

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

UNIVERSITÉ KASDI MERBAH, OUARGLA

Faculté des Mathématiques et des Sciences de la Matière

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES



Mémoire présenté en vue de l'obtention du Diplôme :

MASTER en Mathématiques

Option : **Probabilités et Statistique**

Par :

Dahmri Iméne

Titre :

**Calcul d'Itô et l'Equations Différentielles Stochastiques
Rétrogrades.**

Membres du Comité de Juré :

Dr. SAOULI Mostapha Abdelouahab

UKM, OUARGLA

Encadreur

Dr. Benbrahim radhia

UKM, OUARGLA

Président

Dr. Mansoul brahim

UKM, OUARGLA

Examineur

Jun 2021

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

UNIVERSITÉ KASDI MERBAH OUARGLA

FACULTÉ DES MATHÉMATIQUES ET SCIENCES DE LA MATIÈRE

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME :

MASTER en Mathématiques

Option : **Probabilités Et Statistique**

Par :

Dahmri Iméne

Titre :

**Calcul d'Itô et l'équations différentielles
stochastiques rétrogrades.**

Membres du Comité d'Examen :

Dr. Ben brahim radia	UKMO	Président
Dr. Saouli mostapha abdelouahab	UKMO	Encadreur
Dr. Mansoul Brahim	UKMO	Examineur

Juin 2021

DÉDICACE

*J*e dédie ce modeste travail :

À l'âme de ma grand mère "fatna" que Dieu ait pitié d'elle.

À mes très chers parents, mon père "Mekki" et ma mère "Fadjra"

À mon mari "Moussa" et mes deux fils "Mahdi" et "Adam"

À ma tante "oumi" qui est dans la position de ma grand-mère

À ma belle mère "haja" et au mon beau père "amour"

À ma tante "sabrina" et son mari, le "Dr hima abd elhamid"

À mes frères "Zineb" "Anoir" "Oussama" "nina" "Fatna" "Hachmi" "amani"

À mes nièces "Chahinaz" et "Nourin"

À mes tantes, oncles et tous leurs enfants

À tous la famille, "Dahmri" et "Hima" que Dieu les protège, grand et petit

À mes amis,

Et à la promotion de mathématique 2021,

À tous ceux que m'ont en couragé à proussivre mes études

REMERCIEMENTS

Je tiens premièrement à me prosterner, remerciant «**Allah**» le tout
puissant de m'avoir donné le force et la volonté
pour terminer ce travail.

J' adresse mes remerciements Monsieur **Dr. Mensoul Brahim** madam **Dr. Ben Brahim
Radia** d'avoir accepté la charge de président de jury.

Je tiens à remercier tout particulièrement mon encadreur **Dr Saouli mostapha
abdelouahab**

pour sa grande disponibilité, ses conseils, ses idées et ses intuitions.

je tiens a mes remerciement "**Ma Mère**" et "**Mon père**" pour tous leurs sarices, leurs
amour, leur tendresse, leur
soutien et leur prières tant au long de mes études.

Mes remerciements vont aussi à tous les enseignants du département de Mathématiques qui
ont contribué à ma formation.

Table des matières

Remerciements	ii
Table des matières	iii
Introduction	1
1 Quelques outils préliminaires sur l'analyse stochastique	3
1.1 Quelques notions sur la théorie de mesure	3
1.2 <i>Vecteur Gaussien</i>	5
1.3 <i>Espérance conditionnelle</i>	7
1.3.1 <i>Espérance conditionne par un évènement</i>	7
1.3.2 <i>Espérance conditionnée par une variable</i>	8
1.3.3 <i>Espérance conditionnelle par rapport a une tribu</i>	9
1.4 <i>Propriétés de l'espérance conditionnelle</i>	9
1.5 Espace de probabilité filtré	10
1.5.1 <i>Filtration</i>	11
1.6 <i>Temps d'arrêt</i>	13
1.7 <i>Martingales</i>	14
1.7.1 <i>Martingale locale</i>	16
1.7.2 <i>Semi martingale</i>	16

2	Calcul d'Itô et l'équation différentielle stochastique	17
2.1	Mouvement Brownien et ses propriétés	17
2.1.1	Processus Gaussien et mouvement Brownien	17
2.1.2	Propriété de Markov	19
2.1.3	Brownien géométrique	20
2.1.4	Brownien multidimensionnel	21
2.1.5	Variation totale et quadratique	23
2.2	Calcul d'itô	24
2.3	Equation Différentielle Stochastique	27
2.3.1	Existence et unicité de solution	28
2.3.2	Modèle de Black-Sholes	33
3	Equations Différentielles Stochastiques Rétrogrades	36
3.1	Vocabulaire et notations	36
3.2	Adaptation d'solution dans le cas lipschitz	40
3.2.1	Le résultat de E. Pardoux 1990	40
3.2.2	<i>La version simplifier de l'équation (3.2) :</i>	41
3.2.3	Equation (3.2)	50
3.2.4	Le cas général	55
3.3	Conclusion :	57
	Bibliographie	57
	Annexe 1 : Resultats utiles	59
	Annexe B : Abréviations et Notations	62

Introduction

Dans ce mémoire de master, nous intéressons à l'étude des équations différentielles stochastiques rétrogrades (**EDSR** en abrégé) ou en anglais **BSDEs** (backward stochastic differential equations). Les équations différentielles stochastiques rétrogrades (**EDSR**) est sont une nouvelle classe d'équations différentielles stochastiques, leur valeur est donnée en temps terminale **T**. Les **EDSR** ont reçu une attention considérable dans la recherche en probabilité car les **EDSR** fournissent une représentation probabiliste pour les solutions de certaine classe d'équations aux dérivées partielles quasilineaires parabolique de second ordre, et ont une relation avec les solutions de viscosité des **EDP**. La théorie des **EDSR** a trouvé beaucoup d'applications telles que la théorie du contrôle stochastique, économie, et à des problèmes de mathématiques financières. La théorie des équations différentielles stochastiques rétrogrades a connu un formidable développement à partir des années **1990**. Ces équations sont apparues en **1973**, dans un article de **J.M.Bismut** dans le cas linéaire lorsqu'il étudie l'équation adjointe associée au principe du maximum stochastique en contrôle optimal, et en **1978**, **Bismut** prolonge sa théorie et montre l'existence d'une solution unique bornée de l'**EDSR** de **Riccati**. Pour tant le premier résultat général concernant les **EDSR** ne date que le **1990** et est dû à **E.Pardoux** et **S-Peng**.

Maintenant, la question qui se pose est quelle est la signification d'une équation différentielle stochastique rétrograde? si ξ est une variable aléatoire, \mathcal{F}_T -mesurable et de carré intégrable et $f = f(t, w, y, z)$ est une fonction progressivement mesurable donnée, l'**EDSR** :

$$Y_t = \xi + \int_t^1 f(s, y_s, z_s) dt - \int_t^1 Z_s dW_s, \quad t \in [0, 1]$$

avec W est un mouvement Brownien définie sur un espace de probabilité (Ω, \mathcal{F}, P) , admet-elle une solution finie sur $[0, 1]$ Et si une telle solution existe, est-elle unique ?

Résoudre cette **EDSR** c'est déterminer un couple de processus noté $(y_t, z_t)_{t \geq 0}$ qui vérifie l'équation et qui \mathcal{F} -adapte c'est-à-dire ne dépend que de l'information connue jusqu'à l'instant t . On peut dire que les **EDSR** sont des équations différentielles stochastiques ou l'on se donne une condition terminale (c'est pour quoi on dit rétrograde). Dans le cas déterministe, par exemple les équations différentielles ordinaires(**EDO** en abrégé) il y'a équivalence entre la donnée d'une condition terminale et la donnée d'une condition initial par inversion du temps, finalement ou résoudre le même problème.

Dans le cas aléatoire, les choses sont totalement différentes lorsqu'on cherche des solutions qui reste adapté par rapport une filtration donnée. Par exemple, si on inverse le temps pour se ramener au problème avec condition initiale et donc à revenir à la théorie des équations différentielles stochastiques "EDS en abrégé", on trouve une solution qui anticipe, c'est exactement la où se présente la difficulté.

Dans ce mémoire qui ce compose à trois chapitre :

Première chapitre : Ce chapitre est essentiellement une sorte d'introduction, ayant pour but de mettre en relief les outils de notre étude, on va présenter une foule de définitions, proposition, théorème...ect.On donne quelques rappels de base concernant le vecteur Gaussien, esperience conditionnelle, martingale, martingale local, semi martingal, temps darrét.

Deuxième chapitre : Dans ce chapitre, nous aurons parlé sur la signification des calcul d'Itô et des équations différentielles stochastiques et montrer l'existence et l'unicité de la solution et quelques exemples de ces equations différentielles stochastiques.

Troisième chapitre : L'objectif de ce chapitre est de montrer un premier résultat d'existence et d'unicité de la solution d'une **EDSR**, ce résultat est dû à **E.Pardoux** et **S.Peng** et c'est le premier résultat d'existence et d'unicité pour les équations différentielles stochastiques rétrogrades(**EDSR**).

Chapitre 1

Quelques outils préliminaires sur l'analyse stochastique

Ce chapitre est essentiellement une sorte d'introduction, ayant pour but de mettre en relief les outils de notre étude, on donne quelques rappels de base concernant le vecteur Gaussien, esperance conditionnelle, martingale, martingale local, semi martingal.

1.1 Quelques notions sur la théorie de mesure

Définition 1.1.1 (Tribu) Soit X un ensemble, On appelle tribu (ou σ -algebre) sur X , un ensemble A de partie de X qui verifie :

1. A contient \emptyset .
2. $\forall B \in A \Rightarrow B^c \in A$.
3. Si $\forall n \in N, B_n \in A$ alors $\cup_{n \in N} B_n \in A$.

1. Le couple (X, A) est appele espace mesurable ou espace propabilisable en fonction du contexte sur les espaces mesurable on definit des mesures sur les espaces probabilisables on s'interesse specifiquement aux probabilites
2. Les parties de X qui appartiennent a la tribu A sont appelées ensemble mesurables dans un contexte probiliste on les appelle évènements.

1. la tribu dite grossiere : $A = \{\emptyset, X\}$
2. la tribu dite discrete $A = P(X)$ ou $P(X)$ represente l'ensemble de toutes les parties de X
3. si $X = \{a, b, c, d\}$ alors $A = \{\emptyset, \{a\}, \{a, b, c\}, X\}$ est un tribu sur X c'est la plus petite tribu contenant l'ensemble $\{a\}$
4. pour tout X , $\{A \in P(X) / A \text{ ou } A^c \text{ affini ou denombrable}\}$ est une tribu sur X
5. En revanche si X est infini $\{A \in P(X) / A \text{ ou } A^c \text{ infini}\}$ n'est pas un tribu sur X , bien que ce soit une algebre de Boole de parties de X

Définition 1.1.2 (Tribu borelienne) On appelle tribu borelienne de \mathbb{R}^n , note $\mathcal{B}(\mathbb{R}^n)$ la tribu engendree par les ouverts (pour la topologie usuelle) de \mathbb{R}^n . on a

$$\mathcal{B}(\mathbb{R}^n) = \sigma(\{]-\infty, a] : a \in \mathbb{R}\}) = \sigma(\{[a, b] : a \in \mathbb{R}, b \in \mathbb{R}\}).$$

Définition 1.1.3 (Variable aléatoire) Soit $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$ une application, on dit que X est une variable aléatoire si :

$$\forall \mathcal{B} \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n), X^{-1}(\mathcal{B}) = \{\omega \in \Omega : X(\omega) \in \mathcal{B}\} \stackrel{\Delta}{=} \{X \in \mathcal{B}\} \in \mathcal{F}.$$

Définition 1.1.4 Soient X une variable aleatoire et G une sous tribu de \mathcal{F} , on dit que X est G -mesurable si :

$$\forall \mathcal{B} \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n), \{X \in \mathcal{B}\} \in G.$$

Définition 1.1.5 (Tribu engendre par une variable aléatoire) Soit X une variable aleatoire, on appelle tribu engendree par X , note $\sigma(X)$ la plus petite tribu pour l'inclusion qui rend X mesurable.

Définition 1.1.6 (Indépendance) Deux variable aleatoire X et Y sont independantes si

les tribu $\sigma(X)$ et $\sigma(Y)$ le sont c'est a dire si :

$$\begin{cases} \forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n), \forall c \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^m), \\ \mathbb{P}(\{X \in B\} \cap \{y \in c\}) = \mathbb{P}(\{X \in B\}) \mathbb{P}(\{y \in c\}). \end{cases}$$

Définition 1.1.7 (Mesure) fonction mathématique qui associe une grandeur numérique comparable à certains sous-ensembles d'un ensemble donné

Définition 1.1.8 (Espace mesuré) On appelle espace mesuré Un triple (X, A, μ) ou X est un ensemble, A une tribu sur X et μ une mesure sur A le couple (X, A) est alors appele un espace mesurable.

Définition 1.1.9 (Ensemble négligeable) Dans un espace mesuré, un ensemble négligeable est un ensemble de mesure nulle ou une partie d'un tel ensemble.

L'ensemples des partis negligeables d'un espace mesure (X, A, μ) a les propriété suivantes :

1. Tout sous ensemble mesurable d'une partie negligeable à une mesure nulle, conséquence de la monotonie des mesures.
2. Tout sous ensemble d'une partie negligeable est negligeable.
3. Toute union dénombrable (d'ensemble mesurables) de mesure nulle est mesurable et de mesure nulle conséquence de la sous-additivité des mesures.
4. Toute union dénombrable d'ensembles negligeables est negligeable.

1.2 Vecteur Gaussien

On considere (Ω, A, P) un espace probabilisé.

Définition 1.2.1 Une variable aleatoire reele Z est dit gaussienne centre reduite si elle admet pour densité par rapport à la mesure lebegue sur R la fonction :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad , \text{ on note } Z \rightsquigarrow (0, 1) .$$

Une variable aleatoire reel X est dit gaussienne s'il existe $(\mu, \sigma) \in \mathbb{R} * \mathbb{R}^+$ et $Z \rightarrow (0, 1)$ tel que $X = \mu + \sigma Z$, la densite de X est alors

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad , \text{ on note } X \rightsquigarrow (\mu, \sigma^2) ,$$

quand $\sigma = 0$ on dite que X est une variable gaussienne degeneratee.

Une variable gaussienne est caracteristique par sa fonction caracteristique, donnee par le theoreme suivante :

Théorème 1.2.1 *La fonction caractéristique de $X \rightarrow N(\mu, \sigma^2)$ est donnee par :*

$$\forall t \in \mathbb{R} \quad Q(t) = \exp\left(it\mu - \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right) .$$

Définition 1.2.2 *On dit que le vecteur $X = (X_1, \dots, X_d)$ est un vecteur gaussien si pour tout d -uplet (a_1, \dots, a_d) de reels, la variable aleatoire $a_1 X_1 + \dots + a_d X_d$ est gaussienne , On definit son vecteur moyenne $\mathbb{E}(X)$ par :*

$$\mathbb{E}(X) = (\mathbb{E}(X_1), \dots, \mathbb{E}(X_d))^t ,$$

est sa matrice de variance-covariance $\text{VAR}(X)$ par :

$$\text{VAR}(X) = \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))^t (X - \mathbb{E}(X))) .$$

Notons que $\text{VAR}(X)$ est symetrique et $\forall i, j = 1, \dots, d$

$$\text{VAR}(X)_{i,j} = \text{COV}(X_i, X_j) .$$

Théorème 1.2.2 *Soit $X = (X_1, \dots, X_d)^t$ un vecteur gaussien on note $m = \mathbb{E}(X)$ et $\Sigma = \text{VAR}(X)$, on a que X ademt pour fonction caracteristique la fonction :*

$$\forall \mu \in \mathbb{R}^d, Q(\mu) = \mathbb{E}[\exp(it\mu X)] = \exp(it\mu m - \mu^t \Sigma \mu) ,$$

la loi de X est donc entierement déterminee par m et Σ on note $X \rightarrow (m, \Sigma)$.

Proposition 1.2.1 (L'independance) Soit $X = {}^t (X_1, \dots, X_d)$ un vecteur gaussien pour tout $(i, j) \in \{1, \dots, d\}^2$ tel que $i \neq j$, X_i et X_j sont independantes si et seulement si $\text{COV}(X_i, X_j) = 0$

soient X_1, \dots, X_d des vecteur aleatoires de \mathbb{R}^d admettant un moment d'ordre 2 On note m leur esperance et Γ leur matrice de variance-covariance alors,

$$\sqrt{n} (\overline{X_n} - m) \xrightarrow{loi} N(0, \Gamma)$$

Preuve. On calcule pour tout n la fonction caractéristique de $Z_n = \sqrt{n} (\overline{X_n} - m)$

$$\forall \mu \in \mathbb{R}^d, Q_{Z_n} = \mathbb{E} [\exp(i {}^t \mu Z_n)] .$$

On a par le le theoreme Centre Limite que ${}^t \mu Z_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} N(0, {}^t \mu \Gamma \mu)$ donc

$$\forall \mu \in \mathbb{R}^d, Q_{Z_n}(\mu) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \exp\left(-\frac{1}{2} {}^t \mu \Gamma \mu\right) .$$

■

1.3 *Espérance conditionnelle*

1.3.1 *Espérance conditionne par un évènement*

Soit B un evenement de probabillite non nulle, on sait défini la probabilité conditionnelle $\mathbb{P}(. / B)$ ou \mathbb{P}_B pour tout evenement $A : \mathbb{P}(A / B) = \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(B)}$

Si X est une variable aleatoire discrète d'esperance fini, on définit l'esperance de X sachant

B notée $\mathbb{E}(X/B)$ par :

$$\mathbb{E}(X/B) = \sum_{x_i} \mathbb{P}_B(X = x_i) = \frac{1}{\mathbb{P}(B)} \sum_{x_i} x_i \mathbb{P}(\{X = x_i\} \cap B)$$

Si X est une variable aléatoire continue, d'esperance finie et de densité f , l'esperance de X sachant B est définie par : $\mathbb{E}(X/B) = \frac{1}{\mathbb{P}(B)} \int_{X(B)} x f(x) dx$.

De maniere plus générale si X est une variable aléatoire possédant une esperance, l'esperance de X conditionnée par B est :

$$\mathbb{E}(X/B) = \frac{1}{\mathbb{P}(B)} \int_B X dp = \frac{1}{\mathbb{P}(B)} \mathbb{E}[X \cdot 1_B],$$

ou 1_B est la fonction indicatrice de B qui est nulle sauf sur B ou elle est constamment egal 1.

La formule des esperance totale si (B_i) est une partition de l'univers formée d'évènements de probabilité non nulle alors : $\mathbb{E}[X] = \sum_i \mathbb{P}(B_i) \mathbb{E}[X/B_i]$.

1.3.2 *Espérance conditionnée par une variable*

Cas discret

Soit X une variable aléatoire réelle dont l'esperance est définie, et Y une variable aléatoire discrète pour tout y_i tel que l'évenement $\{Y = y_i\}$ soit de probabilité non nulle, on peut définir :

$$\mathbb{E}[X/Y = y_i] = \frac{1}{\mathbb{P}(Y = y_i)} \mathbb{E}[X/1_{\{Y=y_i\}}]$$

On définit $\mathbb{P} - p.p$ une fonction dite de régression $Q(y) = \mathbb{E}[X/Y = y]$ et une variable aleatoire $Q(y)$ appelée esperance de X conditionnée par Y et notee $\mathbb{E}[X/Y]$.

Cas absolument continu

Si X et Y sont deux variables aléatoires absolument continues de densités conjointes $f_{X,Y}$, et de densité marginales f_X et f_Y on peut définir la densité conditionnelle de X conditionnée par $\{Y = y\}$

$$f_{X/Y}(X/Y) = \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_Y(y)}.$$

On appelle espérance conditionnelle de X sachant $\{Y = y\}$ la valeur :

$$\mathbb{E}[X/Y = y] = \int_{\mathbb{R}} x f_{X/Y}(X/Y) dx = Q(y).$$

1.3.3 Espérance conditionnelle par rapport a une tribu

Définition 1.3.1 Soit X est une variable aléatoire définie sur espace de probabilité $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ est soit G une sous tribu de \mathcal{F} , on appelle l'esperence conditionnelle de la variable aleatoire X sachant G l'unique variable aleatoire et on la note $\mathbb{E}(X/G)$ tel que :

1. $\mathbb{E}(X/G)$ est G -mesurable.
2. $\int_A \mathbb{E}(X/G) d\mathbb{P} = \int_A X d\mathbb{P}, \forall A \in G$.

c'est l'unique variable G -mesurable telle que $:\mathbb{E}(\mathbb{E}(X/G)Y) = \mathbb{E}(XY)$ pour toute variable Y , G -mésurable bornée.

1.4 Propriétés de l'espérance conditionnelle

Soit $(\Omega, \Sigma, \mathbb{P})$ est un espace de probabilité, et soit G sous tribu de Σ soient de plus X, Y deux v.a itégrable sur $(\Omega, \Sigma, \mathbb{P})$ alors :

1. $\forall a, b \in \mathbb{R}, \mathbb{E}(aX + bY/G) = a\mathbb{E}(X/G) + b\mathbb{E}(Y/G) \mathbb{P} - p.s.$
2. $\forall a \in \mathbb{R}, \mathbb{E}(X + a/G) = \mathbb{E}(X/G) + a \mathbb{P} - p.s.$
3. Si $X \leq Y$ $p.s$ alors $\mathbb{E}(X/G) \leq \mathbb{E}(Y/G)$.

4. Si $Q : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ est convexe et $Q(X)$ intégrable, on a l'inégalité de Jensen : $Q(\mathbb{E}(X/G)) \leq \mathbb{E}(Q(X)/G)$ en particulier :

$$\begin{cases} |\mathbb{E}(X/G)| \leq \mathbb{E}(|X|/G), \\ |\mathbb{E}(X/G)|^2 \leq \mathbb{E}(X^2/G). \end{cases}$$

5. Si H est une sous tribu de G alors $\mathbb{E}(\mathbb{E}(X/G)/H) = \mathbb{E}(X/H)$.
6. $\mathbb{E}(\mathbb{E}(X/G)) = \mathbb{E}(X)$.
7. Si G est indépendant avec $\sigma(X)$ alors $\mathbb{E}(X/G) = \mathbb{E}(X)$ \mathbb{P} -p.s.
8. Si Y est G -mesurable et X, Y intégrable alors $\mathbb{E}(XY/G) = Y\mathbb{E}(X/G)$.

1.5 Espace de probabilité filtré

Définition 1.5.1 (Processus stochastique) Un processus stochastique est une famille $X = \{X_t\}_{t \in T}$ de Variable aléatoire définie sur un espace de probabilité $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$, (X_t) indexé par un ensemble γ .

Remarque 1.5.1 $\gamma = \mathbb{R}$ ou \mathbb{R}_+ le processus est indexé par le temps t est dit continu.

$\gamma = \mathbb{Z}$ le processus est dit discret.

Un processus dépend de deux paramètres : t et $\omega \in \Omega$

$$\begin{cases} X_t : [0, T] \times \omega \rightarrow \mathbb{R} \\ (t, \omega) \rightarrow X_t(\omega) = X(t, \omega). \end{cases}$$

Si t est fixé : $X_t(\omega)$ est une variable aléatoire.

Si ω est fixé : $X_t(\omega)$ est une trajectoire.

Définition 1.5.2 (Processus mesurable) X est un processus mesurable si : pour tout $t \in \gamma$ l'application $(t, \omega) \rightarrow X_t(\omega)$ de $\mathbb{R}_+ \times \Omega$ dans \mathbb{R}^n est mesurable par rapport aux tribus $\mathcal{B}(\mathbb{R}_+) \otimes \mathcal{F}$ et $\mathcal{B}(\mathbb{R}^n)$.

A présent, nous donnons trois critères pour comparer deux processus stochastiques

Définition 1.5.3 Soit $X = (X_t)_{t \in T}$ un processus stochastique les lois de dimension finie du processus X sont les lois des vecteurs du type $(X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n})$ ou $n \geq 1$ et $t_1, t_2, \dots, t_n \in T$.

On dit que deux processus $(X_t)_{t \in T}$ et $(Y_t)_{t \in T}$ ont même loi s'ils ont les mêmes loi de dimension finie.

Définition 1.5.4 Soient $X = (X_t)_{t \in T}, Y = (Y_t)_{t \in T}$ deux processus stochastiques.

1. On dit que Y est une modification de X si pour tout $t \geq 0$, les variables aléatoires X_t et Y_t sont égales \mathbb{P} -p.s : $\forall t \geq 0, \mathbb{P}(X_t = Y_t) = 1$.
2. On dit que les processus X et Y sont indistinguables si \mathbb{P} -p.s, les trajectoires de X et Y sont les memes c'est a dire : $\mathbb{P}(\forall t \geq 0, (X_t = Y_t)) = 1$, on note $X = Y$.

Proposition 1.5.1 Soient T un intervalle de \mathbb{R} , $X = (X_t)_{t \in T}$ et $Y = (Y_t)_{t \in T}$ deux processus stochastiques continue alors :

$$X \text{ et } Y \text{ indistinguables} \Leftrightarrow X \text{ est un modification de } Y$$

Proposition 1.5.2 Un processus progressivement mesurable est mesurable et adapté. On peut également noter que si X est un processus mesurable et adapté alors il possède une modification progressivement mesurable.

Proposition 1.5.3 Si X est un processus stochastique dont les trajectoires sont continues a droite, (ou continue a gauche) alors X est mesurable et X est progressivement mesurable, s'il est de plus adapté.

1.5.1 Filtration

Dans ce partie, les processus sont indexes par \mathbb{R}_+ .

Définition 1.5.5 Soit $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ un espace de probabilité, une filtration sur cet espace est une famille croissante $(\mathcal{F}_t)_{0 \leq t \leq \infty}$ indexée par $[0, \infty]$, de sous-tribus de \mathcal{F} on a alors, pour tous $0 \leq s \leq t$

$$\mathcal{F}_0 \leq \mathcal{F}_s \leq \mathcal{F}_t \leq \mathcal{F}_\infty \leq \mathcal{F}.$$

On définit : $\mathcal{F}_\infty = \sigma \{U_t \mathcal{F}_t\}$ ainsi que pour tout t ,

$$\mathcal{F}_{t+} = \bigcap_{\varepsilon > 0} \mathcal{F}_{t+\varepsilon}.$$

Définition 1.5.6 On dit qu'une filtration $\{\mathcal{F}_t\}_{t \geq 0}$ est continue à droite si $\mathcal{F}_t = \mathcal{F}_{t+}$ pour tout t .

On dit qu'elle vérifie les conditions habituelles si elle est continue à droite et si \mathcal{F}_0 contient tous les ensemble \mathbb{P} négligeables de \mathcal{F} .

Définition 1.5.7 (Espace de probabilité filtre) Soit $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ est un espace de probabilité et (\mathcal{F}_t) une filtration sur Ω on appelle $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}, (\mathcal{F}_t))$ espace de probabilité filtre discret.

Définition 1.5.8 (Processus adapté) Soit (X_t) un processus et (\mathcal{F}_t) une filtration de $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ on dit que $X = (X_t)_{t \geq 0}$ est adapté à la filtration $(\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}$ si $\forall t \geq 0$, X_t est \mathcal{F}_t -mesurable.

Remarque 1.5.2 $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une filtration appelée filtration canonique du processus aléatoires $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$.

Définition 1.5.9 (Processus progressivement mesurable) Un processus X est progressivement mesurable par rapport à $\{\mathcal{F}_t\}_{t \geq 0}$ si, pour tout $t \geq 0$ l'application $(s, \omega) \rightarrow X_s(\omega)$ de $[0, t] * \Omega$ dans \mathbb{R}^d est mesurable par rapport à $\mathcal{B}([0, t]) \otimes \mathcal{F}_t$ et $\mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$.

Définition 1.5.10 (Processus continu) Soit $X = (X_t)_{t \geq 0}$, un processus stochastique, le processus X est dit continu si pour presque tout $\omega \in \Omega$, la fonction $t \rightarrow X_t(\omega)$ est continue (i.e les trajectoires sont continues).

1.6 Temps d'arrêt

Soit $(\Omega, A, (\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}, \mathbb{P})$ est un espace probabilise filtré on pose :

$$\mathcal{F}_\infty = \sigma(U_{n \geq 0} \mathcal{F}_n).$$

Définition 1.6.1 (Temps d'arrêt) Un (\mathcal{F}_n) -temps d'arrêt est une variable aléatoire $\Omega \rightarrow [0, +\infty]$, (resp dans $\mathcal{N} \cup \{\infty\}$ si $T = N$) telle que $\forall t \in T \{\tau \leq t\} \in \mathcal{F}_t$.

Proposition 1.6.1 Pour $T = \mathbb{R}^+$ ou $T = [0, T]$, on a τ est un temps d'arrêt si et seulement si $\forall t \in T, \{\tau < t\} \in \mathcal{F}_t$.

Preuve. il suffit d'ecrite et d'utiliser la continuité a droit de la filtration

$$\left\{ \begin{array}{l} \{\tau < t\} = \cup_{n \geq 1} \{T \leq t - \frac{1}{n}\}, \\ \text{et} \\ \{\tau \leq t\} = \cap_{n \geq 1} \{T \leq t + \frac{1}{n}\}. \end{array} \right.$$

■

Proposition 1.6.2 Soit S et T deux temps d'arret alors $S \wedge T$ et $S \vee T$ sont des temps d'arrets. En particulier, pour $K \in \mathbb{N}$, $T \wedge K$ est un temps d'arret bornée

Preuve. Pour $t \geq 0$

$$\{S \wedge T \leq t\} = \{S \leq t\} \cup \{T \leq t\} \in \mathcal{F}_t,$$

et

$$\{S \vee T \leq t\} = \{S \leq t\} \cap \{T \leq t\} \in \mathcal{F}_t,$$

puisue S, T sont de (\mathcal{F}_t) -temps d'arrêt et la tribu \mathcal{F}_t est stable par interection et réunion.

■

Définition 1.6.2 Si T est un temps d'arret on appelle tribu des evenements anterieurs a T

la tribu suivant :

$$\mathcal{F}_n = \{A \in \mathcal{F}_\infty : \forall n \in N, A \cup \{T = n\} \in \mathcal{F}_n\}.$$

Elle vérifie que si $T = n$ alors $\mathcal{F}_T = \mathcal{F}_N$.

Proposition 1.6.3 *Soit S et T sont deux temps d'arrêt alors :*

$$S \leq T \Rightarrow \mathcal{F}_S \subset \mathcal{F}_T.$$

Preuve. Soit $A \in \mathcal{F}_s$ alors on a :

$$A \cup \{T = n\} = \bigcap_{k=0}^n \{A \cup \{S = K\} \cup \{T = n\}\} \text{ et } A \cup \{S = K\} \in \mathcal{F}_K \subset \mathcal{F}_n.$$

D'ou par passage à la reunion $A \cup \{T = n\} \in \mathcal{F}_n$. ■

1.7 Martingales

Définition 1.7.1 *Soit $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ un espace probabilise et $(\mathcal{F}_t, t \geq 0)$ une filtration definie sur l'espace $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ une suite $(M_t, t \geq 0)$ est variables aleatoire reelles est une \mathcal{F}_t -martingale si les condition suivantes sont verifiee :*

1. $\{M_t, t \geq 0\}$ est un \mathcal{F}_t adapte, $\forall t \geq 0$.
2. $\mathbb{E}(|M_t|) \leq \infty$.
3. $\forall s \leq t, \mathbb{E}(M_t/\mathcal{F}_s) = M_s$.

Proposition 1.7.1 *Toute martingale M verifie $E(M_t) = E(M_0)$ pour tout $t \in [0, T]$.*

Preuve. On a $E(M_t) = E(E(M_t/\mathcal{F}_0)) = E(M_0)$ pour tout $t \in [0, T]$. ■

Définition 1.7.2 (Sur-martingale) *Une suite $\{X_t, t \geq 0\}$ de variable aleatoires reelles est une sur martingale si :*

1. X_t est un \mathcal{F}_t mesurable, $\forall t \geq 0$.
2. $\mathbb{E}(|X_t|) \leq \infty$
3. $\forall s \leq t, \mathbb{E}(M_t/\mathcal{F}_s) \leq M_s$.

Définition 1.7.3 (Sous-martingale) Une suite $\{X_t, t \geq 0\}$ de variable aleatoires reelles est une sous martingale si :

1. X_t est un \mathcal{F}_t mesurable, $\forall t \geq 0$.
2. $\mathbb{E}(|X_t|) \leq \infty$.
3. $\forall s \leq t, \mathbb{E}(M_t/\mathcal{F}_s) \geq M_s$.

Remarque 1.7.1 X est une sous martingale lorsque $-X$ est une surmartingale ; X est une martingale si X est a la fois une surmartingale est une sous-martingale.

Théorème 1.7.1 (Inégalités maximales) Soit X est une martingale (ou une sous-martingale positive) continue a droite..Alors

1. $\forall p \geq 1, \forall a \succ 0, a\mathbb{P}(\sup_t |X_t| \geq a) \leq \sup_t \mathbb{E}[|X_t|^p]$;
2. $\forall p \succ 1, \mathbb{E}[\sup_t |X_t|^p] \leq q^p \sup_t \mathbb{E}[|X_t|^p]$ ou $q = p(p-1)^{-1}$.

Théorème 1.7.2 Théoreme d'arrêt Si X est une martingale et si σ et τ sont deux temps d'arret bornes tel que $\sigma \leq \tau$, alors

$$\mathbb{E}(X_\tau \setminus \mathcal{F}_\sigma) = X_\tau \mathbb{P}.p.s.$$

On a aussi qu'un processus X adapté et intégrable est une martingale si et seulement si, pour tout temps d'arret borné τ , $\mathbb{E}[X_\tau] = \mathbb{E}[X_0]$ pour le dernière résultat nous supposons que la filtration $\{\mathcal{F}_t\}_{t \geq 0}$ vérifie les conditions habituelles.

Théorème 1.7.3 Soit X une $\{\mathcal{F}_t\}_{t \geq 0}$ -martingale. X possède une modification cadlag i.e dont les trajectoires sont continues a droite et possèdent des limites a gauche.

1.7.1 Martingale locale

Définition 1.7.4 Un processus $X = (X_t)_{t \in T}$ est appelle une martingale locale, si $(X_t)_{t \in T}$ est un processus adapté a trajectoires continue tel qu'il existe une suite croissante $(U_n)_{n \geq 0}$ de temps d'arrêt tendant vers ∞ et pour tout n , le processus arrêt X^{U_n} est une martingale uniformement integrable.

Théorème 1.7.4 Soit X une martingale locale continue .Il existe un unique processus croissante et continue, $\langle X, X \rangle$ nul en 0, tel que $X^2 - \langle X, X \rangle$ soit une martingale locale.

Proposition 1.7.2 Soit X une martingale locale continue. Il ya équivalence entre :

1. $X_0 \in \mathbb{L}^2$ et $\mathbb{E}|\langle X, X \rangle_\infty| < \infty$;
2. X est une martingale bornée dans \mathbb{L}^2 .

Théorème 1.7.5 (Inégalities Burkholder-Davis-Gundy) Soit $p > 0$ un réel. Il existe deux constantes c_p et C_p telles que, pour toute martingale locale continue X , nulle en zéro,

$$c_p \mathbb{E} \left[\langle X, X \rangle_\infty^{\frac{p}{2}} \right] \leq \mathbb{E} \left[\sup_{t \geq 0} |X_t|^p \right] \leq C_p \mathbb{E} \left[\langle X, X \rangle_\infty^{\frac{p}{2}} \right].$$

En particulier, si $T > 0$

$$c_p \mathbb{E} \left[\langle X, X \rangle_T^{\frac{p}{2}} \right] \leq \mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |X_t|^p \right] \leq C_p \mathbb{E} \left[\langle X, X \rangle_T^{\frac{p}{2}} \right].$$

1.7.2 Semi martingale

Définition 1.7.5 Une processus $(X_t)_{t \in T}$ est une semi martingale si X est adapte et ademet-tant la décomposition de la forme $X = X_0 + M + A$ ou M est une martingale locale et nule en 0 et A un processus adapte est nul en 0.

Chapitre 2

Calcul d'Itô et l'équation différentielle stochastique

Dans ce chapitre, nous aurons présenté quelques propriétés des mouvements Brownien, calcul stochastique et étudier aussi l'existence et l'unicité de la solution pour les équations différentielles stochastiques.

2.1 Mouvement Brownien et ses propriétés

2.1.1 Processus Gaussien et mouvement Brownien

Définition 2.1.1 (Processus Gaussien) Un processus $X = (X_t)_{t \in T}$ est un processus gaussien si toutes ses lois de dimension finie sont gaussiennes i.e

$$\forall n \geq 1; \forall t_1 < t_2 < \dots < t_n \in T, (X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n}) \text{ est un vecteur gaussien.}$$

Définition 2.1.2 On dit que le processus $X = (X_t)_{t \geq 0}$ a des accroissements indépendants si : $\forall n \geq 1; \forall t_1 < t_2 < \dots < t_n \in T$ alors $X_{t_1}, X_{t_2} - X_{t_1}, \dots, X_{t_n} - X_{t_{n-1}}$ sont indépendantes.

Définition 2.1.3 (Mouvement Brownien) Le processus $(W_t, t \geq 0)$ est un mouvement brownien (standard) si :

1. $\mathbb{P}(W_0 = 0) = 1$ (le mouvement Brownien est issue de l'origine).
2. $\forall s \leq t$, $W_t - W_s$ est une variable aléatoire réelle de loi gaussienne centré et de variance $(t - s)$ i.e $W_t - W_s \sim \mathcal{N}(0, t - s)$.
3. $\forall n, \forall 0 \leq t_0 \leq t_1 \leq \dots \leq t_n$, les variables aléatoire $(W_{t_n} - W_{t_{n-1}}, \dots, W_{t_1} - W_0, W_0)$ sont independantes.
4. Les trajectoires sont continues

Remarque 2.1.1 *On dit que W est un mouvement Brownien issue a x si $W_0 = x$.*

Pour tout $t > 0$, la variable aleatoire W_t suit la loi gaussienne centrée de variance t donc de densité

$$f_W(x) = (2\pi t)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2t}\right\}.$$

On dit que W est un $\{\mathcal{F}_t\}_{t \geq 0}$ mouvement Brownien si W est un processus continu, adapté a la filtration $\{\mathcal{F}_t\}_{t \geq 0}$, verifiant :

$$\forall u \in \mathbb{R}, \forall 0 \leq s \leq t, \mathbb{E}\left(e^{iu(W_t - W_s)} \mid \mathcal{F}_s\right) = \exp\left\{-\frac{u^2(t-s)}{2}\right\}.$$

Proposition 2.1.1 (Propriétés mouvement Brownien) *Soit W un MB standard, alors*

1. pour tout $s > 0$, $\{W_{t+s} - W_s\}_{t \geq 0}$ est un MB indépendant de $\sigma\{W_u, u \leq s\}$.
2. $-W$ est aussi un MB.
3. pour tout $c > 0$ $\{cW_{t/c^2}\}_{t \geq 0}$ est un MB.
4. le processus défini par $X_0 = 0$ et $X_t = tW_{\frac{1}{t}}$ est un MB.

Définition 2.1.4 *Une fonction f a valeurs réelles et définie sur \mathbb{R}_+ est localement hôte-rienne d'ordre a si : pour tout $a \geq 0$, il existe une constante c tel que :*

$$\forall x, y \in [0, a]^2, |f(x) - f(y)| \leq c|x - y|^a.$$

Théorème 2.1.1 (Propriétés des trajectoires) *Si W est un MB, alors presque surement, on a :*

1. $t \rightarrow W_t(w)$ n'est à variation finie sur aucun intervalle.
2. $t \rightarrow W_t(w)$ est localement hölderienne d'ordre a pour tout $a < \frac{1}{2}$.
3. $t \rightarrow W_t(w)$ n'est dérivable en aucun points ni localement hölderienne d'ordre $a \geq \frac{1}{2}$.

Preuve. (Voir [4]). ■

Proposition 2.1.2 *Si W est un MB, alors $\{W_t^2 - t\}_{t \geq 0}$ est $\left\{ \exp\left(\frac{\sigma W_t - \sigma^2 t}{2}\right) \right\}_{t \geq 0}$ sont des martingales.*

Preuve. (Voir [4]). ■

2.1.2 Propriété de Markov

Définition 2.1.5 (Processus de Markov) *Un processus est de Markov si son comportement dans le futur ne dépend du passé que par le présent.*

Définition 2.1.6 *Soit X un processus et (\mathcal{F}_t) sa filtration canonique. On dit que le processus est Markov si, pour tout s et la fonction bornée \mathcal{F} définie sur \mathbb{R}^+ , pour tous $t_1 < t_2 < \dots < t_n$*

$$\mathbb{E}(\mathcal{F}(X_{s+t_1}, X_{s+t_2}, \dots, X_{s+t_n}) \setminus \mathcal{F}_s) = \mathbb{E}(\mathcal{F}(X_{s+t_1}, X_{s+t_2}, \dots, X_{s+t_n}) \setminus X_s)$$

Ceci implique en particulier que pour toute fonction f borélienne bornée

$$\mathbb{E}(f(X_t) \setminus \mathcal{F}_s) = \mathbb{E}(f(X_t) \setminus X_s), \quad \forall t > s.$$

Le processus est dit de Markov fort si la propriété précédente est vraie pour tout couple de temps d'arrêt finie T, S avec $T > S$.

La propriété de Markov du mouvement Brownien est utilisé sous la forme (un peu plus fort que la propriété de Markov), pour tout s , le processus $(W_t, t \geq 0)$ défini par $W_t \stackrel{def}{=} B_{t+s} - B_s$ est un mouvement Brownien indépendant de \mathcal{F}_T .

Théorème 2.1.2 *Pour f application borélienne bornée, $\mathbb{E}(f(B_u) \mid \mathcal{F}_t) = \mathbb{E}(f(B_u) \mid \sigma(B_t))$ pour $u \succ t$.*

Preuve. (Voir [4] page 28). ■

2.1.3 Brownien géométrique

Définition 2.1.7 *Soit W un mouvement Brownien, b et σ deux constantes le processus*

$$X_t = X_0 \exp \left\{ \left(b - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t \right\}$$

est appelé Brownien géométrique.

Remarque 2.1.2 *Ce processus est aussi appelé processus "log normal".*

En effet, dans ce cas

$$\ln X_t = \left\{ \left(b - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t \right\} + \ln X_0$$

et la variable qui est à droite suit une loi normale on a immédiatement.

Proposition 2.1.3 *Le processus $X_t e^{-bt}$ est une martingale. En écrivant*

$$X_t = X_s \exp \left\{ \left(b - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) (t - s) + \sigma (W_t - W_s) \right\}.$$

On établit que X est Markovien, le caractère Markovien de X et les propriétés du MB permettent de calculer les espérances conditionnelles :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X_t \mid \mathcal{F}_s) &= X_s \mathbb{E} \left(\exp \left\{ \left(b - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) (t - s) + \sigma (W_t - W_s) \right\} \middle| \mathcal{F}_s \right) \\ &= X_s \exp(b(t - s)) \mathbb{E} \left(\exp \left\{ \left(-\frac{1}{2} \sigma^2 \right) (t - s) + \sigma (W_t - W_s) \right\} \middle| \mathcal{F}_s \right), \end{aligned}$$

donc

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X_t | \mathcal{F}_s) &= X_s \exp(b(t-s)) \exp\left\{\left(-\frac{1}{2}\sigma^2\right)(t-s) + \sigma W_{t-s}\right\} \\ &= X_s e^{b(t-s)} \\ &= \mathbb{E}(X_t | \sigma(X_s)).\end{aligned}$$

Où nous avons utilisé la propriété de martingale de l'exponentielle du MB et nous avons utilisé que X_{t-s} indépendant de X_t et de même loi que X_{t-s} .

De la même façon, en notant G une v.a de loi $\mathcal{N}(0, 1)$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(f(X_t) | \mathcal{F}_s) &= \mathbb{E}(f(X_t) | X_s) = \mathbb{E}\left(f\left(x \exp\left\{\left(b - \frac{1}{2}\sigma^2\right)(t-s) + \sigma(W_t - W_s)\right\}\right)\right)_{x=X_s} \\ &= \mathbb{E}\left(f\left(x \exp\left\{\left(b - \frac{1}{2}\sigma^2\right)(t-s) + \sigma G\sqrt{t-s}\right\}\right)\right)_{x=X_s} \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f\left(X_s \exp\left\{\left(b - \frac{1}{2}\sigma^2\right)(t-s) + \sigma y\sqrt{t-s}\right\}\right) q(1, 0, y) dy.\end{aligned}$$

Ce processus est appelé le modèle Black et scholes. Il est utilisé pour modéliser le prix d'un actif financier. le rendement de l'actif entre deux dates est mesuré par la différence des logarithmes des cours et est donné par la variable gaussienne

$$\left\{b - \frac{1}{2}\sigma^2\right\}(t-s) + \sigma(W_t - W_s).$$

2.1.4 Brownien multidimensionnel

Définition 2.1.8 (Mouvement Brownien multidimensionnel) On appelle MB standard a valeur dans \mathbb{R}^d , un vecteur $W = (W^{(1)}, \dots, W^{(d)})$ ou les $W^{(i)}$ sont des MB réels indépendants.

1. C'est un processus à accroissements indépendants.

2. Pour chaque (a, b) , le processus $aB_t^{(1)} + bB_t^{(2)}$ est un processus gaussien.
3. Si W est un Brownien d -dimensionnel, on a $\mathbb{E}(W_t^T W_s) = d \cdot (s \wedge t)$.
4. Le processus d -dimensionnel W est un mouvement Brownien si et seulement si les processus $W^{(i)}$ et $W^{(i)}W^{(j)} - \delta_{i,j}$ sont des martingales avec $\delta_{i,j} = 0$ pour $i \neq j$ et $\delta_{i,i} = 1$.
5. Si W_1 et W_2 sont deux mouvements Brownien à valeurs réelles indépendantes, le produit $W_1 W_2$ est une martingale.

Définition 2.1.9 *On dira que les mouvements Browniens à valeurs réelles W_1 et W_2 sont corrélés de coefficient de corrélation ρ si $W_1(t)W_2(t) - \rho t$ est une martingale.*

Pour décorréliser les MB en introduisant le processus W_3 défini par :

$$W_3(t) = \frac{1}{\sqrt{1-\rho^2}} (W_2(t) - \rho W_1(t))$$

ce processus est une martingale, on écrit

$$\begin{aligned} (W_3(t))^2 - t &= \frac{1}{1-\rho^2} [(W_2(t))^2 + \rho^2 (W_1(t))^2 - 2\rho W_1(t)W_2(t) - t(1-\rho^2)] \\ &= \frac{1}{1-\rho^2} [(W_2(t))^2 - t + \rho^2 [(W_1(t))^2 - t]] - 2\rho [W_2(t)W_1(t) + 2t\rho^2]. \end{aligned}$$

On montre que $(W_3(t))^2 - t$ est indépendant de W_3 est un MB. On peut montrer que W_3 est indépendant de W_1 , le produit $W_1 W_3$ est une martingale. Dans ce cas, il existe un Brownien $W^{(3)}$, indépendant de $W^{(2)}$ tel que

$$W^{(1)} = \rho W^{(2)} + \sqrt{1-\rho^2} W^{(3)}$$

et pour tout (a, b) le processus $W_t \stackrel{def}{=} \frac{1}{\sqrt{a^2+b^2+2\rho ab}} (aW^{(1)} + bW^{(2)})$ est un Mouvement Brownien.

2.1.5 Variation totale et quadratique

Définition 2.1.10 La variation infinitésimale d'ordre p d'un processus X_t défini sur $[0, T]$ associée à une subdivision $\Pi_n = (t_1^n, \dots, t_n^n)$ est définie par :

$$V_T^p(\Pi_n) = \sum_{i=1}^n \left| X_{t_i^n} - X_{t_{i-1}^n} \right|^p.$$

Si $V_T^p(\Pi_n)$ a une limite dans un certain sens (convergence presque sûre, convergence \mathbb{L}^p) lorsque

$$\Pi_n := \|\Pi_n\|_\infty = \max_{i \leq n} |t_{i+1}^n - t_i^n| \rightarrow 0.$$

La limite ne dépend pas de la subdivision choisie et nous l'appellerons alors la variation d'ordre p de X_P sur $[0, T]$. En particulier,

- Si $p = 1$, la limite s'appelle la variation totale de X_t sur $[0, T]$.
- Si $p = 2$, la limite s'appelle la variation quadratique de X_t sur $[0, T]$ et est notée $\langle X \rangle_T$.

Proposition 2.1.4 Presque sûrement, les trajectoires du mouvement Brownien sont à variation non bornées.

Théorème 2.1.3 Soit n fixé et $t_j = \frac{j}{2^n}t$ pour j variant en 0 à 2^n . Alors

$$\sum_{j=1}^{2^n} [W(t_j) - W(t_{j-1})]^2 \rightarrow t, \quad n \rightarrow \infty, \quad \mathbb{P} - p.s.$$

Preuve. Soit $Z_t^n = \sum_{j=1}^{2^n} [W(t_j) - W(t_{j-1})]^2$, On $\mathbb{E}(Z_t^n) = t$, on doit montrer que $\mathbb{E}((Z_t^n - t)^2) \rightarrow 0$, soit $Var(Z_t^n) \rightarrow 0$ ce qui se déduit de

$$\mathbb{V}\text{AR}(Z_t^n) = \sum_{j=1}^{2^n} Var[W(t_j) - W(t_{j-1})]^2 = \sum_{j=1}^{2^n} 2 \left(\frac{t}{2^n} \right)^2 = 2^{n+1} \frac{t^2}{2^{2n}},$$

Nous avons utilisé que W est de loi $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$, la variance de W^2 est $2\sigma^4$. ■

On en déduit que

$$\mathbb{E} \left(\sum_{n=1}^{\infty} (Z_t^n - t)^2 \right) = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{t}{2^n} < \infty,$$

D'où

$$\sum_{n=1}^{\infty} (Z_t^n - t)^2 < \infty,$$

et le terme générale converge *p.s* vers 0.

Proposition 2.1.5 *Soit σ une subdivision de l'intervalle $[0, t]$ caractérisée par $0 = t_0 \leq t_1, \dots \leq t_n = t$, Soit V_t la variation de la trajectoire du mouvement Brownien sur $[0, t]$ définie par*

$$V_t(w) = \sup_{\sigma} \sum_i (B_{t_{i+1}}(w) - B_{t_i}(w)),$$

Alors $V_t(w) = \infty$, $\mathbb{P} - p.s.$

2.2 Calcul d'itô

On se donne une espace de probabilité $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ et un mouvement Brownien W sur cet espace. On désigne par $\mathcal{F}_t = \sigma(W_s, s \leq t)$ la filtration naturelle du mouvement Brownien

Définition 2.2.1 (*Processus d'itô*) *On appelle processus d'itô un processus X à valeurs réelles telque :*

$$\mathbb{P}-p.s., \forall 0 \leq t \leq T, X_t = x + \int_0^t b_s ds + \int_0^t \sigma_s dW_s.$$

ou x est \mathcal{F}_0 -mesurable, b et σ sont deux processus progressivement vérifiant les conditions $\mathbb{P}-p.s$:

$$\int_0^T |b_s| ds < \infty \text{ et } \int_0^T |\sigma_s|^2 ds < \infty.$$

On utilise la notation plus concise suivante :

$$\begin{cases} dX_t = b_t dt + \sigma_t dW_t, \\ X_0 = x, \end{cases}$$

le coefficient b est le drift ou la dérive, σ est le coefficient de diffusion.

Remarque 2.2.1 *La décomposition d'un processus d'Itô est unique.*

Théorème 2.2.1 (Les formules d'Itô)

1. Première formule d'Itô : Soient X un processus d'Itô et $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction de classe C^2 à dérivées bornées, alors :

$$f(X_t) = f(X_0) + \int_0^t f'(X_s) dX_s + \frac{1}{2} \int_0^t f''(X_s) \sigma_s^2 ds.$$

2. Deuxième formule d'Itô : Soient $(t, x) \rightarrow f(t, x)$ une fonction réelle deux fois différentiable en x et une fois différentiable en t et X un processus d'Itô :

$$f(t, X_t) = f(0, X_0) + \int_0^t f'_t(s, X_s) ds + \int_0^t f'_x(s, X_s) dX_s + \frac{1}{2} \int_0^t f''_{xx}(s, X_s) d\langle X, X \rangle_s.$$

Notation 2.2.1 *Si X et Y sont deux processus d'Itô*

$$X_t = X_0 + \int_0^t b_s ds + \int_0^t \sigma_s dW_s,$$

et

$$Y_t = Y_0 + \int_0^t b'_s ds + \int_0^t \sigma'_s dW_s,$$

on pose $\langle X, Y \rangle_t = \int_0^t \sigma_s \sigma'_s ds$ et $dX_t = b_t dt + \sigma_t dW_t$ on a alors la proposition suivante :

Proposition 2.2.1 (Intégration par parties) *Si X et Y sont deux processus d'Itô alors :*

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

Dans le cas d'un mouvement Brownien d -dimensionnel et d'un processus d'Itô n -dimensionnel on a :

Théorème 2.2.2 Soit X un processus d'Itô à valeurs dans \mathbb{R}^n pour $i = 1, \dots, n$

$$X_t^i = X_0^i + \int_0^t b_s^i ds + \sum_{k=1}^d \int_0^t \sigma_s^{i,k} dW_s^k,$$

si f est deux fois différentiable en x et une fois en t on a :

$$\begin{aligned} f(t, X_t) &= f(0, X_0) + \int_0^t \partial_s f(s, X_s) ds + \sum_{i=1}^n \int_0^t \partial_{x_i} f(s, X_s) dX_s^i \\ &\quad + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \int_0^t \partial_{x_i x_j}^2 f(s, X_s) d\langle X^i, X^j \rangle_s, \end{aligned}$$

avec

$$dX_s^i = b_s^i dt + \sum_{k=1}^d \sigma_s^{i,k} dw_s^k \quad \text{et} \quad d\langle X^i, X^j \rangle_s = \sum_{k=1}^d \sigma_s^{i,k} \sigma_s^{j,k} ds.$$

Le résultat est plus simple à retenir sous forme vectorielle. Pour cela, on note X le vecteur colonne de \mathbb{R}^n de coordonnées X^i , b le vecteur de \mathbb{R}^n de coordonnées b^i et W le vecteur de \mathbb{R}^d de coordonnées W^j . On introduit alors la matrice de taille $n \times d$, $\sigma = (\sigma^{i,j})_{1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq d}$. avec ces notations on a :

$$X_t = X_0 + \int_0^t b_s ds + \int_0^t \sigma_s dW_s,$$

où $\sigma_s dW_s$ est un produit matrice-vecteur colonne la formule d'Itô s'écrit sous la forme, notant $x.y$ le produit scalaire dans \mathbb{R}^n et σ^* la transposée de σ .

$$f(t, X_t) = f(0, X_0) + \int_0^t \partial_s f(s, X_s) ds + \int_0^t \nabla f(s, X_s) dX_s + \frac{1}{2} \int_0^t \text{trace}(D^2 f(s, X_s) \sigma_s \sigma_s^*) ds,$$

soit encore

$$f(t, X_t) = f(0, X_0) + \int_0^t (\partial_s f(s, X_s) ds + \nabla f(s, X_s)) ds \\ + \frac{1}{2} \int_0^t \text{trace}(D^2 f(s, X_s) \sigma_s \sigma_s^*) ds + \int_0^t Df(s, X_s) \sigma_s dw_s,$$

2.3 Equation Différentielle Stochastique

Notation 2.3.1 On notera \mathcal{S}^2 l'espace de Banach constitué X , progressivement mesurable, tels que $\mathbb{E} [\sup_{0 \leq t \leq T} |X_t|^2] < \infty$ muni de la norme $\|X\| := \mathbb{E} [\sup_{0 \leq t \leq T} |X_t|^2]^{\frac{1}{2}}$, et \mathcal{S}_c^2 le sous espace de \mathcal{S}^2 forme des processus continus. Notez que deux processus indistinguables sont identifiés et par abus d'écriture l'espace quotient est noté de la même façon.

Définition 2.3.1 (Equation différentielles stochastiques) Une equation différentielle stochastique (**EDS**) est une equation de la forme :

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

ou sous forme intégrale :

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

où

- Soient $n, d \in \mathbb{N}$, $x \in \mathbb{R}^n$ (condition initiale), et $(W_t)_{t \geq 0}$ est un mouvement Brownien d -dimensionnel.
- les fonctions $b : [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ et $\sigma : [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ sont mesurables et bornées.

Définition 2.3.2 (Solution de EDS) Une solution de l'EDS (2.1), est un processus continue X tel que :

1. X est progressivement mesurable.

2. On a $:\mathbb{E} \left[\int_0^t \{ |b(s, X_s)| + \|\sigma(s, X_s)\|^2 \} ds \right] < +\infty$ où $\|\sigma\|^2 = \text{trace}(\sigma\sigma^*)$.
3. \mathbb{P} -p.s on a $:X_t = x + \int_0^t b(s, X_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s) dW_s, 0 \leq t \leq T$.

2.3.1 Existence et unicité de solution

Soient b et σ deux fonction boréliennes. On suppose qu'il existe une constante $\lambda > 0$ telle que pour tout $t \in [0, T], x, y \in \mathbb{R}^n$,

– Condition de Lipshitz en espace, uniforme en temps :

$$|b(t, x) - b(t, y)| + \|\sigma(t, x) - \sigma(t, y)\| \leq \lambda |x - y|,$$

– Croissance linéaire :

$$|b(t, x)| + \|\sigma(t, x)\| \leq \lambda(1 + |x|),$$

et de plus, la condition initiale $X_0 = x$ est indépendante de $(W_t)_{t \geq 0}$ et est de carré intégrable i.e $\mathbb{E}[|x|^2] < \infty$.

Théorème 2.3.1 *Sous l'hypothèse précédents, il existe une unique solution de l'EDS (2.1) a trajectoire continues pour tout t. Cette solution appartient a \mathcal{S}^2 et donc a \mathcal{S}_c^2 .*

Preuve. La preuve consiste à utiliser la méthode itérative de Picard comme dans le cas déterministe de point fixe est également possible. Pour $X \in \mathcal{S}_c^2$, posons, pour tout $t \in [0, T]$

$$\phi(X)_t = x + \int_0^t b(s, X_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s) dW_s.$$

Le processus $\phi(X)_t$ est bien défini et continue si $X \in \mathcal{S}_c^2$. Si X et Y sont deux éléments de \mathcal{S}_c^2 , comme $(a - b)^2 \leq 2a^2 + 2b^2$, on a pour tout $0 \leq t \leq \mu \leq T$,

$$|\phi(X)_t - \phi(Y)_t|^2 \leq 2 \sup_{0 \leq t \leq \mu} \left| \int_0^t (b(s, X_s) - b(s, Y_s)) ds \right|^2 + 2 \sup_{0 \leq t \leq \mu} \left| \int_0^t (\sigma(s, X_s) - \sigma(s, Y_s)) dW_s \right|^2,$$

utilisant les propriétés de l'intégrale stochastique, il vient :

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq \mu} |\phi(X)_t - \phi(Y)_t|^2 \right] \leq 2\mathbb{E} \left[\left(\int_0^\mu |b(s, X_s) - b(s, Y_s)| ds \right)^2 \right] + 8\mathbb{E} \left[\int_0^\mu \|\sigma(s, X_s) - \sigma(s, Y_s)\|^2 ds \right]$$

L'inégalité de Hölder donne alors la majoration suivante :

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq \mu} |\phi(X)_t - \phi(Y)_t|^2 \right] \leq 2T\mathbb{E} \left[\int_0^\mu |b(s, X_s) - b(s, Y_s)|^2 ds \right] + 8\mathbb{E} \left[\int_0^\mu \|\sigma(s, X_s) - \sigma(s, Y_s)\|^2 ds \right].$$

Comme les fonction b et σ sont Lipschitz en espace, on obtient, pour tout $\mu \in [0, T]$,

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq \mu} |\phi(X)_t - \phi(Y)_t|^2 \right] \leq 2K^2(T+4) \mathbb{E} \left[\int_0^\mu \sup_{0 \leq t \leq r} |X_t - Y_t|^2 dr \right]. \quad (2.2)$$

De plus, notant 0 le processus null, on a, comme $(a+b+c)^2 \leq 3(a^2+b^2+c^2)$,

$$|\phi(0)_t|^2 \leq 3Z^2 + 3 \sup_{0 \leq t \leq T} \left| \int_0^t b(r, 0) dr \right|^2 + 3 \sup_{0 \leq t \leq T} \left| \int_0^t \sigma(r, 0) dW_r \right|^2,$$

d'où l'on tire en utilisant l'inégalité de Doob et la croissance linéaire de b et σ

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq \mu} |\phi(0)_t|^2 \right] \leq 3(\mathbb{E}[Z^2] + K^2T^2 + 4K^2T). \quad (2.3)$$

Les estimations (2.2) et (2.3) montrent alors que le processus $\phi(X)$ appartient à \mathcal{S}_c^2 dès que X appartient \mathcal{S}_c^2 .

On définit alors par récurrence une suite de processus de \mathcal{S}_c^2 en posant :

$$X_0 = 0, \text{ et, } X^{n+1} = \phi(X^n), \text{ pour } n \geq 0$$

On obtient très facilement à l'aide de la formule (2.2) pour tout $n \geq 0$, notant C à la place de $2K^2(T+4)$,

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |X_t^{n+1} - X_t^n|^2 \right] \leq \frac{C^n T^n}{n!} \mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |X_t^1|^2 \right],$$

soit encore, notant D la majorant de l'inégalité (2.3)

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |X_t^{n+1} - X_t^n|^2 \right] \leq D \frac{C^n T^n}{n!},$$

il résulte de cette dernière inégalité que,

$$\sum_{n \geq 0} \left\| \sup_{0 \leq t \leq T} |X_t^{n+1} - X_t^n| \right\|_{L^1} \leq \sum_{n \geq 0} \left\| \sup_{0 \leq t \leq T} |X_t^{n+1} - X_t^n| \right\|_{L^2} \leq \sqrt{D} \sum_{n \geq 0} \frac{(CT)^{\frac{n}{2}}}{\sqrt{n!}} < \infty.$$

Ainsi, la série $\sum_n \sup_t |X_t^{n+1} - X_t^n|$ converge \mathbb{P} - $p.s$ et donc, \mathbb{P} - $p.s$, X^n converge uniformément sur $[0, T]$ vers un processus X continue. De plus $X \in \mathcal{S}_c^2$ puisque la convergence a lieu dans \mathcal{S}^2 -voir l'inégalité précédente. On vérifie très facilement que X est solution de l'EDS (2.1) en passant à la limite dans la définition $X^{n+1} = \phi(X^n)$.

Si X et Y sont deux solution de l'EDS (2.1) dans \mathcal{S}_c^2 alors $X = \varphi(X)$ et $Y = \varphi(Y)$.

L'inégalité (2.2) donne alors, pour tout $\mu \in [0, T]$,

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq \mu} |X_t - Y_t|^2 \right] \leq 2K^2 (T + 4) \int_0^\mu \mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq r} |X_t - Y_t|^2 \right] dr,$$

et le lemme Gronwall montre que $\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |X_t - Y_t|^2 \right] = 0$, ce qui prouve que X et Y sont indistinguables.

Pour montre l'unicité des solution de (2.1), nous devons montrer que tout solution appartient à \mathcal{S}_c^2 , c'est à dire, comme toute solution est continue par définition, appartient à \mathcal{S}^2 , pour ce la, considérons le temps d'arrête $\tau_n = \inf \{t \in [0, T], |X_t| > n\}$ avec la convention $\inf \{\emptyset\} = +\infty$, si $\mu \in [0, t]$, on a

$$|X_{\mu \wedge \tau_n}|^2 \leq 3 \left(|Z|^2 + \sup_{0 \leq \mu \leq t} \left| \int_0^{\mu \wedge \tau_n} b(r, X_r) dr \right|^2 + \sup_{0 \leq \mu \leq t} \left| \int_0^{\mu \wedge \tau_n} \sigma(r, X_r) dW_r \right|^2 \right).$$

Il vient alors,

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq \mu \leq t \wedge \tau_n} |X_\mu|^2 \right] \leq 3 \left(\mathbb{E}[Z]^2 + \mathbb{E} \left[\left(\int_0^{t \wedge \tau_n} |b(r, X_r)| dr \right)^2 \right] + 4\mathbb{E} \left[\int_0^{t \wedge \tau_n} \|\sigma(r, X_r)\|^2 dr \right] \right),$$

et utilisant la croissance linéaire de b et σ , on obtient :

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq \mu \leq t \wedge \tau_n} |X_\mu|^2 \right] \leq 3 \left(\mathbb{E} [Z]^2 + 2K^2T^2 + 8K^2T + (2K^2T + 8K^2) \int_0^t \mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq \mu \leq t \wedge \tau_n} |X_\mu|^2 \right] \right).$$

On obtient, en appliquant le lemme de Gronwall, à la fonction

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq \mu \leq t \wedge \tau_n} |X_\mu|^2 \right] \leq 3 \left(\mathbb{E} [|Z|^2] + 2K^2T^2 + 8K^2T \right) \exp \{ 3 (2K^2T + 8K^2) T \},$$

et le lemme de Fatou donne

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq \mu \leq T} |X_\mu|^2 \right] \prec 3 \left(\mathbb{E} [|Z|^2] + 2K^2T^2 + 8K^2T \right) \exp \{ 3 (2K^2T + 2K^2) T \}.$$

Ceci implique l'unicité des solutions de l'EDS (2.1). ■

Processus Ornstein-Uhlenbeck

Equation $a(t, x) = -ax$, ($a \succ 0$) et $\sigma(x) = \sigma$. Il s'agit de l'équation de Langevin :

$$dX_t = -aX_t dt + \sigma dW_t, \tag{2.4}$$

c'est à dire avec $a(t, x) = -ax$, ($a \succ 0$), et $\sigma(x) = \sigma$, la solution donnée par

$$X_t = X_0 e^{-at} + \sigma \int_0^t e^{-a(t-s)} dW_s. \tag{2.5}$$

Sans le terme σdW_t , l'équation $dX_t = -aX_t dt$ se résout immédiatement en $X_t = C e^{-at}$. Pour tenir compte du terme σdW_t , on fait "Varier la constante C "

$$\begin{aligned} dX_t &= dC \cdot e^{-at} - aC e^{-at} dt \\ &= -aX_t dt + \sigma dB_t \end{aligned}$$

On a $dC = \sigma e^{at} dW_t$, alors $C = X_0 + \int_0^t \sigma e^{as} dW_s$, avec la définition de X_t , l'expression

(2.5) est obtenue. On peut observer directement que (2.5) est satisfaite en derivant $X_t = X_0 e^{-at} + \sigma e^{-as} \int_0^t e^{as} dW_s$ avec la formule d'Itô

$$\begin{aligned} dX_t &= X_0 (-ae^{-at}) + \sigma (-ae^{-at}) \left(\int_0^t e^{as} dW_s \right) dt + \sigma e^{-at} (e^{at} dW_t) \\ &= -a \left(X_0 e^{-at} + e^{-at} \int_0^t e^{as} dW_s \right) dt + \sigma dW_t \end{aligned}$$

Il s'agit du processus d'Ornstein-Uhlenbeck. Ce cas se généralise au cadre vectoriel.

Equation $a(t, x) = a_t x$ et $\sigma(x) = \sigma_t x$. On suppose les processus $(a_t)_{t \geq 0}$ et $(\sigma_t)_{t \geq 0}$ vérifient la condition d'intégrabilité $\int_0^T |a_t| dt < +\infty$, $\int_0^T |\sigma_t| dt < +\infty$ (par exemple en étant bornés).

L'EDS

$$\begin{cases} dX_t = X_t (a_t dt + \sigma_t dW_t), \\ X_0 = x, \end{cases} \quad (2.6)$$

admet pour solution

$$X_t = x \exp \left(\int_0^t a_s ds + \int_0^t \sigma_s dW_s - \frac{1}{2} \int_0^t \sigma_s^2 ds \right), \quad (2.7)$$

pour le voir, on suppose X positivement bornée sur $[0, T]$ (minorée par $\frac{1}{n}$ et majorée par n); sinon, on introduit le temps d'arrêt $\tau_1 = \inf (t : X_t \leq \frac{1}{n} \text{ ou } X_t \geq n)$ et on arrête les processus à ces dates.

On applique la formule d'Itô à $X_{t \wedge \tau_1}$ et à la fonction \ln (qui est C^2 sur $[\frac{1}{n}, n]$). De l'équation (2.6), on déduit $d\langle X, X \rangle_t = X_t^2 \sigma_t^2 dt$. Le processus $Y_t = \ln (X_{t \wedge \tau_n})$ vérifie alors

$$\begin{aligned} dY_t &= \frac{1}{X_t} dX_t - \frac{1}{2} \frac{d\langle X, X \rangle_t}{X_t^2} = (a_t dt + \sigma_t dW_t) - \frac{\sigma_t^2 t}{2} dt \\ &= \left(a_t - \frac{1}{2} \sigma_t^2 \right) dt + \sigma_t dW_t, \end{aligned}$$

ce qui prouve l'expression (2.7).

2.3.2 Modèle de Black-Sholes

Le problème traité par Black et Sholes (1973) est l'évaluation et la couverture d'une option de type européen (call au put) sur une action ne distribuant pas dividendes. La méthode utilisée, qui repose sur idées analogues à celles déjà présentées dans le cadre des modèles discrets, conduit à des formules explicites couramment utilisées par les praticiens, malgré le caractère simplificateur du modèle.

On suppose avoir un marché financier où il y a :

1. Un actif sans risque dont le prix S_0 vérifie

$$dS_0(t) = S_0(t) r dt,$$

où r est une constante.

2. Un actif risqué dont le prix $S(t)$ vérifie

$$dS(t) = S(t) (b dt + \sigma dW_t),$$

où W est un mouvement Brownien, et b, σ des constantes.

On étudie un actif contingent de payoff $h(S_T)$. Les cas d'un call Européen correspondent à $h(x) = (x - k)^+$. Le prix d'un call de maturité T et de prix d'exercice K est une fonction $C(t, S(t))$.

On se constitue un portefeuille composé d'un call et de W_t parts de l'actif risqué. La valeur de ce portefeuille est $V_t = C(t, S_t) + W_t S_t$. On suppose que

$$dV_t = dC_t + W_t dS_t$$

(Cette condition est une condition d'autofinancement et ne doit être en aucun cas confondue avec une formule d'Itô).

En utilisant la formule d'Itô, on a

$$dV_t = \left(\frac{\partial C}{\partial x} S_t b + \frac{\partial C}{\partial t} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} \sigma^2 S_t^2 \right) dt + W_t b S_t dt + \left(\frac{\partial C}{\partial x} \sigma S_t + W_t \sigma S_t \right) dW_t.$$

Le portefeuille est sans risque si

$$\frac{\partial C}{\partial x} \sigma S_t + W_t \sigma S_t = 0,$$

soit $W_t = -\frac{\partial C}{\partial x}$ et de rendement r si $dV_t = rV_t dt$, soit $dC_t + W_t dS_t = r(C_t + W_t S_t) dt$ d'où, en remplaçant W par sa valeur

$$r S_t \frac{\partial C}{\partial x}(t, S_t) + \frac{\partial C}{\partial t} + \sigma^2 S_t^2 \frac{1}{2} \frac{\partial^2 C}{\partial x^2}(t, S_t) - r C(t, S_t) = 0$$

avec $C(T, S_T) = h(S_T)$. Soit, en notant que S_t est un v.a qui admet une densité strictement positive sur \mathbb{R}^+ (et qui prend toutes les valeurs de \mathbb{R}^+)

$$r x \frac{\partial C}{\partial x}(t, x) + \frac{\partial C}{\partial t}(t, x) + \sigma^2 x^2 \frac{1}{2} \frac{\partial^2 C}{\partial x^2}(t, x) - r C(t, x) = 0, \forall x \geq 0, \forall t \geq 0 \quad \text{avec } C(T, x) = h(x).$$

L'équation aux dérivées partielles peut être résolue des méthode classique d'EDP.

Exemple 2.3.1 Soit S_t un processus continu adapté défini par l'équation différentielle stochastique suivant :

$$\begin{cases} dS_t = b S_t dt + \sigma S_t dW_t, \\ S_0 = s, \quad \text{avec } s > 0. \end{cases}$$

On a

$$\frac{dS_t}{S_t} = b dt + \sigma dW_t,$$

d'où

$$\int_0^t \frac{dS_s}{S_s} = bt + \sigma W_t. \tag{2.8}$$

Pour résoudre cette équation, on définit le processus $Z_t = \ln(S_t)$, et appliquons la formule

d'Itô au processus Z_t

$$\begin{aligned}
 dZ_t &= \frac{1}{S_t} dS_t - \left(\frac{1}{2S_t^2} \right) d\langle S_t, S_t \rangle_t, \\
 &= \frac{1}{S_t} (bS_t dt + \sigma S_t dW_t) - \left(\frac{1}{2S_t^2} \right) (\sigma^2 S_t^2) dt, \\
 &= bdt + \sigma dW_t - \frac{1}{2} \sigma^2 dt, \\
 &= \left(b - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma dW_t.
 \end{aligned}$$

Alors, de 2.8 on conclut :

$$\begin{aligned}
 Z_t &= Z_0 + \left(b - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t, \\
 \ln S_t &= \ln S_0 + \left(b - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t.
 \end{aligned}$$

Pour $S_t = \exp(Z_t)$, on trouve la solution suivante :

$$S_t = S_0 \exp \left(\left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t \right).$$

Chapitre 3

Equations Différentielles

Stochastiques Rétrogrades

L'objectif de ce chapitre est de présenter brièvement le résultat d'existence et d'unicité de la solution d'une EDSR dont les coefficients sont Lipschitziens. Ce résultat a été obtenu par Pardoux en 1990 avec le générateur f non linéaire et une donnée terminale de carré intégrable.

3.1 Vocabulaire et notations

Soit $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}, \mathbb{P})$ un espace probabilisé filtré et variable aléatoire ξ mesurable par rapport à \mathcal{F}_t . On voudrait résoudre l'équation différentielle suivant :

$$-\frac{dY_t}{dt} = f(Y_t), \quad t \in [0, T], \quad \text{avec } Y_t = \xi,$$

en imposant que, pour tout instant t , Y_t ne dépende pas du futur après t c'est à dire que le processus Y soit adapté par rapport à la filtration $(\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}$.

Le candidat naturel est $Y_t = \xi$ qui n'est pas adapté si ξ n'est pas déterministe. La meilleure approximation-disons dans L^2 -adapté est la martingale $Y_t = \mathbb{E}(\xi | \mathcal{F}_t)$. Si on travaille avec la filtration naturelle d'un mouvement brownien, le théorème de représentation des martingales

browniennes permet de construire un processus Z de carré intégrable et adapté tel que :

$$Y_t = \mathbb{E}(\xi | \mathcal{F}_t) = \mathbb{E}[\xi] + \int_0^t Z_s dW_s.$$

Un calcul élémentaire montre alors que :

$$Y_t = \xi - \int_t^T Z_s dW_s, \quad i.e. \quad dY_t = Z_t dW_t, \quad \text{avec } Y_T = \xi.$$

On voit donc apparaître sur l'exemple le plus simple une sconde inconnue qui est le processus Z dont le rôle est de rendre le processus Y adapté.

Par conséquent, comme une second variable apparaît, pour obtenir la plus grande généralité, on permet à f de dépendre du processus Z ; l'équation devient donc :

$$-dY_t = f(t, Y_t, Z_t) dt - Z_t dW_t, \quad \text{avec, } Y_T = \xi.$$

Notations : Soit $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ un espace de probabilité complet et W un MB d -dimensionnel sur cet espace. On notera $\{\mathcal{F}_t\}_{t \geq 0}$ la filtration naturelle de MB W . On travaillera avec deux espaces de processus :

- On note $\mathcal{S}^2(\mathbb{R}^k)$ l'espace vectoriel formé des processus Y , progressivement mesurables, à valeurs dans \mathbb{R}^k , tels que :

$$\|Y\|_{\mathcal{S}^2}^2 := \mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |Y_t|^2 \right] < \infty,$$

et $\mathcal{S}^2(\mathbb{R}^k)$ le sous-espace formé par les processus continus. Deux processus indistinguables seront toujours indentifiés et nous garderons les mêmes notations pour les espaces quotients.

- Et ensuite $\mathcal{M}^2(\mathbb{R}^{k*d})$ celui formé par les processus Z , progressivement mesurables, à valeurs dans \mathbb{R}^{k*d} , tels que :

$$\|Z\|_{\mathcal{M}^2}^2 := \mathbb{E} \left[\int_0^T \|Z_t\|^2 dt \right] < \infty,$$

où si $z \in \mathbb{R}^{k*d}$, $\|z\|^2 = \text{trace}(zz^*)$. $\mathcal{M}^2(\mathbb{R}^{k*d})$ désigne l'ensemble des classes d'équivalence

de $\mathcal{M}^2(\mathbb{R}^{k*d})$.

\mathbb{R}^k et \mathbb{R}^{k*d} seront souvent omis ; les espace S^2 , S_c^2 et \mathcal{M}^2 sont des espace de banach pour les normes définies précédement. Nous désignerons B^2 l'espace de Banach $S_c^2 \times \mathcal{M}_2(\mathbb{R}^{k*d})$.

Dans le suivant, nous nous donnons une application aléatoire f définie $[0, T] \times \Omega \times \mathbb{R}^k \times \mathbb{R}^{k*d}$ à valeurs dans \mathbb{R}^k tels que, pour tout $(y, z) \in \mathbb{R}^k \times \mathbb{R}^{k*d}$, le processus $\{f(t, y, z)\}_{0 \leq t \leq T}$ soit progressivement mesurable.

On considère également une variable aléatoire ξ , mesurable par rapport à \mathcal{F}_T et à valeurs dans \mathbb{R}^k .

Dans ce contexte, on veut résoudre l'équation différentielle stochastique rétrograde (EDSR en abrégé) suivante :

$$\begin{cases} -dY_t = f(t, Y_t, Z_t) dt - Z_t dW_t, & 0 \leq t \leq T \\ Y_T = \xi. \end{cases} \quad (3.1)$$

ou, de façon équivalente, sous forme intégrale,

$$Y_t = \xi + \int_t^T f(r, Y_r, Z_r) dr - \int_t^T Z_r dW_r \quad 0 \leq t \leq T.$$

La fonction f s'appelle le générateur de l'EDSR et ξ la condition terminale. Sans plus tarder, précisons ce que l'on entend par solution de l'EDSR (3.1).

Définition 3.1.1 Une solution de l'EDSR (3.1) est un couple de processus $\{(Y_t, Z_t)\}_{0 \leq t \leq T}$ vérifiant :

1. Y et Z sont progressivement mesurable à valeurs respectivement dans \mathbb{R}^k et \mathbb{R}^{k*d} ;
2. $\mathbb{P} - p.s \int_0^T \{|f(r, Y_r, Z_r)| + \|Z_r\|^2\} dr < \infty$;
3. $\mathbb{P} - p.s$, on a :

$$Y_t = \xi + \int_t^T f(r, Y_r, Z_r) dr - \int_t^T Z_r dW_r \quad 0 \leq t \leq T.$$

Remarque 3.1.1 Les intégrales de l'équation (3.1) étant bien définies, Y est une semi-martingale continue, ensuite comme le processus Y est progressivement mesurable, il est adapté et donc en particulier Y_0 est une quantité déterministe.

Proposition 3.1.1 Supposons qu'il existe un processus $\{f_t\}_{0 \leq t \leq T}$, positif, appartenant à $\mathcal{M}^2(\mathbb{R})$ et une constante positive λ tel que

$$\forall (t, y, z) \in [0, T] \times \mathbb{R}^k \times \mathbb{R}^{k*d}, |f(t, y, z)| \leq f_t + \lambda(|y| + \|z\|).$$

Si $\{(Y_t, Z_t)\}_{0 \leq t \leq T}$ est une solution de l'EDSR(3.1) telle que $Z \in \mathcal{M}^2$ alors Y appartient à \mathcal{S}_c^2 .

Lemme 3.1.1 Soient $Y \in \mathcal{S}^2(\mathbb{R}^k)$ et $Z \in \mathcal{M}^2(\mathbb{R}^{k*d})$. Alors $\left\{ \int_0^t Y_s \cdot Z_s dW_s, t \in [0, T] \right\}$ est une martingale uniformément intégrable.

Preuve. Les inégalités **BDG** donnent

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} \left| \int_0^t Y_r \cdot Z_r dW_r \right| \right] &\leq C \mathbb{E} \left[\left(\int_0^T |Y_r|^2 \|Z_r\|^2 dr \right)^{\frac{1}{2}} \right] \\ &\leq C \mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |Y_r| \left(\int_0^T \|Z_r\|^2 dr \right)^{\frac{1}{2}} \right], \end{aligned}$$

et par suit, comme $ab \leq \frac{a^2}{2} + \frac{b^2}{2}$,

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} \left| \int_0^t Y_r \cdot Z_r dW_r \right| \right] \leq C' \left(\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |Y_r|^2 \right] + \mathbb{E} \left[\int_0^T \|Z_r\|^2 dr \right] \right).$$

On cette dernière quantité est finie par hypothèse ; d'ou le résultat. ■

3.2 Adaptation d'solution dans le cas lipschitz

3.2.1 Le résultat de E. Pardoux 1990

Nous allons montrer le résultat de **E.Pardoux** qui sera généralisé plus tard, où il est le premier résultat d'existence et d'unicité pour les **EDSR**. L'équation du processus adjoint en contrôle stochastique optimal est une version linéaire de l'équation suivante :

$$X(t) + \int_t^1 f(s, X(s), Y(s)) ds + \int_t^1 [g(s, X(s)) + Y(s)] dW_s = X \quad (3.2)$$

- $\{W(t), t \in [0, 1]\}$ est un processus de Wiener k -dimensionnel sur (Ω, \mathcal{F}, P) ,
- $\{\mathcal{F}_t, t \in [0, 1]\}$ est une filtration naturelle ($\mathcal{F}_t = \sigma(W(s), 0 \leq s \leq t)$),
- X est un vecteur aléatoire d -dimensionnel \mathcal{F}_t -mesurable donné, et $f : \Omega \times [0, 1] \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times k} \rightarrow \mathbb{R}^d$.

On suppose que f est lipschitzienne par rapport de x et y . Nous regardons pour une paire $\{X(t), Y(t)\}_{t \in [0, 1]}$ à valeurs dans $\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times k}$ dont nous avons besoin pour être $\{\mathcal{F}_t\}_{t \in [0, 1]}$ adapté. Note qu'il est la liberté de choisée le processus $\{Y(t)\}$ ce qui permettra de trouver une solution adaptée.

Dans le cas $Y = 0$ et X est déterministe, l'équation ci-dessus aurait une solution unique \mathcal{F}_t -adaptée, avec $\mathcal{F}^t = \sigma(W(s) - W(t); t \leq s \leq 1)$.

On note aussi que il existe une relation entre $X(t)$, $Y(t)$ et $W(t)$, la relation est

$Y(t) = \frac{d}{dt} \langle X, W \rangle_t - g(t, X(t))$ p.s. On a

$$\begin{aligned} X(t) &= X - \int_t^1 f(s, X(s), Y(s)) ds - \int_t^1 [g(s, X(s)) + Y(s)] dW_s \\ X - X(t) &= \int_t^1 f(s, X(s), Y(s)) ds + \int_t^1 [g(s, X(s)) + Y(s)] dW_s \\ dX(t) &= f(s, X(t), Y(t)) dt + [g(t, X(t)) + Y(t)] dW_t \end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned} dX(t) \cdot dW_t &= [g(t, X(t)) + Y(t)] dt \\ \frac{d}{dt} \langle X(t), W_t \rangle &= g(t, X(t)) + Y(t) \end{aligned}$$

donc

$$Y(t) = \frac{d}{dt} \langle X, W \rangle_t - g(t, X(t))$$

avec $\langle X, W_t \rangle_t$ la variation quadratique de X et W .

Montre principal resultat sera une existence et unicité de resultat pour une paire $\{X(t), Y(t); t \in [0, 1]\}$ adapté résoudre (3.2). Nous attendons à ce que notre resultat se révélera utile dans le controle optimal stochastique, nous allons aussi envisager l'équation plus générale

$$X(t) + \int_t^1 f(s, X(s), Y(s)) ds + \int_t^1 g(s, X(s) + Y(s)) dW_s = X \quad (3.3)$$

où $g : \Omega \times [0, 1] \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times k} \rightarrow \mathbb{R}^{d \times k}$

3.2.2 La version simplifier de l'équation (3.2) :

Lemme 3.2.1 *Donné $X \in \mathbb{L}^2(\Omega, \mathcal{F}_t, P; \mathbb{R}^d)$, $f \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d)$ et $g \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$, il existe une paire unique $(X, Y) \in \mathcal{M}^2(0, 1, \mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}^2(0, 1, \mathbb{R}^{d \times k})$ tel que*

$$X(t) + \int_t^1 f(s) ds + \int_t^1 [g(s) + Y(s)] dW_s = X, \quad 0 \leq t \leq 1. \quad (3.4)$$

Preuve. $X(t) \triangleq \mathbb{E} \left(X - \int_t^1 f(s) ds \middle| \mathcal{F}_t \right)$, \mathcal{F}_t la filtration naturelle engendre par W_t , $\forall t \in [0, 1]$.

En utilisant théorème de representation martingale Brownien, alors il existe un processus $\bar{Y} \in \mathcal{M}^2(0, 1, \mathbb{R}^{d \times k})$ t.q

$$\mathbb{E} \left(X - \int_t^1 f(s) ds \middle| \mathcal{F}_t \right) = x(0) + \int_0^t \bar{Y}(s) dW_s,$$

avec $\mathbb{E} \left(X - \int_t^1 f(s) ds \middle| \mathcal{F}_t \right)$ est une martingale

$$\forall t \geq s \mathbb{E} (X(t) | \mathcal{F}_t) = \mathbb{E} \left(\mathbb{E} \left(X - \int_t^1 f(s) ds \middle| \mathcal{F}_t \right) \middle| \mathcal{F}_s \right) = \mathbb{E} \left(X - \int_t^1 f(s) ds \middle| \mathcal{F}_s \right) = X(s).$$

Finalement il suffit de prendre $Y(t) = \bar{Y}(t) - g(t)$ $0 \leq t \leq 1$

$$\mathbb{E} \left(X - \int_0^1 f(s) ds \middle| \mathcal{F}_t \right) = X(0) + \int_0^t (Y(s) + g(s)) dW_s,$$

donc

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left(X - \int_0^1 f(s) ds \middle| \mathcal{F}_t \right) &= \mathbb{E} \left(X - \int_t^1 f(s) ds - \int_0^t f(s) ds \middle| \mathcal{F}_t \right) \\ &= X(t) - \mathbb{E} \left(X - \int_0^t f(s) ds \middle| \mathcal{F}_t \right) \\ &= X(t) - \int_0^t f(s) ds, \end{aligned}$$

en deduire que

$$X(t) - \int_0^t f(s) ds = X(0) + \int_0^t (Y(s) + g(s)) dW_s \text{ pour } 0 \leq t \leq 1.$$

En va remplace $t = 1$ et $0 = t$ on obtient

$$X(1) - \int_t^1 f(s) ds = X(t) + \int_t^1 [Y(s) + g(s)] dW_s,$$

donc

$$X = X(t) + \int_t^1 f(s) ds + \int_t^1 [Y(s) + g(s)] dW_s.$$

Nous considérons maintenant l'équation

$$X(t) + \int_t^1 f(s, Y(s)) ds + \int_t^1 [g(s) + Y(s)] dW(s) = X \tag{3.5}$$

Avec la propriété

$$f(\cdot, 0) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d), \quad (3.6)$$

$$\text{et il existe } c > 0 \text{ telque } |f(t, y_1) - f(t, y_2)| \leq c |y_1 - y_2|. \quad (3.7)$$

On noter que (3.6) et (3.7) impliquerait que $f(\cdot, y(\cdot)) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d)$ lorsque $y \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$.

■

Proposition 3.2.1 *Soit $X \in \mathbb{L}^2(\Omega, \mathcal{F}_1, P; \mathbb{R}^d)$, $g \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$ et $f : \Omega \times (0, 1) \times \mathbb{R}^{d \times k} \rightarrow \mathbb{R}^d$ une application satisfente à l'exigence ci dessus en particulier (3.6) et (3.7) que il existe une unique solution $(x, y) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$ satisfate (3.5)*

Preuve. Unicité : On suppose (X_1, Y_1) et (X_2, Y_2) deux solutions. En suite on veut applique la formule d'Itô pour $|X_1(t) - X_2(t)|^2$ de $s = t$ à $s = 1$, alors

$$\begin{aligned} |X_1(1) - X_2(1)|^2 &= |X_1(t) - X_2(t)|^2 + 2 \int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)| d(X_1(s) - X_2(s)) \\ &\quad + \int_t^1 d\langle X_1 - X_2, X_1 - X_2 \rangle, \end{aligned}$$

ceci équivalent à

$$\begin{aligned} |X_1(t) - X_2(t)|^2 &= |X_1(1) - X_2(1)|^2 - 2 \int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)| d(X_1(s) - X_2(s)) \\ &\quad - \int_t^1 d\langle X_1 - X_2, X_1 - X_2 \rangle_s, \end{aligned} \quad (3.8)$$

puisque on a

$$\begin{aligned} X_1(t) - X_2(t) &= \int_t^1 (-f(s, Y_1(s)) + f(s, Y_2(s))) ds - \int_t^1 (g(s) + Y_1(s)) dW_s \\ &\quad + \int_t^1 (g(s) + Y_2(s)) dW_s \\ &= \int_t^1 (f(s, Y_2(s)) - f(s, Y_1(s))) ds + \int_t^1 (Y_2(s) - Y_1(s)) dW_s. \end{aligned}$$

Donc

$$\begin{aligned} d(X_1 - X_2)(t) &= -(f(t, Y_2(t)) - f(t, Y_1(t))) dt - (Y_2(t) - Y_1(t)) dW_t, \\ &= [f(t, Y_1(t)) - f(t, Y_2(t))] dt + [Y_1(t) - Y_2(t)] dW_t, \end{aligned} \quad (3.9)$$

d'après (3.8) et (3.9) on trouve

$$\begin{aligned} |X_1(t) - X_2(t)|^2 &= -2 \int_t^1 (X_1(s) - X_2(s)) (f(s, Y_1(s)) - f(s, Y_2(s))) ds \\ &\quad - 2 \int_t^1 (X_1(s) - X_2(s)) (Y_1(s) - Y_2(s)) dW_s \\ &\quad - \int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds, \end{aligned}$$

donc

$$\begin{aligned} |X_1(t) - X_2(t)|^2 + \int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds &= -2 \int_t^1 (X_1(s) - X_2(s)) (f(s, Y_1(s)) - f(s, Y_2(s))) ds \\ &\quad - 2 \int_t^1 (X_1(s) - X_2(s)) (Y_1(s) - Y_2(s)) dW_s. \end{aligned}$$

Par passage à l'espérance on obtient :

$$\begin{aligned} &\mathbb{E} |X_1(t) - X_2(t)|^2 + \mathbb{E} \int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds \\ &= -2 \mathbb{E} \int_t^1 (X_1(s) - X_2(s)) (f(s, Y_1(s)) - f(s, Y_2(s))) ds \\ &\leq -2 \mathbb{E} \int_t^1 c\sqrt{2} |X_1(s) - X_2(s)| \frac{1}{c\sqrt{2}} (f(s, Y_1(s)) - f(s, Y_2(s))) ds \\ &\leq \mathbb{E} \left(\int_t^1 4c^2 |X_1(s) - X_2(s)|^2 ds \right) + \mathbb{E} \left(\int_t^1 \frac{1}{2c^2} |(f(s, Y_1(s)) - f(s, Y_2(s)))|^2 ds \right) \\ &= 2c^2 \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)|^2 ds \right)^{\frac{1}{2}} + \frac{1}{2} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds \right), \end{aligned}$$

par conséquent on trouve

$$\mathbb{E} |X_1(t) - X_2(t)|^2 + \frac{1}{2} \mathbb{E} \int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds \leq 2c^2 \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)|^2 ds \right),$$

en déduire que

$$\mathbb{E} |X_1(t) - X_2(t)|^2 \leq 2c^2 \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)|^2 ds \right).$$

Alors par utilisation de la lemme de Gronwall on a que

$$\mathbb{E} |X_1(t) - X_2(t)|^2 \leq 0 \exp(2c^2)(1-t),$$

alors

$$X_1(t) = X_2(t), \mathbb{P} - p.s.$$

Existence : Avec l'aide de **Lemme (3.2.1)**, on définit une suite approximative avec type de Picard itérative. Soit $Y_0(t) = 0$ et $\{X_n(t), Y_n(t); 0 \leq t \leq 1\}_{n \geq 1}$, une suite dans $\mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$ définie par :

$$X_n(t) + \int_t^1 f(s, Y_{n-1}(s)) ds + \int_t^1 [g(s) + Y_n(s)] dW_s = X. \quad (3.10)$$

Par définition on a

$$\begin{aligned} X_{n+1}(t) - X_n(t) &= \int_t^1 f(s, Y_{n-1}(s)) ds - \int_t^1 f(s, Y_n(s)) ds + \int_t^1 [g(s) + Y_n(s)] dW_s \\ &\quad - \int_t^1 [g(s) + Y_{n+1}(s)] dW_s \\ &= - \int_t^1 f(s, Y_n(s)) - f(s, Y_{n-1}(s)) ds - \int_t^1 [Y_{n+1}(s) - Y_n(s)] dW_s, \end{aligned}$$

maintenant on va appliquée la formule d'itô pour $|X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2$

$$\begin{aligned} |X_{n+1}(1) - X_n(1)|^2 &= |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 + 2 \int_t^1 (X_{n+1}(s) - X_n(s)) d(X_{n+1}(s) - X_n(s)) \\ &\quad + \int_t^1 d \langle X_{n+1}(s) - X_n(s), X_{n+1}(s) - X_n(s) \rangle_s \end{aligned}$$

donc

$$\begin{aligned}
 |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 &= -2 \int_t^1 [X_{n+1}(s) - X_n(s)] d(X_{n+1}(s) - X_n(s)) \\
 &\quad - \int_t^1 d\langle X_{n+1} - X_n, X_{n+1} - X_n \rangle_s \\
 &= 2 \int_t^1 [X_{n+1}(s) - X_n(s)] [f(s, Y_n(s)) - f(s, Y_{n-1}(s))] ds \\
 &\quad + 2 \int_t^1 [X_{n+1}(s) - X_n(s)] [Y_{n+1}(s) - Y_n(s)] dW_s \\
 &\quad - \int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds.
 \end{aligned}$$

Par passage à l'espérance mathématique, l'utilisation de la propriété de martingale pour l'intégrale stochastique et l'inégalité de Young, on obtient

$$\begin{aligned}
 &\mathbb{E} |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 + \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds \right) \\
 &= 2\mathbb{E} \int_t^1 (X_{n+1}(s) - X_n(s)) (f(s, Y_n(s)) - f(s, Y_{n-1}(s))) ds \\
 &\leq (\sqrt{2}c)^2 \mathbb{E} \int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds + \frac{1}{(\sqrt{2}c)^2} \int_t^1 |f(s, Y_n(s)) - f(s, Y_{n-1}(s))|^2 ds \\
 &\leq 2c\mathbb{E} \int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds + \frac{1}{2} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_n(s) - Y_{n-1}(s)|^2 ds \right),
 \end{aligned}$$

pour $k = 2c$, on trouve

$$\begin{aligned}
 &\mathbb{E} |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 + \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds \right) \\
 &\leq k\mathbb{E} \int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds + \frac{1}{2} \mathbb{E} \int_t^1 |Y_n(s) - Y_{n-1}(s)|^2 ds, \tag{3.11}
 \end{aligned}$$

on note $U_n(t) = \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_n(s) - X_{n-1}(s)|^2 ds \right)$, $V_n(t) = \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_n(s) - Y_{n-1}(s)|^2 ds \right) \forall n \geq 1$ et $X_0(t) = 0$, $X_0(t) = 0$. L'inégalité (3.11) implique que

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 - k \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right) + \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds \right) \\ & \leq \frac{1}{2} \mathbb{E} \int_t^1 |Y_n(s) - Y_{n-1}(s)|^2 ds, \end{aligned}$$

on va multipliée par $e^{kt} \geq 0$, on obtient

$$\begin{aligned} & e^{kt} \mathbb{E} |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 - k e^{kt} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right) + e^{kt} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds \right) \\ & \leq \frac{1}{2} e^{kt} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_n(s) - Y_{n-1}(s)|^2 ds \right), \end{aligned}$$

comme $U_{n+1}(t) = \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right)$, il est claire de trouve

$$U_{n+1}(1) - U_{n+1}(t) = U_{n+1}(1) - \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right)$$

c'est à dire $\int_t^1 dU_{n+1}(s) = V_{n+1}(1) - \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right)$, donc

$$dU_{n+1}(t) = -\mathbb{E} |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 dt,$$

alors

$$-e^{kt} \frac{dU_{n+1}(t)}{dt} - k e^{kt} U_{n+1}(t) + e^{kt} V_{n+1}(t) \leq \frac{1}{2} e^{kt} V_n(t),$$

ceci equivalent à

$$-\frac{d}{dt} (U_{n+1}(t) e^{kt}) + e^{kt} V_{n+1}(t) \leq \frac{1}{2} e^{ks} V_n(t), \quad (3.12)$$

intégrant de t à 1 on obtient

$$\begin{aligned}
 - \int_t^1 \frac{d}{ds} (U_{n+1}(s) e^{ks}) ds + \int_t^1 e^{ks} V_{n+1}(s) ds &\leq \frac{1}{2} \int_t^1 e^{ks} V_n(s) ds, \\
 &\iff \\
 U_{n+1}(t) e^{kt} - e^k U_{n+1}(1) + \int_t^1 e^{ks} V_{n+1}(s) ds &\leq \frac{1}{2} \int_t^1 e^{ks} V_n(s) ds,
 \end{aligned}$$

et comme $U_{n+1}(1) = \mathbb{E} \left(\int_1^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right) = 0$, alors on a

$$\begin{aligned}
 U_{n+1}(t) + \int_t^1 \frac{e^{ks}}{e^{kt}} V_{n+1}(s) ds &\leq \frac{1}{2} \int_t^1 \frac{e^{ks}}{e^{kt}} V_n(s) ds \\
 &\iff \\
 U_{n+1}(t) + \int_t^1 e^{k(s-t)} V_{n+1}(s) ds &\leq \frac{1}{2} \int_t^1 e^{k(s-t)} V_n(s) ds,
 \end{aligned}$$

en particulier pour $t = 0$

$$U_{n+1}(0) + \int_0^1 e^{ks} V_{n+1}(s) ds \leq \frac{1}{2} \int_0^1 e^{ks} V_n(s) ds,$$

utilisant le fait que $U_{n+1}(0) = \mathbb{E} \left(\int_0^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right)$, donc

$$\mathbb{E} \left(\int_0^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right) + \int_0^1 e^{ks} V_{n+1}(s) ds \leq \frac{1}{2} \int_0^1 e^{ks} V_n(s) ds, \quad (3.13)$$

ceci implique que

$$\int_0^1 e^{ks} V_{n+1}(s) ds \leq \frac{1}{2} \int_0^1 e^{ks} V_n(s) ds,$$

par récurrence on a

$$\begin{aligned}
 \int_0^1 e^{ks} V_{n+1}(s) ds &\leq \left(\frac{1}{2} \right)^n \int_0^1 e^{ks} V_1(s) ds, \\
 &\leq \frac{1}{2^n} \sup_{0 \leq t \leq 1} V_1(t) \int_0^1 e^{ks} ds.
 \end{aligned}$$

On utilisant le fait que si $s < 1$ alors on a $ks < k$ et $e^{ks} \leq e^k$ "par la croissance d'exponentielle", on obtient

$$\int_0^1 e^{ks} V_{n+1}(s) ds \leq 2^{-n} \sup_{0 \leq t \leq 1} V_1(t) e^k \int_0^1 ds \leq 2^{-n} \bar{c} e^k,$$

avec $\bar{c} = \sup_{0 \leq t \leq 1} V_1(t)$, ou bien

$$\int_0^1 e^{ks} V_{n+1}(s) ds \leq \frac{1}{2^n} e^k \int_0^1 V_1(s) ds \leq \frac{1}{2^n} e^k \bar{c},$$

avec $\bar{c} = \int_0^1 V_1(s) ds$. D'autre part on a d'après (3.13)

$$U_{n+1}(0) = \mathbb{E} \left(\int_0^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right) \leq \frac{1}{2} \int_0^1 e^{ks} V_n(s) ds,$$

car $e^{ks} > 0$ et $V_{n+1}(s) > 0$, alors

$$\begin{aligned} U_{n+1}(0) &\leq \frac{e^k}{2} \int_0^1 V_n(s) ds \text{ car } 0 \leq s \leq 1 \\ &= \frac{1}{2^n} e^k \bar{c} = 2^{-n} \bar{c} e^k \end{aligned}$$

d'après (3.12) et $\frac{d}{dt} V_{n+1}(t) \leq 0$ on déduit que $U_{n+1}(0) \leq kU_{n+1}(0) + \frac{1}{2} V_n(0)$. On a d'après (3.12)

$$-e^{kt} dU_{n+1}(t) - ke^{kt} U_{n+1}(t) + e^{kt} V_{n+1}(t) \leq \frac{1}{2} e^{kt} V_n(t),$$

pour $t = 0$ on obtient

$$-dU_{n+1}(0) - kU_{n+1}(0) + V_{n+1}(0) \leq \frac{1}{2} V_n(0),$$

et comme $dU_{n+1}(t) = -\mathbb{E} |x_{n+1}(t) - x_n(t)|^2 dt \leq 0$, donc

$$V_{n+1}(0) \leq kU_{n+1}(0) + \frac{1}{2} V_n(0),$$

et comme

$$U_{n+1}(0) \leq 2^{-n} \bar{c} e^k,$$

alors

$$V_{n+1}(0) \leq 2^{-n} \bar{k} + \frac{1}{2} V_n(0) \text{ avec } \bar{k} = k e^{k \bar{c}}.$$

Immédiatement

$$V_{n+1}(0) \leq 2^{-n} (\bar{k} + 2^{n-1} V_n(0)),$$

comme $\bar{k} \leq n \bar{k} \wedge \frac{1}{2^{1-n}}$

$$V_{n+1}(0) \leq 2^{-n} [n \bar{k} + 2^{n-1} V_n(0)].$$

■

3.2.3 Equation (3.2)

Maintenant on peut étudier l'équation

$$x(t) + \int_t^1 f(s, x(s), y(s)) ds + \int_t^1 [g(s, x(s)) + y(s)] dW_s = X, \quad (3.14)$$

– avec

$$\begin{cases} g : \Omega \times (0, 1) \times \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^{d \times k}, \\ f : \Omega \times (0, 1) \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times k} \rightarrow \mathbb{R}^d, \end{cases} \quad (3.15)$$

– et avec la propriétés que :

$$\begin{cases} f(\cdot, 0, 0) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d), \\ g(\cdot, 0, 0) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k}), \end{cases} \quad (3.16)$$

– et il existe $c > 0$ tel que :

$$\begin{cases} |f(t, x_1, y_1) - f(t, x_2, y_2)| \leq c(|x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|), \\ |g(t, x_1) - g(t, x_2)| \leq c|x_1 - x_2|. \end{cases} \quad (3.17)$$

On note que (3.15), (3.16) et (3.17) implique que $f(\cdot, X(\cdot), Y(\cdot)) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d)$ et $g(\cdot, X(\cdot), Y(\cdot)) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$ n'importe quand $X \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d)$, $Y \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$.

Théorème 3.2.1 *Etant donné $X \in \mathbb{L}^2(\Omega, \mathcal{F}_t, P, \mathbb{R}^d)$, f et g satisfait (3.15), (3.16) et (3.17), il existe un paire unique $(X, Y) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$ résoudre équation (3.14).*

Preuve. Unicité : Supposons (X_1, Y_1) et (X_2, Y_2) deux solutions dans $\mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$, on a, alors

$$\begin{aligned} X_1(t) - X_2(t) &= X - \int_t^1 f(s, X_1(s), Y_1(s)) ds - \int_t^1 [g(s, X_1(s)) + Y_1(s)] dW_s \\ &\quad - X + \int_t^1 f(s, X_2(s), Y_2(s)) ds + \int_t^1 [g(s, X_2(s)) + Y_2(s)] dW_s, \\ &= \int_t^1 [f(s, X_2(s), Y_2(s)) - f(s, X_1(s), Y_1(s))] ds \\ &\quad + \int_t^1 [g(s, X_2(s)) - g(s, X_1(s))] dW_s + \int_t^1 [Y_2(s) - Y_1(s)] dW_s, \end{aligned}$$

donc en déduire que

$$\begin{aligned} d(X_1(t) - X_2(t)) &= [f(t, X_1(t), Y_1(t)) - f(t, X_2(t), Y_2(t))] dt \\ &\quad - [g(t, X_1(t)) - g(t, X_2(t))] dW_t - [Y_1(t) - Y_2(t)] dW_t. \end{aligned}$$

Puis on va applique la formule d'itô pour $|X_1(t) - X_2(t)|^2$

$$\begin{aligned} |X_1(t) - X_2(t)|^2 &= |X_1(1) - X_2(1)|^2 - 2 \int_t^1 (X_1(s) - X_2(s)) d(X_1(s) - X_2(s)) \\ &\quad - \int_t^1 d\langle X_1 - X_2, X_1 - X_2 \rangle_s, \\ &= -2 \int_t^1 [X_1(s) - X_2(s)] [f(s, X_1(s), Y_1(s)) - f(s, X_2(s), Y_2(s))] ds \\ &\quad + 2 \int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)| [g(s, X_1(s)) - g(s, X_2(s))] dW_s \\ &\quad + \int_t^1 [Y_1(s) - Y_2(s)] dW_s - \int_t^1 (g(s, X_1(s)) - g(s, X_2(s)))^2 ds \\ &\quad - \int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds - 2 \int_t^1 (Y_1(s) - Y_2(s)) (g(s, X_1(s)) - g(s, X_2(s))) ds. \end{aligned}$$

Maintenant par passage à espérance mathématique et l'utilisation le fait que l'intégrale stochastique est un martingale de moyenne zéro, on obtient

$$\begin{aligned} \mathbb{E} |X_1(t) - X_2(t)|^2 &\leq -2\mathbb{E} \left(\int_t^1 (X_1(s) - X_2(s)) (f(s, X_1(s), Y_1(s)) - f(s, X_2(s), Y_2(s))) \right) ds \\ &\quad - \mathbb{E} \int_t^1 |g(s, X_1(s)) - g(s, X_2(s))|^2 ds \\ &\quad - \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 \right) ds \\ &\quad - 2\mathbb{E} \left(\int_t^1 (Y_1(s) - Y_2(s)) (g(s, X_1(s)) - g(s, X_2(s))) \right) ds, \end{aligned}$$

ceci implique l'inégalité suivante

$$\begin{aligned} \mathbb{E} |X_1(t) - X_2(t)|^2 + \mathbb{E} \int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds \\ \leq -2\mathbb{E} \left(\int_t^1 (X_1(s) - X_2(s)) (f(s, X_1(s), Y_1(s)) - f(s, X_2(s), Y_2(s))) \right) ds \\ - 2\mathbb{E} \left(\int_t^1 (Y_1(s) - Y_2(s)) (g(s, X_1(s)) - g(s, X_2(s))) \right) ds - \mathbb{E} \int_t^1 |g(s, X_1(s)) - g(s, X_2(s))|^2 ds, \end{aligned}$$

On va appliquée inégalité de Young $2ab \leq a^2 + b^2$, on obtient

$$\begin{aligned} \mathbb{E} |X_1(t) - X_2(t)|^2 + \mathbb{E} \int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds \\ \leq c^2 (\sqrt{4})^2 \mathbb{E} \int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)|^2 ds + \frac{1}{(c\sqrt{4})^2} \mathbb{E} \int_t^1 |f(s, X_1(s), Y_1(s)) - f(s, X_2(s), Y_2(s))|^2 ds \\ + c^2 (\sqrt{2})^2 \mathbb{E} \int_t^1 |g(s, x_1(s)) - g(s, x_2(s))|^2 ds + \frac{1}{c^2 (\sqrt{2})^2} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |y_1(s) - y_2(s)|^2 \right) ds \\ - c^2 \mathbb{E} \int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)|^2 ds, \\ \leq (3c^2 + 2c^4) \mathbb{E} \int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)|^2 ds + \frac{1}{4} \mathbb{E} \left(\int_t^1 (|X_1(s) - X_2(s)|^2 + |Y_1(s) - Y_2(s)|^2) ds \right) \\ + \frac{1}{2c^2} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds \right), \\ \leq \left(2c^4 + 3c^2 + \frac{1}{4} \right) \mathbb{E} \int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)|^2 ds + \frac{1}{4} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |y_1(s) - y_2(s)|^2 ds \right) \\ + \frac{1}{2c^2} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds \right), \end{aligned}$$

on prend $c = \sqrt{2}$ on obtient

$$\mathbb{E} |X_1(t) - X_2(t)|^2 + \frac{1}{2} \mathbb{E} \int_t^1 |Y_1(s) - Y_2(s)|^2 ds \leq \bar{c} \mathbb{E} \int_t^1 |X_1(s) - X_2(s)|^2 ds,$$

avec $\bar{c} = 2c^4 + 3c^2 + \frac{1}{4}$, par utilisation de la lemme de Growall on trouve unicité.

Existence : On va construisie une suite approximative, et on va utilisé l'itération de Picad avec l'aide de **Proposition 3.2.1**. Soit $X_0(t) = 0$, et $(X_n(\cdot), Y_n(\cdot)) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$ défini récursivement par :

$$X_n(t) + \int_t^1 f(s, X_{n-1}(s), Y_n(s)) ds + \int_t^1 [g(s, X_{n-1}(s)) + Y_n(s)] dW_s = X. \quad (3.18)$$

On a que

$$\begin{aligned} X_{n+1}(t) - X_n(t) &= \int_t^1 (f(s, X_n(s), Y_{n+1}(s)) - f(s, X_{n-1}(s), Y_n(s))) ds \\ &\quad + \int_t^1 (g(s, X_n(s)) - g(s, X_{n-1}(s))) dW_s + \int_t^1 [Y_{n+1}(s) - Y_n(s)] dW_s. \end{aligned}$$

Ceci implique que

$$\begin{aligned} d(X_{n+1}(t) - X_n(t)) &= -(f(t, X_n(t), Y_{n+1}(t)) - f(t, X_{n-1}(t), Y_n(t))) dt \\ &\quad - (g(s, X_n(s)) - g(s, X_{n-1}(s))) dW_t - (Y_{n+1}(t) - Y_n(t)) dW_t. \end{aligned} \quad (3.19)$$

Maintenant on va appliqué la formule d'itô pour $|X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2$

$$\begin{aligned} |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 &= |X_{n+1}(T) - X_n(T)|^2 - 2 \int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)| d(X_{n+1}(s) - X_n(s)) \\ &\quad - \int_t^1 d \langle X_{n+1} - X_n, X_{n+1} - X_n \rangle_s, \end{aligned}$$

D'après (3.19), on obtient

$$\begin{aligned}
 |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 &= 2 \int_t^1 (X_{n+1}(s) - X_n(s)) (f(s, X_n, Y_{n+1}) - f(s, X_{n-1}, Y_n)) ds \\
 &\quad + 2 \int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)| (g(s, X_n) - g(s, X_{n-1}(s))) dW_s \\
 &\quad + 2 \int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)| (Y_{n+1}(s) - Y_n(s)) dW_s \\
 &\quad - \int_t^1 (g(s, X_n(s)) - g(s, X_{n-1}(s)))^2 ds - \int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds \\
 &\quad - 2 \int_t^1 (Y_{n+1}(s) - Y_n(s)) [g(s, X_n(s)) - g(s, X_{n-1}(s))] ds
 \end{aligned}$$

Par passage à espérance on obtient

$$\begin{aligned}
 &\mathbb{E} |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 + \mathbb{E} \int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds \\
 &= 2\mathbb{E} \int_t^1 (X_{n+1}(s) - X_n(s)) (f(s, X_n, Y_{n+1}) - f(s, X_{n-1}, Y_n)) ds \\
 &\quad - \mathbb{E} \int_t^1 |g(s, X_n(s)) - g(s, X_{n-1}(s))|^2 ds - 2\mathbb{E} \int_t^1 (Y_{n+1}(s) - Y_n(s)) (g(s, X_n(s)) - g(s, X_{n-1}(s))) ds \\
 &\leq 4c^2 \mathbb{E} \int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds + \frac{1}{4c^2} \mathbb{E} \int_t^1 (f(s, X_n, Y_{n+1}) - f(s, X_{n-1}, Y_n))^2 ds \\
 &\quad - c^2 \int_t^1 |X_n(s) - X_{n-1}(s)|^2 ds + \frac{1}{4} \mathbb{E} \int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds + 4\mathbb{E} \int_t^1 |X_n(s) - X_{n-1}(s)|^2 ds
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &\mathbb{E} |X_{n+1}(t) - X_n(t)|^2 + \mathbb{E} \int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds \\
 &\leq 4c^2 \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right) + \left(\frac{5}{4} - c^2 \right) \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_n(s) - X_{n-1}(s)|^2 ds \right) \\
 &\quad + \frac{1}{2} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds \right) \tag{3.20} \\
 &\leq c \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_{n+1}(s) - X_n(s)|^2 ds \right) + \frac{1}{2} \mathbb{E} \left(\int_t^1 |Y_{n+1}(s) - Y_n(s)|^2 ds \right).
 \end{aligned}$$

Comme $U_n(t) = \mathbb{E} \left(\int_t^1 |X_n(s) - X_{n-1}(s)|^2 ds \right)$, il est claire de trouver

$$-\frac{d}{dt} (U_{n+1}(t)) - cU_{n+1}(t) \leq cU_n(t), \text{ avec } U_{n+1}(1) = 0,$$

par la même méthode utilisé dans la **Proposition 3.2.1**, on obtient

$$U_{n+1}(0) \leq \frac{(ce^c)^n}{n!} U_n(0).$$

Ceci, avec (3.20), implique que (X_n) est une suite de Cauchy dans $\mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d)$ et (Y_n) une suite de Cauchy $\mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$. Alors, d'après (3.18), (X_n) converge aussi dans $\mathbb{L}^2(\Omega, \mathcal{C}(0, 1; \mathbb{R}^d))$.

Il s'ensuit alors de (3.18) que

$$X = \lim_{n \rightarrow \infty} X_n \text{ et } Y = \lim_{n \rightarrow \infty} Y_n,$$

resoudre l'équation (3.2). ■

3.2.4 Le cas général

Maintenant on peut étudier l'équation

$$X(t) + \int_t^1 f(s, X(s), Y(s)) ds + \int_t^1 g(s, X(s), Y(s)) dW_s = X, \quad (3.21)$$

– avec $g : \Omega \times (0, 1) \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times k} \rightarrow \mathbb{R}^{d \times k}$, $f : \Omega \times (0, 1) \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times k} \rightarrow \mathbb{R}^d$, et la propriétés que :

$$\begin{cases} f(\cdot, 0, 0) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d), \\ g(\cdot, 0, 0) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k}), \end{cases} \quad (3.22)$$

– et il existe $c > 0$ tel que :

$$|f(t, x_1, y_1) - f(t, x_2, y_2)| + |g(t, x_1, y_1) - g(t, x_2, y_2)| \leq c(|x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|), \quad (3.23)$$

pour tous $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^d$, $y_1, y_2 \in \mathbb{R}^{d \times k}$, et il existe $\beta > 0$ tel que

$$|g(t, x, y_1) - g(t, x, y_2)| \geq \beta |y_1 - y_2| \quad (3.24a)$$

On note que (3.23)+(3.24a) implique que pour tous $x \in \mathbb{R}^d$ et $y \rightarrow g(t, x, y)$ est une application bijection de $\mathbb{R}^{d \times k}$ sur lui-même.

Théorème 3.2.2 *Dans les condition ci-dessus sur X , f et g satisfait (3.22) et (3.23), (3.24a), il existe un paire unique $(X, Y) \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$ résoudre équation(3.21).*

Preuve. La preuve est une adaptation avec des changements essentiellement évidents, des preuves des résultats précédents. Nous indiquons simplement les étapes et expliquons le nouvel argument qui est nécessaire dans la première étape. La première consiste à étudier l'équation

$$X = X(t) + \int_t^1 f(s) ds + \int_t^1 g(s, Y(s)) dW_s. \quad (3.25)$$

où g satisfait la version simplifiée de (3.22) et (3.23), (3.24a) obtenue en supprimant la dépendance en x . La deuxième étape résoudre l'équation

$$X = X(t) + \int_t^1 f(s, Y(s)) ds + \int_t^1 g(s, Y(s)) dW_s,$$

où f et g satisfont la version simplifiée de (3.22) et (3.23), (3.24a) obtenue en supprimant la dépendance en x , et la troisième étape résoudre l'équation (3.21). Considérons seulement l'équation (3.25). Du **Lemme 3.2.1**, il existe une paire unique (X, \bar{Y}) tel que

$$X = X(t) + \int_t^1 f(s) ds + \int_t^1 \bar{Y}(s) dW_s,$$

il reste à montrer que étant donné $\bar{Y} \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$, il existe un unique $Y \in \mathcal{M}^2(0, 1; \mathbb{R}^{d \times k})$ tel que $g(t, Y(t)) = \bar{Y}(t) \mathbb{P} - p.s.$

Il résulte des propriétés de g que pour tout $(t, w, y) \in [0, 1] \times \Omega \times \mathbb{R}^{d \times k}$, il existe un élément unique $\Phi_t(w, Y)$ de $\mathbb{R}^{d \times k}$ tel que $g(t, w, \Phi_t(w, Y)) = Y$.

Il reste qu'à montrer que Φ est $\mathcal{P} \times \mathcal{B}(\mathbb{R}^{d \times k})$ mesurable.

On peut, sans perte de généralité, supposer que $\Omega = \mathcal{C}([0, 1]; \mathbb{R}^{d \times k})$, $W_t(\omega) = \omega(t)$ et \mathcal{F}_1 est une tribu de Borel. Notez que l'application

$$G(t, \omega, y) = (t, \omega, g(t, \omega, y))$$

est une bijection de $[0, 1] \times \Omega \times \mathbb{R}^{d \times k}$ en lui-même. Puisque $[0, 1] \times \Omega \times \mathbb{R}^k$ est un espace métrique complet et séparable, il découle du théorème 10.5, page 506 dans Ethier et Kurtz [3] que G^{-1} est Borel mesurable, c'est-à-dire $\mathcal{B}([0, 1]) \times \mathcal{F}_1 \times \mathcal{B}(\mathbb{R}^{d \times k})$ mesurable.

En considérant pour chaque t la restriction de la même application à $[0, t] \times \mathcal{C}([0, 1]; \mathbb{R}^{d \times k}) \times \mathbb{R}^{d \times k}$, on obtient que G^{-1} est $\mathcal{P} \times \mathcal{B}(\mathbb{R}^{d \times k})$ mesurable, ce qui prouve ce qui précède assertion pour Φ . ■

3.3 Conclusion :

Dans ce mémoire, on a donné la première esquisse de la notion Calcul d'Itô et d'équation différentielle stochastique. On a démontré la théorème fondamentale d'existence et d'unicité et quelques exemples ont été cités dont le modèle de Black et Scholes qui est une application à la finance. On a essayé d'exposer un résultat d'existence et d'unicité de la solution d'une **EDSR** qui est établi par E.Pardoux en 1990 qui étudie le cas où le générateur f est globalement Lipschitzien avec une condition terminale ξ , \mathcal{F}_T -mesurable et de carré intégrable.

Bibliographie

- [1] BRETON, Jean-Christophe. Calcul stochastique. Notes de cours, M2 Mathéma, 2014.
- [2] BRETON, Jean-Christophe. Processus stochastique. Université de Rennes1, 2013
- [3] Ethier, S.N. and Kurtz, T.G., 1987. Markov processes : Characterization and convergence. Bull. Amer. Math. Soc, 16, pp.315-318.
- [4] JEANBLANC, Monique. Cours de calcul stochastique. DESS IM EVRY. Option finance, 2002.
- [5] MESSAOUDI, Rania et BOUSSAAD, A. Résolution du problème du temps d'arrêt optimal en horizon fini. mémoire de master.
- [6] Briand, P. (2001). Équations Différentielles Stochastiques Rétrogrades. Mars
- [7] Pardoux and S. Peng,(1990) Adapted solution of a backward stochastic differential equation, Systems Control Lett. 14 , no. 1, 55–61.
- [8] ROGALSKI, Marc. Les futurs mathématiciens de l'université : comment les faire devenir des «enseignants acceptables» ?. Gazette des Mathématiciens, 2014, vol. 139, p. 51-6

Annexe : Resultats utiles

Lemme 3.3.1 (Lemme de Gronwall) : Soit $T > 0$ et soit g une fonction positive mesurable bornée sur l'intégrale $[0, T]$. Supposons qu'il existe deux constantes $a \geq 0, b \geq 0$ telle que pour tout $t \in [0, T]$:

$$g(t) \leq a + b \int_0^t g(s) ds \dots (1)$$

Alors, on a pour tout $t \in [0, T]$:

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

Preuve. En itérant la condition (1) sur g , on a pour tout $n \geq 1$:

$$g(t) \leq a + a(bt) + a \frac{(bt)^2}{2} + \dots + a \frac{(bt)^n}{n!} + b^{n+1} \int_0^t ds_1 \int_0^{s_1} ds_2 \dots \int_0^{s_n} g(s_{n+1}) ds_{n+1}.$$

Si g est majorée par A , le dernier terme se majore par $\frac{A(bt)^{n+1}}{(n+1)!}$ et il tend vers 0 quand $n \rightarrow +\infty$, ce prouve le lemme car le développement à droite tend vers $a \exp(bt)$. ■

Théorème 3.3.1 (Théoreme de representation des martingales Browniennes) Soit $(\mathcal{F}_t)_{0 \leq t \leq T}$ la filtration naturelle de MB $(W_t)_{0 \leq t \leq T}$. Soit M une martingale continue de carré intégrable par rapport à $(\mathcal{F}_t)_{0 \leq t \leq T}$. Alors il existe un unique processus prévisible H vérifiant : $\mathbb{E} \left(\int_0^T H_s^2 ds \right) < \infty$ tel que $\forall t \in [0, T]$;

$$M_t = M_0 + \int_0^t H_s dW_s, \mathbb{P} - p.s$$

Lemme 3.3.2 (Inégalité de Hölder) Soient $p, q \in [1, +\infty]$ des exposants conjugués. ie. $\frac{1}{p} +$

$\frac{1}{q} = 1$. Si f, g sont des applications mesurables, alors :

$$\|fg\|_1 \leq \|f\|_p \|g\|_q.$$

En particulier, l'inégalité de Hölder (dans le cas $p = 2$) donne l'inégalité de Cauchy-Schwarz : $\|fg\|_1 \leq \|f\|_2 \|g\|_2$

Lemme 3.3.3 (Lemme de Fatou) Soit $(X_n)_{n \geq 1}$ une suite de v.a réelles, alors

$$\int \liminf_{n \rightarrow \infty} X_n dY \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} \int X_n dY$$

Théorème 3.3.2 (Inégalité de Doob) Si $(X_n)_{n \geq 0}$ est une martingale continue, alors

$$\mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |X_n| \right] \leq 4 \sup_{0 \leq t \leq T} \mathbb{E} [|X_T|^2].$$

Théorème 3.3.3 (Théoreme du point fixe) Soit (E, d) un espace métrique complet et $Q : E \rightarrow E$ une application contractante, i.e. Lipschitzienne de rapport $K < 1$. Alors, Q admet un unique point fixe $a \in E$ telque : $Q(a)$.

Proposition 3.3.1 (Suite de Cauchy) On dit qu'une suite de réels est de Cauchy si elle vérifie la propriété suivante :

$$\forall \varepsilon > 0, \exists N \in \mathbb{N}, \forall n, m \in \mathbb{N}, (n \geq N \text{ et } m \geq N) \Rightarrow (|U_n - U_m| \leq \varepsilon).$$

Cette proposition peut se comprendre comme

$$\lim_{n, m \rightarrow \infty} |U_n - U_m| = 0.$$

Définition 3.3.1 (Espace de Hilbert) Un espace de Hilbert est un espace vectoriel réel ou complexe muni d'un produit scalaire et qui est complet pour la norme associée.

Remarque 3.3.1

1. Tout suit convergent \Rightarrow suit de Cauchy.
2. Une suite de Cauchy dans espace de Hilbert \Rightarrow suite convergent.

Annexe : Abréviations et Notations

Les différentes abréviations et notations utilisées tout au long de ce mémoire sont expliquées ci-dessous :

$(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}, \mathcal{F} = (\mathcal{F}_t)_{t \geq 0})$	un espace de probabilité filtré
L^2	l'espace des fonctions de carré intégrable
\mathcal{C}^{n+1}	Ensemble des fonctions $(n + 1)$ fois dérivable et dont la dérivée $(n + 1)$ éme est continue
$p.s$	Presque sûrement
$p.p$	Presque partout.
σ^*	Transposée de lamatrice σ .
$c\grave{a}dl\grave{a}g$	Continue à droite admet de limite à gauche.
$\mathbb{P} - p.s$	presque surement pour la mesure de probabilité \mathbb{P}
$dt \times d\mathbb{P}$	Mesure produit de mesure de Lebesgue sur $[0; T]$ avec la mesure $d\mathbb{P}$
$trace(M)$	La trace de la matrice M .
tq	Telle que
$\mathbb{M}_{n \times d}(\mathbb{R})$	L'espace formé par les processus Z progressivement mesurable à valeur dans $\mathbb{R} ..$
$\mathbb{S}^2(\mathbb{R}^k)$	l'espace vectoriel formé par les processus Y progressivement mesurable à valeur dans \mathbb{R}^k telle que $\ Y\ _{\mathbb{S}^2} = \mathbb{E} \left(\sup_{0 \leq t \leq T} Y_t ^2 \right) < \infty$
$\mathbb{M}^2_{n \times d}(\mathbb{R}^{k \times d})$	l'espace formé par les processus Z progressivement mesurable à valeur dans $\mathbb{R}^{k \times d}$ telle que $\ Z\ _{\mathbb{M}^2} = \mathbb{E} \left(\int_0^T \ Z_t\ ^2 dt \right) < \infty$, où : si $Z \in \mathbb{R}^{k \times d}$, $\ Z\ _{\mathbb{M}^2}^2$
\mathbb{S}_c^2	le sous-espace par les processus continue}
$\mathbb{M}^2(\mathbb{R}^{k \times d})$	désigne l'ensemble des classes équivalente de $\mathbb{M}^2(\mathbb{R}^{k \times d})$
$i.e$	C'est à dire
\mathbb{R}^k	Espace réel euclidien de dimension k .
$\mathbb{R}^{k \times d}$	Ensemble des matrice réelles $k \times d$
$resp$	Respectivement
Id	Matrice identité
$EDSR$	Equation Différentielle Stochastique Rétrograde
EDS	Equation Différentielle Stochastique
$\langle \cdot, \cdot \rangle$	Produit Scalaire
MB	Mouvement Browniens

ملخص

إن الهدف الرئيسي من إجراء هذا العمل هو برهنة و دراسة نتيجة وجود ووحداية الحل بالنسبة للمعادلات التفاضلية العشوائية التراجعية, هذه النتيجة هي دراسة أساسية, تعالج الحالة الليبشيزية التي تأسست عام 1990 من قبل E.Pardoux و S.peng

الكلمات المفتاحية: المعادلات التفاضلية التراجعية العشوائية, الحالة الليبشيزية الوجود و الوحداية

Résumé

L'objectif principal de ce travail est de démontrer le résultat d'existence et d'unicité de la solution d'équations différentielles stochastique rétrogrades '(EDSR en abrégé) ; ce résultat est une étude de base, qui traité le cas lipchitzien établi en 1990 par E. pardoux et S.peng.

Mots clés : Equations différentielles stochastiques rétrogrades, cas Lipchitzien, l'existence et l'unicité.

Abstract

The main objective of this work is to demonstrate and study the result of existence and uniqueness of backward stochastic differential equations (BSDE in short) ; this result is a basic study , which deals with the Lipchitz case established in 1990 by E.Pardoux and S.peng.

Key words: Backward stochastic differential equations, Lipchitz case, existence and uniqueness.