS Subject Classification. Primary 93E20, 60H30. Secondary, 60G44, 49N10.

## ملخص

في هذا العمل نهتم بمسائل الاختبار العشوائية أين الديناميكية تحقق المعادلة التفاضلية العشوائية من شكل ايتو.

**الفصل الأول:** عرفنا أنواع مسائل الاختبار و أعطينا بعض الأمثلة عليها.

في **الفصل الثاني:** درسنا أساس بلمان الذي يسمح بإعطاء معادلة هاميلتن -بلمان -جاكوبي و هذ معادلة لا تقبل حل منتظم عموما. و نبرهن ان الدالة القيمة هي الحل الوحيد للزوجي لمعادلة السابقة.

**الفصل الأخير:** نهتم بالشروط اللازمة للمثالية من الشكل بونترينج بواسطة تقريبات هوسمان و كوشنر.

## Abstract

In this work, our interest was focalized on stochastic control problems where the dynamic satisfies a stochastic differential equation of the Ito type. In the first chapter, we have introduced various control problèms and gave some exemples. In the second one, we studied in some detail the Bellmann principe which gives the well known Hamiton Bellmann Jacobi equation. This equation does not have in general regular solutions. We have been interested in viscosity solutions introduced by Grandall and Lions. We show in particular that the value funtion is the unique viscosity solution of the HJB equation. In the last chapter, we studied the necessary conditions for optimality of the pontriagin type both by Hausmann and Kushnner approachs.

Key words. Stochastic differential equation, stochastic control, maximum principle, dynamic programming.

Stochastic Processuss and control problèms

AMS Subject Classification. Primary 93E20, 60H30. Secondary 60G44, 49N10.

# Table des matières

0.1	Introduction . . . . .	2
<b>1</b>	<b>Introduction aux problèmes de contrôle stochastique</b>	<b>5</b>
1.1	Propriété de la fonction valeur . . . . .	5
1.1.1	Introduction . . . . .	5
1.1.2	Position du problème . . . . .	6
1.1.3	Principe d'optimalité de la programmation dynamique	7
1.1.4	Continuité et propriété de Lipschitz de la fonction valeur	7
1.1.5	Exemples . . . . .	15
1.2	Programmation dynamique et solutions de viscosité . . . . .	16
1.2.1	Equation d'Hamilton-Jacobi -Bellman . . . . .	17
1.2.2	Application : Problème de Merton en horizon fini . . .	28
1.3	Solution de viscosité . . . . .	31
1.3.1	Notion de solutions de viscosité . . . . .	31
<b>2</b>	<b>Principe du maximum : approche par les probabilités équivalentes</b>	<b>35</b>
2.1	Introduction . . . . .	35
2.2	Théorème de Guirsanov et notion de solution faible . . . . .	35
2.3	Position du problème et hypothèses . . . . .	38
2.4	Principe du maximum . . . . .	42
2.5	Processus adjoint . . . . .	45
<b>3</b>	<b>Principe du maximum stochastique : Approche par les solutions fortes</b>	<b>47</b>
3.1	Introduction . . . . .	47
3.2	Position du problème et Hypothèses . . . . .	48
3.3	Perturbation et estimation des solutions . . . . .	50
3.4	Principe du maximum . . . . .	57
3.5	Equation adjointe . . . . .	60

## 0.1 Introduction

On considère des systèmes dynamiques évoluant sur un intervalle fini  $[0, T]$ , dirigés par un mouvement Brownien défini sur un espace de probabilité  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  muni d'une filtration  $(\mathcal{F}_t)_{0 \leq t \leq T}$ .

On appelle contrôle admissible tout processus  $\alpha = (\alpha_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  mesurable et  $(\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$ -adapté à valeurs dans  $\mathbb{A}$ . On note  $\mathbb{U}$  l'ensemble de tous contrôles admissibles :

$$\mathbb{U} = \left\{ \alpha : [0, T] \times \Omega \rightarrow \mathbb{A}, \alpha = (\alpha_t)_{t \in \mathbb{R}_+} \text{ mesurable et } (\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+} \text{ - adapté } \right\}.$$

L'état du système est gouverné par une equation différentielle stochastique d'Itô, de la forme :

$$\begin{cases} dX_s = b(s, X_s, \alpha_s) ds + \sigma(s, X_s, \alpha_s) dW_s, & s \in ]0, T] \\ X_0 = x, & x \in \mathbb{R}^n \end{cases} \quad (1)$$

où  $b$  et  $\sigma$  sont deux fonctions boréliennes.

Le problème de contrôle stochastique consiste à optimiser un critère de performance.

Pour tout contrôle admissible  $\alpha$ , on introduit une fonction de coût  $J(\alpha)$ .

(a) Horizon fini :

$$J(t, x, \alpha) = E_x \left[ \int_t^T f(s, X_s, \alpha_s) ds + g(X_T) \right],$$

pour  $t \leq T < \infty$  et  $X$  est la solution de equation différentielle stochastique (1).

(b) Horizon infini :

$$J(x, \alpha) = E_x \left[ \int_0^\infty e^{-\gamma s} f(s, X_s, \alpha_s) ds \right].$$

$E_x$  : l'espérance par rapport à la loi de probabilité  $P_x$  du processus  $(X_s)$  solution de (1).

L'objet du contrôle optimal est de minimiser la fonction de coût  $J$  (ou de le maximiser s'il s'agit d'un gain ) sur l'ensemble de tous les contrôle admissibles.

La fonction de valeur associée à ce problème de contrôle est définie par :

$$v(s, x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} J(s, x, \alpha).$$

La solution  $X = (X_t, s \leq t \leq T)$  de l'équation **(1)** est appelée réponse au contrôle  $\alpha$ .

Le couple  $(X^*, \alpha^*)$  est dit optimal si :

$$v(s, x) = J(s, x, \alpha^*).$$

Dans ce mémoire nous nous intéressons à deux approches pour aborder la résolution des problèmes de contrôle, la première approche est le principe de la programmation dynamique qui est basée sur le fameux principe de Bellman. L'idée de cette approche est la suivante : si on considère le contrôle :

$$\tilde{\alpha}_s = \begin{cases} \alpha_s, & t \leq s \leq t + h \\ \alpha_s^*, & t + h \leq s \leq T, \end{cases}$$

le principe d'optimalité de Bellman dit que si l'on choisit  $\alpha_s$  sur  $[t, t + h]$  de façon à minimiser l'expression  $J(t, x, \tilde{\alpha})$ , on obtient ainsi le contrôle  $\alpha_s^*$  optimal. En appliquant formellement ce principe, on trouve deux équations paraboliques et elliptiques non linéaire, de la forme :

L'équation de Bellman parabolique dans le cas où l'horizon est fini :

$$-\frac{\partial v}{\partial t}(t, x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(t, x) - f(a, x)] = 0, \quad (t, x) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n.$$

L'équation de Bellman elliptique dans le cas où l'horizon est infini :

$$\beta v(x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(x) - f(x, a)] = 0, \quad x \in \mathbb{R}^n,$$

où  $\zeta^a$  désigne l'opérateur différentiel du second ordre associée à la diffusion  $X$  :

$$\zeta^a w = b(x, a) \nabla_x w + \frac{1}{2} \text{tr} (\sigma(x, a) \cdot \sigma'(x, a) D_x^2 w).$$

La deuxième approche majeure pour aborder les problèmes de contrôle est le principe du maximum de Pontriagin, connu aussi sous le nom de conditions nécessaires d'optimalité. L'idée de cette approche consiste à dire que si un contrôle  $\alpha^*$  est optimal parmi tous les contrôles admissibles, alors en utilisant l'approche de Lagrange en calcul des variations la dérivée de la fonctionnelle  $J(\alpha)$  par rapport à un certain paramètre de perturbation doit être négative.

En gros, ce principe consiste à introduire un processus adjoint solution d'une certaine équation différentielle rétrograde et d'une inégalité variationnelle. La première contribution importante dans cette direction a été effectuée par Kushner, Bismut, Bensoussan, pour des problèmes où l'ensemble des contrôles admissibles est constitué de processus adaptés à une filtration fixée à l'avance et l'utilisation des solutions trajectorielles de l'équation d'état. La deuxième avance notable dans cette théorie est celle développée par Hausmann, où il considère la classe des contrôles feed-back (processus mesurables par rapport à la filtration naturelle de l'état du système) et emploie les techniques probabilistes telles que la transformation de Guirsanov et les techniques de la théorie des martingales.

Ce mémoire est constitué de trois chapitres :

Le premier chapitre consiste en une introduction au problème de contrôle. On définit la notion de fonction valeur et ses propriétés. Aussi, nous décrivons de manière formelle comment le principe de la programmation dynamique permet d'obtenir les relations que doit satisfaire la fonction valeur. En utilisant le principe de la programmation dynamique, on trouve la forme de l'équation de Hamilton- Jacobi- Belman. On montre que la fonction valeur satisfait l'équation de HJB. En particulier, nous étudions les solutions de viscosité.

Dans le deuxième chapitre qui constitue l'essentiel de notre travail, nous nous sommes intéressés au principe du maximum pour établir des conditions nécessaires d'optimalité. L'accent sera mis sur l'approche des probabilités équivalentes et le théorème de Guirsanov.

Le troisième chapitre est consacré à l'étude du principe du maximum dans le cas où les coefficients sont assez réguliers et les contrôles admissibles sont adaptés à une filtration fixée à l'avance. En particulier, on trouve une forme explicite du processus adjoint.

# Chapitre 1

## Introduction aux problèmes de contrôle stochastique

### 1.1 Propriété de la fonction valeur

#### 1.1.1 Introduction

Le problème de contrôle stochastique consiste à optimiser un critère de performance d'un système dynamique vérifiant une équation différentielle stochastique d'Itô (E.D.S) :

$$dX_t = b(X_t, \alpha_t)dt + \sigma(X_t, \alpha_t) dW_t. \quad (1.1)$$

L'objectif d'un problème de contrôle est de minimiser un critère et de trouver un contrôle optimal sur l'ensemble de tous les contrôles admissibles. Le coût est donné sous la forme :

$$J(s, x, \alpha) = E \left[ \int_s^T f(t, X_t, \alpha_t) dt + g(X_T) \right],$$

où  $g$  est une fonction du coût final,  $X$  est une solution de (1.1).

On appelle contrôle admissible tout processus  $\alpha = (\alpha_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  mesurable et  $(\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$ -adapté à valeurs dans  $\mathbb{A}$ . On note  $\mathbb{U}$  l'ensemble de tous contrôles admissibles :

$$\mathbb{U} = \left\{ \alpha : [0, T] \times \Omega \rightarrow \mathbb{A}, \alpha = (\alpha_t)_{t \in \mathbb{R}_+} \text{ mesurable et } (\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+} \text{-adapté} \right\}.$$

Aussi  $\alpha$  est une application mesurable :

$$\alpha : \Omega \rightarrow \mathcal{F}([0, T], \mathbb{A}),$$

où  $\mathcal{F}([0, T], \mathbb{A})$  désigne l'ensemble des fonctions de  $[0, T]$  vers  $\mathbb{A}$ .

Pour chaque  $x \in \mathbb{R}^n$ , s'il existe un contrôle qui vérifie :

$$v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} J(x, \alpha) = J(x, \alpha^*),$$

il est appelé contrôle optimal et  $v$  est appelée le coût optimal, la fonction valeur ou performance optimale.

Ces systèmes modélisent les problèmes de la vie courante, particulièrement dans des problèmes d'économie et de finance.

Les problèmes de contrôles stochastiques optimaux ont été étudiée par plusieurs auteurs, entre autres, Hausmann [9, 10, 11, 12, 13], Bensoussan [3, 4], Kushner [14, 15, 16] et Bismut.[5, 6].

### 1.1.2 Position du problème

Soient  $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}, P)$  espace de probabilité filtré et  $\mathbb{A}$  un Borélien de  $\mathbb{R}^k$ . On considère :

L'état du système est décrit par l'équation différentielle stochastique contrôlée c'est à dire l'état du système est influencé par un contrôle :

$$\begin{cases} dX_s = b(X_s, \alpha_s) ds + \sigma(X_s, \alpha_s) dW_s, & s \in ]0, T]. \\ X_0 = x, & x \in \mathbb{R}^n, \end{cases} \quad (1.2)$$

où  $W$  un mouvement brownien d-dimensionnel, où :

Le coût à minimiser est défini par :

$$E \left[ \int_0^T f(X_s) ds + g(X_T) \right],$$

dans le cas d'un horizon fini et

$$E \left[ \int_0^\infty e^{-\beta s} f(X_s) ds \right],$$

dans le cas où l'horizon est infini.

où  $\beta > 0$  est un facteur d'actualisation,  $f$  et  $g$  sont des fonctions dans  $\mathbb{R}$ .

On définit la fonction de valeur comme suit :

Horizon fini :

$$v(t, x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^T f(X_s, \alpha_s) ds + g(X_T) \right].$$

Horizon infini :

$$v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^\infty e^{-\beta s} f(X_s, \alpha_s) ds \right].$$

### 1.1.3 Principe d'optimalité de la programmation dynamique

En appliquant formellement le principe de Bellmann on obtient les équations de la programmation dynamique.

**Théorème 1-1 :**

1) Horizon fini :

Soit  $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$ . Pour tout  $\theta$  temps d'arrêt à valeur dans  $[t, T]$ , on a :

$$v(t, x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \int_0^\theta f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + v(\theta, X_\theta^{t,x}).$$

2) Horizon infini :

Soit  $x \in \mathbb{R}^n$ . Pour tout  $\theta$  temps d'arrêt à valeur dans  $[0, +\infty[$ , on a :

$$v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^\theta e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) ds + e^{-\beta \theta} v(X_\theta^x) \right].$$

### 1.1.4 Continuité et propriété de Lipschitz de la fonction valeur

**Lemme 1-1 : (Gronwall)**

Soit  $g$  une fonction continue telle que pour tout  $t \geq 0$ , on a :

$$g(t) \leq \alpha + \beta \int_0^t g(s) ds, \text{ avec } \alpha \geq 0, \beta \geq 0$$

Alors :

$$g(t) \leq \alpha \exp(\beta t).$$

Supposons que les fonctions  $b$  et  $\sigma$  sont Lipschitz en  $x$ , uniformément en  $a \in \mathbb{A}$ . Définissons alors la constante finie positive  $\beta_0$  :

$$\beta_0 = \sup_{x \neq y, a \in \mathbb{A}} \left\{ \frac{[(b(x,a) - b(y,a))'(x-y)] + \frac{1}{2} \text{tr}[(\sigma(x,a) - \sigma(y,a))(\sigma(x,a) - \sigma(x,a)')] ]}{|x-y|^2} \right\}.$$

**Lemme 1-2 :**

1) Il existe  $C \geq 0$  ( dépendant de  $T$  ) telle que pour tout  $t \in [0, T]$ ,  $s \in [t, T]$ ,  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $\alpha \in \mathbb{A}$  :

$$E |X_s^{t,x} - x|^2 \leq C(s-t).$$

2) Pour tout  $t \geq 0$ ,  $s \geq t$ ,  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $\alpha \in \mathbb{A}$  :

$$E |X_s^{t,x} - X_s^{t,y}| \leq e^{\beta_0(s-t)} |x - y|.$$

**Preuve : 1)** On a :

$$dX_s = b(X_s, \alpha_s)ds + \sigma(X_s, \alpha_s)dW_s,$$

où sous forme intégrale :

$$X_s^{t,x} = x + \int_t^s b(X_u^{t,x}, \alpha_u)du + \int_t^s \sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u)dW_u,$$

d'où :

$$X_s^{t,x} - x = \int_t^s b(X_u^{t,x}, \alpha_u)du + \int_t^s \sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u)dW_u.$$

Appliquant l'inégalité  $(a + b)^2 \leq 2a^2 + 2b^2$ , on a :

$$|X_s^{t,x} - x|^2 \leq 2 \left| \int_t^s b(X_u^{t,x}, \alpha_u)du \right|^2 + 2 \left| \int_t^s \sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u)dW_u \right|^2.$$

Par passage à l'espérance et puisque  $b$  et  $\sigma$  sont bornées, on obtient :

$$\begin{aligned} E |X_s^{t,x} - x|^2 &\leq 2E \left[ \int_t^s |b(X_u^{t,x}, \alpha_u)|^2 du + E \left| \int_t^s \sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u)dW_u \right|^2 \right] \\ &\leq 2C(s-t), \end{aligned}$$

où  $E [(W_s - W_t)^2] = 2(s-t)$  ( voir B.Øksendal [18] )

Donc

$$E |X_s^{t,x} - x|^2 \leq 2C(s - t).$$

2) Posons  $Z_s = X_s^{t,x} - X_s^{t,y}$ ,  $s \geq t$ .

On a :

$$dX_s = b(X_s^{t,x}, \alpha_s)ds + \sigma(X_s^{t,x}, \alpha_s)dW_s.$$

$$dX_s = b(X_s^{t,y}, \alpha_s)ds + \sigma(X_s^{t,y}, \alpha_s)dW_s.$$

On utilise les formules  $dX_s^{t,x}$  et  $dX_s^{t,y}$ , on obtient :

$$\begin{cases} dZ_s = (b(X_s^{t,x}, \alpha_s) - b(X_s^{t,y}, \alpha_s)) ds + (\sigma(X_s^{t,x}, \alpha_s) - \sigma(X_s^{t,y}, \alpha_s)) dW_s \\ Z_t = x - y. \end{cases}$$

Par la formule d'Itô, on obtient :

$$\begin{aligned} Z_s &= Z_t + \int_t^s [\sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u) - \sigma(X_u^{t,y}, \alpha_u)(X_u^{t,x} - X_u^{t,y})] dW_u \\ &\quad + \int_t^s [(b(X_u^{t,x}, \alpha_u) - b(X_u^{t,y}, \alpha_u)(X_u^{t,x} - X_u^{t,y}))] du \\ &\quad + \frac{1}{2} tr [(\sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u) - \sigma(X_u^{t,y}, \alpha_u)) (\sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u) - \sigma(X_u^{t,y}, \alpha_u))' du]. \end{aligned}$$

En passant aux espérances et en appliquant l'inégalité  $(a + b)^2 \leq 2a^2 + 2b^2$ , on obtient :

$$\begin{aligned} E |Z_s|^2 &\leq 2|x - y|^2 + E \left( 2 \left[ \int_t^s (b(X_u^{t,x}, \alpha_u) - b(X_u^{t,y}, \alpha_u)) Z_u du + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. tr (\sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u) - \sigma(X_u^{t,y}, \alpha_u)) (\sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u) - \sigma(X_u^{t,y}, \alpha_u))' du \right] \right). \end{aligned}$$

On a :

$$E \left[ \int_t^s (\sigma(X_u^{t,x}, \alpha_u) - \sigma(X_u^{t,y}, \alpha_u))(X_u^{t,x} - X_u^{t,y}) dW_u \right] = 0,$$

car c'est une intègre d'Itô donc une martingale.

Par définition de  $\beta_0$ , on trouve :

$$\begin{aligned} (b(x, a) - b(y, a))'(x - y) + \frac{1}{2} \text{tr} \left( (\sigma(x, a) - \sigma(y, a)) \cdot (\sigma(x, a) - \sigma(y, a))' \right) \\ \leq \beta_0 |x - y|^2, \end{aligned}$$

d'où :

$$\begin{aligned} 2 \left[ b(x, a) - b(y, a) \right]'(x - y) + \text{tr}(\sigma(x, a) - \sigma(y, a)) \cdot (\sigma(x, a) - \sigma(y, a))' \\ \leq 2\beta_0 |x - y|^2. \end{aligned}$$

Donc :

$$E |Z_s|^2 \leq 2|x - y|^2 + E \int_t^s 2\beta_0 |Z_u|^2 du.$$

On pose  $\Delta(s) = E |Z_s|^2$ , on a :

$$\Delta(s) \leq |x - y|^2 + 2\beta_0 \int_t^s \Delta(\alpha) d\alpha.$$

D'après le lemme de Gronwall avec  $\alpha \geq 0$  et  $\beta \geq 0$ , où  $\alpha$  et  $\beta$  sont des constantes. Ceci implique que :

$$\Delta(s) \leq e^{2\beta_0(s-t)} |x - y|^2,$$

c'est à dire :

$$E |Z_s|^2 \leq e^{2\beta_0(s-t)} |x - y|^2,$$

donc par Cauchy-Schwarz :

$$E |X_s^{t,x} - X_s^{t,y}| \leq e^{\beta_0(s-t)} |x - y|.$$

□

On a le résultat de continuité de la fonction valeur par rapport aux variables de temps et d'espace.

**Proposition 1-1**

1) Horizon fini :

Il existe une constante  $C \geq 0$  ( dépendant de  $T$  ),

telle que pour tout  $s, t \in [0, T]$  et  $x, y \in \mathbb{R}^n$  :

$$|v(t, x) - v(s, y)| \leq C \left[ |t - s|^{\frac{1}{2}} + |x - y| \right].$$

**2) Horizon infini :**

Il existe une constante  $C \geq 0$  telle que pour tout  $x, y \in \mathbb{R}^n$  :

$$|v(x) - v(y)| \leq \begin{cases} C |x - y|^{\frac{\beta}{\beta_0}} & \text{si } 0 < \beta < \beta_0. \\ C |x - y| & \text{si } \beta \geq \beta_0. \end{cases}$$

**Preuve :**

**1) a) Lipschitz en  $x$  :** En notant que  $|\inf_i a_i - \inf_i b_i| \leq \sup_i |a_i - b_i|$ , on a :

$$\begin{aligned} |v(t, x) - v(t, y)| &= \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_t^T f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + g(X_T^{t,x}) \right] \\ &\quad - \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_t^T f(X_s^{t,y}, \alpha_s) ds + g(X_T^{t,y}) \right], \end{aligned}$$

obtient :

$$\begin{aligned} &|v(t, x) - v(t, y)| \\ &\leq \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} E \int_t^T |f(X_s^{t,x}, \alpha_s) - f(X_s^{t,y}, \alpha_s)| ds + E |g(X_T^{t,x}) - g(X_T^{t,y})|. \end{aligned}$$

Puisque  $f$  et  $g$  sont Lipschitzs, on a :

$$|v(t, x) - v(t, y)| \leq \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} \left\{ E \int_t^T |X_s^{t,x} - X_s^{t,y}| ds + E |X_T^{t,x} - X_T^{t,y}| \right\},$$

et d'après le lemme 1-2, on trouve :

$$|v(t, x) - v(t, y)| \leq C |x - y| \left[ \int_t^T e^{\beta_0(s-t)} ds + e^{\beta_0(T-t)} \right],$$

donc :

$$|v(t, x) - v(t, y)| \leq C |x - y|.$$

**b) Hölder  $1 \setminus 2$  en  $t$  :** Soit  $0 \leq t < s \leq T$ . D'après le principe de la program-

mation dynamique avec  $\theta = s$ , on a :

$$v(t, x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_t^s f(X_u^{t,x}, \alpha_u) du + v(s, X_s^{t,x}) \right]$$

En ajoutant et en retranchant le terme  $v(s, x)$ , on trouve :

$$|v(t, x) - v(s, x)| = \left| \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \int_t^s f(X_u^{t,x}, \alpha_u) du + v(s, X_s^{t,x}) - v(s, x) \right|.$$

Par suite, on a :

$$\begin{aligned} & |v(t, x) - v(s, x)| \\ & \leq \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} E \int_t^s |f(X_u^{t,x}, \alpha_u)| du + \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} E |v(s, X_s^{t,x}) - v(s, x)|. \end{aligned}$$

Comme  $f$  est borné et d'après l'inégalité du 1) a), on obtient :

$$|v(t, x) - v(s, x)| \leq C(s - t) + \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} E |X_s^{t,x} - x|,$$

et d'après le lemme 1-2, on a :

$$|v(t, x) - v(s, x)| \leq C(s - t) + C(s - t)^{\frac{1}{2}},$$

donc pour tout  $s, t \in [0, T]$ ,  $x, y \in \mathbb{R}^n$ , on a :

$$|v(t, x) - v(s, x)| \leq C(s - t)^{\frac{1}{2}}.$$

**2)** Puisque :

$$v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^{+\infty} e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) ds \right],$$

et

$$v(y) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^{+\infty} e^{-\beta s} f(X_s^y, \alpha_s) ds \right].$$

On a pour tout  $T > 0$  :

$$|v(x) - v(y)| \leq \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} E \int_0^{+\infty} e^{-\beta s} |f(X_s^x, \alpha_s) - f(X_s^y, \alpha_s)| ds,$$

donc :

$$|v(x) - v(y)| \leq \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} E \int_0^T e^{-\beta s} |f(X_s^x, \alpha_s) - f(X_s^y, \alpha_s)| ds \\ + \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} E \int_T^{+\infty} e^{-\beta s} [f(X_s^x, \alpha_s) - f(X_s^y, \alpha_s)] ds.$$

Comme  $f$  est Lipschitz et bornée, on en déduit d'après le lemme 1-2. :

$$|v(x) - v(y)| \leq C |x - y| \int_0^T e^{(\beta_0 - \beta)s} ds + C e^{-\beta T}.$$

\* **1<sup>ère</sup>** cas :  $\beta > \beta_0$  ( $\beta > 0$ ). Alors :

$$|v(x) - v(y)| \leq C \left[ \frac{1 - e^{-(\beta - \beta_0)T}}{\beta - \beta_0} \right] |x - y| + C e^{-\beta T},$$

et faisant tendre  $T$  vers l'infini, on obtient :

$$|v(x) - v(y)| \leq C |x - y|.$$

\* **2<sup>ème</sup>** cas :  $0 < \beta \leq \beta_0$ . Alors :

$$|v(x) - v(y)| \leq C |x - y| \left[ \frac{e^{(\beta - \beta_0)T} - 1}{\beta_0 - \beta} \right] + C e^{-\beta T}, \quad \forall T > 0.$$

avec la convention que le terme entre crochet est égale à 1 lorsque  $\beta = \beta_0$ .  
On minimise par rapport à  $T$  à :

$$C |x - y| \left[ \frac{e^{(\beta - \beta_0)T} - 1}{\beta_0 - \beta} \right] + C e^{-\beta T},$$

le minimum étant atteint pour:

$$e^{\beta_0 T} = \frac{\beta}{|x - y|},$$

en prenant le signe logarithme, on aura :

$$\ln e^{\beta_0 T} = \ln \frac{\beta}{|x - y|},$$

puis on a :

$$\beta_0 T = \ln \frac{\beta}{|x - y|},$$

donc :

$$T = \left( \frac{1}{\beta_0} \right) \ln \frac{\beta}{|x-y|}.$$

On a aussi :

$$\frac{e^{(\beta_0-\beta)T} - 1}{(\beta_0 - \beta)} = \frac{e^{\beta_0 T} e^{-\beta T} - 1}{(\beta_0 - \beta)},$$

substituant  $T$  par  $\left( \frac{1}{\beta_0} \right) \ln \frac{\beta}{|x-y|}$ , on a :

$$\frac{e^{(\beta_0-\beta)T} - 1}{(\beta_0 - \beta)} = \frac{\left( \frac{\beta}{|x-y|} \right) \times e^{-\frac{\beta}{\beta_0} \ln \frac{\beta}{|x-y|}} - 1}{(\beta_0 - \beta)},$$

puis on a :

$$\frac{e^{(\beta_0-\beta)T} - 1}{(\beta_0 - \beta)} = \frac{\left( \frac{\beta}{|x-y|} \right) \left( \frac{\beta}{|x-y|} \right)^{\frac{-\beta}{\beta_0}} - 1}{(\beta_0 - \beta)},$$

donc :

$$\frac{e^{(\beta_0-\beta)T} - 1}{(\beta_0 - \beta)} = \frac{\left( \frac{\beta}{|x-y|} \right)^{\frac{\beta_0-\beta}{\beta_0}} - 1}{(\beta_0 - \beta)}.$$

Alors pour :

$$(1) T = \left( \frac{1}{\beta_0} \right) \ln \left( \frac{\beta}{|x-y|} \right)$$

$$(2) \frac{e^{(\beta-\beta_0)T} - 1}{\beta_0 - \beta} = \frac{\left( \frac{\beta}{|x-y|} \right)^{\frac{\beta_0-\beta}{\beta_0}} - 1}{\beta_0 - \beta},$$

on a :

$$|v(x) - v(y)| \leq C \left\{ |x-y| \left[ \frac{\left( \frac{\beta}{|x-y|} \right)^{\frac{\beta_0-\beta}{\beta_0}} - 1}{\beta_0 - \beta} \right] + \left( \frac{|x-y|}{\beta} \right)^{\frac{\beta}{\beta_0}} \right\},$$

donc :

$$|v(x) - v(y)| \leq C |x-y|^{\frac{\beta}{\beta_0}}.$$

Si  $|x-y| > \beta$ , alors comme  $v$  est bornée, il existe  $C > 0$  tel que :

$$|v(x) - v(y)| \leq C \beta^{\frac{\beta}{\beta_0}},$$

donc :

$$|v(x) - v(y)| \leq C |x-y|^{\frac{\beta}{\beta_0}},$$

□

### 1.1.5 Exemples

**Exemple 1-1 :** quand vendre un actif?

Soit une personne possédant un actif ou une ressource ( maison, action, etc...) qu'elle déside vendre. Le prix de cet actif évolue selon :

$$dX_t = rX_t dt + \sigma X_t dW_t.$$

Supposons qu'à la vente de l'actif, il y a un coût fixe de transaction  $a > 0$ . Ainsi, si la personne décide de vendre l'actif à la date  $t$ , le bénéfice net de cette vente sera :

$$e^{-\rho t}(X_t - a),$$

où  $\rho > 0$  est le facteur d'inflation.

Le problème est alors de trouver un temps d'arrêt qui maximise le bénéfice net espéré :

$$\sup [e^{-\rho r}(X_r - a)],$$

et de calculer le profit espéré.

**Exemple 1-2 :** Problème du choix de portefeuille de Merton (Horizon fini).

On considère un marché financier à deux actifs, l'un sans risque représentant le compte d'épargne et l'un risqué, typiquement représenté par une action. Le processus de prix de l'actif sans risque évolue selon :

$$dS_t^0 = rS_t^0 dt,$$

et celui de l'actif risqué :

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t.$$

Ici  $\tau$ ,  $\mu$  et  $\sigma$  sont des constantes avec  $\sigma > 0$ . Soit un investisseur ou agent qui investit dans ces deux actifs, avec une proportion de sa richesse  $\pi_t$  dans l'actif risqué et donc  $1 - \pi_t$  dans l'actif sans risque à la date  $t$ . Son processus de richesse évolue selon :

$$dX_t = (1 - \pi_t) \frac{X_t}{S_t^0} dS_t^0 + \pi_t \frac{X_t}{S_t} dS_t.$$

En substituant  $dS_t^0$  par  $rS_t^0 dt$ , on trouve :

$$dX_t = (\pi_t X_t \mu + (1 - \pi_t) X_t r) dt + \pi_t X_t \sigma dW_t.$$

Le contrôle est le processus  $\pi$  à valeur dans  $\mathbb{R}$ . Le critère économique consiste à maximiser l'espérance de l'utilité de la richesse terminale à un horizon fini  $T < +\infty$  :

$$\sup_{\pi} E [U (X_T)],$$

où  $U(x)$  est une fonction d'utilité, par exemple  $U(x) = x^p/p$ ,  $0 < p < 1$ .

## 1.2 Programmation dynamique et solutions de viscosité

Dans ce paragraphe, en appliquant formellement le principe de la programmation dynamique aussi appelé le principe de Bellman, on peut montrer que la fonction de valeur associée à un problème de contrôle stochastique à temps continu satisfait à une EDP non linéaire appelé équation de Hamilton-Jacobi-Bellman.

L'état du système dynamique est une solution d'une équation différentielle stochastique du type Itô, de la forme :

$$\begin{cases} dX_s = b(s, X_s, \alpha_s)ds + \sigma(s, X_s, \alpha_s)dW_s, & s \in ]0, T] \\ X_0 = x, & x \in \mathbb{R}^n. \end{cases}$$

où  $W_s$  désigne un mouvement brownien défini sur un espace de probabilité  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  muni d'une filtration  $(\mathcal{F}_t)_{0 \leq t \leq T}$ . L'ensemble de tous les contrôle admissibles est noté  $\mathbb{U}$ .

On définit la fonction de coût :

(a) Horizon fini :

$$J(t, x, \alpha) = E_x \left[ \int_t^T f(s, X_s, \alpha_s) ds + g(X_T) \right],$$

où  $x$  la condition initiale et  $t \leq T < \infty$ .

(b) Horizon infini :

$$J(x, \alpha) = E_x \left[ \int_0^\infty e^{-\gamma s} f(s, X_s, \alpha_s) ds \right].$$

### 1.2.1 Equation d'Hamilton-Jacobi -Bellman

1) Horizon fini :

Soit  $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$  et un contrôle  $\alpha = (\alpha_t)_t$  à valeur dans  $\mathbb{A}$ , on considère l'évolution de l'état du système :

$$dX_s = b(X_s, \alpha_s)ds + \sigma(X_s, \alpha_s) dW_s, \quad t \leq s \leq T. \quad (1.3)$$

Soit la fonction de coût :

$$J(t, x, \alpha) = E \left[ \int_t^T f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + g(X_T^{t,x}) \right].$$

On pose :

$$v(t, x) = \inf_{\alpha} J(t, x, \alpha).$$

2) Horizon infini :

Soit  $x \in \mathbb{R}^n$ , et un contrôle  $\alpha = (\alpha_t)_{t \geq 0}$  à valeur dans  $\mathbb{A}$ , on a la fonction de coût :

$$J(t, x, \alpha) = E \left[ \int_0^{+\infty} e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) ds \right].$$

On pose :

$$v(x) = \inf_{\alpha} J(t, x, \alpha),$$

le principe de la programmation dynamique appelé aussi principe de Bellman est basé sur l'observation fondamentale suivante : Si une trajectoire est optimale alors elle est optimale à chaque instant, c'est à dire si on commence par un autre point on ne peut faire mieux que de suivre la trajectoire optimale.

Considérons le contrôle

$$\tilde{\alpha}_s = \begin{cases} \alpha_s, & t \leq s \leq t+h \\ \alpha_s^*, & t+h \leq s \leq T, \end{cases} \quad (1.4)$$

le principe d'optimalité de Bellman dit que si l'on choisit  $\alpha_s$  sur  $[t, t+h]$  de façon à minimiser l'expression  $J(t, x, \tilde{\alpha})$ , on obtient ainsi le contrôle  $\alpha_s^*$  optimal.

**Proposition 1-2 :**

1) Horizon fini :

La fonction de valeur définie par :

$$v(t, x) = \inf_{\alpha} E \left[ \int_t^T f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + g(X_T^{t,x}) \right] \quad (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n,$$

vérifie :

$$\begin{aligned} -\frac{\partial v}{\partial t}(t, x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(t, x) - f(x, a)] &= 0, \quad \forall (t, x) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n. \\ v(T, x) &= g(x), \quad x \in \mathbb{R}^n. \end{aligned}$$

Cette équation est appelée équation de la programmation dynamique ou l'équation de Hamillton-Jacobi-Bellman (H.J.B).

## 2) Horizon infini

La fonction de valeur définie par

$$v(x) = \inf_{\alpha} E \left[ \int_0^{+\infty} e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) ds \right],$$

vérifie :

$$\beta v(x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} E [-\zeta^a v(x) - f(x, a)] = 0, \quad \forall x \in \mathbb{R}^n.$$

Cette équation est appelée équation de la programmation dynamique ou l'équation de Hamillton-Jacobi-Bellman (H.J.B).

### Preuve : 1) Horizon fini :

\*) En premier, on montre que :

$$v(t, x) \leq E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, a) ds + v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right].$$

Soit la fonction de coût :

$$J(t, x, \alpha) = E \left[ \int_t^T f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + g(X_T^{t,x}) \right].$$

On pose :

$$v(t, x) = \inf_{\alpha} J(t, x, \alpha).$$

Pour connu le contrôl  $\alpha_s^*$ , pour  $s \in [t+h, T]$ , on obtient :

$$v(t+h, x(h)) = J(t+h, x(h), \alpha^*) \tag{1.5}$$

$$= E \left[ \int_{t+h}^T f(X_s^{t+h, x(h)}, \alpha_s^*) ds + g(X_T^{t+h, x(h)}) \setminus X_{t+h}^{t,x} = x(h) \right],$$

où a l'instant  $t + h$ , l'état du système devient  $x(h) = X_{t+h}^{t,x}$ .

Par unicité du flot de l'EDS,  $X_s^{t,x} = X_s^{t+h, X_{t+h}^{t,x}}$  pour  $s > t + h$  et d'après (1.4), on trouve :

$$J(t, x, \tilde{\alpha}) = E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + \int_{t+h}^T f(X_s^{t+h, X_{t+h}^{t,x}}, \alpha_s^*) ds + g(X_T^{t+h, X_{t+h}^{t,x}}) \right].$$

D'après (1.3), on a :

$$J(t, x, \tilde{\alpha}) = E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right],$$

on obtient :

$$v(t, x) = \inf_{\alpha} E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right],$$

donc :

$$v(t, x) \leq E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right].$$

Considérons le contrôle constant  $\alpha_s = a \in \mathbb{A}$  sur  $[t, t+h]$ , on a :

$$v(t, x) \leq E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, a) ds + v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right]. \quad (1.6)$$

\*\* ) On suppose que  $v \in \mathbb{C}^{1,2}([0, T[ \times \mathbb{R}^n)$ , en appliquant la formule d'Itô à :

$$v(t, x) = J(t, x, \alpha),$$

et en intégrant entre  $t$  et  $t+h$ , on obtient :

$$\begin{aligned} v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) &= v(t, x) + \int_t^{t+h} \left( \frac{\partial v}{\partial t} + \zeta^a v \right) (s, X_s^{t,x}) ds \\ &\quad + \int_t^{t+h} \nabla_x v (s, X_s^{t,x})' \sigma (X_s^{t,x}, a) dW_s, \end{aligned}$$

où  $\zeta^a$  est l'opérateur défini par :

$$\zeta^a w = b(x, a) \nabla_x w + \frac{1}{2} \text{tr} \left( \sigma(x, a) \cdot \sigma'(x, a) D_x^2 w \right).$$

Par passage à l'espérance, on a :

$$E \left[ v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right] = v(t, x) + E \left[ \int_t^{t+h} \left( \frac{\partial v}{\partial t} + \zeta^a v \right) (s, X_s^{t,x}) ds \right],$$

d'où :

$$v(t, x) = E \left[ v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right] - E \left[ \int_t^{t+h} \left( \frac{\partial v}{\partial t} + \zeta^a v \right) (s, X_s^{t,x}) ds \right].$$

D'après (1.6), on a :

$$v(t, x) \leq E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, a) ds + v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right],$$

donc :

$$\begin{aligned} E \left[ v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right] - E \left[ \int_t^{t+h} \left( \frac{\partial v}{\partial t} + \zeta^a v \right) (s, X_s^{t,x}) ds \right] \\ \leq E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, a) ds + v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) \right], \end{aligned}$$

par suite :

$$0 \leq E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, a) ds + \int_t^{t+h} \left( \frac{\partial v}{\partial t} + \zeta^a v \right) (s, X_s^{t,x}) ds \right].$$

Divisant par  $h$  :

$$0 \leq E \left[ \frac{1}{h} \int_t^{t+h} \left( \frac{\partial v}{\partial t} + \zeta^a v \right) (s, X_s^{t,x}) ds + \frac{1}{h} \int_t^{t+h} f(X_s^{t,x}, a) ds \right].$$

En faisant tendre  $h$  vers 0, on obtient :

$$0 \leq \frac{\partial v}{\partial t} (t, x) + \zeta^a v(t, x) + f(x, a).$$

Ceci étant valable pour  $a \in \mathbb{A}$ , on a alors :

$$-\frac{\partial v}{\partial t} (t, x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(t, x) - f(x, a)] \leq 0. \quad (1.7)$$

D'autre part, on suppose que  $\alpha^*$  un contrôle optimal. Alors on a :

$$v(t, x) = E \left[ \int_t^{t+h} f(X_s^*, \alpha_s^*) ds + v(t+h, X_{t+h}^*) \right],$$

où  $X^*$  est l'état du système solution (1.3). Par même technique, on trouve :

$$-\frac{\partial v}{\partial t}(t, x) - \zeta^{\alpha_t^*} v(t, x) - f(x, \alpha_t^*) = 0,$$

ce qui combiné avec (1.7) prouve que  $v$  satisfait à :

$$-\frac{\partial v}{\partial t}(t, x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(t, x) - f(x, a)] = 0, \quad \forall (t, x) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n.$$

A cette équation aux dérivées partielles, il faut ajouter la condition terminale :

$$v(T, x) = g(x), \quad \forall x \in \mathbb{R}^n.$$

2) Horizon infini :

\*) Nous avons :

$$v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^{+\infty} e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) ds \right].$$

D'après le principe de la programmation dynamique, on a :

$$v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) ds + e^{-\beta h} v(X_h^x) \right],$$

donc :

$$v(x) \leq E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) ds + e^{-\beta h} v(X_h^x) \right].$$

Considérons le contrôle constant  $\alpha_s = a \in \mathbb{A}$ , on a :

$$v(x) \leq E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, a) ds + e^{-\beta h} v(X_h^x) \right]. \quad (1.8)$$

\*\*) On suppose que  $v \in \mathbb{C}^2(\mathbb{R}^n)$ , en appliquant la formule d'Itô à :

$$e^{-\beta t} v(X_t^x),$$

et en intégrant entre 0 et  $h$ , on obtient :

$$e^{-\beta h} v(X_h^x) = v(x) + \int_0^h e^{-\beta s} [\zeta^a v(x) - \beta v(X_s^x)] ds \\ + \int_0^h \left[ e^{-\beta s} \nabla v(X_s^x)' \sigma(X_s^x, \alpha_s) \right] dW_s.$$

Prenant l'espérance, on trouve :

$$E [e^{-\beta h} v(X_h^x)] = v(x) + E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} [\zeta^a v(x) - \beta v(X_s^x)] ds \right].$$

d'où :

$$v(x) = E [e^{-\beta h} v(X_h^x)] - E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} [\zeta^a v(x) - \beta v(X_s^x)] ds \right],$$

d'après (1.8), on a :

$$v(x) \leq E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, a) ds + e^{-\beta h} v(X_h^x) \right],$$

par suit :

$$E [e^{-\beta h} v(X_h^x)] - E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} [\zeta^a v(x) - \beta v(X_s^x)] ds \right] \\ \leq E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, a) ds + e^{-\beta h} v(X_h^x) \right],$$

donc :

$$0 \leq E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, a) ds + \int_0^h e^{-\beta s} [\zeta^a v(x) - \beta v(X_s^x, a)] ds \right].$$

En divisant par  $h$  et en faisant tendre  $h$  vers 0, on obtient :

$$0 \leq f(x, a) + \zeta^a v(x) - \beta v(x).$$

Ceci étant valable pour tout  $a \in \mathbb{A}$ , alors :

$$\beta v(x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(x) - f(x, a)] \leq 0.$$

D'autre part, on suppose que  $\alpha^*$  est un contrôle optimal. Alors :

$$v(x) = E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s^*) ds + e^{-\beta h} v(X_h^x) \right].$$

Par un argument similaire, on trouve :

$$\beta v(x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(x) - f(x, a)] = 0, \quad \forall x \in \mathbb{R}^n.$$

Finalement, on obtient le résultat demandé.  $\square$

**1) Horizon fini :** L'argument d'optimalité de la programmation dynamique suggère que si l'on peut trouver un contrôle  $\alpha^*(t, x)$ , tel que :

$$\sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(t, x) - f(x, a)] = -\zeta^{\alpha^*(t, x)} v(t, x) - f(x, \alpha^*(t, x)),$$

c'est à dire :

$$\alpha^*(t, x) \in \arg \min_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(t, x) - f(x, a)],$$

alors :

$$-\frac{\partial v}{\partial t} - \zeta^{\alpha^*(t, x)} v(t, x) - f(x, \alpha^*(t, x)) = 0,$$

et donc :

$$v(t, x) = E \left[ \int_t^T f(X_s^*, \alpha^*(s, X_s^*)) ds + g(X_T^*) \right],$$

où  $X^*$  est une solution de l'équation différentielle stochastique :

$$\begin{cases} dX_s^* = b(X_s^*, \alpha^*(s, X_s^*)) ds + \sigma(X_s^*, \sigma(s, X_s^*)) dW_s, & t \leq s \leq T \\ X_t^* = x, & x \in \mathbb{R}^n. \end{cases}$$

et  $\alpha^*$  est un contrôle optimale feedback.

**2) Horizon infini :** Si pour tout  $x$ ,  $\alpha^*(x)$  est un point de maximum sur  $\mathbb{A}$  de

$\sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(x) - f(x, a)]$ , alors  $\{\alpha_t^*(X_t^*), 0 \leq t \leq T\}$  est un contrôle optimal feedback, où :

$$\begin{cases} dX_t^* = b(X_t^*, \alpha^*(X_t^*)) + \sigma(X_t^*, \alpha^*(X_t^*)) dW_t, & 0 \leq t \leq T. \\ X_0^* = x, & x \in \mathbb{R}^n. \end{cases}$$

**Théorème 1.2 :****1) Horizon fini :**

Supposons que la fonction valeur  $v \in \mathbb{C}^{1,2}([0, T[ \times \mathbb{R}^n)$ . Alors  $v$  satisfait l'équation de Hamilton -Jacobi-Bellman :

$$-\frac{\partial v}{\partial t}(t, x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(t, x) - f(x, a)] = 0, \quad (t, x) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n,$$

où :

$$\zeta^a v = b(x, a) \nabla_x v + \frac{1}{2} \text{tr} \left( \sigma(x, a) \sigma'(x, a) D_x^2 v \right).$$

**2) Horizon infini :**

Supposons que la fonction valeur  $v \in \mathbb{C}^2(\mathbb{R}^n)$ . Alors  $v$  satisfait l'équation de Hamilton-Jacobi-Bellman :

$$\beta v(x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(t, x) - f(x, a)] = 0, \quad x \in \mathbb{R}^n.$$

**Preuve :**

On montre le résultat dans le cas d'un horizon infini :

Puisque  $v \in \mathbb{C}^2(\mathbb{R}^n)$ , on a par la formule de Taylor-Young appliqué à la fonction :

$$(t, y) \mapsto e^{-\beta t} v(y),$$

au voisinage de  $(t = 0, y = x), \forall h > 0$ .

On trouve :

$$\begin{aligned} e^{-\beta h} v(X_h^x) &= v(x) - \beta h v(x) + (X_h^x - x) \nabla_x v(x) \\ &\quad + \frac{1}{2} D_x^2 v(x) (X_h^x - x) (X_h^x - x) + o(h) + o(|X_h^x - x|^2). \end{aligned}$$

Posons :

$$v_0(y) = v(x) + (y - x) \nabla_x v(x) + \frac{1}{2} D_x^2 v(x) (y - x) (y - x), \quad y \in \mathbb{R}^n.$$

$\forall h > 0$ , on obtient :

$$e^{-\beta h} v(X_h^x) = -\beta h v(x) + v_0(X_h^x) + o(h) + o(|X_h^x - x|^2).$$

D'après le lemme 1-2, on a :

$$E \left| e^{-\beta h} v(X_h^x) - (-\beta h v(x) + v_0(X_h^x)) \right| \leq o(h), \quad (1.8)$$

uniformément en  $\alpha \in \mathbb{A}$ .

De plus, en ajoutant et en retranchant le terme  $f(X_s^x, \alpha_s)$ , on trouve :

$$E \left| \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) - f(x, \alpha_s) ds \right| =$$

$$E \left| \int_0^h (e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) + f(X_s^x, \alpha_s) - f(X_s^x, \alpha_s) - f(x, \alpha_s)) ds \right|,$$

on a :

$$E \left| \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) - f(x, \alpha_s) ds \right|$$

$$\leq E \left| \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) - f(X_s^x, \alpha_s) ds \right| + E \int_0^h |f(X_s^x, \alpha_s) - f(x, \alpha_s)| ds,$$

puisque  $f$  est bornée et Lipschitzienne en  $x$ , uniformément en  $a \in \mathbb{A}$ , on obtient :

$$E \left| \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) - f(x, \alpha_s) ds \right|$$

$$\leq CE \left[ \int_0^h (e^{-\beta s} - 1) ds \right] + CE \left[ \int_0^h |X_s^x - x| ds \right],$$

donc :

$$E \left| \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) - f(x, \alpha_s) ds \right| \leq Ch^2 + Ch^{\frac{3}{2}}. \quad (1.9)$$

$C =$  Constante indépendante de  $\alpha \in \mathbb{A}$ .

Or d'après le principe de la programmation dynamique et  $\theta = h$ , on a :

$$v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) ds + e^{-\beta h} v(X_h^x) \right].$$

D'où, en utilisant (1.8) et (1.9), on trouve :

$$v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^h f(x, \alpha_s) ds - \beta h v(x) + v_0(X_h^x) \right] + o(h).$$

Notant que  $v(x) = v_0(x)$ , on a :

$$\beta h v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^h f(x, \alpha_s) ds + v_0(X_h^x) - v_0(x) \right] + o(h).$$

Puisque  $\nabla_x v_0(y) = \nabla_x v(x) + D_x^2 v(x)(y - x)$  et  $D_x^2 v_0(y) = D_x^2 v(x)$ , on appliquant la formule d'Itô à :

$$v_0(X_h^x),$$

en intégrant entre 0 et  $h$ , on trouve :

$$E[v_0(X_h^x) - v_0(x)] = E \left[ \int_0^h b(X_s^x, \alpha_s) (\nabla_x v(x) + D_x^2 v(x)(X_s^x - x)) + \frac{1}{2} \text{tr} (D_x^2 v(x) \sigma(X_s^x, \alpha_s) \sigma'(X_s^x, \alpha_s)) ds \right],$$

d'où :

$$\beta h v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^h f(x, \alpha_s) ds + b(X_s^x, \alpha_s) (\nabla_x v(x) + D_x^2 v(x)(X_s^x - x)) + \frac{1}{2} \text{tr} (D_x^2 v(x) \sigma(X_s^x, \alpha_s) \sigma'(X_s^x, \alpha_s)) ds \right] + o(h).$$

Comme  $b$  et  $\sigma \sigma'$  sont bornés et Lipschitz en  $x$ , uniformément en  $a$ , on a :

$$\left| E \left[ \int_0^h b(x, \alpha_s) \cdot \nabla_x v(x) + \frac{1}{2} \text{tr} (D_x^2 v(x) \sigma(x, \alpha_s) \sigma'(x, \alpha_s)) ds - \int_0^h b(X_s^x, \alpha_s) [\nabla_x v(x) + D_x^2 v(x)(X_s^x - x)] + \frac{1}{2} \text{tr} (\sigma(X_s^x, \alpha_s) \sigma'(X_s^x, \alpha_s) D_x^2 v(x)) ds \right] \right| \leq CE \left[ \int_0^h |X_s^x - x| ds \right]$$

$$= Ch^{\frac{3}{2}},$$

uniformément en  $\alpha \in \mathbb{A}$ .

On en déduit que :

$$\beta h v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^h f(x, \alpha_s) ds + b(x, \alpha_s) \nabla_x v(x) + \frac{1}{2} \text{tr} (D_x^2 v(x) \sigma(x, \alpha_s) \sigma'(x, \alpha_s)) ds \right] + o(h).$$

Divisant par  $h$  :

$$\begin{aligned} \beta v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \frac{1}{h} \int_0^h f(x, \alpha_s) ds + b(x, \alpha_s) \nabla_x v(x) \right. \\ \left. + \frac{1}{2} \text{tr} \left( D_x^2 v(x) \sigma(x, \alpha_s) \sigma'(x, \alpha_s) \right) ds \right] + o(1). \end{aligned} \quad (1.10)$$

Finalement, nous vérifions que pour toute fonction  $\varphi$ , on a :

$$S_1 := \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \frac{1}{h} \int_0^h \varphi(\alpha_s) ds \right] = \inf_{a \in \mathbb{A}} \varphi(a) := S_2.$$

En effet, soit  $a \in \mathbb{A}$  et  $\alpha_s = a$  un contrôle constant. On a :

$$E \left[ \frac{1}{h} \int_0^h \varphi(\alpha_s) ds \right] = \varphi(a).$$

et donc  $S_1 \leq \varphi(a), \forall a \in \mathbb{A}$ , d'où  $S_1 \leq S_2$ . (\*)

Soit  $\alpha \in \mathbb{A}$  un contrôle quelconque. Alors :

$$\varphi(\alpha_s) \geq \inf_{a \in \mathbb{A}} [\varphi(a)] = S_2,$$

d'où :

$$\frac{1}{h} \int_0^h \varphi(\alpha_s) ds \geq S_2,$$

et donc :

$$E \left[ \frac{1}{h} \int_0^h \varphi(\alpha_s) ds \right] \geq S_2,$$

$\forall \alpha \in \mathbb{A}$ . on trouve :  $S_1 \geq S_2$ . (\*\*).

Finalement, d'après (\*) et (\*\*), on obtient  $S_1 = S_2$ .

En faisant tendre  $h$  vers zéro dans (1.10), on obtient :

$$\beta v(x) = \inf_{a \in \mathbb{A}} \left[ f(x, a) + b(x, a) \nabla_x v(x) + \frac{1}{2} \text{tr} \left( D_x^2 v(x) \sigma(x, a) \sigma'(x, a) \right) \right],$$

ou de manière équivalente :

$$\beta v(x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a v(x) - f(x, a)] = 0.$$

□

## 1.2.2 Application : Problème de Merton en horizon fini

Un agent investit une proportion  $\pi_t$  de sa richesse dans un actif risqué et  $1 - \pi_t$  dans un actif sans risque. Son processus de richesse évolue selon l'EDS :

$$\begin{aligned} dX_t &= \frac{X_t \pi_t}{S_t} dS_t + \frac{X_t (1 - \pi_t)}{S_t^0} dS_t^0 \\ &= X_t (\pi_t \mu + (1 - \pi_t) \tau) dt + X_t \pi_t \sigma dW_t. \end{aligned}$$

Partant d'une richesse initial  $X_t = x > 0$  au temps  $t$  l'agent veut maximiser l'espérance de l'utilité de sa richesse terminale à un horizon  $T > t$ . Notons par  $X^{t,x}$  le processus de richesse partant de  $x$  en  $t$ . La fonction valeur du problème de maximisation est donc :

$$v(t, x) = \sup_{\pi \in \mathbb{A}} E [U (X_T^{t,x})] , (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}_+,$$

où  $\mathbb{A}$  est l'ensemble des processus  $\pi$  est  $\mathcal{F}$ - adaptés et bornés. La fonction l'utilité  $U$  est croissante et concave. Vérifions que  $v(t, \cdot)$  est croissante et concave en  $x$ . Soit  $0 < x < y$  et  $\pi$  un processus de contrôle. Notons  $Z_s = X_s^{t,x} - X_s^{t,y}$ . Alors :

$$\begin{cases} dZ_s = Z_s [(\pi_s \mu + (1 - \pi_s) \tau) ds + \pi_s \sigma dW_s], & t \in [0, T] \\ Z_t = y, & x \geq 0 \end{cases}$$

donc  $Z_s \geq 0$  ou encore  $X_s^{t,y} \geq X_s^{t,x}$  pour tout  $s \geq t$ . Puisque  $U$  est croissante, on a :

$$U (X_T^{t,x}) \leq U (X_T^{t,y}),$$

d'où :

$$E [U (X_T^{t,x})] \leq E [U (X_T^{t,y})],$$

et donc  $v(t, x) \leq v(t, y)$ . Donc  $v$  est croissante.

Soit  $0 < x_1, x_2, \pi^1, \pi^2$  deux processus de contrôle et  $\lambda \in [0, 1]$ . Posons  $x_\lambda = \lambda x_1 + (1 - \lambda) x_2$ ,  $X^{t,x_1}$  le processus de richesse partant de  $x_1$  et contrôlé par  $\pi^1$ ,  $X^{t,x_2}$  le processus de richesse partant de  $x_2$  et contrôlé par  $\pi^2$ . Posons :

$$\pi_s^\lambda = \frac{\lambda X_s^{t,x_1} \pi_s^1 + (1 - \lambda) X_s^{t,x_2} \pi_s^2}{\lambda X_s^{t,x_1} + (1 - \lambda) X_s^{t,x_2}},$$

alors d'après la structure linéaire de l'évolution de l'équation de la richesse, le processus :

$$X^\lambda := \lambda X^{t,x_1} + (1 - \lambda) X^{t,x_2},$$

est gouverné par :

$$\begin{cases} dX_s^\lambda = X_s^\lambda (\pi_s^\lambda \mu + (1 - \pi_s^\lambda) \tau) ds + X_s^\lambda \pi_s^\lambda \sigma dW_s \\ X_t^\lambda = x_\lambda. \end{cases}$$

Ceci prouve que  $\lambda X^{t,x_1} + (1 - \lambda) X^{t,x_2}$  est un processus de richesse partant de  $x_\lambda$  en  $t$  et contrôlé par  $\pi^\lambda$ .

D'après la concavité de la fonction  $U$ , on a :

$$U(\lambda X_T^{t,x_1} + (1 - \lambda) X_T^{t,x_2}) \geq \lambda U(X_T^{t,x_1}) + (1 - \lambda) U(X_T^{t,x_2}),$$

d'où :

$$v(\lambda x_1 + (1 - \lambda) x_2) \geq \lambda E[U(X_T^{t,x_1})] + (1 - \lambda) E[U(X_T^{t,x_2})],$$

et ceci pour tout  $\pi^1, \pi^2$ . On en déduit que :

$$v(\lambda x_1 + (1 - \lambda) x_2) \geq \lambda v(x_1) + (1 - \lambda) v(x_2),$$

donc  $v$  est concave.

L'équation de Bellman associée à ce problème de contrôle stochastique est :

$$\frac{\partial w}{\partial t} + \sup_{\pi \in \mathbb{R}} [\zeta^\pi w(t, x)] = 0, \quad (1.11)$$

où :

$$\zeta^\pi w(t, x) = x(\pi \mu + (1 - \pi) \tau) \frac{\partial w}{\partial x} + \frac{1}{2} x^2 \pi^2 \sigma^2 \frac{\partial^2 w}{\partial x^2}.$$

Puisque  $w$  est croissante et concave, on cherche une solution de (1.11) tel que :

$$\frac{\partial w}{\partial x} > 0$$

et

$$\frac{\partial^2 w}{\partial x^2} < 0.$$

Un candidat pour le maximum de :

$$\sup_{\pi \in \mathbb{R}} [\zeta^\pi w(t, x)],$$

obtenu par les conditions du premier ordre est

$$\pi^*(t, x) = \frac{(\mu - \tau) \frac{\partial w}{\partial x}(t, x)}{\sigma^2 x \frac{\partial^2 w}{\partial x^2}(t, x)}. \quad (1.12)$$

Substituant (1.12) dans (1.11), on obtient l'EDP non linéaire :

$$\begin{cases} \frac{\partial w}{\partial t} + \tau x \frac{\partial w}{\partial x} - \frac{(\mu - \tau)^2 \left( \frac{\partial w}{\partial x} \right)^2}{2\sigma^2 \frac{\partial^2 w}{\partial x^2}} = 0, & (t, x) \in [0, T[ \times \mathbb{R}_+ \\ w(T, x) = U(x), & x \in \mathbb{R}_+. \end{cases} \quad (1.13)$$

Le problème (1.13) n'a en général pas de solution explicite pour une fonction d'utilité  $U$  quelconque. Cependant, dans le cas particulier d'une fonction puissance :

$$U(x) = x^p, 0 < p < 1,$$

on peut résoudre explicitement ce problème. Cherchons une solution de la forme :

$$\omega(t, x) = \phi(t) x^p.$$

Substituant dans (1.13), on obtient que  $\phi$  satisfait :

$$\begin{cases} \phi'(t) + \left( \tau p + \frac{(\mu - \tau)^2 p}{2\sigma^2 (1 - p)} \right) \phi(t) = 0 \\ \phi(T) = 1. \end{cases}$$

On obtient alors  $\phi(t) = \exp(\lambda(T - t))$  avec :

$$\lambda = \tau p + \frac{(\mu - \tau)^2 p}{2\sigma^2 (1 - p)}.$$

Ainsi, une solution de (1.13) est :

$$w(t, x) = \exp[\lambda(T - t)] x^p, \quad (t, x) \in [0, T[ \times \mathbb{R}_+.$$

## 1.3 Solution de viscosité

### 1.3.1 Notion de solutions de viscosité

Suivant le type de problème à horizon fini ou infini, on a :

(a) L'équation de Bellman parabolique :

$$-\frac{\partial w}{\partial t}(t, x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a w(t, x) - f(a, x)] = 0, \quad (t, x) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n. \quad (*)$$

(b) L'équation de Bellman elliptique :

$$\beta w(x) + \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} [-\zeta^\alpha w(x) - f(x, \alpha)] = 0, x \in \mathbb{R}^n, \quad (**)$$

où l'opérateur différentiel du second ordre  $\zeta^\alpha$  étant défini par :

$$\zeta^\alpha v = b(x, \alpha) \nabla_x v + \frac{1}{2} \text{tr} \left( \sigma(x, \alpha) \sigma'(x, \alpha) D_x^2 v \right).$$

**Définition 1-1 :**

(1) Horizon fini. Soit  $w \in \mathcal{C}^0([0, T], \mathbb{R}^n)$ .

(i) On dit que  $w$  est une sursolution de viscosité de (\*) si pour toute fonction  $\varphi \in \mathcal{C}^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$ , on a :

$$-\frac{\partial \varphi}{\partial t}(\bar{t}, \bar{x}) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a \varphi(\bar{t}, \bar{x}) - f(\bar{x}, a)] \geq 0,$$

en tout point  $(\bar{t}, \bar{x}) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n$  minimum global de  $w - \varphi$  sur  $[0, T[ \times \mathbb{R}^n$ .

(ii) On dit que  $w$  est une sous-solution de viscosité de (\*) si pour toute fonction  $\varphi \in \mathcal{C}^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$ , on a :

$$-\frac{\partial \varphi}{\partial t}(\bar{t}, \bar{x}) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a \varphi(\bar{t}, \bar{x}) - f(\bar{x}, a)] \leq 0,$$

en tout point  $(\bar{t}, \bar{x}) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n$ , maximum global de  $w - \varphi$  sur  $[0, T[ \times \mathbb{R}^n$ .

(iii) On dit que  $w$  est une solution de viscosité de (\*) si  $w$  est à la fois sursolution et sous-solution de viscosité de (\*).

(2) Horizon infini. Soit  $w \in \mathcal{C}^0(\mathbb{R}^n)$ . On dit  $w$  est une sursolution (resp. sous-solution) de viscosité de (\*\*) si pour toute fonction  $\varphi \in \mathcal{C}^2(\mathbb{R}^n)$ , on a :

$$\beta w(\bar{x}) + \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} [-\zeta^\alpha \varphi(\bar{x}) - f(\bar{x}, \alpha)] \geq 0, \quad (\text{resp } \leq 0)$$

en tout  $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$  minimum (resp. maximum) global de  $w - \varphi$  sur  $\mathbb{R}^n$ .

On dit que  $w$  est une solution de viscosité de (\*\*\*) si  $w$  est à la fois sursolution et sous-solution de viscosité de (\*\*\*) .

**On montre que la notion de solution de viscosité est cohérente avec la notion de solution classique.**

**Proposition 1-3 :** Soit  $w \in \mathcal{C}^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n) \cap \mathcal{C}^0([0, T] \times \mathbb{R}^n)$  (resp.  $\mathcal{C}^2(\mathbb{R}^n) \cap \mathcal{C}^0(\mathbb{R}^n)$ ). Alors  $w$  est solution de viscosité de (\*) (resp. (\*\*\*) ) si et seulement si  $w$  est solution classique de (\*) (resp. (\*\*\*)).

**Preuve :** On montre le résultat dans le cas l'EDP (\*).

Soit  $w \in \mathcal{C}^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n) \cap \mathcal{C}^0([0, T] \times \mathbb{R}^n)$ . Supposons d'abord que  $w$  est solution de viscosité de (\*). Puisque  $w \in \mathcal{C}^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$ ,  $\varphi \equiv w$  peut être choisie comme fonction test. De plus, tout point  $(\bar{t}, \bar{x}) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n$  est un maximum et minimum global de  $w - \varphi \equiv 0$ .

Donc on a par définition des solutions de viscosité :

$$\begin{aligned} -\frac{\partial w}{\partial t}(t, x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a w(t, x) - f(x, a)] &\geq 0 \\ -\frac{\partial w}{\partial t}(t, x) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a w(t, x) - f(x, a)] &\leq 0, \end{aligned}$$

pour tout  $(t, x) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n$  et donc  $w$  est solution classique de (\*).

Supposons que  $w$  est solution classique de (\*). Soit  $\varphi \in \mathcal{C}^{1,2}([0, T], \mathbb{R}^n)$  et  $(\bar{t}, \bar{x}) \in [0, T[ \times \mathbb{R}^n$  un minimum global de  $w - \varphi$ .

Alors on a :

$$\begin{aligned} \frac{\partial (w - \varphi)}{\partial t}(\bar{t}, \bar{x}) &\geq 0 \quad (= 0 \text{ si } t > 0) \\ \nabla_x w(\bar{t}, \bar{x}) &= \nabla_x \varphi(\bar{t}, \bar{x}) \quad \text{et} \quad D_x^2 w(\bar{t}, \bar{x}) \geq D_x^2 \varphi(\bar{t}, \bar{x}). \end{aligned}$$

On en déduit que pour tout  $a \in \mathbb{A}$  :

$$\begin{aligned} &b(\bar{x}, a) \nabla_x \varphi(\bar{t}, \bar{x}) + \frac{1}{2} \text{tr} \left[ D_x^2 \varphi(\bar{t}, \bar{x}) \sigma(\bar{x}, a) \sigma'(\bar{x}, a) \right] \\ &\leq b(\bar{x}, a) \nabla_x w(\bar{t}, \bar{x}) + \frac{1}{2} \text{tr} \left[ D_x^2 w(\bar{t}, \bar{x}) \sigma(\bar{x}; a) \sigma'(\bar{x}, a) \right]. \end{aligned}$$

Rappelons que si  $M \leq N$  et  $B$  une matrice définie positive alors  $tr(MB) \leq tr(NB)$ .

On en déduit que :

$$\sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta \varphi(\bar{t}, \bar{x}) - f(\bar{x}, a)] \geq \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a \omega(\bar{t}, \bar{x}) - f(\bar{x}, a)],$$

et donc :

$$\begin{aligned} -\frac{\partial \varphi}{\partial t}(\bar{t}, \bar{x}) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a \varphi(\bar{x}, \bar{t}) - f(\bar{x}, a)] &\geq \\ -\frac{\partial w}{\partial t}(\bar{t}, \bar{x}) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [-\zeta^a w(\bar{t}, \bar{x}) - f(\bar{x}, a)] &= 0, \end{aligned}$$

c'est à dire que  $w$  est sursolution de viscosité de (\*). La propriété de sous-solution est prouvée de manière similaire.  $\square$

Nous montrons que la propriété de viscosité de la fonction du problème de contrôle stochastique découle du principe de la programmation dynamique.

**Théorème 1-3 :**

**1) Horizon fini :** la fonction de valeur

$$v(t, x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_t^T f(X_s^{t,x}, \alpha_s) ds + g(X_T^{t,x}) \right],$$

est solution de viscosité de (\*).

**2) Horizon infini :** la fonction valeur

$$v(x) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^{+\infty} e^{-\beta s} f(X_s^x, \alpha_s) ds \right],$$

est solution de viscosité de (\*\*).

**Preuve :** On montre le résultat dans le cas d'un problème à Horizon infini.

On a vu dans la proposition 1.2, que la fonction valeur  $v$  est Hölder en  $x$  et est donc continue.

Soit  $\varphi \in \mathcal{C}^2(\mathbb{R}^n)$  une fonction test et  $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$ , tel que :

$$0 = (v - \varphi)(\bar{x}) = \min_{x \in \mathbb{R}^n} (v - \varphi)(x). \quad (1.13)$$

D'après le principe de la programmation dynamique, on a pour tout  $h > 0$  :

$$v(\bar{x}) = \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^{\bar{x}}, \alpha_s) ds + e^{-\beta h} v(X_h^{\bar{x}}) \right],$$

d'après (1.13), on a pour tout  $\alpha \in \mathbb{A}$  :

$$v(X_h^{\bar{x}}) - \varphi(X_h^{\bar{x}}) \geq v(\bar{x}) - \varphi(\bar{x}) = 0,$$

d'où :

$$\varphi(\bar{x}) \geq \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^{\bar{x}}, \alpha_s) ds + e^{-\beta h} \varphi(X_h^{\bar{x}}) \right].$$

Puisque  $\varphi \in \mathcal{C}^2(\mathbb{R}^n)$ , on applique le même raisonnement que pour le théorème 1.2, en utilisant la formule d'Itô et des estimations appropriées sur  $X$  et on obtient :

$$\beta \varphi(\bar{x}) \geq \inf_{\alpha \in \mathbb{A}} [\zeta^\alpha \varphi(\bar{x}) + f(\bar{x}, \alpha)],$$

on encore :

$$\beta \varphi(\bar{x}) + \sup_{\alpha \in \mathbb{A}} [-\zeta \varphi(\bar{x}) - f(\bar{x}, \alpha)] \geq 0,$$

ce qui prouve que  $v$  est sursolution de viscosité de (\*\*).

De même si  $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$ , on a :

$$0 = (v - \varphi)(\bar{x}) = \max_{x \in \mathbb{R}^n} (v - \varphi)(x),$$

alors par le principe de la programmation dynamique, on a pour tout  $h > 0$  :

$$\varphi(\bar{x}) \leq \inf_{a \in \mathbb{A}} E \left[ \int_0^h e^{-\beta s} f(X_s^{\bar{x}}, a_s) ds + e^{-\beta h} \varphi(X_h^{\bar{x}}) \right],$$

et donc

$$\beta \varphi(\bar{x}) + \sup_{a \in \mathbb{A}} [\zeta^a \varphi(\bar{x}) - f(\bar{x}, a)] \leq 0,$$

c'est à dire que  $v$  est soussolution de viscosité de (\*\*).

Finalement :  $v$  est solution de viscosité de (\*\*).  $\square$

# Chapitre 2

## Principe du maximum : approche par les probabilités équivalentes

### 2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons étudier les conditions nécessaires d'optimalité, dans le cas où l'espace des contrôles admissibles est constitué de contrôles feedback. Ces contrôles sont des fonctions de la trajectoire du processus contrôlé. Il est clair que dans ce cas, l'équation différentielle stochastique qui gouverne le système en question n'admet pas de solution forte. Une manière de contourner ce problème est d'utiliser les solutions faibles moyennant le théorème de Guirsanov. Grâce à ce théorème, on définit une famille de probabilités équivalentes qui vont nous servir à faire des comparaisons entre différents contrôles admissibles.

### 2.2 Théorème de Guirsanov et notion de solution faible

Soient  $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}, \mathcal{P})$  un espace probabilisé filtré et  $W = (W_t)_{0 \leq t \leq T}$  un mouvement brownien.

Considérons un processus adapté  $\{\theta_t : 0 \leq t \leq T\}$  tel que :

$$\int_0^T |\theta_t|^2 dt < \infty, \quad P - p.s. \quad (2.1)$$

On définit :

$$\zeta_t^s(\theta) = \exp \left\{ \int_s^t \theta_r dW_r - \frac{1}{2} \int_s^t |\theta_r|^2 dr \right\}, s \leq t \leq T. \quad (2.2)$$

On note  $\zeta_t(\theta)$  si  $s = 0$ . En appliquant la formule d'Itô, il est facile de vérifier que  $\zeta_t^s(\theta)$  est une solution unique  $\mathcal{F}_t$ -adapté de l'EDS :

$$\begin{cases} d\zeta_r = \zeta_r \theta_r dW_r. \\ \zeta_s = 1. \end{cases} \quad (2.3)$$

**Remarque 2-1 :**

$\{\zeta_t^s(\theta) : s \leq t \leq T\}$  est une martingale

si  $\int_0^T E |\zeta_t \theta_t|^2 dt < \infty$ .

**Lemme 2-1 :** Si  $\sup_{t,w} |\theta_t(w)| = c < \infty$ , alors  $\zeta_r$  est  $\mathcal{F}_t$ -martingale dans  $[s, T]$  et  $E [|\zeta_t \theta_t|^2] = 1$ .

**Preuve :**

Soit  $r_m = \inf \left\{ t \geq s : \int_0^T \theta_t dt \geq m \right\}$  alors d'après (2.2) :

$$E \int_s^T |\zeta_{r \wedge r_m} \theta_r|^2 dr \leq \int_s^T e^{2m} c dr < \infty.$$

et (2.3) implique  $\zeta_{t \wedge r_m}^s(\theta) = \zeta_{r \wedge r_m}^s(\theta)$  est une martingale. On a :

$$E \zeta_{t \wedge r_m}^s(\theta) = E \zeta_{r \wedge r_m}^s(\theta) = 1,$$

d'après le lemme de Fatou, on trouve :

$$E \zeta_t^s(\theta) = E \lim \zeta_{t \wedge r_m}^s \leq \underline{\lim} E \zeta_{r \wedge r_m}^s = 1. \quad (2.4)$$

Mais :

$$\begin{aligned} \zeta_t^s(\theta)^2 &= \exp \left\{ \int_s^t 2\theta_r dW_r - \frac{1}{2} \int_s^t |2\theta_r|^2 dr \right\} \exp \int_s^t |\theta_r|^2 dr. \quad (2.5) \\ &\leq \zeta_t^s(2\theta) \exp [c(t-s)]. \end{aligned} \quad (2.1)$$

En appliquant l'inégalité (2.4) à  $\zeta_t^s(2\theta)$ , on trouve :

$$E \int_s^T |\zeta_t^s \theta_t|^2 dr \leq \int_s^T e^{2c} c dt < \infty.$$

**Corollaire 2-1 :** On suppose que (2.1) a lieu, alors

$$\zeta_t^s(\theta) \text{ est une surmartingale dans } [s, T].$$

**Corollaire :** On suppose que (2.1) a lieu. Si  $E\zeta_T^s(\theta) = 1$ , alors :

$$\zeta_t^s(\theta) \text{ est une martingale dans } [s, T].$$

**Théorème 2-1 ( de Guirsanov ) :** On suppose que (2.1) a lieu et  $E\zeta_T(\theta) = 1$ . Alors la probabilité  $\bar{P}$  dont la densité par rapport à  $P$  est donnée par  $\frac{d\bar{P}}{dP} = \zeta_T(\theta)$  est une mesure de probabilité sur  $(\Omega, \mathcal{F})$ . De plus :

$$\bar{W} = W - \int_0^T |\theta_t| dt, \quad (2.6)$$

est un mouvement Brownien.

**Preuve :** voir (Hausmann 1986 ).

Soit  $X_t$  un processus adapté continu satisfaisant à :

$$dX_t = b(t, X_t) dt + a(t, X_t) dW_t.$$

où  $X_0$  est  $\mathcal{F}_0$ -mesurable (Borélienne ), telle que :

$$b : [0, T] \times C^n \rightarrow \mathbb{R}^n$$

$$a : [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n \otimes \mathbb{R}^d,$$

où  $b$  est  $G_t^n$ -adapté. De plus :

$$\int_0^T |a(t, X)|^2 dt \leq k_0, \quad (2.7)$$

$$|b(t, X)|^2 \leq k_1 (1 + \|X\|_t). \quad (2.8)$$

– Si  $M_t = \int_0^t a(s, X_s) dW_s$ , il existe  $K$  tel que :

$$\|X\|_t^p < K \left( 1 + |X_0|^p + \|M_t\|^p \right). \quad (2.9)$$

**Théorème 2-2 :** On suppose que (2.7) , (2.8) ont lieu. Supposons qu'il existe  $\varepsilon > 0, \zeta, K_0$  finis tel que :

$$E [\exp \varepsilon |X_0|^2] < \infty, \quad (2.10)$$

et :

$$\int_0^T |\theta_t|^2 dt < \zeta (1 + \|X\|_s^2), \quad |\theta_t|^2 \leq K_0 (1 + \|X\|_s^2) \text{ p.s.} \quad (2.11)$$

Alors il existe  $\zeta_0 > 0$  dependant de  $\varepsilon, K_0, K_1$  et  $n$  tel que si  $(p^2 - p)\zeta \leq \zeta_0$  :

$$E\zeta_T(\theta)^p \leq K,$$

où  $K$  depend de  $\varepsilon, n$  et  $p$ .

**Preuve :** voir ( Hausman 1986).

**Corollaire 2.2 :** On suppose que (2.7) , (2.8), (2.10) ont lieu et

$$|\theta_t|^2 \leq K_0 (1 + \|X\|_s^2) \text{ P - p.s.}$$

Alors :

**a)** Il existe  $p > 0$  et  $K < \infty$  dépend de  $\varepsilon$  et  $p$  tel que :

$$E\zeta_T(\theta)^p \leq K,$$

**b)**  $E\zeta(\theta) = 0$ .

**Remarque 2-2 :** D'après le corollaire 2-2) b), en appliquant le théorème de Guirsanov, on trouve :

$$dX_t = [b(t, X_t) + a(t, X) \theta_t] dt + a(t, X_t) d\bar{W}. \quad (2.12)$$

$\bar{W}$  un mouvement brownien, on a  $X_t$  est une solution faible de (2.12) sur  $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}, \bar{P}, \bar{W})$  où  $d\bar{P} = \zeta_T(\theta) dP$ .

## 2.3 Position du problème et hypothèses

Dans ce chapitre, nous allons étudier les conditions nécessaires d'optimalité vérifiée par un contrôle optimal.

On considère que l'état du système est gouverné par l'équation différentielle stochastique contrôlée, de la forme :

$$\begin{cases} dX_t = b(t, X_t, \alpha_t)dt + \sigma(t, X_t)dW_t, & t \in ]0, T] \\ X_0 = x, & x \in \mathbb{R}^m. \end{cases}$$

où  $X_t$  est un processus adapté continue qui satisfait :

- (1)  $P_0 X^{-1} = \mu$
- (2)  $dX_t = b(t, X_t, \alpha_t) dt + \sigma(t, X_t) dW_t$
- (3)  $E \int_0^T |X_t|^q dt < \infty, E \int_0^T |\alpha_t|^q dt < \infty.$

**Définition 2-1 :** On définit les ensembles de contrôle comme il suit :

$\mathbb{U}$  : l'ensemble de contrôle admissible.

$\mathbb{U}_0 = \{ \alpha : [0, T] \times \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbb{U}, \alpha \text{ est } G_t^n - \text{adapté mesurable} \}$  tel que :

- 1)  $\mathbb{C}^n \equiv \mathbb{C}(0, T, \mathbb{R}^n)$  [espace des fonctions continues  $[0, T] \rightarrow \mathbb{R}^n$ ].
- 2)  $G^n = B[\mathbb{C}(0, T, \mathbb{R}^n)]$  et  $G_t^n$  est une sous tribu engendré par une famille :

$$\{ \{ X \in C(0, T, \mathbb{R}^n) : X_s \in B \} : 0 \leq s \leq t, B \in B(\mathbb{R}^n) \},$$

alors  $\{G_t^n\}$  est une filtration canonique de Borel et  $G_T^n = G^n$ .

$\tilde{\mathbb{U}} = \{ \alpha \text{ un processus adapté mesurable} \}$  séparable de  $\mathbb{U}$ .

$\mathbb{V}$  : l'ensemble denombrable mesurable.

On peut définir la fonction de coût, pour  $\alpha \in \mathbb{U}_0$  :

$$J_i(\alpha) = E \left[ \int_0^T f_i(t, X_t, \alpha_t) dt + g_i(X_T) \right]$$

$$i = -m_1, \dots, 0, \dots, m_2.$$

Pour  $\mathbb{U} \subset \mathbb{U}_0$ , on définit le problème suivant :

$$\inf \{ J_0(\alpha) : \alpha \in \mathbb{U}, J_i(\alpha) \leq 0 \text{ si } i > 0, J_i(\alpha) = 0 \text{ si } i < 0 \},$$

$\alpha$  appelé contrôle admissible si  $\alpha \in \mathbb{U}, J_i(\alpha) \leq 0$  si  $i > 0, J_i(\alpha) = 0$  si  $i < 0$ .

On considère le problème :

$$\inf \{ J_0(\alpha) : \hat{\alpha} \in \tilde{\mathbb{U}} \}.$$

En supposant que :

$$F(t, X) = \text{span} \{ b(t, X_t, \alpha) - b(t, X_t, v) : \alpha, v \in U \},$$

et :

$$b(t, X, \alpha) = \begin{bmatrix} k(t, x) \\ h(t, X, \alpha) \end{bmatrix}, \quad \sigma(t, X) = \begin{bmatrix} 0 \\ \sigma_2(t, X) \end{bmatrix}.$$

$$\pi(t, X) \zeta = \begin{bmatrix} 0 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}, \quad \sigma(t, X)^+ \zeta = \sigma_2(t, X)^{-1} \zeta_2.$$

où  $\sigma_2(t, X)$  inversible.

De plus :

$$\int_0^T |\sigma(t, X)^2| dt \leq K_0, \quad |b(t, X, \alpha)|^2 \leq K_1 (1 + |X|^2 + |\alpha|^2)$$

$$\sigma(t, X) : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^n \text{ dans } F(t, X). \quad |\sigma(t, X)^+| \leq k_0 \text{ pour tout } (t, X). \quad (2.13)$$

Et

$$|\hat{\alpha}(t, X)| \leq \hat{K} (1 + \|X\|_t) \text{ p.s.}, \quad (2.14)$$

où  $\hat{K}$  constant.

Supposons qu'il existe  $\varepsilon > 0$  tel que :

$$E \exp(\varepsilon |X_0|^2) < \infty. \quad (2.15)$$

Soit  $\alpha \in U_G$ , on a :

$$|\alpha(t, X)| \leq K_\alpha (1 + \|X\|_t) \text{ p.s.}, \quad (2.16)$$

où  $U_G$  l'ensemble des fonctions mesurable  $G_t$ -adapté.

Pour  $\alpha \in U_G$ , on peut définir la solution par le théorème de Guirsanov. Pour tout  $\alpha$ , on a :

$$\theta_t^\alpha = \sigma(t, X_t)^+ [b(t, X_t, \alpha_t) - b(t, X_t, \hat{\alpha}_t)], \quad (2.17)$$

et d'après (2.13), (2.14) et (2.16), on trouve :

$$|\theta_t^\alpha| \leq \bar{K}_\alpha (1 + \|X\|_t^2) \text{ p.s.}$$

D'après corollaire 2.2 et le théorème de Guirsanov, on trouve :

$$dX_t = b(t, X_t, \alpha_t) dt + \sigma(t, X_t) dW_t^\alpha,$$

et

$$E\zeta_T (\theta^\alpha)^p \leq K_\alpha, \quad (2.18)$$

pour  $p > 1$  depend de  $\bar{K}_\alpha$ .

On a aussi :

$$W^\alpha = W - \int_0^T \theta_t^\alpha dt,$$

est un mouvement brownien sur  $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}, p^\alpha)$  et

$$dp^\alpha = \zeta_T (\theta^\alpha) dp.$$

En supposant (2.13) , (2.15) ont lieu, alors  $U_G \subset U$  et  $\hat{\alpha} \in U_G$ .

Soit le problème :

$$J(\alpha) = E^\alpha \int_0^T \phi_t^\alpha dt + E^\alpha L,$$

où :

$$\begin{aligned} \phi_t^\alpha &= f(t, X_t, \alpha_t) - f(t, X_t, \hat{\alpha}_t). \\ &\text{et} \\ L &= \int_0^T f(t, X_t, \hat{\alpha}_t) dt + g(X_T). \end{aligned}$$

### **Théorème 2-2 :** (KUNITA-WATANABE)

Soit  $\{W_t\}$  un mouvement brownien sur  $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}, p, W)$  si  $\{X_t\}$  une  $\bar{\mathcal{F}}_t$ -martingale de carré intégrable a valeur dans  $\mathbb{R}^n$ . Alors il existe un processus  $\chi_t$  est  $\bar{\mathcal{F}}_t$ - mesurable et  $M_t$  une martingale de carré intégrable orthogonale à  $\{W_t\}$  tel que :

$$\int_0^T E |\chi_t|^2 dt < \infty \text{ et } X_t = \int_0^t \chi_s ds + M_t.$$

### **Lemme 2-2 :**

a)  $E^\alpha L = EL + E^\alpha \int_0^T \chi_t \theta_t^\alpha dt$  si  $\alpha \in U_G$ .

b)  $E^\alpha \int_0^T |\chi|^2 dt < \infty$ .

c)  $E^\alpha M_T = 0$ .

**Preuve :** voir (Haussman 1986)

## 2.4 Principe du maximum

**Définition 2-1 :** Soit  $\alpha \in U, n > 0$  et  $Z_n : c \rightarrow U$ , tel que  $Z_0 = \alpha$  alors  $M_s : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{m_1+1+m_2}$  est différentiable canonique de  $J$  au voisinage de  $Z$  au point  $\alpha$  si

$$J(Z(s)) = J(\alpha) + M_s + o(|s|),$$

où :

$$C = \left\{ (\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_p) : \rho_1 \geq 0; \sum_1^p \rho_i < 1 \right\}$$

$$|o(|\rho|)| / |\rho| \xrightarrow{|\rho| \rightarrow 0} 0.$$

**Définition 2-2 :** Un cône convexe  $D \subset \mathbb{R}^{m_1+1+m_2}$  de sommet 0 est un cône de variation de  $J$  au point  $\alpha$ , si pour  $(d^1, d^2, \dots, d^e) \in D$ , il existe  $\eta > 0$  et  $Z_n : \eta c \rightarrow U, Z_0 = \alpha$  tel que  $J \circ Z$  est continue et  $M = (d^1, d^2, \dots, d^e)$  est la différentielle de  $J$  au voisinage de  $Z$  au point  $\alpha$ .

**Lemme 2-3 :** Si  $\hat{\alpha}$  une solution de :

$$\inf \{ J_0(\alpha) : \alpha \in U, J_i(\alpha) \leq 0, J_j(\alpha) = 0, i > 0, j > 0 \}, \quad (2.19)$$

et

$D$  est cône de variation de  $J$  au point  $\hat{\alpha}$ .

Alors il existe  $\tilde{\lambda} \in \mathbb{R}^{m_1+1+m_2}, \tilde{\lambda} \neq 0$ , tel que  $\tilde{\lambda}d \leq 0$  pour tout  $d \in D \cap (\mathbb{R}^m \times L)$ .

**Preuve :** voir (Hausman 1986).

**Théorème 2-3 :** Si  $\hat{\alpha}$  une solution de (2.19) et  $D$  cône de variation de  $J$  au point  $\hat{\alpha}$ , alors il existe  $\lambda \in \mathbb{R}^{m_1+1+m_2}, \lambda \neq 0, \lambda_i = 0$  si  $i \geq 0$  tel que :

$$\lambda J(\hat{\alpha}) = \lambda_0 J(\hat{\alpha}) \text{ et } \lambda d \leq 0 \text{ pour } d \in D.$$

**Preuve :** voir (Hausman 1986).

**Théorème 2-4 :**  $D$  est cône de variation de  $J$  au point  $\hat{\alpha}$  pour problème :

$$\inf \{ J_0(\alpha) : \alpha \in \mathbb{U} \cap \mathbb{U}_G, J_i(\alpha) \leq 0 \text{ si } i \geq 0, J_i(\alpha) = 0 \text{ si } i < 0 \}.$$

**Preuve :** voir (Hausman 1986).

Soit  $\hat{\alpha}$  une solution de :

$$\inf \{J_0(\alpha) : \alpha \in \mathbb{U}, J_i(\alpha) \leq 0 \text{ si } i \geq 0, J_i(\alpha) = 0 \text{ si } i < 0\}.$$

On définit :

$$H(t, X, \alpha, p, \lambda) = pb(t, X, \alpha) + \lambda f(t, X, \alpha),$$

pour  $\lambda \in \mathbb{R}^{m_1+1+m_2}$ .

On a :

$$\lambda(\phi_t^\alpha + \chi_t \theta_t^\alpha) =$$

$$H\left(t, X, \alpha, [\chi_t \sigma(t, X)]^+ \lambda, \lambda\right) - H\left(t, X, \hat{\alpha}(t, X_t), [\chi_t \sigma(t, X)]^+ \lambda, \lambda\right),$$

où  $(\cdot)'$  le transposé.

**Théorème 2-5 :**

On suppose que :

$$|f(t, X, \alpha)| + |g(X)| \leq k(1 + |X|^q + |\alpha|^q),$$

a lieu, et  $b, f$  sont continue pour tout  $(t, X)$ , alors il existe  $\lambda \in \mathbb{R}^{m_1+1+m_2} \lambda \neq 0$ ,  $\lambda_i \leq 0$  si  $i \geq 0$ ,  $\lambda_i J_i(\hat{\alpha}) = 0$  si  $i > 0$ , et  $T_0$  l'ensemble de Lebesgue null, tel que pour tout  $t \in [0, T] \setminus T_0$ , on a :

$$E \left[ H\left(t, \hat{X}_t, v, \tilde{p}_t, \lambda\right) \right] \leq E \left[ H\left(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t(t, X_t), \tilde{p}_t, \lambda\right) \right] \quad p.s, \quad (2.20)$$

où  $\tilde{p}_t$  est un processus adjoint définit par :

$$p_t = \lambda' \chi_t \sigma(t, X_t)^+.$$

**Preuve**

D'après le théorème (2.3) et (2.4), on trouve existence  $\lambda$  : tel que (2.20) vérifie pour tout  $v \in V$ .

Soit  $v \in U^t$ , il existe sous suit  $\bar{v}_m \in V$  tel que :

$$\bar{v}_m \circ i_t \rightarrow v \text{ dans } L^q(C^n, H_t, p \circ X^{-1}, U).$$

Par définition de  $\bar{q}$ , on a  $\bar{p} > 1$  tel que

$$\sup E [H(t, X_t, \bar{v}_m \circ i_t, \tilde{p}_t, \lambda)] < \infty.$$

On utilise (2.13), (2.14) et le condition :

$$E [\bar{v}_m \circ i_t]^{\bar{q}} \rightarrow Ev(X)^{\bar{q}}.$$

Appliquant le théorème de convergence dominé de Lebesgue, on trouve :

$$E [H(t, \hat{X}_t, v, \tilde{p}_t, \lambda)] \leq E [H(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t(t, X_t), \tilde{p}_t, \lambda)]. \quad p.s.,$$

pour  $v \in U^t$ .

De plus : pour  $t \in [0, T] \setminus T_0$ ,  $\alpha \in U$ , on a :

$$E [H(t, \hat{X}_t, \alpha, \tilde{p}_t, \lambda / \tilde{\mathcal{F}}_t)] \leq E [H(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t(t, X_t), \tilde{p}_t, \lambda / \tilde{\mathcal{F}}_t)],$$

où  $\tilde{\mathcal{F}}_t = X^{-1}(H_t)$ .

## 2.5 Processus adjoint

Soit  $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}, \mathcal{P})$  un espace probabilité de filtration  $(\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  et  $(W_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  un mouvement brownien standard. Considérons  $(\hat{\alpha}, \hat{X})$  la solution optimale du problème :

$$\inf \{J_0(\alpha) : \alpha \in \mathbb{U}, J_i(\alpha) = 0 \text{ si } i < 0, J(\alpha) \leq 0 \text{ si } i > 0\} \quad (2.21)$$

$$dX_t = b(t, X_t, \alpha_t)dt + \sigma(t, X_t) dW_t, \quad X_0 = x,$$

où :

(1)  $b, \sigma, f, g$  sont des fonctions Boréliennes, telles que :

$$b(t, X, \alpha) : [0, T] \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{U} \rightarrow \mathbb{R}^n$$

$$\sigma(t, X) : [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n \otimes \mathbb{R}^d$$

$$g(X) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{m_1+1+m_2}$$

$$f(t, X, \alpha) : [0, T] \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{U} \rightarrow \mathbb{R}^{m_1+1+m_2},$$

(2)

$$|b_x(t, X, \alpha)| + |\sigma_x(t; X)| \leq k.$$

$$|b(t, X, \alpha)| + |\sigma(t, x)| + |f_x(t, X, \alpha)| + |g_x(X)| \leq K(1 + |X| + |\alpha|).$$

$$|f(t, X, \alpha)| + |g(X)| \leq K(1 + |X|^2 + |\alpha|^2).$$

De plus :

- 1)  $\mathbb{U}$  fermé.
- 2)  $\sigma$  est bornée, inversible avec  $\sigma^{-1}$  bornée.
- 3)  $\mathbb{U}_0^n$  l'ensemble des fonctions mesurables et  $G_t^n$ -adapté.
- 4)  $\alpha \in \mathbb{U}_0^n : |\alpha(t, X_t)| \leq K_\alpha \left(1 + \sup_{s \leq t} |X_s|\right)$ .

Si  $\alpha \in \mathbb{U}_0^n$ , alors  $X^\alpha$  est une solution de l'équation différentielle stochastique :

$$dX_t = b(t, X_t, \alpha_t) dt + \sigma(t, X_t) dW_t, \quad X_0 = x,$$

comme solution faible du problème :

$$dX_t = b(t, X_t, \alpha(t, X_t)) dt + \sigma(t, X_t) dW_t^\alpha.$$

Soient  $\hat{\alpha}$  un contrôle optimal correspondant à  $\hat{X}$ ,  $(\hat{\Omega}, \hat{\mathcal{F}}, \hat{p})$  un espace de probabilisé d'une  $\{\mathcal{F}_t\}$  filtration naturel où  $\mathcal{F}_t = \mathcal{F}_t^X$  ( $\sigma$ -algèbre engendré par  $\hat{X}$ ), un mouvement brownien  $W = W_t^{\hat{\alpha}}$  et  $\phi(t, s)$  une matrice de l'équation suivante :

$$dy_t = b_x(t, \hat{X}, \hat{\alpha}_t) y_t dt + \sum_{i=1}^d \sigma_x^{(i)}(t, \hat{X}_t, \alpha_t) y_t dW_t^{(i)},$$

et

$$H(t, X, \alpha, p, \lambda) = pb(t, X, \alpha) + \lambda f(t, X, \alpha).$$

**Théorème 2-6 :** On suppose que (1), (2) ont lieu  $(\hat{\alpha}, \hat{X})$  la solution optimal de (2.21), avec  $\mathbb{U} = \mathbb{U}_0^n$  et  $X_0$  fixé  $\in \mathbb{R}^n$ , alors il existe  $\lambda \in \mathbb{R}^{m_1+1+m_2}$   $\lambda \neq 0$ ,  $\lambda_i \leq 0$  si  $i \geq 0$ ,  $\lambda_i J_i(\hat{\alpha}) = 0$  si  $i \neq 0$ , tel que pour tout  $t \in [0, T]$ , on a :

$$\max_{\alpha \in \mathbb{U}} H(t, \hat{X}_t, \alpha_t, p_t, \lambda) = H(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t, p_t, \lambda) \quad p.s.,$$

où  $p_t$  est un processus adjoint définit par :

$$p_t = E \{ \bar{P}_t / \mathcal{F}_t \},$$

où :

$$\bar{p}'_t = \lambda E g_x(\hat{X}_T) \phi(T, t) + \int_0^T f_x(s, \hat{X}, \hat{\alpha}) \phi(s, t) ds.$$

Soit  $p_t$  un processus adjoint comme solution de l'équation différentielle stochastique, on a :

$$\int_0^t G_s dW_s + \int_s^t \phi(t, \alpha)' dm_1 = E[\bar{P}_t] - E[\bar{P}_s / \mathcal{F}_t],$$

tel que  $m_1$  est une martingale sur  $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t), p)$  avec  $m_0 = 0$  orthogonale à  $W_t$  et  $p_T = g_x(\hat{X}_T)' \lambda$ .

# Chapitre 3

## Principe du maximum stochastique : Approche par les solutions fortes

### 3.1 Introduction

L'objet de ce chapitre est de déterminer les conditions nécessaires que doit satisfaire un contrôle optimal dans le cas où la famille des contrôles admissibles est constituée de processus adaptés à une filtration fixée à l'avance. De plus on met des conditions sur les coefficients pour obtenir des solutions fortes pour les équations différentielles stochastiques contrôlées.

Dans le cas où on a existence d'une solution optimale, il est naturel de chercher des conditions nécessaires satisfaites par ce contrôle. Ces conditions peuvent être vues comme une application du principe de Fermat qui dit que si une fonction différentiable  $f$  atteint son minimum alors sa dérivée à droite de ce point doit être positive.

On suppose donc que le critère  $J(\alpha)$  atteint son minimum pour un contrôle admissible  $\hat{\alpha}$ , alors  $\hat{\alpha}$  satisfera certaines conditions (conditions nécessaires d'optimalité). Ces conditions sont connues sous le nom de principe du maximum stochastique.

L'approche utilisée dans ce chapitre est due essentiellement à Kushner, et repose sur le fait que les coefficients de l'équation sont différentiables par rapport à la deuxième variable pour tout couple  $(t, a) \in [0, T] \times \mathbb{A}$ . Cette approche se formule de la manière suivante :

Si  $\hat{\alpha}$  représente un contrôle optimal, alors il existe un processus  $(p_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$ , tel que pour tout  $t \in [0, T]$  et pour tout  $\alpha \in \mathcal{U}$ , on a la condition nécessaire suivante :

$$H(p_t, X_t^{\hat{\alpha}}, \hat{\alpha}) \leq H(p_t, X_t^{\hat{\alpha}}, \alpha), \quad (3.1)$$

où  $X^{\hat{\alpha}}$  est la solution de l'équation associée au contrôle optimal  $\hat{\alpha}$ ,  $H$  est appelé le Hamiltonien du système, et  $(p_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  est appelé le processus adjoint, ce dernier est une solution d'une équation différentielle stochastique rétrograde que nous allons voir ultérieurement.

Pour établir la condition nécessaire (3.1), on procède par une perturbation de  $\hat{\alpha}$  sur un petit intervalle  $[\tau, \tau + \varepsilon]$ , où  $\varepsilon$  est assez petit.

Le résultat se déduit à partir de la dérivée de la fonction coût associée au contrôle perturbé au point  $\varepsilon = 0$ .

## 3.2 Position du problème et Hypothèses

Soient  $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}, P)$  un espace probabilisé filtré où la filtration  $(\mathcal{F}_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  vérifie les conditions habituelles et  $(W_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  un  $(\mathcal{F}_t)$ -mouvement brownien  $d$ -dimensionnel.

Soit le critère de performance (ou la fonction coût), suivant :

$$J(\alpha) = E \left[ \int_0^T f(t, X_t^\alpha, \alpha_t) dt + g(X_T^\alpha) \right],$$

$g$  et  $f$  sont deux fonction boreliennes, telles que :

$$\begin{aligned} g &: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R} \\ \text{et} \\ f &: [0, T] \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{A} \rightarrow \mathbb{R}. \end{aligned}$$

De plus,  $X_T^\alpha$  est la solution de l'EDS contrôlée :

$$\begin{cases} dX_t^\alpha = b(t, X_t^\alpha, \alpha_t) dt + \sigma(t, X_t^\alpha) dW_t \\ X_0^\alpha = x, \end{cases} \quad x \in \mathbb{R}^m. \quad (3.2)$$

On suppose que  $b$  et  $\sigma$  sont deux fonctions mesurables (boréliennes), telles que :

$$\begin{aligned} b &: [0, T] \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{A} \rightarrow \mathbb{R}^m \\ \sigma &: [0, T] \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^{m \times d} \rightarrow \mathcal{M}_{m \times d}(\mathbb{R}). \end{aligned}$$

où  $\mathcal{M}_{m \times d}(\mathbb{R})$  est l'ensemble des matrices d'ordre  $m \times d$  à coefficients réels.

Les hypothèses suivantes seront valables tout le long de ce chapitre.

1. **1-** Les fonctions  $b, \sigma, f$  et  $g$  vérifient les conditions de croissance linéaire en  $x$ , comme suit :

Il existe une constante positive  $C$ , telle que pour chaque  $(t, a) \in [0, T] \times \mathbb{A}$ , on a :

$$|b(t, x, a)| + |\sigma(t, x)| \leq C(1 + |x|) \quad x \in \mathbb{R}^m$$

$$|f(t, x, a)| + |g(x)| \leq C(1 + |x|) \quad x \in \mathbb{R}^m.$$

- 2-** Les fonctions  $b, \sigma, f$  et  $g$  sont dérivables en  $x$  et à dérivées continues et bornées.

Il existe une constante positive  $K$ , telle que pour chaque  $(t, a) \in [0, T] \times \mathbb{A}$ , on a :

$$|b_x(t, x, a)| + \sigma_x(t, x) \leq K, \quad x \in \mathbb{R}^m$$

$$|f_x(t, x, a)| + |g_x(x)| \leq K, \quad x \in \mathbb{R}^m.$$

- 3-** Pour tout  $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^m$ , la fonction :

$$b(t, x, \cdot) : \mathbb{A} \rightarrow \mathbb{R}^m,$$

est continue.

**Remarque 3-1 :**

Les fonctions  $b$  et  $\sigma$  sont dérivables en  $x$  et à dérivées continues et bornées donc lipschitziennes, alors l'équation (3.2) admet une solution forte unique donnée par :

$$X = x + \int_0^T b(s, X_s, \alpha_s) dt + \sigma(s, X_s) dW_s.$$

De plus cette solution est continue et vérifie :

$$E \left[ \sup_{t \in [0, T]} |X_t|^m \right] \leq M, \quad \forall m > 1, \quad (3.3)$$

où  $M$  est une constante qui dépend de  $K, m$  et  $T$ .

**Remarque 3-2 :** D'après les hypothèse :

(a)- Les fonctions  $b$  et  $\sigma$  vérifient la condition de croissance linéaire en  $(X, \alpha)$ .

(b)- Les fonctions  $b$  et  $\sigma$  sont lipschytziennes en  $x$ .

nous assurent l'existence et l'unicité d'une solution forte de l'équation (3.2) pour tout contrôle admissible  $\alpha \in \mathcal{U}$ .

**Remarque 3-3 :** Le coût  $J(\alpha)$  est bien défini car :

On a

$$J(\alpha) = E \left[ \int_0^T f(t, X_t, \alpha_t) dt + g(X_T) \right],$$

puis on a :

$$\begin{aligned} |J(\alpha)| &\leq E \left[ \left| \int_0^T f(t, X_t, \alpha_t) dt + g(X_T) \right| \right] \\ &\leq E \left[ \int_0^T |f(t, X_t, \alpha_t)| dt \right] + E [|g(X_T)|], \end{aligned}$$

puisque  $f$  et  $g$  vérifient la condition de croissance de linéaire en  $X$  (1), on obtient :

$$\begin{aligned} |J(\alpha)| &\leq E \left[ \int_0^T C(1 + |X_t|) dt \right] + E [C(1 + |X_T|)] \\ &\leq (T + 1)C \left[ 1 + E \left( \sup_{t \in [0, T]} |X_t| \right) \right], \end{aligned}$$

d'après (3.3) et en prenant  $m = 1$ , on trouve :

$$|J(\alpha)| < M,$$

donc  $J(\alpha)$  est bien défini.

### 3.3 Perturbation et estimation des solutions

Pour établir des conditions nécessaires d'optimalité, on compare  $\hat{\alpha}$  avec des contrôles qui lui sont suffisamment voisins.

**Théorème 3-1 :(Inégalité de Burkholder-Davis-Gundy)**

Pour  $m > 0$  il existe une constante positive  $C_m$  telle que pour tout temps d'arrêt  $\tau$  on a :

$$E \left[ \sup_{t \leq \tau} \left| \int_0^t f(s) dW_s \right|^m \right] \leq C_m E \left[ \left( \int_0^t |f(s)|^2 ds \right)^{\frac{m}{2}} \right].$$

L'application  $J$  est dérivable au point  $\varepsilon \equiv 0$  car  $b$  et  $\sigma$  sont dérivables, on a :

$$J(\hat{\alpha}^\varepsilon) = J(\hat{\alpha}) + \varepsilon \left. \frac{dJ}{d\varepsilon}(\hat{\alpha}^\varepsilon) \right|_{\varepsilon=0} + o(\varepsilon), \quad (3.4)$$

avec :

$$\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} o(\varepsilon) = 0.$$

La fonction coût  $J(\alpha)$  admet un minimum qu'on note  $\hat{\alpha}$ , tel que :

$$J(\hat{\alpha}) \leq J(\alpha) \quad \text{pour tout } \alpha \in \mathcal{U}.$$

Pour  $\hat{\alpha} \in U$  :

$$J(\hat{\alpha}) \leq J(\hat{\alpha}^\varepsilon) \quad \text{pour tout } \varepsilon,$$

d'après (3.4), on obtient :

$$\left. \frac{dJ}{d\varepsilon}(\hat{\alpha}^\varepsilon) \right|_{\varepsilon=0} \geq 0.$$

On définit le contrôle modifié suivant :

$$\hat{\alpha}_t^\varepsilon = \begin{cases} \hat{\alpha}_t & \text{si } t \in [0, \tau[ \\ v & \text{si } t \in [\tau, \tau + \varepsilon[ \\ \hat{\alpha}_t & \text{si } t \in [\tau + \varepsilon, T]. \end{cases}$$

Où  $v \in \mathbb{A}$ ,  $\tau \in ]0, T[$  et  $\varepsilon$  est assez petit.

**Lemme 3-1 :** Soient  $\hat{X}$  et  $\hat{X}^\varepsilon$  les solutions fortes de (3.2), associée respectivement à  $\hat{\alpha}_t$  et à  $\hat{\alpha}_t^\varepsilon$ . Alors, on a l'estimation suivante :

$$E \left[ \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 \right] \leq M\varepsilon^2.$$

Et on obtient :

$$\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} E \left[ \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 \right] = 0.$$

**Preuve :**  $\hat{X}$  et  $\hat{X}^\varepsilon$  est la solution de l'équation (3.2) associée respectivement à  $\hat{\alpha}_t$  et à  $\hat{\alpha}_t^\varepsilon$ , donc elle vérifie respectivement l'équation :

$$\hat{X}_t = x + \int_0^t b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s\right) ds + \int_0^t \sigma\left(s, \hat{X}_s\right) dW_s$$

$$\hat{X}_t^\varepsilon = x + \int_0^t b\left(s, \hat{X}_s^\varepsilon, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) ds + \int_0^t \sigma\left(s, \hat{X}_s^\varepsilon\right) dW_s,$$

où  $\hat{X}$  la solution de l'équation (3.2) correspondante au contrôle  $\hat{\alpha}$ .

En calculant la variation de deux termes, en ajoutant et en retranchant le terme  $\int_0^t b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) ds$ , on obtient :

$$\hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t = \int_0^t \left[ b\left(s, \hat{X}_s^\varepsilon, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) - b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) \right] ds +$$

$$\int_0^t b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) - b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s\right) ds + \int_0^t \sigma\left(s, \hat{X}_s^\varepsilon\right) - \sigma\left(s, \hat{X}_s\right) dW_s,$$

et par suite en appliquant l'inégalité :

$$(a + b + c)^2 \leq 3(a^2 + b^2 + c^2),$$

et l'inégalité de Cauchy- Schwarz, on trouve :

$$\begin{aligned} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 &\leq \\ &3k \int_0^t \left| \hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s \right|^2 ds + 3 \left| \int_0^t \left[ b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) - b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s\right) \right] ds \right|^2 \\ &\quad + 3 \left| \int_0^t \left[ \sigma\left(s, \hat{X}_s^\varepsilon\right) - \sigma\left(s, \hat{X}_s\right) \right] dW_s \right|^2. \end{aligned}$$

Par passage au sup sur  $[0, T]$  et à l'espérance, on trouve :

$$\begin{aligned} E \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 &\leq \\ 3kE \left[ \int_0^t \left| \hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s \right|^2 ds + 3 \left| \int_0^t \sup_{t \in [0, T]} \left[ b\left(s, \hat{X}_s^\varepsilon, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) - b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s\right) \right] ds \right|^2 \right] \\ &\quad + 3 \sup_{t \in [0, T]} E \left| \int_0^t \left[ \sigma\left(s, \hat{X}_s^\varepsilon\right) - \sigma\left(s, \hat{X}_s\right) \right] dW_s \right|^2, \end{aligned}$$

d'après la définition de  $\hat{\alpha}^\varepsilon$ , on trouve :

$$\begin{aligned}
& E \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 \leq \\
& 3k E \int_0^t \left| \hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s \right|^2 ds + E \left| \sup_{t \in [0, T]} \left[ b \left( s, \hat{X}_s, v \right) - b \left( s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s \right) \right] \varepsilon \right|^2 \\
& \quad + 3 \sup_{t \in [0, T]} E \left[ \left| \int_0^t \left[ \sigma \left( s, \hat{X}_s^\varepsilon \right) - \sigma \left( s, \hat{X}_s \right) \right] dW_s \right|^2 \right].
\end{aligned}$$

En appliquant l'inégalité de Bukholder-Davis-Gundy, il existe une constante positive  $C$ , telle que :

$$\begin{aligned}
& E \left[ \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 \right] \leq \\
& 3k^2 E \left[ \int_0^t \left| \hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s \right|^2 ds \right] + 3\varepsilon^2 E \left| \sup_{t \in [0, T]} \left[ b \left( t, \hat{X}_t, v \right) - b \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \right] \right|^2 \\
& \quad + 3CE \left[ \int_0^t \left| \sigma \left( s, \hat{X}_s^\varepsilon \right) - \sigma \left( s, \hat{X}_s \right) \right|^2 ds \right].
\end{aligned}$$

On a :

$$|b_x(t, x, a)| \leq k_1 \quad \text{et} \quad \sigma_x(t, x) \leq k_2,$$

on obtient :

$$\begin{aligned}
& E \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 \leq \\
& 3k^2 E \left[ \int_0^t \left| \hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s \right|^2 ds \right] + 3\varepsilon^2 \left( C + E \left[ \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right| \right] \right) \\
& \quad + 3k^2 CE \left[ \int_0^t \left| \hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s \right|^2 ds \right].
\end{aligned}$$

D'après l'inégalité (3.3), on a :

$$\begin{aligned}
& E \left[ \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 \right] \leq 3k^2 (1 + C) E \left[ \int_0^t \left| \hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s \right|^2 ds \right] \\
& \quad + 3\varepsilon^2 (C + M).
\end{aligned}$$

Par le lemme de Gronwall, on aura :

$$E \left[ \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 \right] \leq \varepsilon^2 3(C + M) \exp(3k^2(1 + C)T).$$

Alors :

$$\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} E \left[ \sup_{t \in [0, T]} \left| \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t \right|^2 \right] \leq \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \varepsilon^2 3(C + M) \exp(3K^2(1 + C)T) = 0.$$

Finalement, on obtient le résultat demandé.  $\square$

**Lemme 3.2 :** Sous les hypothèses précédentes, on trouve :

$$\begin{aligned} D\varepsilon^2 \leq E \int_0^T \left( \left[ f(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon) - f(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) \right] \right) dt \\ + E \int_0^T f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) X_t^1 dt + E[g_x(X_T) X_T^1]. \end{aligned} \quad (3.5)$$

Où  $\hat{X}^1$  est la solution de l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \hat{X}_t^1 = \int_0^t b_x(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon) \hat{X}_s^1 ds + \int_0^t \sigma_x(s, \hat{X}_s) \hat{X}_s^1 dW_s \\ + \int_0^t \left[ b(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon) - b(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s) \right] ds. \end{aligned} \quad (3.6)$$

**Preuve :** On a :

$$\begin{aligned} \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t = \int_0^t \left[ b(s, \hat{X}_s^\varepsilon, \hat{\alpha}_s^\varepsilon) - b(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s) \right] ds \\ + \int_0^t \left[ \sigma(s, \hat{X}_s^\varepsilon) - \sigma(s, \hat{X}_s) \right] dW_s. \end{aligned} \quad (3.7)$$

Pour  $b \in \mathcal{C}^1$  en  $x$ , En développant  $b(s, \hat{X}_s^\varepsilon, \hat{\alpha}_s^\varepsilon)$  au point  $\hat{X}_s$  et à l'ordre 1, on obtient :

$$b(s, \hat{X}_s^\varepsilon, \hat{\alpha}_s^\varepsilon) = b(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon) + b_x(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon) (\hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s),$$

et pour  $\sigma \in \mathcal{C}^1$  en  $x$ , En développant  $\sigma(s, \hat{X}_s^\varepsilon)$  au point  $\hat{X}_s$  et à l'ordre 1, on obtient :

$$\sigma(s, \hat{X}_s^\varepsilon) = \sigma(s, \hat{X}_s) + \sigma_x(s, \hat{X}_s) (\hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s).$$

D'où :

$$\begin{aligned} & b\left(s, \hat{X}_s^\varepsilon, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) - b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s\right) \\ &= b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) - b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s\right) + b_x\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right)\left(\hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s\right), \end{aligned} \quad (3.8)$$

et :

$$\sigma\left(s, \hat{X}_s^\varepsilon\right) - \sigma\left(s, \hat{X}_s\right) = \sigma_x\left(s, \hat{X}_s\right)\left(\hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s\right). \quad (3.9)$$

En substituant (3.8) et (3.9) dans (3.7), on trouve :

$$\begin{aligned} \hat{X}_t^\varepsilon - \hat{X}_t &= \int_0^t b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right) - b\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s\right) ds \\ &+ \int_0^t \left[ b_x\left(s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s^\varepsilon\right)\left(\hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s\right) \right] ds \\ &+ \int_0^t \left[ \sigma_x\left(s, \hat{X}_s\right)\left(\hat{X}_s^\varepsilon - \hat{X}_s\right) \right] dW_s. \end{aligned}$$

Et en posant :

$$\hat{X}^1 = \hat{X}^\varepsilon - \hat{X},$$

on obtient l'équation (3.6).

En développant  $f\left(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right)$  et  $g\left(\hat{X}_t^1\right)$  au point  $\hat{X}_t$ , on obtient :

$$f\left(t, \hat{X}_t^\varepsilon, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right) = f\left(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right) + f_x\left(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right) \hat{X}_t^1,$$

et :

$$g\left(\hat{X}_T^\varepsilon\right) = g\left(\hat{X}_T\right) + g_x\left(\hat{X}_T\right) \hat{X}_T^1.$$

Ce qui nous donne :

$$\begin{aligned} & f\left(t, \hat{X}_t^\varepsilon, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right) - f\left(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right) = \\ & f\left(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right) - f\left(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t\right) + f_x\left(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right) \hat{X}_t^1, \end{aligned} \quad (3.10)$$

et :

$$g\left(\hat{X}_T^\varepsilon\right) - g\left(\hat{X}_T\right) = g_x\left(\hat{X}_T\right) \hat{X}_T^1. \quad (3.11)$$

Puisque  $\hat{\alpha}$  est optimal et  $J(\hat{\alpha}) \leq J(\hat{\alpha}^\varepsilon)$  on a :

$$E \left[ \int_0^T \left[ f\left(t, \hat{X}_t^\varepsilon, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right) - f\left(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon\right) \right] dt \right] + E \left[ g\left(\hat{X}_T^\varepsilon\right) - g\left(\hat{X}_T\right) \right] \geq 0. \quad (3.12)$$

En substituant (3.10) et (3.11) dans (3.12), on trouve :

$$\begin{aligned} 0 \leq E \int_0^T f(t, \hat{X}_t^\varepsilon, \hat{\alpha}_t^\varepsilon) - f(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) dt \\ + E \int_0^T f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) \hat{X}_t^1 dt + E g_x(\hat{X}_T) \hat{X}_T^1. \end{aligned} \quad (3.13)$$

De plus en ajoutant et en retranchant le terme :

$$f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon),$$

on trouve :

$$\begin{aligned} 0 \leq E \left[ \int_0^T f(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon) - f(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) dt \right] \\ + E \left[ \int_0^T (f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon) - f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t)) \hat{X}_t^1 dt \right] \\ + E \left[ \int_0^T f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) \hat{X}_t^1 dt \right] + E \left[ g_x(\hat{X}_T) \hat{X}_T^1 \right]. \end{aligned} \quad (3.14)$$

De la définition de  $\hat{\alpha}_t^\varepsilon$ , on a :

$$\begin{aligned} E \left[ \int_0^T f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon) - f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) dt \right] \\ = E \left[ \int_\tau^{\tau+\varepsilon} f_x(t, \hat{X}_t, v) - f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) \hat{X}_t^1 dt \right], \end{aligned}$$

puis on a :

$$\begin{aligned} E \left[ \int_0^T f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon) - f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) dt \right] \\ \leq E \left[ \int_\tau^{\tau+\varepsilon} |f_x(t, \hat{X}_t, v) - f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t)| \hat{X}_t^1 dt \right] \\ \leq k E \left[ \int_\tau^{\tau+\varepsilon} \hat{X}_t^1 dt \right], \end{aligned}$$

donc :

$$E \left[ \int_0^T f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon) - f_x(t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t) dt \right] \leq k \int_\tau^{\tau+\varepsilon} E \left[ \sup_{t \in [0, T]} \int_\tau^{\tau+\varepsilon} \hat{X}_t^1 dt \right] dt.$$

$\hat{X}^1$  étant de l'ordre de  $\varepsilon$ , alors par l'inégalité de Cauchy-Schwartz et d'après (3.3), on obtient :

$$E \left[ \int_0^T f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon \right) - f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) dt \right] dt \leq kM'\theta^2,$$

où  $M' = \sqrt{M}$ .

Alors :

$$\begin{aligned} D\varepsilon^2 \leq & E \left[ \int_0^T f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon \right) - f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) dt \right] \\ & + E \left[ \int_0^T f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) dt \right] + E \left[ g_x \left( \hat{X}_T \right) \hat{X}_T^1 \right], \end{aligned}$$

en pose :

$$D = -kM'.$$

Finalement, on obtient le résultat demandé.  $\square$

### 3.4 Principe du maximum

Les conditions nécessaires d'optimalité seront établies essentiellement à partir de la relation (3.5) du lemme précédent.

**Théorème 3-2 :** Soit  $(\hat{X}, \hat{\alpha})$  une solution optimale pour notre problème de contrôle, alors il existe un processus  $(\mathcal{F}_t)$ -adapté défini par :

$$p_t = E \left[ \psi_t^* \phi_T^* g_x \left( \hat{X}_T \right) / \mathcal{F}_t \right] + \psi_t^* \int_t^T \phi_s^* f_x \left( s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s \right) ds, \quad (3.15)$$

tel que :

$$H \left( \hat{X}_t, v, p_t \right) \leq H \left( \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t, p_t \right) \quad \forall v \in \mathbb{A}; \quad P - p.s, \quad (3.16)$$

où le hamiltonien  $H$  est défini par :

$$H \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t, p_t \right) = f \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) + p_t b \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right). \quad (3.17)$$

**Preuve :** On considère l'équation différentielle stochastique linéaire suivante :

$$\begin{cases} d\phi_t = b_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \phi_t dt + \sigma_x \left( t, \hat{X}_t \right) \phi_t ddW_t \\ \phi_0 = Id_{m \times d}. \end{cases} \quad (3.18)$$

Cette équation étant linéaire à coefficients bornés, alors elle admet une solution forte unique (voir partie Annexe). De plus la solution  $\phi$  est inversible et son inverse  $\psi$  vérifie l'équation différentielle stochastique linéaire suivante :

$$\begin{cases} d\psi_t = \left[ \psi_t \sigma_x \left( t, \hat{X}_t \right) \sigma_x \left( t, \hat{X}_t \right) - \psi_t b_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \right] dt \\ \quad \quad \quad - \psi_t \sigma_x \left( t, \hat{X}_t \right) dW_t \\ \psi_0 = Id. \end{cases} \quad (3.19)$$

Pour vérifier que  $\psi$  est bien l'inverse de  $\phi$ , on vérifie que :

$$\phi\psi = \psi\phi = Id,$$

et ceci en appliquant la formule d'Itô.

En suivant la méthode de la résolvante des équations différentielles ordinaires linéaires, on pose

$$\eta_t = \psi_t X_t^1.$$

Par la formule d'Itô, on obtient :

$$d\eta_t = \psi_t \left[ b \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) - b \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \right] dt.$$

On pose :

$$Y = \phi_T^* g_x \left( \hat{X}_T \right) + \int_0^T \phi_s^* f_x \left( s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s \right) ds$$

$$\xi_t = E[Y/\mathcal{F}_t] - \int_0^t \phi_s^* f_x \left( s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s \right) ds.$$

On remarque que :

$$E \left[ g_x \left( \hat{X}_T \right) \hat{X}_T^1 \right] = E \left[ \phi_T^* g_x \left( \hat{X}_T \right) \eta_T \right] = E \left[ \eta_T \xi_T \right].$$

Donc pour calculer le premier terme  $E \left[ g_x \left( \hat{X}_T \right) \hat{X}_T^1 \right]$ , il suffit de calculer  $E \left[ \eta_T \xi_T \right]$ .

Puisque  $\mathcal{F}_t = \sigma(W_s; 0 \leq s \leq t)$ ,  $Y \in L^2(\Omega, \mathcal{F}, P)$  et  $E[Y/\mathcal{F}_t]$  est une martingale de carré intégrable, alors la décomposition d'Itô nous donne :

$$E[Y/\mathcal{F}_t] = E[Y] + \int_0^t G_s dW_s. \quad (3.20)$$

Où  $G$  est un processus  $\mathcal{F}_t$ -adapté, tel que :

$$E \int_0^T |G_s|^2 ds < \infty.$$

Donc on peut utiliser une forme de  $\xi$  mieux adapté à notre problème, qui est la suivante :

$$\xi_t = E[Y] - \int_0^t \phi_x^* \left( s, \hat{X}_s, \hat{\alpha}_s \right) ds + \int_0^t G_s dW_s,$$

ce qui nous donne :

$$d\xi_t = -\phi_t^* f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) dt + G_t dW_t. \quad (3.21)$$

En appliquant la formule d'Itô à  $\eta_t \xi_t$  et en passant à l'espérance mathématique, on obtient :

$$\begin{aligned} E \left[ g_x \left( \hat{X}_T \right) \hat{X}_T^1 \right] &= E \int_0^T p_t \left[ b \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon \right) - b \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \right] dt \\ &\quad - E \int_0^T \eta_t \phi_t^* f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) dt, \end{aligned}$$

puis on a :

$$\begin{aligned} E \left[ g_x \left( \hat{X}_T \right) \hat{X}_T^1 \right] &= \\ E \int_0^T p_t \left[ b \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon \right) - b \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \right] dt &- E \int_0^T f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) X_t^1 dt, \end{aligned}$$

où :

$$p_t = \psi_t^* \xi_t. \quad (3.22)$$

En remplaçant  $E \left[ g_x \left( \hat{X}_T \right) \hat{X}_T^1 \right]$  par sa valeur  $D\varepsilon^2$ , on obtient :

$$D\varepsilon^2 \leq E \int_0^T \left[ H \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t, p_t \right) - H \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t^\varepsilon, p_t \right) \right] dt.$$

De la définition de  $\hat{\alpha}_t^\varepsilon$ , on obtient :

$$D\varepsilon^2 \leq E \int_\tau^{\tau+\varepsilon} \left[ H \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t, p_t \right) - H \left( t, \hat{X}_t, v, p_t \right) \right] dt,$$

ce qui nous donne :

$$D\varepsilon \leq E \int_\tau^{\tau+\varepsilon} \frac{1}{\varepsilon} \left[ H \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t, p_t \right) - H \left( t, \hat{X}_t, v, p_t \right) \right] dt.$$

En faisant tendre  $\varepsilon$  vers 0 on obtient :

$$H \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t, p_t \right) \leq H \left( t, \hat{X}_t, v, p_t \right) \quad P - p.s.$$



En appliquant la formule d'Itô au processus  $p$  donné par , on trouve :

$$dp_t = \xi_t d\psi_t^* + \psi_t^* d\xi_t + d\langle \xi, \psi \rangle_t.$$

On aura donc :

$$\begin{aligned} dp_t &= \xi_t \left[ \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) \psi_t^* - b_x^* \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \right] dt \\ &\quad - \xi_t \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) \psi_t^* dW_t - \psi_t^* \phi_t^* f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) dt, \\ &\quad + \psi_t^* G_t dW_t - \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) \psi_t^* G_t dt. \end{aligned}$$

En remarquant que :

$$\psi_t^* \phi_t^* = Id_{d \times m},$$

et en remplaçant  $\xi_t \psi_t^*$  par  $p_t$ , on obtient :

$$\begin{aligned} dp_t &= \left[ \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) p_t - b_x^* \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) p_t \right] dt \\ &\quad - \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) p_t dW_t - f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) dt + \psi_t^* G_t dW_t - \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) \psi_t^* G_t dt, \end{aligned}$$

donc :

$$\begin{aligned} dp_t &= \\ &\quad \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) p_t - b_x^* \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) p_t - f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \\ &\quad - \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) \psi_t^* G_t dt + \left[ \psi_t^* G_t - \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) p_t \right] dW_t. \end{aligned}$$

En posant :

$$Q_t = \psi_t^* G_t - \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) p_t,$$

on trouve :

$$\begin{aligned} dp_t &= \left[ -\sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) Q_t - b_x^* \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) p_t - f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \right] dt \\ &\quad + Q_t dW_t. \end{aligned}$$

On aura alors :

$$\begin{aligned} -dp_t &= \left[ \sigma_x^* \left( t, \hat{X}_t \right) Q_t + b_x^* \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) p_t + f_x \left( t, \hat{X}_t, \hat{\alpha}_t \right) \right] dt \\ &\quad - Q_t dW_t. \end{aligned}$$

## Conclusion :

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés aux problèmes de contrôle dans lesquels des systèmes sont gouvernés par des équations différentielles stochastiques du type Itô.

La première partie est basée sur le principe de Bellman qui donne lieu à une EDP parabolique fortement non linéaire appelée équation de Hamilton Bellmann Jacobi. On montre en particulier que la fonction valeur est une solution de viscosité.

Dans la deuxième partie, nous nous sommes intéressés au principe du maximum. nous nous sommes intéressés particulièrement aux conditions nécessaires d'optimalité dans le cas de solutions faibles.

# Bibliographie

- [1] Arkin , V.I. and Saksonov, M.T (1979), Necessary optimality conditions for stochastique differential equation, soviet Math. DOKL, 20, 1-5.
- [2] Bahlali Seid (2002), Approximqtion et conditions nécessaires d'optimq-lité pour les problème de contrôle stochastique relqxes. Thèse de Doc-torat, Université de Batna.
- [3] Bensoussan, A. (1982), Stochastic Control by Functional Analysis Me-thods, North-Holland, Amsterdam.
- [4] Bensoussan, A. (1982a), Lecture on stochastic control, Lecture Note in Mathematics, 972, 1-62.
- [5] Bismut, J.M. (1973), Conjugate convex functions in optimal stochastic control, J. Math. Anal. Applic. 44, 384-404.
- [6] Bismut, J.M. (1976), Théorie probabiliste du contrôle des diffusions, Mem. Amer. Math. Soc. No. 176.
- [7] Djehiche Boualem KTH (Stockhom), Stochastic Calculus An Introduc-tion with Applications.
- [8] Gronwall,M.G, ISHII, and Lion P.I : User's guide to viscosity solutions of second order partial equations, Bull. Ame.Math.Soc. Volume 27, Num-bered, July 1992, page 1-67.
- [9] Haussmann U.G (1985) : A Stochastic Maximum Principle for Optimal Control of Diffusions, Preprint.
- [10] Haussmann U.G, The maximum principle for the optimal control of diffutions with partial informations, Preprint.
- [11] Haussmann (1976),General necessary conditions for optimal control of stochastique système, Math. Programming Studies, 6, 30-48.
- [12] Haussmann U.G., (1981a), some exemples of optimal stochastic controls, SIAM Review 23, 292-307.
- [13] Haussmann U.G.(1981), On the adjoint process for optimal control of diffusion processes, SIAM J. Control Optim.19, 221-243.

- [14] Kushner, H.J. (1965), On the stochastic maximum principle : Fixed time of control, *J.Math. Anal. Applic.* 11, 78-92.
- [15] Kushner, H.J. (1965a), On the stochastic maximum principle with average constraints, *J. Math. Anal. Applic.* 12, 13-26.
- [16] Kushner, H.J. (1972), Necessary conditions for continuons parameter stochastic optimisation problèmes, *SIAMJ, CONTROL* 10.550-565.
- [17] Mezerdi Brahim, Bahlali Khaled et Ouknine Youssef, The Maximum for optimal control of diffusions with non-smooth coefficients.
- [18] Øksendal B.(1998), *Stochastic differential equations : an introduction with applications*, 5th Edition, Springer verlag.
- [19] Saksonov, M. T. (1972), The methode of stochastic maximum principle in solving some optimal control problems, *Doklady Academia Nauk, Tashkent S.S.R.* (in Russian)
- [20] Springer.Verlag, *Solution de viscosité des équations de Hamilton-Jacobi-Belman*, *Mathématique Application* 17 Gy Barles.
- [21] Wendell H.Fleming Reynond W, *Deterministic and Stochastique Optimal Control*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg Now York.