

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITÉ MOHAMED KHIDER, BISKRA

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

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES



Mémoire présenté pour obtenir le diplôme de :

MASTER en “Mathématiques Appliquées”

Option : **Probabilités**

Par :

Smatti Meriem

Titre :

Jeu différentiel stochastique à somme

non nulle

Membres du Comité d'Examen :

Dr. Mansouri Badreddine	MCA	Président
Dr. Tamer Lazhar	MCA	Encadreur
Dr. Mezerdi Mohamed Amine	MCB	Examineur

Juin 2024

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à

A la source de mon soutien et de ma patience. **Ma mère**♥ et **mon père**♥

A ma deuxième mère, **Ma grand-mère**♥

A mon frère et mon bras droit **Abd Elkader** ♥

A tous mes frères♥

A mes soeurs ,mon soutien dans la vie **sanaa**♥, **Asia**♥

A ma chère et amie d'enfance **Iman**♥

A mes amis **Aicha**♥, **Ahlem** ♥

A toutes famille **smatti**♥

A tous ceux que m'ont en couragè à pour suivre mes études.

REMERCIEMENTS

A l'issue de ce modeste travail , je tenais à remercier tout d'abord **Dieu** de m'avoir offert tout ce que je possède.

Mes remerciements à ma mère et mon père pour leur patience avec moi pour mon succès et mes rêves.

Je remercie mon encadreur de mon mémoire "**Dr.TAMER LAZHAR.**" Qui a pris tout le soin de m'orienter et de me faire part de ses précieuses remarques surtout ses encouragements et sa disponibilité qui ont grandement contribué à l'élaboration de ce mémoire.

Je tiens à remercier les membres du jury : "**Dr.MANSOURI BADREDDINE.**" et "**Dr.MEZERDI MOHAMED AMINE**" pour avoir accepté d'étudier et d'évaluer ce travail.

Je remercie aussi tous mes professeurs, ma famille et mes amis.

Merci.

Table des matières

Remerciements	ii
Table des matières	iii
1 Généralité sur les processus stochastiques	3
1.1 Processus stochastique et filtration	3
1.2 Martingale	5
1.2.1 Cas discret	5
1.2.2 Cas continu	5
1.3 Temps d'arrêt	6
1.4 Mouvement Brownien	7
1.5 Intégrale stochastique	7
1.5.1 Cas de processus étagés	7
1.5.2 Cas général	8
1.6 Processus d'Itô	8
1.7 Lemme d'Itô	9
1.7.1 Première forme	9
1.7.2 Fonction dépendant du temps	9
1.7.3 Cas multidimensionnel	9

1.8	Chaines de markov a temps continu	10
1.8.1	Semi-groupe	10
1.8.2	Temps de sauts	11
1.8.3	Générateur infinitésimal	12
1.8.4	Classification des états, ergodicité	13
2	Équations différentielles stochastiques à changement de régime	16
2.1	EDSR à changement de régime	16
2.2	EDSPR à changement de régime	22
2.3	EDSPR de champ moyen conditionnelle à changement de régime	30
3	Jeu différentiel à somme non nulle	42
	Bibliographie	54
4	Abréviations et symbols	56
	Annexe B : Abréviations et Notations	56

Introduction

En raison de leurs applications dans différents domaines tels que la théorie du contrôle, des jeux, l'économie et la finance, les équations différentielles stochastiques progressives-rétrogrades (EDSPR) ont été étudiées par plusieurs chercheurs. Il existe plusieurs approches pour assurer l'existence de la solution d'une EDSPR. Les auteurs dans [1] et [14] utilisent la méthode de contraction; [3] et [16] utilisent la méthode du Schéma en Quatre Étapes; et dans [6], sous la condition de Monotonicité, les auteurs introduisent une autre approche qui assure l'existence et l'unicité de la solution.

Contrairement à l'abondante littérature sur les EDSPR, celles à changement de régime n'ont pas reçu l'attention nécessaire. Bien que les EDS à changement de régime aient été étudiées pour les problèmes de contrôle stochastique récursif, il n'existe pas de bons résultats de posédnness pour les EDSPR à changement de régime. Un travail récent a montré que les EDSPR de type moyen à changement de régime est de type conditionnelle (aléatoire) qui résoudre un système d'EDSR de type McKean–Vlasov. Les mesures de champ moyen conditionnelles apparaissent aussi dans des problèmes comme les jeux de champ moyen et le contrôle avec bruit commun. Cette mesure conditionnelle a permis d'établir des principes de maximum pour ces systèmes de diffusion avec chagement de régime voir [11], [13].

Dans ce mémoire, nous nous concentrons sur le travail de [14], qui apporte des résultats importants.. Nous commençons par utiliser la méthode de continuation et

les conditions de monotonie pour examiner la possédness de la solution d'un système d'EDSPR à changement de régime, les EDSPR de type champ moyen à changement de régime, et puis les EDSPR de type champ moyen à changement de régime qui sont représentées par des distributions conditionnelles (aléatoires) des processus en fonction de l'historique d'une chaîne de Markov. Nous terminons notre mémoire en abordant les jeux de champ moyen conditionnels à somme non nulle en utilisant les résultats de possédness pour les EDSPR. Des conditions sur les coefficients du jeu différentiel stochastique linéaire-quadratique conditionnel à somme non nulle et à changement de régime et des stratégies en boucle ouverte sont fournies pour garantir un point d'équilibre de Nash.

Notre mémoire est divisé en trois chapitre :

Dans le premier chapitre, on donne des généralité sur les processus stochastique qu'on a besoin dans les autres chapitres.

Dans le deuxième chapitre on parle sur les équations différentielles stochastiques à changement de régime.

Dans le troisième chapitre, nous étudions un problème de jeu différentiel de champ moyen conditionnel à somme non nulle.

Chapitre 1

Généralité sur les processus stochastiques

Le but de ce chapitre est de donner des définitions importants et fondamentales, le contenu de ce chapitre est principalement basé sur les livre [2], [5].

1.1 Processus stochastique et filtration

Définition 1.1.1 (processus stochastique) *Un processus stochastique $X = (X_t)_{t \in T}$ est une famille de variables aléatoires X_t indexée par un ensemble T . En général $T = \mathbb{R}_+$ ou \mathbb{R} et on considère que le processus est indexé par le temps $t \in T$. Si T est un ensemble fini, le processus est un vecteur aléatoire. Si $T = \mathbb{N}$ alors le processus est une suite de variables aléatoire. Plus généralement quand $T \subset \mathbb{Z}$, le processus est dit discret. Pour $T \subset \mathbb{R}^d$, on parle de champ aléatoire (drap quand $d = 2$). Un processus dépend de deux paramètres: $X_t(w)$ dépend de t (en général le temps) et de l'aléatoire $w \in \Omega$:*

1. Pour $t \in T$ fixé, $w \in \Omega \rightarrow X_t(w)$ est une variable aléatoire sur l'espace de probabilité $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$;

2. Pour $w \in \Omega$ fixé, $t \in T \rightarrow X_t(w)$ est une fonction à valeurs réelles, appelée trajectoire du processus.

Définition 1.1.2 (Égalités de processus) Deux processus X et Y ont même lois s'ils ont même lois fini-dimensionnelles : pour tout $p \in \mathbb{N}^*$ et $t_1, \dots, t_p \in T$,

$$(X_{t_1}, \dots, X_{t_p}) \stackrel{\mathcal{L}}{=} (Y_{t_1}, \dots, Y_{t_p})$$

On écrira $X \stackrel{\mathcal{L}}{=} Y$. On dira que Y est une version (ou une modification) du processus X si pour tout $t \in T$, on a $\mathbb{P}(X_t = Y_t) = 1$. Deux processus X et Y sont dit indistinguables s'il existe $N \in \mathcal{F}$ négligeable tels que, pour tout $w \notin N$, on a $X_t(w) = Y_t(w)$ pour tout, on écrit : $\mathbb{P}(X_t = Y_t : \forall t \in T) = 1$.

Proposition 1.1.1 indistinguishable \Rightarrow modification \Rightarrow même lois fini-dimensionnelles.

Définition 1.1.3 (Filtration) Une filtration est une famille croissante de sous tribus de \mathcal{F} , c'est-à-dire telle que $\mathcal{F}_t \subset \mathcal{F}_s$ pour tout $t \leq s$. On demande souvent que les ensembles négligeables soient contenus dans \mathcal{F}_0 , On parle d'hypothèses habituelles si :

1. les ensembles négligeables sont contenus dans \mathcal{F}_0 ,
2. La filtration est continue à droite au sens où $\mathcal{F}_t = \bigcap_{s > t} \mathcal{F}_s$.

Définition 1.1.4 (processus adapté) Un processus stochastique $X = (X_t, t \geq 0)$ est dit adapté (par rapport à une filtration \mathcal{F}_t) si X_t est \mathcal{F}_t -mesurable pour tout t .

Définition 1.1.5 (processus continu) On dit que le processus est à trajectoires continues (ou est continu) si les applications $t \rightarrow X_t(w)$ sont continues pour presque tout w .

Définition 1.1.6 (processus càdlàg(resp. càglàd)) *Un processus est dit càdlàg (continu à droite, pourvu de limites à gauche) si ses trajectoires sont continues à droite , pourvues de limites à gauche. Même définition pour càglàd.*

1.2 Martingale

1.2.1 Cas discret

On se donne une filtration, c'est-à-dire une famille de sous-tribus \mathcal{F}_n croissante ($\mathcal{F}_n \subset \mathcal{F}_{n+1}$) et la tribu \mathcal{F}_0 contient les négligeables.

Définition 1.2.1 (Martingale) *Une suite de v.a.r. $(X_n, n \in \mathbb{N})$ est une \mathcal{F}_n -martingale si :*

1. X_n est intégrable, $\forall n \in \mathbb{N}$.
2. X_n est \mathcal{F}_n -mesurable, $\forall n \in \mathbb{N}$.
3. $E(X_{n+1}/\mathcal{F}_n) = X_n, \forall n \in \mathbb{N}$.

1.2.2 Cas continu

On se donne une filtration , c'est-à-dire une famille de sous-tribus \mathcal{F}_t croissante ($\mathcal{F}_s \subset \mathcal{F}_t, \forall s \leq t$), et la tribu \mathcal{F}_0 contient les négligeables.

Définition 1.2.2 *Une famille de variables aléatoires $(X_t, t \in [0, \infty[)$ est une martingale par rapport à la filtration (\mathcal{F}_t) si:*

1. X_t est \mathcal{F}_t -mesurable et intégrable pour tout t .
2. $E(X_t/\mathcal{F}_s) = X_s, \forall s \leq t$.

1.3 Temps d'arrêt

On travaille sur un espace muni d'une filtration (\mathcal{F}_t) . On note $\mathcal{F}_\infty = \delta(\cup_t \mathcal{F}_t)$.

Définition 1.3.1 (Temps d'arrêt) *Un temps d'arrêt est une variable aléatoire τ à valeur dans $\mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ telle que $\{\tau \leq t\} \in \mathcal{F}_t, \forall t \in \mathbb{R}$.*

Définition 1.3.2 (Processus de Markov) *Soit X un processus et (\mathcal{F}_t) sa filtration canonique. On dit que le processus est de Markov si, pour tout t , pour toute variable bornée $Y \in \mathcal{F}_\infty$ l'égalité:*

$$E(Y \circ \theta_t / \mathcal{F}_t) = E(Y \circ \theta_t / X_t)$$

où θ est l'opérateur de translation défini sur les applications coordonnées par

$$X_u \circ \theta_s = X_{u+s}.$$

Essayons une autre définition. Pour tout n , pour toute fonction bornée F définie sur \mathbb{R}^n , pour tous $t_1 < t_2 < \dots < t_n$

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

Ceci implique en particulier que pour toute fonction f borélienne bornée

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

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

1.4 Mouvement Brownien

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

Définition 1.4.1 *Le processus $(B_t, t \geq 0)$ est un mouvement Brownien (standard) si :*

1. $P(B_0 = 0) = 1$ (le mouvement Brownien est issu de l'origine).
2. $\forall s \leq t, B_t - B_s$ est une variable réelle de loi gaussienne, centrée de variance $(t - s)$.
3. $\forall n, \forall t_i, 0 \leq t_0 \leq t_1 \dots \leq t_n$, les variables $(B_{t_n} - B_{t_{n-1}}, \dots, B_{t_1} - B_{t_0}, B_{t_0})$ sont indépendantes.

1.5 Intégrale stochastique

1.5.1 Cas de processus étagés

On dit qu'un processus θ est étagé (ou élémentaire) s'il existe une suite de réels $t_j, 0 \leq t_0 \leq t_1 \dots \leq t_n$ et une suite de variables aléatoires θ_j telles que θ_j soit \mathcal{F}_{t_j} -mesurable, appartienne à $L^2(\Omega)$ et que $\theta_t = \theta_j$ pour tout

$t \in] t_j, t_{j+1}]$, soit

$$\theta_s(w) = \sum_{j=0}^{n-1} \theta_j(w) \Pi_{]t_j, t_{j+1}]}(s).$$

On définit alors

$$\int_0^\infty \theta_s dB_s = \sum_{j=0}^{n-1} \theta_j (B(t_{j+1}) - B(t_j)).$$

On a

$$\begin{cases} E(\int_0^\infty \theta_s dB_s) = 0 \\ Var(\int_0^\infty \theta_s dB_s) = E[\int_0^\infty \theta_s^2 ds] \end{cases}$$

On obtient

$$\int_0^t \theta_s dB_s = \sum_{j=0}^{n-1} \theta_j (B(t_{j+1} \wedge t) - B(t_j \wedge t)).$$

1.5.2 Cas général

On peut prolonger la définition de l'intégrale de Wiener à une classe plus grande de processus. On perd le caractère gaussien de l'intégrale, ce qui est déjà le cas pour le cas de processus étagé. On définit les processus càglàd de carré intégrable (appartenant à $L^2(\Omega \times \mathbb{R}^+)$) comme l'ensemble Γ des processus θ adaptés continus à gauche limités à droite, (\mathcal{F}_t) -adaptés tels que

$$\|\theta\|^2 \stackrel{\text{def}}{=} E \left[\int_0^\infty \theta_t^2 dt \right] < \infty.$$

1.6 Processus d'Itô

Définition 1.6.1 *Un processus X est un processus d'Itô si :*

$$X_t = x + \int_0^t b_s ds + \int_0^t \sigma_s dB_s$$

où b est un processus adapté tel que $\int_0^t |b_s| ds$ existe (au sens Lebesgue) p.s pour tout t , et σ un processus appartenant à Λ . On utilise la notation plus concise suivante:

$$\begin{cases} dX_t = b_t dt + \sigma dB_t, \\ X_0 = x. \end{cases}$$

1.7 Lemme d'Itô

1.7.1 Première forme

Soit f une fonction de \mathbb{R} dans \mathbb{R} , de classe C^2 à dérivées bornées. Alors :

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

1.7.2 Fonction dépendant du temps

Théorème 1.7.1 Soit f une fonction définie sur $\mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}$ de classe C^1 par rapport à t , de classe C^2 par rapport à x , à dérivées bornées, on a

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

1.7.3 Cas multidimensionnel

Théorème 1.7.2 Soit $(X_i, i = 1, 2)$ deux processus d'Itô tels que

$$dX_i(t) = b_i(t)dt + \sigma_i(t)dB_t$$

Soit f une fonction de \mathbb{R}^2 dans \mathbb{R} de classe C^2 . On a

$$\begin{aligned} df(X_1(t), X_2(t)) &= f'_1(X_1(t), X_2(t))dX_1(t) + f'_2(X_1(t), X_2(t))dX_2(t) \\ &+ \frac{1}{2}(f''_{11}\sigma_1^2(t) + 2f''_{12}\sigma_1(t)\sigma_2(t) + f''_{22}\sigma_2^2(t))(X_1(t), X_2(t))dt. \end{aligned}$$

où f'_i désigne la dérivée par rapport à $x_i, i = 1, 2$ et f''_{ij} la dérivée seconde par rapport à x_i, x_j .

1.8 Chaines de markov a temps continu

Définition 1.8.1 $E = \{a_0, a_1, a_3, \dots, a_n\}$ ou $\{a_n, n \in E\}$: espace des états, $X_t :$

$\Omega \rightarrow E$ v.a. $(X_t)_{t \in \mathbb{R}^+}$ chaîne de markov $\Leftrightarrow \forall s, t \in \mathbb{R}^+$,

$$\text{loi de } (X_{s+t} / (X_r)_{0 \leq r \leq s}) = \text{loi de } (X_{s+t} / X_s)$$

$\Leftrightarrow \forall x \in \mathbb{N}, \forall x_0, \dots, x_n \in E, \forall 0 < t_1 < \dots < t_n,$

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(X_{t_n} = x_n / X_0 = x_0, X_{t_1} = x_1, \dots, X_{t_{n-1}} = x_{n-1}) \\ & = \mathbb{P}(X_{t_n} = x_n / X_{t_{n-1}} = x_{n-1}) \end{aligned}$$

Note : on supposera toujours les probabilités de transition $\mathbb{P}(X_{s+t} = y / X_s = x)$ stationnaires (chaîne de homogène) i.e indépendantes de s .

$$\mathbb{P}(X_0 = x_0, X_{t_1} = x_1, \dots, X_{t_n} = x_n) =$$

$$\mathbb{P}(X_0 = x_0) \mathbb{P}(X_{t_1} = x_1 / X_0 = x_0) \mathbb{P}(X_{t_2} = x_2 / X_{t_1} = x_1) \dots \times \mathbb{P}(X_{t_n} = x_n / X_{t_{n-1}} = x_{n-1})$$

Notation 1.8.1

$$P_{ij}(t) = \mathbb{P}(X_{s+t} = a_j / X_s = a_i) = \mathbb{P}_{a_i}(X_t = a_j)$$

$$\mathbb{P}(X_0 = a_{i_0}, X_{t_1} = a_{i_1}, \dots, X_{t_n} = a_{i_n}) = \mathbb{P}(X_0 = a_{i_0}) P_{i_0 i_1}(t_1) P_{i_1 i_2}(t_2 - t_1) \dots P_{i_{n-1} i_n}(t_n - t_{n-1}).$$

1.8.1 Semi-groupe

$P(t) = (P_{ij}(t))_{a_i, a_j \in E}$, on pose $P(0) = I$ i.e $P_{ij}(0) = \delta_{ij}$

passage de la loi de X_s à celle de X_t : soit

$$\pi_j(s) = \mathbb{P}(X_s = a_j) \quad \pi(s) = (\pi_j(s))_{a_j \in E}$$

$$\pi(t) = \pi(s)P(t-s) = \pi(0)P(t).$$

Equation de chapman-kolmogorov :

$$P_{ij}(s+t) = \sum_{a_k \in E} P_{ik}(s)P_{kj}(t)$$

on encore

$$P(s+t) = P(s)P(t)$$

Exemple 1.8.1 processus de Poisson $(N_t)_{t \in \mathbb{R}^+}$

Définition 1.8.2 1. $N_t : \Omega \rightarrow \mathbb{N}$;

2. $\forall 0 < s < t$, $N_t - N_s : \mathcal{P}(\lambda(t-s))$;

3. $\forall 0 < t_1 < t_2 < \dots < t_n$, $N_{t_1}, N_{t_2} - N_{t_1}, \dots, N_{t_n} - N_{t_{n-1}}$ sont indépendantes.

$(N_t)_{t \in \mathbb{R}^+}$ est une chaîne de Markov :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(N_{t_n} = x_n / N_{t_1} = x_1, \dots, N_{t_{n-1}} = x_{n-1}) &= \frac{\mathbb{P}(N_{t_1}=x_1, N_{t_2}-N_{t_1}=x_2-x_1, \dots, N_{t_n}-N_{t_{n-1}}=x_n-x_{n-1})}{\mathbb{P}(N_{t_1}=x_1, N_{t_2}-N_{t_1}=x_2-x_1, \dots, N_{t_{n-1}}-N_{t_{n-2}}=x_{n-1}-x_{n-2})} \\ &= \mathbb{P}(N_{t_n} - N_{t_{n-1}} = x_n - x_{n-1}) \\ &= P(N_{t_n} = x_n / N_{t_{n-1}} = x_{n-1}), \end{aligned}$$

$$P_{ij}(t) = \mathbb{P}(N_{s+t} = j / N_s = i) = \mathbb{P}(N_{s+t} - N_s = j - i) = \mathbb{P}(N_t = j - i)$$

donc

$$P_{ij}(t) = \begin{cases} \exp(-\lambda t) \frac{(\lambda t)^{j-i}}{(j-i)!} & \text{si } j \geq i \geq 0 \\ 0 & \text{si } 0 \leq j \leq i - 1 \end{cases}$$

1.8.2 Temps de sauts

On suppose $t \rightarrow X_t$ continue à droite. Soit

$$T_0 = 0, T_{n+1} = \inf\{t > T_n : X_t \neq X_{T_n}\}, n \geq 0$$

ona $T_0 < T_1 < \dots < T_n < T_{n+1} < \dots$ et $X_t = X_{T_n}$ sur $[T_n, T_{n+1}[$, on pose

$$q_{ij} = \mathbb{P}_{a_i}(X_{T_1} = a_j) \text{ et } \alpha_i = \frac{1}{\mathbb{E}_{a_i}(T_1)}; Q = (q_{ij})_{a_i, a_j \in E}.$$

On supposera toujours que $T_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} +\infty$ (pas d'explosion), ce qui est réalisé dès que $\sup_{a_i \in E} \alpha_i < \infty$.

Théorème 1.8.1 $(X_{T_n})_{n \in \mathbb{N}}$ est une chaîne de Markov de matrice de transition Q . Les v.a. $T_1, T_2 - T_1, \dots, T_n - T_{n-1}$ conditionnellement à $(X_0 = \alpha_{i_0}, X_{T_1} = \alpha_{i_1}, \dots, X_{T_{n-1}} = \alpha_{i_{n-1}})$ sont indépendantes de lois $\xi(\alpha_{i_0}), \xi(\alpha_{i_1}), \dots, \xi(\alpha_{i_{n-1}})$, et T_1 et X_{T_1} sont indépendantes.

Idée de la démonstration

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{\alpha_i}(T_1 > s + t) &= \mathbb{E}_{\alpha_i}(\mathbb{1}_{\{T_1 > s\}} \mathbb{P}_{X_s}(T_1 > t)) = \mathbb{P}_{\alpha_i}(T > s) \mathbb{P}_{\alpha_i}(T > t) \\ \Rightarrow \mathbb{P}_{\alpha_i}(T_1 > t) &= \exp(-\alpha_i t) \quad \text{pour un } \alpha_i \geq 0 \\ \left\{ \begin{array}{l} \text{si } \alpha_i = 0, T_1 = +\infty \text{ p.s.} \\ \text{si } \alpha_i > 0, T_1 : \xi(\alpha_i) \text{ et } \alpha_i = \frac{1}{\mathbb{E}_{\alpha_i}(T_1)}. \end{array} \right. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{\alpha_i}(T_1 > t, X_{T_1} = \alpha_j) &= \mathbb{E}_{\alpha_i}[\mathbb{1}_{\{T_1 > t\}} \mathbb{P}_{X_t}(X_{T_1} = \alpha_j)] = \mathbb{P}_{\alpha_i}(T_1 > t) \mathbb{P}_{\alpha_i}(X_{T_1} = \alpha_j) = \\ \exp(-\alpha_i t) q_{ij} &\Rightarrow T_1, X_{T_1} \text{ indépendantes sous } \mathbb{P}_{\alpha_i}. \end{aligned}$$

Interprétation : arrivé en α_i , $(X_t)_{t \geq 0}$ attend un temps $\xi(\alpha_i)$ indépendant de ce qui précède puis saute en α_j avec proba q_{ij} , et ainsi de suite.

1.8.3 Générateur infinitésimal

Définition 1.8.3 $A = (A_{ij})_{\alpha_i, \alpha_j \in E}$,

$$A_{ij} = \begin{cases} \alpha_i q_{ij} & \text{si } \alpha_i \neq \alpha_j \\ -\alpha_i & \text{si } \alpha_i = \alpha_j \end{cases}$$

ona $q_{ii} = 0$ donc

$$\sum_{\alpha_j \in E} A_{ij} = \alpha_i \left[\sum_{\alpha_j \in E / \{a_i\}} q_{ij} - 1 \right] = 0.$$

Equations de Kolmogorov

$$1. \frac{dp(t)}{dt} = \begin{cases} Ap(t) & \text{(backword ou r etropective)} \\ p(t)A & \text{(forward ou progressive)} \end{cases} \begin{matrix} \\ \Rightarrow \end{matrix} \text{si unicet e } P(t) = \exp(tA)$$

$$2. A = \left. \frac{dp(t)}{dt} \right|_{t=0^+} \quad \text{i.e } A_{ij} = \lim_{t \rightarrow 0^+} \frac{P_{ij}(t) - P_{ij}(0)}{t} \quad \text{on core}$$

$$P_{ij}(t) = \begin{cases} \alpha_i q_{ij} t + o(t) & \text{si } a_i \neq a_j \\ 1 - \alpha_i t + o(t) & \text{si } a_i = a_j \end{cases}$$

Id e de la d emonstration : an admettant que $A = \left. \frac{dp(t)}{dt} \right|_{t=0^+}$, on trouve   l'aide de Chapman-Kolmogorov :

$$\begin{aligned} P_{ij}(t+h) &= \sum_{a_k \in E} P_{ik}(t) P_{kj}(h) = \sum_{a_k \in E} P_{ik}(t) [\delta_{kj} + h A_{kj} + o(h)] \\ &= P_{ij}(t) + h \sum_{a_k \in E} P_{ik}(t) A_{kj} + o(h) \Rightarrow P'(t) = P(t) A, \end{aligned}$$

et

$$P_{ij}(t+h) = \sum_{a_k \in E} P_{ik}(h) P_{kj}(t) = P_{ij}(t) + h \sum_{a_k \in E} A_{ik} P_{kj}(t) + o(h) \Rightarrow P'(t) = A P(t).$$

1.8.4 Classification des  tats, ergodicit 

soit

$$\tau_{a_j} = \inf \{ t > T_1 : X_t = a_j \} \rightarrow \begin{cases} 1^{er} \text{ instant d'atteinte de } a_j \text{ sous } \mathbb{P}_{a_i} & \text{si } a_i \neq a_j \\ 1^{er} \text{ instant de retour en } a_j \text{ sous } \mathbb{P}_{a_j} & \text{(apr s sant)} \end{cases}$$

$$F_{ij}(t) = \mathbb{P}_{\alpha_i}(T_{a_j} < t),$$

$$f_{ij}^* = \lim_{t \rightarrow +\infty} F_{ij}(t) = \mathbb{P}_{\alpha_i}(T_{a_j} < \infty)$$

Définition 1.8.4 1. a_i récurrent $\Leftrightarrow f_{ii}^* = 1$; a_i transitoire $\Leftrightarrow f_{ii}^* < 1$,

2. soit a_i récurrent, $v_i = \mathbb{E}_{\alpha_i}(\tau_{a_i}) = \int_0^{+\infty} t dF_{ii}(t)$ (temps moyen de retour);

$$\begin{cases} \text{si } v_i < +\infty, a_i \text{ récurrent positif} \\ \text{si } v_i = +\infty, a_i \text{ récurrent nul} \end{cases}$$

Critère de récurrence :

$$a_i \text{ récurrent} \Leftrightarrow \int_0^{+\infty} P_{ii}(t) dt = +\infty$$

Remarque 1.8.1 $\int_0^{\infty} P_{ij}(t) dt = \mathbb{E}_{\alpha_i}(\int_0^{\infty} \mathbb{1}_{\{X_t = a_j\}} dt)$: temps de séjour moyen dans l'état a_j depuis a_i .

Définition 1.8.5 1. a_j accessible depuis a_i ($a_i \Rightarrow a_j$) $\Leftrightarrow \exists t \geq 0, P_{ij}(t) > 0$;

2. a_i et a_j communiquant ($a_i \leftrightarrow a_j$) $\Leftrightarrow (a_i \rightarrow a_j \text{ et } a_j \rightarrow a_i)$ [on pose $a_i \leftrightarrow a_i$]. La chaîne $(X_t)_{t \in \mathbb{R}^+}$ est irréductible \Leftrightarrow tous les états communiquent.

Proposition 1.8.1 1. $a_i \leftrightarrow a_j$ (resp a_i récurrent nul, a_i récurrent positif) pour $(X_t)_{t \in \mathbb{R}^+} \Leftrightarrow a_i \leftrightarrow a_j$ (resp a_i récurrent nul, a_i récurrent positif) pour $(X_{T_n})_{n \in \mathbb{N}}$

Théorème ergodique

Soit une chaîne irréductible récurrente. Alors :

1. si récurrence positive :

$$\forall a_i \in E, \lim_{t \rightarrow +\infty} P_{ij}(t) \equiv \pi_j \frac{1}{\alpha_j v_j} \text{ i.e } P(t) \xrightarrow{t \rightarrow +\infty} \pi$$

π est l'unique probabilité telle que $\pi A = 0$ ($\Leftrightarrow \forall t \in \mathbb{R}^+, \pi P(t) = \pi$)

$$X_t \xrightarrow[t \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} X \text{ v.a de loi } \pi$$

2. si récurrence nulle :

$$\forall a_i \in E, \lim_{t \rightarrow +\infty} P_{ij}(t) = 0.$$

Chapitre 2

Équations différentielles stochastiques à changement de régime

Dans cette section, nous travaillons sur les équations différentielles stochastiques rétrospectives à changement de régime et dériver des estimations utiles pour l'existence de la solution. Ensuite on concentre sur les équations différentielles stochastiques progressive-rétrograde et fournir des conditions suffisantes pour l'existence et l'unicité des solutions.

2.1 EDSR à changement de régime

On désigne par $\langle x, y \rangle$ le produit scalaire de deux vecteurs $x, y \in \mathbb{R}^d$, et x^\top la transposée de x et $[A, B] = \sum_{i=1}^d \langle A_i, B_i \rangle$ pour les matrices A et B de type $d \times d$, notons, où A_i et $B_i, i = 1, 2, \dots, d$, sont respectivement la i -ème colonne de A et B . Pour la suite nous, les valeurs de la constante $C > 0$ peuvent changer selon de leur apparences. Soit $(\Omega, \mathcal{F}, \mathcal{F}_t, \mathbb{P})$ un espace de probabilité filtré complet satisfaisant

les conditions habituelles. Sur $(\Omega, \mathcal{F}, \mathcal{F}_t, \mathbb{P})$, nous considérons un Brownien $W(\cdot) = (W_1(\cdot), W_2(\cdot), \dots, W_d(\cdot))^\top$ et une chaîne de Markov en temps continu $\alpha(\cdot)$ défini sur $(\Omega, \mathcal{F}, \mathcal{F}_t, \mathbb{P})$ avec un espace d'états fini $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, m_0\}$ et un générateur $Q = (q_{i_0 j_0})_{i_0, j_0 \in \mathcal{M}}$ satisfaisant $q_{i_0 j_0} \geq 0$ pour $i_0 \neq j_0 \in \mathcal{M}$ et $\sum_{j_0 \in \mathcal{M}} q_{i_0 j_0} = 0$ pour chaque $i_0 \in \mathcal{M}$. Notons par $\mathcal{F}_t^\alpha = \sigma\{\alpha(s) : 0 \leq s \leq t\}$, $\mathcal{F}_t^W = \sigma\{W(s) : 0 \leq s \leq t\}$, et $\mathcal{F}_t^{W, \alpha} = \sigma\{W(s), \alpha(s) : 0 \leq s \leq t\}$. Pour la simplification, nous mettons $\mathcal{F}_t = \mathcal{F}_t^{W, \alpha}$. Notons

$$\begin{aligned} \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d) &= \{\xi : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^d, \mathcal{F} - \text{mesurable}, \mathbb{E}|\xi|^2 < \infty\}, \\ S^2(0, T; \mathbb{R}^d) &= \left\{ \varphi : [0, T] \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}^d, \text{proc càdlàg adapté à } \mathcal{F}, \mathbb{E} \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |\varphi_t|^2 \right] < \infty \right\}, \\ \mathcal{L}^0(0, T, \mathbb{R}^d) &= \{\psi : [0, T] \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}^d, \mathcal{F} - \text{proc pro- mes}\}, \\ \mathcal{L}^2(0, T, \mathbb{R}^d) &= \left\{ \psi \in \mathcal{L}^0(0, T, \mathbb{R}^d) : \|\psi\|_2^2 = \mathbb{E} \left[\int_0^T |\psi_t|^2 dt \right] < \infty \right\}. \end{aligned}$$

On associé à chaque couple $(i_0, j_0) \in \mathcal{M} \times \mathcal{M}$ (de l'état de la chaîne de Markov $\alpha(\cdot)$) satisfaisant $i_0 \neq j_0$:

$$\begin{aligned} [M_{i_0 j_0}](t) &= \sum_{0 \leq s \leq t} \Pi_{(\alpha(s^-)=i_0)} \Pi_{(\alpha(s)=j_0)}, \\ \langle M_{i_0 j_0} \rangle(t) &= \int_0^t q_{i_0 j_0} \Pi_{(\alpha(s^-)=i_0)} ds, \end{aligned}$$

où Π désigne la fonction indicatrice Il résulte de [4] que le processus $M_{i_0 j_0}(t)$, défini par

$$M_{i_0 j_0}(t) = [M_{i_0 j_0}](t) - \langle M_{i_0 j_0} \rangle(t)$$

est une martingale purement discontinue et de carrée intégrable par rapport à \mathcal{F}_t^α , qui est nul à l'origine. Les processus $[M_{i_0 j_0}](t)$ et $\langle M_{i_0 j_0} \rangle(t)$ sont les variations optionnelle et quadratiques prévisible, et $M_{i_0 j_0}(t) = [M_{i_0 j_0}](t) - \langle M_{i_0 j_0} \rangle(t) = 0$ pour tout $i_0 \in \mathcal{M}$. De la définition de la covariation quadratique nous avons la relation

d'orthogonalité suivante :

$$[M_{i_0 j_0}, W] = 0, [M_{i_0 j_0}, M_{p_0 q_0}] = 0, \text{ , lorsque } (i_0, j_0) \neq (p_0, q_0),$$

où $[M_{i_0 j_0}, W]$ et $[M_{i_0 j_0}, M_{p_0 q_0}]$ sont les covariations quadratiques optionnelles du paires $(M_{i_0 j_0}, W)$ et $(M_{i_0 j_0}, M_{p_0 q_0})$, respectivement ; voir [4], [8]. On définit :

$$\begin{aligned} \mathcal{M}^2(0, T; \mathbb{R}^d) = & \{ \lambda = (\lambda_{i_0 j_0} : i_0 j_0 \in \mathcal{M} \text{ telque } \lambda_{i_0, j_0} \in \mathcal{L}^0(0, T; \mathbb{R}^d) \text{ prévisible ,} \\ & \lambda_{i_0 j_0} \equiv 0 \text{ et } \sum_{i_0, j_0 \in \mathcal{M}} \mathbb{E} \int_0^T |\lambda_{i_0 j_0}(t)|^2 d[M_{i_0 j_0}](t) < \infty \}. \end{aligned}$$

Pour les processus $\lambda_t = (\lambda_{i_0 j_0}(t))_{i_0 j_0 \in \mathcal{M}}$, \mathcal{F} -prévisibles ,on note par :

$$\begin{aligned} \int_0^t \lambda_s \bullet dM_s &= \sum_{i_0, j_0 \in \mathcal{M}} \int_0^t \lambda_{i_0 j_0}(s) dM_{i_0 j_0}(s) \text{ et} \\ \lambda_t \bullet dM_t &= \sum_{i_0, j_0 \in \mathcal{M}} \lambda_{i_0 j_0}(t) dM_{i_0 j_0}(t) \end{aligned}$$

Soit $F : [0, T] \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d} \times \mathcal{M} \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}^d$ et $\xi \in \mathcal{L}_{\mathcal{F}_T}^2(\mathbb{R}^d)$. Un triple des processus $(Y_t, Z_t, \Lambda_t) \in \mathcal{S}^2(0, T, \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T, \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{M}^2(0, T, \mathbb{R}^d)$ sont appelées une solution du EDSR :

$$\begin{cases} dY_t = F(t, Y_t, Z_t, \alpha_t) dt + Z_t dW_t + \Lambda_t \bullet dM_t, & 0 \leq t \leq T, \\ Y_T = \xi, \end{cases} \quad (2.1)$$

s'ils satisfont l'équation suivante :

$$Y_t = \xi - \int_t^T F(s, Y_s, Z_s, \alpha_s) ds - \int_t^T Z_s dW_s - \int_t^T \Lambda_s \bullet dM_s, \quad 0 \leq t \leq T.$$

Nous avons l'estimation suivante pour les solutions d'une EDSR à changement de régime [2.1].

Lemme 2.1.1 Soit $F_i : [0, T] \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d} \times \mathcal{M} \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}^d, i = 1, 2$, satisfaisant :

$$|F_i(t, y_1, z_1, i_0) - F_i(t, y_2, z_2, i_0)| \leq C(|y_1 - y_2| + \|z_1 - z_2\|), \mathbb{P}.s.$$

pour tout $t \in [0, T], y_1, y_2 \in \mathbb{R}^d, z_1, z_2 \in \mathbb{R}^{d \times d}$, et $i_0 \in \mathcal{M}$. De plus pour tout $i = 1, 2$, $y \in \mathbb{R}^d, z \in \mathbb{R}^{d \times d}, i_0 \in \mathcal{M}, F_i(\cdot, 0, 0, i_0) \in L^2(0, T, \mathbb{R}^d)$ et $F_i(t, y, z, i_0)$ est \mathcal{F} -adapté. Soit $\xi_i \in \mathcal{L}_{\mathcal{F}_T}^2(\mathbb{R}^d)$ et $(Y_i, Z_i, \Lambda_i), i = 1, 2$, les solutions des EDSR

$$Y_i(t) = \xi_i - \int_t^T F_i(s, Y_i(s), Z_i(s), \alpha_i(s)) ds - \int_t^T Z_i(s) dW_s - \int_t^T \Lambda_i(s) \bullet dM_s, t \in [0, T].$$

Alors

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left(\sup_{0 \leq t \leq T} |Y_1(t) - Y_2(t)|^2 + \int_0^T \|Z_1(t) - Z_2(t)\|^2 dt + \int_0^T |\Lambda_1(t) - \Lambda_2(t)|^2 \bullet d[M]_t \right) \\ & \leq C \left(\mathbb{E} |\xi_1 - \xi_2|^2 + \mathbb{E} \int_0^T |F_1(t, Y_1(s), Z_1(s), \alpha(s)) - F_2(t, Y_1(s), Z_1(s), \alpha(s))|^2 ds \right). \end{aligned}$$

Preuve. Notons par

$$\begin{aligned} \widehat{Y}(\cdot) &= Y_1(\cdot) - Y_2(\cdot), \\ \widehat{Z}(\cdot) &= Z_1(\cdot) - Z_2(\cdot), \\ \widehat{\xi} &= \xi_1 - \xi_2 \end{aligned}$$

et

$$\widehat{F}(\cdot) = F_1(\cdot, Y_1(\cdot), Z_1(\cdot), \alpha(\cdot)) - F_2(\cdot, Y_1(\cdot), Z_1(\cdot), \alpha(\cdot)).$$

On utilise la formule d'Itô pour $|\widehat{Y}(\cdot)|^2$, on a

$$\begin{aligned}
 & |\widehat{Y}(t)|^2 + \int_t^T \|\widehat{Z}(s)\|^2 ds + \int_t^T |\widehat{\Lambda}(s)|^2 \bullet d[M]_s \\
 &= |\widehat{\xi}|^2 - 2 \int_t^T \left\langle \widehat{Y}(s), F_1(s, Y_1(s), Z_1(s), \alpha(s)) - F_2(s, Y_2(s), Z_2(s), \alpha(s)) \right\rangle ds \\
 &\quad - 2 \int_t^T \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{Z}(s) dW_s \right\rangle - 2 \int_t^T \left\langle \widehat{Z}(s), \widehat{\Lambda}(s) \bullet dM_s \right\rangle \\
 &\leq |\widehat{\xi}|^2 + 2 \int_t^T \left[|\widehat{Y}(s)| |\widehat{F}(s)| + C |\widehat{Y}(s)| \left(|\widehat{Y}(s)| + \|\widehat{Z}(s)\| \right) \right] ds \\
 &\quad - 2 \int_t^T \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{Z}(s) dW_s \right\rangle - 2 \int_t^T \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{\Lambda}(s) \bullet dM_s \right\rangle,
 \end{aligned}$$

ceci implique que :

$$\begin{aligned}
 & |\widehat{Y}(t)|^2 + \frac{1}{2} \int_t^T \|\widehat{Z}(s)\|^2 ds + \int_t^T |\widehat{\Lambda}(s)|^2 \bullet d[M]_s \\
 &\leq |\widehat{\xi}|^2 + \int_t^T \left[(1 + 2C + 2C^2) |\widehat{Y}(s)|^2 + |\widehat{F}(s)|^2 \right] ds \\
 &\quad - 2 \int_t^T \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{Z}(s) dW_s \right\rangle - 2 \int_t^T \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{\Lambda}(s) \bullet dM_s \right\rangle.
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

En prenant l'espérance dans les deux côtés de l'inégalité , nous obtenons

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}|\widehat{Y}(t)|^2 &\leq \mathbb{E} \left(|\widehat{Y}(t)|^2 + \frac{1}{2} \int_t^T \|\widehat{Z}(s)\|^2 ds + \int_t^T |\widehat{\Lambda}(s)|^2 \bullet d[M]_s \right) \\
 &\leq \mathbb{E} \left(|\widehat{\xi}|^2 + \int_0^T |\widehat{F}(s)|^2 ds \right) + (1 + 2C + 2C^2) \int_t^T \mathbb{E}|\widehat{Y}(s)|^2 ds.
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

Par l'inégalité de Growall,

$$\mathbb{E}|\widehat{Y}(t)|^2 \leq K_1 \mathbb{E} \left(|\widehat{\xi}|^2 + \int_0^T |\widehat{F}(s)|^2 ds \right), \forall t \in [0, T]. \tag{2.4}$$

En utilisant cette inégalité et [2.3](#) (avec $t = 0$) on obtient

$$\mathbb{E} \left(\int_0^T \|\widehat{Z}(s)\|^2 ds + \int_0^T |\widehat{\Lambda}(s)|^2 \bullet d[M]_s \right) \leq K_2 \mathbb{E} \left(|\widehat{\xi}|^2 + \int_0^T |\widehat{F}(s)|^2 ds \right). \tag{2.5}$$

Ensuite, en utilisant $\int_t^T = \int_0^T - \int_0^t$ pour les intégrales stochastiques dans [2.2](#), on obtient

$$\begin{aligned}
 & |\widehat{Y}(t)|^2 + \frac{1}{2} \int_t^T \|\widehat{Z}(s)\|^2 ds + \int_t^T |\widehat{\Lambda}(s)|^2 \bullet d[M]_s \\
 & \leq |\widehat{\xi}|^2 + \int_t^T \left[(1 + 2C + 2C^2) |\widehat{Y}(s)|^2 + |\widehat{F}(s)|^2 \right] ds \\
 & - 2 \int_0^t \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{Z}(s) dW_s \right\rangle - 2 \int_0^t \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{\Lambda}(s) \bullet dM_s \right\rangle \\
 & + 2 \int_0^t \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{Z}(s) dW_s \right\rangle + 2 \int_0^t \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{\Lambda}(s) \bullet dM_s \right\rangle.
 \end{aligned}$$

Par la suite par l'inégalité de Burkholder-Davis-Gundy, l'inégalité de Holder et l'inégalité de Cauchy-Schwartz,

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E} \left[\sup_{t \in [0, T]} |\widehat{Y}(t)|^2 \right] \\
 & \leq \mathbb{E} \left[|\widehat{\xi}|^2 + (1 + 2C + 2C^2) \int_0^T |\widehat{Y}(s)|^2 ds + \int_0^T |\widehat{F}(s)|^2 ds \right] \\
 & + 4 \mathbb{E} \left[\sup_{t \in [0, T]} \left| \int_0^t \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{Z}(s) dW_s \right\rangle \right| \right] + 4 \mathbb{E} \left[\sup_{t \in [0, T]} \left| \int_0^t \left\langle \widehat{Y}(s), \widehat{\Lambda}(s) \bullet dM_s \right\rangle \right| \right] \\
 & \leq K \mathbb{E} \left(|\widehat{\xi}|^2 + \int_0^T |\widehat{F}(s)|^2 ds \right) + \frac{1}{4} \mathbb{E} \left[\sup_{t \in [0, T]} |\widehat{Y}(t)|^2 \right] + K^2 \mathbb{E} \int_0^T \|\widehat{Z}(s)\|^2 ds \\
 & + \frac{1}{4} \mathbb{E} \left[\sup_{t \in [0, T]} |\widehat{Y}(t)|^2 \right] + K^2 \mathbb{E} \int_0^T |\widehat{\Lambda}(s)|^2 \bullet d[M]_s.
 \end{aligned}$$

Ainsi,

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} \left[\sup_{t \in [0, T]} |\widehat{Y}(t)|^2 \right] & \leq C \mathbb{E} \left(|\widehat{\xi}|^2 + \int_0^T |\widehat{F}(s)|^2 ds + \int_0^T \|\widehat{Z}(s)\|^2 ds + \int_0^T |\widehat{\Lambda}(s)|^2 \bullet d[M]_s \right) \\
 & \leq C \mathbb{E} \left(|\widehat{\xi}|^2 + \int_0^T |\widehat{F}(s)|^2 ds \right).
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

Notons que nous avons utilisé [2.5](#) dans la dernière inégalité. Encore on combinant

2.5 avec **2.6** qui donne

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left(\sup_{t \in [0, T]} |\hat{Y}(t)|^2 + \int_0^T \|\hat{Z}(s)\|^2 ds + \int_0^T |\hat{\Lambda}(s)|^2 \bullet d[M]_s \right) \\ & \leq C \mathbb{E} \left(|\hat{\xi}|^2 + \int_0^T |\hat{F}(s)|^2 ds \right). \end{aligned}$$

Ceci termine la preuve. ■

2.2 EDSPR à changement de régime

Dans cette section, nous présentons quelques résultats auxiliaires. Ces résultats serviront à prouver, les principaux théorèmes dans la sous-section suivante. Plus précisément, nous concentrons sur les équations progressives-rétrogrades à changement de régime sans la présence de termes de champ moyen et fournissons des conditions qui garantissent l'existence et l'unicité des solutions. Soient :

$$\begin{aligned} f_0 &: [0, T] \times \Omega \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d} \times \mathcal{M} \rightarrow \mathbb{R}^d, \\ g_0 &: [0, T] \times \Omega \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d} \times \mathcal{M} \rightarrow \mathbb{R}^d, \\ \sigma_0 &: [0, T] \times \Omega \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d} \times \mathcal{M} \rightarrow \mathbb{R}^{d \times d}, \\ h_0 &: \Omega \times \mathbb{R}^d \times \mathcal{M} \rightarrow \mathbb{R}^d, \end{aligned}$$

des fonctions mesurables par rapport à la tribu de Borel. On considère un processus mesurable $(X_t, Y_t, Z_t, \Lambda_t) \in \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T, \mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}^2(0, T, \mathbb{R}^d)$ qui est la solution du problème

$$\begin{cases} X_t = \xi + \int_0^t f_0(s, X_s, Y_s, Z_s, \alpha_s) ds + \int_0^t \sigma_0(s, X_s, Y_s, Z_s, \alpha_s) dW_s, \\ Y_t = h_0(X_T, \alpha_T) \\ - \int_t^T g_0(s, X_s, Y_s, Z_s, \alpha_s) ds - \int_t^T Z_s dW_s - \int_t^T \Lambda_s \bullet dM_s, t \in [0, T]. \end{cases} \quad (2.7)$$

Pour la suite de cette section, nous supposons l'hypothèse suivante.

Hypothèse A_0

(A₀1) Pour tout $i_0 \in \mathcal{M}$, les fonctions $f_0(\cdot, \cdot, \cdot, \cdot, \cdot, i_0)$, $g_0(\cdot, \cdot, \cdot, \cdot, \cdot, i_0)$, et $\sigma_0(\cdot, \cdot, \cdot, \cdot, \cdot, i_0)$ sont \mathbb{F} -progressivement mesurables et Lipschitz par rapport aux (x, y, z) et uniformément en (t, w) . Autrement dit, pour $\varphi_0 = f_0, g_0$ ou σ_0 , il existe une (déterministe) constante C_θ telle que pour tout $t \in [0, T]$, $i_0 \in \mathcal{M}$, et $\theta_1 = (x_1, y_1, z_1), \theta_2 = (x_2, y_2, z_2) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d}$ on a

$$|\varphi_0(t, \theta_1, i_0) - \varphi_0(t, \theta_2, i_0)| \leq C_\theta \|\theta_1 - \theta_2\|, \mathbb{P}.s.$$

$$\text{où } \|\theta_1 - \theta_2\| = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| + \|z_1 - z_2\|.$$

(A₀2) Pour chaque $(x, i_0) \in \mathbb{R}^d \times \mathcal{M}$ la fonction $h_0(\cdot, x, i_0)$ appartient à $\mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d)$. De plus, $h_0(w, \cdot, i_0)$ est uniformément en (w, i_0) . Autrement dit, pour tout $i_0 \in \mathcal{M}$, et $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^d$, il existe une constante (déterministe) c telle que

$$|h_0(x_1, i_0) - h_0(x_2, i_0)| \leq c|x_1 - x_2|, \mathbb{P}.s.$$

Pour $t \in [0, T]$, $i_0 \in \mathcal{M}$, et $\theta_1 = (x_1, y_1, z_1), \theta_2 = (x_2, y_2, z_2) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d}$, notons par :

$$\begin{aligned} \Psi_0(t, \theta_1, \theta_2, i_0) &= \langle f_0(t, \theta_1, i_0) - f_0(t, \theta_2, i_0), y_1 - y_2 \rangle \\ &+ \langle g_0(t, \theta_1, i_0) - g_0(t, \theta_2, i_0), x_1 - x_2 \rangle \\ &+ [\sigma_0(t, \theta_1, i_0) - \sigma_0(t, \theta_2, i_0), z_1 - z_2] \end{aligned} \tag{2.8}$$

Pour obtenir l'existence et l'unicité de la solution de notre système EDSPR à changement de régime [2.7](#) on suppose l'hypothèse suivante.

Hypothèse H_0

(H₀1) Il existe une constante positive K_h telle que pour tout $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^d$ et $i_0 \in \mathcal{M}$,

$$\langle h_0(x_1, i_0) - h_0(x_2, i_0), x_1 - x_2 \rangle \geq K_h |x_1 - x_2|^2, \mathbb{P}.s.$$

(H₀2) Il existe une constante positive K_Ψ telle que pour tout $t \in [0, T], \theta_1 = (x_1, y_1, \mathbf{z}_1), \theta_2 = (x_2, y_2, \mathbf{z}_2) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d}$, et $i_0 \in \mathcal{M}$,

$$\Psi_0(t, \theta_1, \theta_2, i_0) \leq -K_\Psi (|x_1 - x_2|^2 + |y_1 - y_2|^2 + \|\mathbf{z}_1 + \mathbf{z}_2\|^2), \mathbb{P}.s.$$

Nous sommes maintenant en mesure d'énoncer le théorème suivant.

Théorème 2.2.1 *Sous les hypothèses (A₀) et (H₀), il existe un unique quadruple de processus (X, Y, Z, Λ) qui résoudre le système d'EDSPR à changement de régime 2.1.*

Afin de donner la démonstration du théorème 2.2.1 nous présentons quelques résultats préliminaires sur les EDSPR à changement de régime. Tout d'abord, nous considérons dans le lemme suivant les EDSPR linéaires.

Lemme 2.2.1 *Supposons que $(\bar{f}_0(\cdot), \bar{\sigma}_0(\cdot), \bar{g}_0(\cdot)) \in \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$ et $\bar{h}_0 \in \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d)$, alors l'EDSPR linéaire suivante*

$$\begin{cases} X_t = x + \int_0^t (-Y_s + \bar{f}_0(s)) ds + \int_0^t (-Z_s + \bar{\sigma}_0(s)) dW_s, \\ Y_t = (X_T + \bar{h}_0) - \int_t^T (-X_s + \bar{g}_0(s)) ds - \int_t^T Z_s dW_s - \int_t^T \Lambda_s \bullet dM_s \end{cases} \quad (2.9)$$

a une unique solution (X, Y, Z, Λ) .

Preuve. On considère l'edsr suivante :

$$\bar{Y}_0 = \bar{h}_0 - \int_t^T (\bar{Y}_s + \bar{g}_0(s) - \bar{f}_0(s)) ds - \int_t^T (2\bar{Z}_s - \bar{\sigma}_0(s)) dW_s - \int_t^T \bar{\Lambda}_s \bullet dM_s.$$

D'après théorème (3.4) de [11], l'équation ci-dessus a une unique solution adaptée $(\bar{Y}, \bar{Z}, \bar{\Lambda})$. Ensuite, on résoudre l'équation progressive suivante :

$$X_t = x + \int_0^t (-X_s - \bar{Y}_s + \bar{f}_0(s)) ds + \int_0^t (-\bar{Z}_s + \bar{\sigma}_0(s)) dW_s$$

et posons $Y = X + \bar{Y}$, $Z = \bar{Z}$ et $\Lambda = \bar{\Lambda}$. On voit que (X, Y, Z, Λ) est une solution de l'équation 2.9. L'existence est donc assuré et de même l'unicité est similaire à celle du théorème 2.2.1. Ensuite, pour $y \in \mathbb{R}$, définissons

$$\begin{aligned} f_0^y(t, x, y, z, i_0) &= y f_0(t, x, y, z, i_0) + (1 - y)(-y), \\ \sigma_0^y(t, x, y, z, i_0) &= y \sigma_0(t, x, y, z, i_0) + (1 - y)(-z), \\ g_0^y(t, x, y, z, i_0) &= y g_0(t, x, y, z, i_0) + (1 - y)(-x), \\ h_0^y(x, i_0) &= y h_0(x, i_0) + (1 - y)x. \end{aligned} \tag{2.10}$$

et considérons le système d'équations suivant

$$\begin{cases} X_t = x + \int_0^t (f_0^y(s, \Theta_s, \alpha_s) + \bar{f}_0(s)) ds + \int_0^t (\sigma_0^y(s, \Theta_s, \alpha_s) + \bar{\sigma}_0(s)) dW_s, \\ Y_t = (h_0^y(X_T, \alpha_T) + \bar{h}_0) - \int_t^T (g_0^y(s, \Theta_s, \alpha_s) + \bar{g}_0(s)) ds \\ \quad - \int_t^T Z_s dW_s - \int_t^T \Lambda_s \bullet dM_s, \end{cases} \tag{2.11}$$

où $\Theta = (X, Y, Z)$. ■

Lemme 2.2.2 *Supposons que les hypothèses (A_0) et (H_0) sont vérifiées. De plus, supposons que pour $y_0 \in [0, 1)$ donné et pour tout $(\bar{f}_0(\cdot), \bar{\sigma}_0(\cdot), \bar{g}_0(\cdot), \bar{h}_0) \in \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d)$, le système 2.11 à une solution adaptée. Alors il existe une constante $\delta_0 \in (0, 1)$ dépend uniquement de C_θ, c, K_h, K_Ψ et T , tels que pour tout $y \in [y_0, y_0 + \delta_0]$ et pour tout $(\bar{f}_0(\cdot), \bar{\sigma}_0(\cdot), \bar{g}_0(\cdot), \bar{h}_0) \in \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d)$, le système 2.11 à une solution $(X, Y, Z, \Lambda) \in \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{M}^2(0, T, \mathbb{R}^d)$.*

Preuve. Au vu de [2.10](#),

$$\begin{aligned}
 f_0^{y_0+\delta}(t, x, y, \mathbf{z}, i_0) &= f_0^{y_0}(t, x, y, \mathbf{z}, i_0) + \delta(y + f_0(t, x, y, \mathbf{z}, i_0)), \\
 \sigma_0^{y_0+\delta}(t, x, y, \mathbf{z}, i_0) &= \sigma_0^{y_0}(t, x, y, \mathbf{z}, i_0) + \delta(\mathbf{z} + \sigma_0(t, x, y, \mathbf{z}, i_0)), \\
 g_0^{y_0+\delta}(t, x, y, \mathbf{z}, i_0) &= g_0^{y_0}(t, x, y, \mathbf{z}, i_0) + \delta(x + g_0(t, x, y, \mathbf{z}, i_0)), \\
 h_0^{y_0+\delta}(x, i_0) &= h_0^{y_0}(x, i_0) + \delta(-x + h_0(x, i_0))
 \end{aligned}$$

Mettons $(X^0, Y^0, Z^0, \Lambda^0) = (0, 0, 0, 0)$ et $\Theta^n = (X^n, Y^n, Z^n)$ pour $n = 0, 1, 2, \dots$. Selon l'hypothèse, le système récursive suivant à toujours une solution : solutions.

$$\left\{ \begin{array}{l}
 X_t^{n+1} = x + \int_0^t [f_0^{y_0}(s, \Theta_s^{n+1}, \alpha_s) + \delta(Y_s^n + f_0(s, \Theta_s^n, \alpha_s)) + \bar{f}_0(s)] ds \\
 \quad + \int_0^t [\sigma_0^{y_0}(s, \Theta_s^{n+1}, \alpha_s) + \delta(Z_s^n + \sigma_0(s, \Theta_s^n, \alpha_s)) + \bar{\sigma}_0(s)] dW_s, \\
 Y_t^{n+1} = [h_0^{y_0}(X_T^{n+1}, \alpha_T) + \delta(-X_T^n + h_0(X_T^n, \alpha_T)) + \bar{h}_0] \\
 \quad - \int_t^T [g_0^{y_0}(s, \Theta_s^{n+1}, \alpha_s) + \delta(X_s^n + g_0(s, \Theta_s^n, \alpha_s)) + \bar{g}_0(s)] ds \\
 \quad - \int_t^T Z_s^{n+1} dW_s - \int_t^T \Lambda_s^{n+1} \bullet dM_s.
 \end{array} \right. \quad (2.12)$$

On défine $\widehat{\Theta}_t^{n+1} = \Theta_t^{n+1} - \Theta_t^n$ De plus ;

$$\begin{aligned}
 \widehat{X}_t^{n+1} &= X_t^{n+1} - X_t^n, \quad \widehat{Y}_t^{n+1} = Y_t^{n+1} - Y_t^n, \\
 \widehat{Z}_t^{n+1} &= Z_t^{n+1} - Z_t^n, \quad \widehat{\Lambda}_t^{n+1} = \Lambda_t^{n+1} - \Lambda_t^n.
 \end{aligned}$$

$$\widehat{h}_0^n(t) := h_0(X_t^n, \alpha_t) - h_0(X_t^{n-1}, \alpha_t), \quad \widehat{h}_0^{n,y}(t) := h_0^y(X_t^n, \alpha_t) - h_0^y(X_t^{n-1}, \alpha_t),$$

et, pour $\varphi = f_0, g_0, \sigma_0$,

$$\begin{aligned}
 \widehat{\varphi}^{n+1}(t) &= \varphi(t, \Theta_t^{n+1}, \alpha_t) - \varphi(t, \Theta_t^n, \alpha_t) \\
 \widehat{\varphi}^{n+1,y}(t) &= \varphi^y(t, \Theta_t^{n+1}, \alpha_t) - \varphi^y(t, \Theta_t^n, \alpha_t)
 \end{aligned}$$

Appliquons la formule d'Itô à $\langle \widehat{X}_t^{n+1}, \widehat{Y}_t^{n+1} \rangle$ et en prenant l'espérance nous obtenons

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left\langle \widehat{X}_T^{n+1}, \widehat{h}_0^{n+1, y_0}(T) \right\rangle &= \delta \mathbb{E} \left\langle \widehat{X}_T^{n+1}, \widehat{X}_T^n - \widehat{h}_0^n(T) \right\rangle + \mathbb{E} \int_0^T \left(\left\langle \widehat{X}_s^{n+1}, \widehat{g}_0^{n+1, y_0}(s) \right\rangle \right. \\ &\quad \left. + \left\langle \widehat{Y}_s^{n+1}, \widehat{f}_0^{n+1, y_0}(s) \right\rangle + \left[\widehat{Z}_s^{n+1}, \widehat{\sigma}_0^{n+1, y_0}(s) \right] \right) ds \\ &\quad + \delta \mathbb{E} \int_0^T \left(\left\langle \widehat{X}_s^{n+1}, \widehat{X}_s^n + \widehat{g}_0^n(s) \right\rangle + \left\langle \widehat{Y}_s^{n+1}, \widehat{Y}_s^n + \widehat{f}_0^n(s) \right\rangle \right. \\ &\quad \left. + \left[\widehat{Z}_s^{n+1}, \widehat{Z}_s^n + \widehat{\sigma}_0^n(s) \right] \right) ds. \end{aligned}$$

De les hypothèses (\mathbf{A}_0) et (\mathbf{H}_0) , il s'ensuit que

$$\begin{aligned} &\mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 + \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^{n+1} \right\|^2 ds \right) \\ &\leq \frac{\delta(1+C)}{K} \mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_T^{n+1} \right| \left| \widehat{X}_T^n \right| + \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^{n+1} \right\| \left\| \widehat{\Theta}_s^n \right\| ds \right). \end{aligned}$$

où $K = \min(1, K_h, K_\Psi)$ et $C = \max(c, C_\theta)$. L'inégalité de Young implique

$$\begin{aligned} &\mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 + \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^{n+1} \right\|^2 ds \right) \\ &\leq \left(\frac{\delta(1+C)}{K} \right)^2 \mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_T^n \right|^2 + \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^n \right\|^2 ds \right). \end{aligned}$$

Rappelons que $\forall n \geq 1$,

$$\begin{aligned} \widehat{X}_T^n &= \int_0^T \left[\widehat{f}_0^{n, y_0}(s) + \delta \left(\widehat{Y}_s^{n-1} + \widehat{f}_0^{n-1}(s) \right) \right] ds \\ &\quad + \int_0^T \left[\widehat{\sigma}_0^{n, y_0}(s) + \delta \left(\widehat{Z}_s^{n-1} + \widehat{\sigma}_0^{n-1}(s) \right) \right] dW_s. \end{aligned}$$

On peut en déduire qu'il existe une constante $c_1 > 0$ qui dépend uniquement de C et T tel que

$$\mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^n \right|^2 \leq c_1 \mathbb{E} \left(\int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^n \right\|^2 ds + \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^{n-1} \right\|^2 ds \right), \forall n \geq 1$$

Il existe donc une constante $c_2 > 0$ qui dépend uniquement de C , K et T telle que

$$\mathbb{E} \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^{n+1} \right\|^2 ds \leq c_2 \delta^2 \mathbb{E} \left(\int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^n \right\|^2 ds + \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^{n-1} \right\|^2 ds \right), \forall n \geq 1.$$

Il existe donc un $\delta_0 \in (0, 1)$ qui dépend uniquement de C , K et T tel que lorsque $0 < \delta \leq \delta_0$,

$$\mathbb{E} \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^{n+1} \right\|^2 ds \leq \frac{1}{4} \mathbb{E} \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^n \right\|^2 ds + \frac{1}{8} \mathbb{E} \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^{n-1} \right\|^2 ds, \forall n \geq 1.$$

Vu au Lemme (4.1) de [6], il existe une constante $\widehat{c} > 0$ telle que

$$\mathbb{E} \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^n \right\|^2 ds \leq \widehat{c} \left(\frac{1}{2} \right)^n, \forall n \geq 0.$$

Ceci implique que $(X_T^n)_{n \geq 0}$ est une suite de Cauchy dans $\mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d)$ et $(X^n)_{n \geq 0}, (Y^n)_{n \geq 0}$ et $(Z^n)_{n \geq 0}$ sont des suites de Cauchy dans $\mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d), \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d), \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d})$, respectivement. De plus, comme 2.30 dans la preuve du théorème 2.3.1, $(\Lambda^n)_{n \geq 0}$ est de Cauchy dans $\mathcal{M}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$. Nous désignons respectivement leurs limites par (X, Y, Z, Λ) . En passant à la limite dans les équations 2.12, lorsque $0 < \delta \leq \delta_0$, (X, Y, Z, Λ) résout les équations 2.11 pour $y = y_0 + \delta$. Par des estimations standard, nous pouvons montrer que $X, Y \in \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$. Nous sommes maintenant prêts à prouver le théorème 2.2.1. ■

Preuve du théorème 2.2.1

L'unicité : Supposer que (X, Y, Z, Λ) et (X', Y', Z', Λ') , sont deux solutions de [2.7](#) Appliquons la formule d'Itô et prenons l'espérance on obtient :

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E} \langle X'_T - X_T, h_0(X'_T, \alpha_T) - h_0(X_T, \alpha_T) \rangle \\
 &= \mathbb{E} \int_0^T (\langle X'_s - X_s, g_0(s, X'_s, Y'_s, Z'_s, \alpha_s) - g_0(s, X_s, Y_s, Z_s, \alpha_s) \rangle \\
 &+ \langle Y'_s - Y_s, f_0(s, X'_s, Y'_s, Z'_s, \alpha_s) - f_0(s, X_s, Y_s, Z_s, \alpha_s) \rangle \\
 &+ [Z'_s - Z_s, \sigma_0(s, X'_s, Y'_s, Z'_s, \alpha_s) - \sigma_0(s, X_s, Y_s, Z_s, \alpha_s)]) ds.
 \end{aligned}$$

En vertu de l'hypothèse (H_0) , on obtient

$$K_h \mathbb{E} [|X'_T - X_T|^2] + K_\Psi \mathbb{E} \int_0^T (|X'_s - X_s|^2 + |Y'_s - Y_s|^2 + \|Z'_s - Z_s\|^2) ds \leq 0$$

ce qui implique $X'_T = X_T, X' = X, Y' = Y$, et $Z' = Z$. De plus, par le Lemme [2.1.1](#), hypothèse (A_02) , et le fait que $X'_T = X_T$, on obtient

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} \int_0^T |\Lambda'_s - \Lambda_s|^2 \bullet d[M]_s &\leq C \mathbb{E} |h_0(X'_T, \alpha_T) - h_0(X_T, \alpha_T)|^2 \\
 &\leq C \mathbb{E} |X'_T - X_T|^2 = 0.
 \end{aligned}$$

qui implique que $\Lambda' = \Lambda$ dans $\mathcal{M}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$.

L'existence : D'après le lemme [2.2.1](#), lorsque $y = 0$, pour tout $(\bar{f}_0(\cdot), \bar{\sigma}_0(\cdot), \bar{g}_0(\cdot)) \in \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$ et $\bar{h}_0 \in \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d)$ le système progressive-rétrograde [2.11](#) à une solution adaptée. Selon le lemme [2.2.2](#), pour tout $(\bar{f}_0(\cdot), \bar{\sigma}_0(\cdot), \bar{g}_0(\cdot)) \in \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$ et $\bar{h}_0 \in \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d)$, on peut résoudre successivement le système [2.11](#) pour le cas $y \in [0, \delta_0], [\delta_0, 2\delta_0], \dots$, il s'avère que, lorsque $y = 1$, pour tout $(\bar{f}_0(\cdot), \bar{\sigma}_0(\cdot), \bar{g}_0(\cdot)) \in \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$ et $\bar{h}_0 \in \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d)$, la solution de [2.11](#), existe, alors on en déduit immédiatement que la solution de [2.7](#) existe.

2.3 EDSPR de champ moyen conditionnelle à changement de régime

Motivé par les problèmes de contrôle et la théorie de jeu pour les systèmes à grande échelle sous environnements aléatoires, dans cette section, nous considérerons les systèmes stochastiques prog-rétro de champ moyen conditionnelle et à changement de régime où les termes du champ moyen sont représentés par des mesures aléatoires, conditionnée par l'histoire de la chaîne de Markov. Des conditions d'existence et d'unicité des solutions sont obtenues, qui peuvent être considérées comme des généralisations des résultats de la section précédente.

Soit $\mathcal{P}(\mathbb{R}^d)$ l'ensemble de toutes les mesures de probabilité sur \mathbb{R}^d et

$$\mathcal{P}_2(\mathbb{R}^d) = \left\{ \mu \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^d) : \int_{\mathbb{R}^d} |x|^2 \mu(dx) < \infty \right\}.$$

Soit $W_2(\cdot, \cdot)$ la distance de 2-Wasserstein sur $\mathcal{P}_2(\mathbb{R}^d)$ défini par

$$W_2(\mu, \nu) = \inf \left\{ \left(\int_{\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d} |x - y|^2 \gamma(dx, dy) \right)^{\frac{1}{2}} : \gamma \in \Gamma(\mu, \nu) \right\}, \text{ pour } \mu, \nu \in \mathcal{P}_2(\mathbb{R}^d)$$

où

$$\Gamma(\mu, \nu) = \left\{ \gamma \in \mathcal{P}_2(\mathbb{R}^{2d}) : \gamma(\cdot, \mathbb{R}^d) = \mu, \gamma(\mathbb{R}^d, \cdot) = \nu \right\}$$

notons que

$$W_2(\mu, \nu) = \inf \left\{ (\mathbb{E} |\xi - \zeta|^2)^{\frac{1}{2}} : \xi, \zeta \in \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d), \mathbb{P}_\xi = \mu, \mathbb{P}_\zeta = \nu \right\},$$

ce que implique que

$$W_2(\mathbb{P}_\xi, \mathbb{P}_\zeta) \leq (\mathbb{E} |\xi - \zeta|^2)^{\frac{1}{2}}.$$

De plus, il résulte que pour tout sous- σ -algèbre \mathbf{F} de \mathcal{F} et $r \geq 2$, nous avons

$$W_2(\mathbb{P}_{(\xi/F)}, \mathbb{P}_{(\zeta/F)}) \leq [\mathbb{E}(|\xi - \zeta|^r / F)]^{\frac{1}{r}}, \mathbb{P}.s \quad (2.13)$$

Soit

$$\begin{aligned} f &: [0, T] \times \Omega \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d} \times \mathcal{P}(\mathbb{R}^{2d}) \times \mathcal{M} \longrightarrow \mathbb{R}^d, \\ g &: [0, T] \times \Omega \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d} \times \mathcal{P}(\mathbb{R}^{2d}) \times \mathcal{M} \longrightarrow \mathbb{R}^d, \\ \sigma &: [0, T] \times \Omega \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d} \times \mathcal{P}(\mathbb{R}^{2d}) \times \mathcal{M} \longrightarrow \mathbb{R}^{d \times d}, \\ h &: \Omega \times \mathbb{R}^d \times \mathcal{P}(\mathbb{R}^d) \times \mathcal{M} \longrightarrow \mathbb{R}^d. \end{aligned}$$

des fonctions mesurables par rapport aux σ -algèbre de Borel. On considère le système d'edspr de McKean-Vlasov conditionnel :

$$\left\{ \begin{array}{l} X_t = \xi + \int_0^t f(s, X_s, Y_s, Z_s, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) ds \\ \quad + \int_0^t \sigma(s, X_s, Y_s, Z_s, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) dW_s, \\ Y_t = h(X_T, \mathbb{P}_{(X_T / \mathcal{F}_T^\alpha)}, \alpha_T) \\ \quad - \int_t^T g(s, X_s, Y_s, Z_s, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) ds \\ \quad - \int_t^T Z_s dW_s - \int_t^T \Lambda_s \bullet dM_s, \quad t \in [0, T]. \end{array} \right. \quad (2.14)$$

Un quadruplet de processus mesurable $(X_t, Y_t, Z_t, \Lambda_t)$ est appelé une solution de [2.14](#) si $(X_t, Y_t, Z_t, \Lambda_t) \in \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{M}^2(0, T, \mathbb{R}^d)$ et satisfait [2.14](#).

Hypothèse A

(A1) Pour tout $i_0 \in \mathcal{M}$ fixe, les fonctions $f(\cdot, \cdot, \cdot, \cdot, \cdot, \cdot, i_0)$, $g(\cdot, \cdot, \cdot, \cdot, \cdot, \cdot, i_0)$, et $\sigma(\cdot, \cdot, \cdot, \cdot, \cdot, \cdot, i_0)$ sont \mathbb{F} progressivement-mesurables et Lipschitz par rapport aux (x, y, z, μ) uniformément en (t, w) . Autrement dit, pour $\varphi = f, g$ ou σ , il existe des constantes (déterministes) C_θ et C_v tels que pour tout $t \in [0, T]$, $i_0 \in \mathcal{M}$, $\theta_1 =$

$(x_1, y_1, z_1), \theta_2 = (x_2, y_2, z_2) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d}$, et $v_1, v_2 \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^{2d})$:

$$|\varphi(t, \theta_1, v_1, i_0) - \varphi(t, \theta_2, v_2, i_0)| \leq C_\theta \|\theta_1 - \theta_2\| + C_v W_2(v_1, v_2), \mathbb{P}.s.$$

(A2) Pour tout $(x, \mu, i_0) \in \mathbb{R}^d \times \mathcal{P}(\mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}$ fixe, la fonction $h(\cdot, x, \mu, i_0) \in \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^d)$. De plus, $h(w, \cdot, \cdot, i_0)$ est uniformément Lipschitz en (w, i_0) . Alors pour tout $i_0 \in \mathcal{M}$, $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^d$, et $\mu_1, \mu_2 \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^d)$, il existe des constantes (déterministe) c et C_μ telles que

$$|h(x_1, \mu_1, i_0) - h(x_2, \mu_2, i_0)| \leq c |x_1 - x_2| + C_\mu W_2(\mu_1, \mu_2), \mathbb{P} - p.s.$$

Pour $t \in [0, T]$, $i_0 \in \mathcal{M}$, $\theta_1 = (x_1, y_1, z_1), \theta_2 = (x_2, y_2, z_2) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d}$, et $v \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^{2d})$, on note

$$\begin{aligned} \Psi(t, \theta_1, \theta_2, v, i_0) &= \langle f(t, \theta_1, v, i_0) - f(t, \theta_2, v, i_0), y_1 - y_2 \rangle \\ &\quad + \langle g(t, \theta_1, v, i_0) - g(t, \theta_2, v, i_0), x_1 - x_2 \rangle \\ &\quad + [\sigma(t, \theta_1, v, i_0) - \sigma(t, \theta_2, v, i_0), z_1 - z_2] \end{aligned} \quad (2.15)$$

Comme dans l'hypothèse (\mathbf{H}_0) , nous considérons l'hypothèse suivante :

Hypothèse H

(H1) Il existe une constante positive K_h telle que pour tout $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^d$, $\mu \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^d)$, et $i_0 \in \mathcal{M}$:

$$\langle h(x_1, \mu, i_0) - h(x_2, \mu, i_0), x_1 - x_2 \rangle \geq K_h |x_1 - x_2|^2, \mathbb{P}.s.$$

(H2) Il existe une constante positive K_Ψ telle que pour tout $t \in [0, T]$, $\theta_1 = (x_1, y_1, z_1), \theta_2 = (x_2, y_2, z_2) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d \times d}$, et $v \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^{2d})$, et $i_0 \in \mathcal{M}$:

$$\Psi(t, \theta_1, \theta_2, v, i_0) \leq -K_\Psi (|x_1 - x_2|^2 + |y_1 - y_2|^2 + \|z_1 - z_2\|^2), \mathbb{P}.s.$$

Le théorème suivant peut être considéré comme une extension du théorème [2.2.1](#).

Théorème 2.3.1 *Supposons que les hypothèses (A) et (H) sont vérifiées. Si la constante*

$$C_v, C_\mu < \min \left\{ \left(\sqrt{3} - 1 \right) K_h, K_\Psi / \sqrt{3} \right\} \quad (2.16)$$

alors il existe un processus unique (X, Y, Z, Λ) qui résout le système [2.14](#) d'EDSPR de champ moyen conditionnelle et à changement de régime

Pour la simplification on suppose que σ ne dépend pas de $\mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}$. Par suite notre système [2.14](#) devient :

$$\begin{cases} X_t = \xi + \int_0^t f(s, X_s, Y_s, Z_s, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s, Y_s, Z_s, \alpha_s) dW_s, \\ Y_t = h(X_T, \mathbb{P}_{(X_T / \mathcal{F}_T^\alpha)}, \alpha_T) - \int_t^T g(s, X_s, Y_s, Z_s, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) ds \\ \quad - \int_t^T Z_s dW_s - \int_t^T \Lambda_s \bullet dM_s, \quad t \in [0, T]. \end{cases} \quad (2.17)$$

Preuve. Dans cette section, nous prouverons que sous les hypothèses (A) et (H), le système [2.14](#) de champs moyen conditionnel à changement de régime à une solution unique. La preuve est divisée en deux parties. Tout d'abord, nous prouvons l'existence de la solution. ■

(1) **Existence** : Soit δ un nombre positif fixe. Nous définissons récursivement la suite des processus $(X^n, Y^n, Z^n, \Lambda^n)_{n \geq 0}$ dans $\mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{M}^2(0, T, \mathbb{R}^d)$ comme suit : $(X^0, Y^0, Z^0, \Lambda^0) \equiv (0, 0, 0, 0)$ et, pour $n \geq 0$,

$$(X^{n+1}, Y^{n+1}, Z^{n+1}, \Lambda^{n+1}) \in \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d}) \times \mathcal{M}^2(0, T, \mathbb{R}^d)$$

qui satisfait l'EDSPR

$$\left\{ \begin{array}{l} X_t^{n+1} = \xi + \int_0^t (f(s, X_s^{n+1}, Y_s^{n+1}, Z_s^{n+1}, v_s^n, \alpha_s) - \delta Y_s^{n+1} + \delta Y_s^n) ds \\ \quad + \int_0^t (\sigma(s, X_s^{n+1}, Y_s^{n+1}, Z_s^{n+1}, v_s^n, \alpha_s) - \delta Z_s^{n+1} + \delta Z_s^n) dW_s, \\ Y_t^{n+1} = h(X_T^{n+1}, \mu_T^n, \alpha_T) - \int_t^T g(s, X_s^{n+1}, Y_s^{n+1}, Z_s^{n+1}, v_s^n, \alpha_s) ds \\ \quad - \int_t^T Z_s^{n+1} dW_s - \int_t^T \Lambda_s^{n+1} \bullet dM_s, 0 \leq t \leq T, \end{array} \right. \quad (2.18)$$

où $v_s^n := \mathbb{P}_{(X_s^n, Y_s^n / \mathcal{F}_s^\alpha)}$ et $\mu_T^n := \mathbb{P}_{(X_T^n / \mathcal{F}_T^\alpha)}$ Compte tenu du théorème [2.2.1](#), ce système a une solution unique. Pour $n \geq 0$ et $t \in [0, T]$, notons

$$\begin{aligned} \widehat{X}_t^{n+1} &= X_t^{n+1} - X_t^n, & \widehat{Y}_t^{n+1} &:= Y_t^{n+1} - Y_t^n \\ \widehat{Z}_t^{n+1} &:= Z_t^{n+1} - Z_t^n, & \widehat{\Lambda}_t^{n+1} &:= \Lambda_t^{n+1} - \Lambda_t^n \end{aligned} \quad (2.19)$$

$$\widehat{h}^n(t) := h(X_t^n, \mu_t^{n-1}, \alpha_t) - h(X_t^{n-1}, \mu_t^{n-2}, \alpha_t)$$

et pour $\Theta^n = (X^n, Y^n, Z^n)$ et $\varphi = f, g, \sigma$,

$$\begin{aligned} \widehat{\varphi}^{n+1}(t) &:= \varphi(t, \Theta_t^{n+1}, v_t^n, \alpha_t) - \varphi(t, \Theta_t^n, v_t^{n-1}, \alpha_t), \\ \overline{\varphi}^n(t) &:= \varphi(t, \Theta_t^n, v_t^n, \alpha_t) - \varphi(t, \Theta_t^n, v_t^{n-1}, \alpha_t). \end{aligned} \quad (2.20)$$

il résulte de [2.13](#) que

$$W_2^2(v_t^n, v_t^{n-1}) \leq \mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_t^n \right|^2 + \left| \widehat{Y}_t^n \right|^2 / \mathcal{F}_t^\alpha \right). \quad (2.21)$$

D'après la formule d'Itô, on obtient

$$\begin{aligned}
 & \left\langle \widehat{X}_T^{n+1}, \widehat{Y}_T^{n+1} \right\rangle - \left\langle \widehat{X}_0^{n+1}, \widehat{Y}_0^{n+1} \right\rangle \\
 &= \int_0^T \left\langle \widehat{Y}_s^{n+1}, \widehat{f}^{n+1}(s) - \delta \widehat{Y}_s^{n+1} + \delta \widehat{Y}_s^n \right\rangle ds \\
 &+ \int_0^T \left\langle \widehat{Y}_s^{n+1}, (\widehat{\sigma}^{n+1}(s) - \delta \widehat{Z}_s^{n+1} + \delta \widehat{Z}_s^n) dW_s \right\rangle \\
 &+ \int_0^T \left\langle \widehat{X}_s^{n+1}, \widehat{g}^{n+1}(s) \right\rangle ds + \int_0^T \left\langle \widehat{X}_s^{n+1}, \widehat{Z}_s^{n+1} dW_s \right\rangle + \int_0^T \left\langle \widehat{X}_s^{n+1}, \widehat{\Lambda}_s^{n+1} \bullet dM_s \right\rangle \\
 &+ \int_0^T \left[\widehat{Z}_s^{n+1}, \widehat{\sigma}^{n+1}(s) - \delta \widehat{Z}_s^{n+1} + \delta \widehat{Z}_s^n \right] ds.
 \end{aligned} \tag{2.22}$$

En appliquant les estimations standard des EDSPR et l'inégalité de Burkholder-Davis-Gundy, il est facile de voir que les intégrales stochastiques de [2.22](#) sont des vraies martingales. En prenant l'espérance on obtient :

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E} \left\langle \widehat{X}_T^{n+1}, h(X_T^{n+1}, \mu_T^n, \alpha_T) - h(X_T^n, \mu_T^{n-1}, \alpha_T) \right\rangle + \delta \mathbb{E} \int_0^T (|\widehat{Y}_s^{n+1}|^2 + \|\widehat{Z}_s^{n+1}\|^2) ds \\
 &= \delta \mathbb{E} \int_0^T \left(\left\langle \widehat{Y}_s^{n+1}, \widehat{Y}_s^n \right\rangle + \left[\widehat{Z}_s^{n+1}, \widehat{Z}_s^n \right] \right) ds \\
 &+ \mathbb{E} \int_0^T \left(\left\langle \widehat{Y}_s^{n+1}, \widehat{f}^{n+1}(s) \right\rangle + \left\langle \widehat{X}_s^{n+1}, \widehat{g}^{n+1}(s) \right\rangle + \left[\widehat{Z}_s^{n+1}, \widehat{\sigma}^{n+1}(s) \right] \right) ds.
 \end{aligned} \tag{2.23}$$

En utilisant la continuité lipschitzienne de h (hypothèse (A2)), l'inégalité de Young, [2.13](#) et (H1), nous avons

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E} \left\langle \widehat{X}_T^{n+1}, h(X_T^{n+1}, \mu_T^n, \alpha_T) - h(X_T^n, \mu_T^{n-1}, \alpha_T) \right\rangle \\
 &= \mathbb{E} \left\langle \widehat{X}_T^{n+1}, h(X_T^{n+1}, \mu_T^n, \alpha_T) - h(X_T^n, \mu_T^n, \alpha_T) \right\rangle + \mathbb{E} \left\langle \widehat{X}_T^{n+1}, h(X_T^n, \mu_T^n, \alpha_T) - h(X_T^n, \mu_T^{n-1}, \alpha_T) \right\rangle \\
 &\geq K_h \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 - C_\mu \mathbb{E} \left[\left| \widehat{X}_T^{n+1} \right| W_2(\mu_T^n, \mu_T^{n-1}) \right] \\
 &\geq K_h \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 - \frac{C_\mu \epsilon}{2} \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 - \frac{C_\mu}{2\epsilon} \mathbb{E} W_2^2(\mu_T^n, \mu_T^{n-1}) \\
 &\geq \left(K_h - \frac{C_\mu \epsilon}{2} \right) \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 - \frac{C_\mu}{2\epsilon} \mathbb{E} \left[\mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_T^n \right|^2 / \mathcal{F}_T^\alpha \right) \right] \\
 &= \left(K_h - \frac{C_\mu \epsilon}{2} \right) \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 - \frac{C_\mu}{2\epsilon} \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^n \right|^2, \forall \epsilon > 0.
 \end{aligned} \tag{2.24}$$

Encore une fois, par la continuité lipschitzienne de f, h, σ , l'inégalité de Young [2.13](#)

et (H2), on a aussi

$$\begin{aligned}
 & \left\langle \widehat{X}_t^{n+1}, \widehat{g}^{n+1}(t) \right\rangle + \left\langle \widehat{Y}_t^{n+1}, \widehat{f}^{n+1}(t) \right\rangle + \left[\widehat{Z}_t^{n+1}, \widehat{\sigma}^{n+1}(t) \right] \\
 &= \Psi(t, \Theta_t^{n+1}, \Theta_t^n, v_t^n, \alpha_t) + \left\langle \widehat{X}_t^{n+1}, \overline{g}^n(t) \right\rangle + \left\langle \widehat{Y}_t^{n+1}, \overline{f}^n(t) \right\rangle + \left[\widehat{Z}_t^{n+1}, \overline{\sigma}^n(t) \right] \\
 &\leq -K_\Psi \left(\left| \widehat{X}_t^{n+1} \right|^2 + \left| \widehat{Y}_t^{n+1} \right|^2 + \left\| \widehat{Z}_t^{n+1} \right\|^2 \right) + \left| \widehat{X}_t^{n+1} \right| \left| \overline{g}^n(t) \right| \\
 &\quad + \left| \widehat{Y}_t^{n+1} \right| \left| \overline{f}^n(t) \right| + \left\| \widehat{Z}_t^{n+1} \right\| \left\| \overline{\sigma}^n(t) \right\| \\
 &\leq -K_\Psi \left(\left| \widehat{X}_t^{n+1} \right|^2 + \left| \widehat{Y}_t^{n+1} \right|^2 + \left\| \widehat{Z}_t^{n+1} \right\|^2 \right) \\
 &\quad + C_v W_2(v_t^n, v_t^{n-1}) \left(\left| \widehat{X}_t^{n+1} \right| + \left| \widehat{Y}_t^{n+1} \right| + \left\| \widehat{Z}_t^{n+1} \right\| \right) \\
 &\leq \left(\frac{C_v}{2y} - K_\Psi \right) \left(\left| \widehat{X}_t^{n+1} \right|^2 + \left| \widehat{Y}_t^{n+1} \right|^2 + \left\| \widehat{Z}_t^{n+1} \right\|^2 \right) \\
 &\quad + \frac{3yC_v}{2} W_2^2(v_t^n, v_t^{n-1}), \forall t \in [0, T], y > 0.
 \end{aligned}$$

Or, il résulte de [2.21](#) que

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E} \int_0^T \left(\left\langle \widehat{X}_s^{n+1}, \widehat{g}^{n+1}(s) \right\rangle + \left\langle \widehat{Y}_s^{n+1}, \widehat{f}^{n+1}(s) \right\rangle + \left[\widehat{Z}_s^{n+1}, \widehat{\sigma}^{n+1}(s) \right] \right) ds \\
 &\leq \mathbb{E} \int_0^T \left(\frac{C_v}{2y} - K_\Psi \right) \left(\left| \widehat{X}_s^{n+1} \right|^2 + \left| \widehat{Y}_s^{n+1} \right|^2 + \left\| \widehat{Z}_s^{n+1} \right\|^2 \right) ds \\
 &\quad + \frac{3yC_v}{2} \int_0^T \mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_s^n \right|^2 + \left| \widehat{Y}_s^n \right|^2 \right) ds
 \end{aligned} \tag{2.25}$$

D'autre part, compte tenu de l'inégalité de Young, on a aussi pour tout $\rho > 0$,

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E} \int_0^T \left(\left\langle \widehat{Y}_s^{n+1}, \widehat{Y}_s^n \right\rangle + \left[\widehat{Z}_s^{n+1}, \widehat{Z}_s^n \right] \right) ds \\
 &\leq \frac{1}{2} \mathbb{E} \int_0^T \left(\rho \left| \widehat{Y}_s^{n+1} \right|^2 + \rho \left\| \widehat{Z}_s^{n+1} \right\|^2 + \frac{1}{\rho} \left| \widehat{Y}_s^n \right|^2 + \frac{1}{\rho} \left\| \widehat{Z}_s^n \right\|^2 \right) ds.
 \end{aligned} \tag{2.26}$$

En combinant [2.24](#),[2.25](#) et [2.26](#) à [2.23](#) on obtient

$$\begin{aligned}
 & \left(K_h - \frac{C_\mu \epsilon}{2} \right) \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 - \frac{C_\mu}{2\epsilon} \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^n \right|^2 + \delta \mathbb{E} \int_0^T \left(\left| \widehat{Y}_s^{n+1} \right|^2 + \left\| \widehat{Z}_s^{n+1} \right\|^2 \right) ds \\
 & - \mathbb{E} \int_0^T \left(\frac{C_v}{2y} - K_\Psi \right) \left(\left| \widehat{X}_s^{n+1} \right|^2 + \left| \widehat{Y}_s^{n+1} \right|^2 + \left\| \widehat{Z}_s^{n+1} \right\|^2 \right) ds \\
 & \leq \frac{3yC_v}{2} \int_0^T \mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_s^n \right|^2 + \left| \widehat{Y}_s^n \right|^2 \right) ds \\
 & + \delta \mathbb{E} \int_0^T \left(\frac{\rho}{2} \left| \widehat{Y}_s^{n+1} \right|^2 + \frac{\rho}{2} \left\| \widehat{Z}_s^{n+1} \right\|^2 + \frac{1}{2\rho} \left| \widehat{Y}_s^n \right|^2 + \frac{1}{2\rho} \left\| \widehat{Z}_s^n \right\|^2 \right) ds.
 \end{aligned}$$

En réorganisant les termes, on obtient

$$\begin{aligned}
 & \left(K_h - \frac{C_\mu \epsilon}{2} \right) \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 + \left(K_\Psi - \frac{C_v}{2y} \right) \mathbb{E} \int_0^T \left| \widehat{X}_s^{n+1} \right|^2 ds \\
 & + \left(\delta \left(1 - \frac{\rho}{2} \right) + K_\Psi - \frac{C_v}{2y} \right) \mathbb{E} \int_0^T \left(\left| \widehat{Y}_s^{n+1} \right|^2 + \left\| \widehat{Z}_s^{n+1} \right\|^2 \right) ds \\
 & \leq \frac{C_\mu}{2\epsilon} \mathbb{E} \left| \widehat{X}_T^n \right|^2 + \mathbb{E} \int_0^T \left[\frac{3yC_v}{2} \left| \widehat{X}_s^n \right|^2 + \left(\frac{3yC_v}{2} + \frac{\delta}{2\rho} \right) \left| \widehat{Y}_s^n \right|^2 + \frac{\delta}{2\rho} \left\| \widehat{Z}_s^n \right\|^2 \right] ds.
 \end{aligned} \tag{2.27}$$

On note par : $\|\Theta\|^2 = |X|^2 + |Y|^2 + \|Z\|^2$ et

$$\begin{aligned}
 \lambda(\epsilon, \delta, y, \rho) & \triangleq \min \left\{ K_h - \frac{C_\mu \epsilon}{2}, K_\Psi - \frac{C_v}{2y}, \delta \left(1 - \frac{\rho}{2} \right) + K_\Psi - \frac{C_v}{2y} \right\}, \\
 \theta(\epsilon, \delta, y, \rho) & \triangleq \max \left\{ \frac{C_\mu}{2\epsilon}, \frac{3yC_v}{2} + \frac{\delta}{2\rho} \right\}
 \end{aligned}$$

on obtient

$$\mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_T^{n+1} \right|^2 + \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^{n+1} \right\|^2 ds \right) \leq \frac{\theta(\epsilon, \delta, y, \rho)}{\lambda(\epsilon, \delta, y, \rho)} \mathbb{E} \left(\left| \widehat{X}_T^n \right|^2 + \int_0^T \left\| \widehat{\Theta}_s^n \right\|^2 ds \right) \tag{2.28}$$

Pour continuer, nous supposons temporairement qu'il existe des constantes ϵ, δ, y et ρ telles que

$$\lambda(\epsilon, \delta, y, \rho) > \theta(\epsilon, \delta, y, \rho). \tag{2.29}$$

Alors l'inégalité [2.28](#) devient une contraction, ce qui implique par la suite que $(X_T^n)_{n \geq 0}$ est une suite de Cauchy dans $\mathcal{L}^2(\Omega, \mathbb{P})$ et $(X^n)_{n \geq 0}, (Y^n)_{n \geq 0}$ et $(Z^n)_{n \geq 0}$

sont des suites de Cauchy dans $\mathcal{L}^2([0, T] \times \Omega, dt \otimes d\mathbb{P})$.

En prenant l'espérance de la formule d'Itô, nous avons

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left| \widehat{Y}_t^n \right|^2 + \mathbb{E} \int_t^T \left\| \widehat{Z}_s^n \right\|^2 ds + \mathbb{E} \int_t^T |\Lambda_s^n|^2 \bullet d[M]_s \\ &= \mathbb{E} \left| \widehat{h}^n(T) \right|^2 - 2 \mathbb{E} \int_t^T \left\langle \widehat{Y}_s^n, \widehat{g}^n(s) \right\rangle ds \longrightarrow 0 \end{aligned} \quad (2.30)$$

dès que $(X_T^n)_{n \geq 0}, (X^n)_{n \geq 0}, (Y^n)_{n \geq 0}$ et $(Z^n)_{n \geq 0}$ sont de Cauchy. Ainsi, $(\Lambda^n)_{n \geq 0}$ est aussi une suite de Cauchy. Cela donne

$$\mathbb{E} \left[\sup_{s \leq T} (|X_s^n - X_s^m|^2 + |Y_s^n - Y_s^m|^2) \right] \longrightarrow 0, \text{ comme } n, m \rightarrow \infty.$$

D'après le théorème du point fixe de Banach, il existe des processus càdlàg \mathbb{F} -adaptés X, Y et \mathcal{F} -progressivement mesurable processus Z , et une collection de \mathcal{F} -mesurables progressivement Λ fonctions telles que

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left[\sup_{s \leq T} (|X_s^n - X_s|^2 + |Y_s^n - Y_s|^2) \right. \\ & \left. + \int_0^T \|Z_s^n - Z_s\|^2 ds + \int_0^T |\Lambda_s^n - \Lambda_s|^2 \bullet d[M]_s \right] \longrightarrow 0, \text{ comme } n \rightarrow \infty \end{aligned}$$

et

$$\mathbb{E} \left[\sup_{s \leq T} (|X_s|^2 + |Y_s|^2) + \int_0^T \|Z_s\|^2 ds + \int_0^T |\Lambda_s|^2 \bullet d[M]_s \right] < \infty.$$

De plus, en prenant les limites de l'équation [2.18](#) on obtient que (X, Y, Z, Λ) est une solution de [2.14](#). Pour compléter la preuve, on montre que y, ϵ, δ et ρ existent lorsque la condition [2.16](#) est satisfaite. En fait, pour que la contraction ait un sens, nous supposons $K_h - \frac{C_\mu \epsilon}{2}, K_\Psi - \frac{C_v}{2y}$, et $1 - \frac{\rho}{2}$ sont positifs. Puisque $(1 - \frac{\rho}{2}) \leq \frac{1}{2\rho}$ avec égalité si et seulement si $\rho = 1$, on prendra $\rho = 1$ Posons

$$\theta^*(\epsilon, y) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \theta(\epsilon, \delta, y, 1) = \max \left\{ \frac{C_\mu}{2\epsilon}, \frac{3yC_v}{2} \right\}$$

et

$$\lambda^*(\epsilon, y) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \lambda(\epsilon, \delta, y, 1) = \min \left\{ K_h - \frac{C_\mu \epsilon}{2}, K_\Psi - \frac{C_v}{2y} \right\}.$$

$\lambda^*(\epsilon, y) > \theta^*(\epsilon, y)$ pour certains ϵ et y , alors il existe δ assez petit tel que [2.29](#) est satisfait. Notons que $\lambda^*(\epsilon, y) > \theta^*(\epsilon, y)$, équivalent à avoir l'inégalités :

$$\begin{aligned} K_h &> \max \left\langle \frac{C_\mu}{2\epsilon} + \frac{C_\mu \epsilon}{2}, \frac{3yC_v}{2} + \frac{C_\mu \epsilon}{2} \right\rangle \\ K_\Psi &> \max \left\{ \frac{C_\mu}{2\epsilon} + \frac{C_v}{2y}, \frac{3yC_v}{2} + \frac{C_v}{2y} \right\}, \end{aligned} \quad (2.31)$$

Pour minimiser $\frac{C_\mu \epsilon}{2} + \frac{C_\mu}{2\epsilon}$ et $\frac{C_v}{2y} + \frac{3yC_v}{2}$ on prend $\epsilon = 1$ et $y = \frac{1}{\sqrt{3}}$. Soit $\eta_1, \eta_2 > 0$ tel que

$$C_v, C_\mu < \min\{\eta_1 K_h, \eta_2 K_\Psi\}.$$

Sans perte la généralité, on peut supposer $\eta_1 K_h \leq \eta_2 K_\Psi$. Alors [2.31](#) est vrai si les inégalités suivantes sont vraies

$$K_h > C_\mu, \quad K_h > \frac{\eta_1 K_h}{2}(\sqrt{3} + 1), \quad K_\Psi > \frac{\eta_1 K_h}{2}(\sqrt{3} + 1), \quad K_\Psi > \sqrt{3}C_v \quad (2.32)$$

De la deuxième inégalité, on obtient $\eta_1 < \sqrt{3} - 1$. La troisième inégalité dans [2.32](#) est valable si la prochaine inégalité

$$\frac{\eta_1 K_h}{2}(\sqrt{3} + 1) < \frac{\eta_1 K_h}{\eta_2}$$

est vérifiée. Cela implique que $\eta_2 < \sqrt{3} - 1$. À partir de la quatrième inégalité de [2.32](#), nous avons $C_v < \frac{\sqrt{3}}{3} K_\Psi$. Notons que $\frac{\sqrt{3}}{3} < \sqrt{3} - 1$. En les combinant, nous obtenons la condition suffisante

$$C_v, C_\mu < \min \left\{ (\sqrt{3} - 1)K_h, \frac{\sqrt{3}}{3}K_\Psi \right\}$$

pour lequel $\lambda(\epsilon, \delta, \alpha, \rho) > \theta(\epsilon, \delta, \alpha, \rho)$ lorsque $\epsilon = \rho = 1, y = \frac{\sqrt{3}}{3}$ et $\delta > 0$ suffisamment

petits.

(2) **Unicité** : Soit (X', Y', Z', Λ') une autre solution de [2.14](#). Soient $\Theta = (X, Y, Z)$ et $\Theta' = (X', Y', Z')$. Application la formule d'Itô au produit $\langle X'_T - X_T, Y'_T - Y_T \rangle$ et prenant l'espérance, on obtient

$$\mathbb{E} \langle X'_T - X_T, Y'_T - Y_T \rangle = \Gamma_T \quad (2.33)$$

où

$$\begin{aligned} \Gamma_T &\triangleq \mathbb{E} \int_0^T (\langle X'_s - X_s, g(s, \Theta'_s, \mathbb{P}_{(X'_s, Y'_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) - g(s, \Theta_s, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) \rangle \\ &\quad + \langle Y'_s - Y_s, f(s, \Theta'_s, \mathbb{P}_{(X'_s, Y'_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) - f(s, \Theta_s, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) \rangle \\ &\quad + [\sigma(s, \Theta'_s, \mathbb{P}_{(X'_s, Y'_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) - \sigma(s, \Theta_s, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s), Z'_s - Z_s]) ds. \end{aligned}$$

En utilisant l'hypothèse (A), l'hypothèse (H1) [2.13](#) et l'inégalité de Hölder, on obtient la limite inférieure suivante pour Γ_T

$$\begin{aligned} \Gamma_T &= \mathbb{E} \langle X'_T - X_T, h(X'_T, \mathbb{P}_{(X'_T / \mathcal{F}_T^\alpha)}, \alpha_T) - h(X_T, \mathbb{P}_{(X_T / \mathcal{F}_T^\alpha)}, \alpha_T) \rangle \\ &\geq K_h \mathbb{E} |X'_T - X_T|^2 - C_\mu \mathbb{E} (|X'_T - X_T| W_2(\mathbb{P}_{(X'_T / \mathcal{F}_T^\alpha)}, \mathbb{P}_{(X_T / \mathcal{F}_T^\alpha)})) \\ &\geq K_h \mathbb{E} |X'_T - X_T|^2 - C_\mu \mathbb{E} \left\{ |X'_T - X_T| [\mathbb{E}(|X'_T - X_T|^2 / \mathcal{F}_T^\alpha)]^{\frac{1}{2}} \right\} \\ &= K_h \mathbb{E} |X'_T - X_T|^2 - C_\mu \mathbb{E} \left\{ \mathbb{E}(|X'_T - X_T| / \mathcal{F}_T^\alpha) [\mathbb{E}(|X'_T - X_T|^2 / \mathcal{F}_T^\alpha)]^{\frac{1}{2}} \right\} \\ &\geq (K_h - C_\mu) \mathbb{E} |X'_T - X_T|^2. \end{aligned} \quad (2.34)$$

D'un autre côté, nous pouvons également avoir une limite supérieure pour Γ_T comme suit. D'abord, par l'inégalité triangulaire,

$$\begin{aligned} \Gamma_T &\leq \mathbb{E} \int_0^T [\Psi(s, \Theta_s, \Theta'_s, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \alpha_s) \\ &\quad + C_v W_2(\mathbb{P}_{(X'_s, Y'_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}) (|X'_s - X_s| + |Y'_s - Y_s| + \|Z'_s - Z_s\|)] ds. \end{aligned}$$

Ensuite, en utilisant l'estimation [2.13](#)

$$W_2(\mathbb{P}_{(X'_s, Y'_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}, \mathbb{P}_{(X_s, Y_s / \mathcal{F}_s^\alpha)}) \leq \sqrt{\mathbb{E}(|X'_s - X_s|^2 + |Y'_s - Y_s|^2 / \mathcal{F}_s^\alpha)} \quad (2.35)$$

de(H2) et l'inégalité de Cauchy-Schwarz trois fois nous donne

$$\begin{aligned} \Gamma_T &\leq \mathbb{E} \int_0^T [-K_\Psi (|X'_s - X_s|^2 + |Y'_s - Y_s|^2 + \|Z'_s - Z_s\|^2) \\ &\quad + C_v \sqrt{\mathbb{E}(|X'_s - X_s|^2 + |Y'_s - Y_s|^2 / \mathcal{F}_s^\alpha)} (|X'_s - X_s| + |Y'_s - Y_s| + \|Z'_s - Z_s\|)] ds \\ &\leq \mathbb{E} \int_0^T [-K_\Psi (|X'_s - X_s|^2 + |Y'_s - Y_s|^2 + \|Z'_s - Z_s\|^2) \\ &\quad + \frac{C_v}{2} (\frac{1}{y} + 3y) |X'_s - X_s|^2 + \frac{C_v}{2} (\frac{1}{y} + 3y) |Y'_s - Y_s|^2 + \frac{C_v}{2y} \|Z'_s - Z_s\|^2] ds. \end{aligned} \quad (2.36)$$

En combinant [2.34](#) et [2.36](#), on obtient

$$\begin{aligned} 0 &\leq (C_\mu - K_h) \mathbb{E}(|X'_T - X_T|^2 + \mathbb{E} \int_0^T \{ \left[\frac{C_v}{2} (\frac{1}{y} + 3y) - K_\Psi \right] |X'_s - X_s|^2 \\ &\quad + \left[\frac{C_v}{2} (\frac{1}{y} + 3y) - K_\Psi \right] |Y'_s - Y_s|^2 + (\frac{C_v}{2y} - K_\Psi) \|Z'_s - Z_s\|^2 \} ds). \end{aligned}$$

Notant que si $C_\mu, C_v < \min \{ (\sqrt{3} - 1)K_h, K_\Psi / \sqrt{3} \}$, et $y = \frac{1}{\sqrt{3}}$, alors tout les coefficients du membre de droite de l'inégalité ci-dessus sont négatifs. Cela implique ce $X'_T = X_T$, $\mathbb{P}.s.$ et pour tout $0 \leq s \leq T$, $X'_s = X_s, Y'_s = Y_s$ et $Z'_s = Z_s$, $\mathbb{P}.s.$

Ensuite, nous prenons l'espérance de la formule d'itô pour $|Y' - Y|^2$,

$$\begin{aligned} &\mathbb{E}|Y'_0 - Y_0|^2 + \mathbb{E} \int_0^T \|Z'_s - Z_s\|^2 ds + \mathbb{E} \int_0^T |\Lambda'_s - \Lambda_s|^2 \bullet d[M]_s \\ &= \mathbb{E} |h(X'_T, \alpha_T) - h(X_T, \alpha_T)|^2 \\ &\quad - 2 \mathbb{E} \int_0^T \langle Y'_s - Y_s, g(s, X'_s, Y'_s, Z'_s, \alpha_s) - g(s, X_s, Y_s, Z_s, \alpha_s) \rangle ds. \end{aligned}$$

comme $X'_T = X_T$, $\mathbb{P}.s.$ et, pour tout $0 \leq s \leq T$, $X'_s = X_s, Y'_s = Y_s$, et $Z'_s = Z_s$ $\mathbb{P}.s.$, on obtient

$$\mathbb{E} \int_0^T |\Lambda'_s - \Lambda_s|^2 \bullet d[M]_s = 0.$$

Ainsi, $\Lambda'_s = \Lambda_s$ in $\mathcal{M}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$, ce qui implique l'unicité de l'équation [2.14](#).

Chapitre 3

Jeu différentiel à somme non nulle

Dans cette section, nous considérons un problème de jeu à somme non nulle avec N joueurs dans lequel la dynamique et les fonctionnelles de coût de chaque acteur dépendent de termes conditionnels de champ moyen et un processus de changement de régime. Soit $N, d_i, 1 \leq i \leq N$, des entiers positifs. Pour chaque $i, 1 \leq i \leq N$, soit $\mathcal{U}^i = \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d_i})$ l'ensemble des contrôles admissibles du joueur i et notons $\mathcal{U} = \mathcal{U}^1 \times \mathcal{U}^2 \times \dots \times \mathcal{U}^N$. La dynamique du système est donnée par l'eds à champ moyen conditionnel suivante :

$$\begin{aligned} X_t &= x_0 + \int_0^t \left[A(s, \alpha_s) X_s + \bar{A}(s, \alpha_s) \mathbb{E}(X_s / \mathcal{F}_s^\alpha) + \sum_{i=1}^N B^i(s, \alpha_s) u_s^i + f(s, \alpha_s) \right] ds \\ &\quad + \int_0^t [\sigma(s, \alpha_s) X_s + g(s, \alpha_s)] dW_s \end{aligned} \tag{3.1}$$

où pour chaque $i_0 \in \mathcal{M}$ et $1 \leq i \leq N$, $u^i \in \mathcal{U}^i$, $A(\cdot, i_0)$, $\bar{A}(\cdot, i_0)$, $B^i(\cdot, i_0)$, $f(\cdot, i_0)$, et $g(\cdot, i_0)$ sont des fonctions continues bornées prenant des valeurs dans $\mathbb{R}^{d \times d}$, $\mathbb{R}^{d \times d}$, $\mathbb{R}^{d \times d_i}$, \mathbb{R}^d et \mathbb{R}^d , respectivement. De plus, $\sigma(\cdot, i_0)$ est une fonction continue prenant des valeurs dans $\mathbb{R}^{d \times d}$.

Notons que l'eds du champ moyen [3.1](#) est obtenu comme une limite en moyenne

quadratique lorsque $n \rightarrow \infty$ d'un système des joueurs en interaction de la forme :

$$X_t^{k,n} = x_0 + \int_0^t \left[A(s, \alpha_s) X_s^{k,n} + \frac{1}{n} \bar{A}(s, \alpha_s) \mathbb{E} \sum_{j=1}^n X_s^{j,n} + \sum_{i=1}^N B^i(s, \alpha_s) u_s^{i,k,n} + f(s, \alpha_s) \right] ds \\ + \int_0^t [\sigma(s, \alpha_s) X_s^{k,n} + g(s, \alpha_s)] dW_s, 1 \leq k \leq n.$$

où $(W^k, k \geq 1)$ est une collection de mouvements browniens standards indépendants. Dans [3.1](#), l'espérance conditionnelle $\mathbb{E}(X_s/\mathcal{F}_s^\alpha)$ apparaît à la place de $\mathbb{E}(X_s)$ en raison de l'effet du processus $\alpha(t)$ à tous les joueurs. Par la simplification on suppose que W_s est de dimension 1. Étant donné un contrôle $\mathbf{u} = (u^1, u^2, \dots, u^N) \in \mathcal{U}$, la fonctionnelle de coût du joueur i est donnée par :

$$J_i(\mathbf{u}) = \frac{1}{2} \mathbb{E} \left\{ \int_0^T [X_s^\top M^i(s, \alpha_s) X_s + \mathbb{E}(X_s^\top / \mathcal{F}_s^\alpha) \bar{M}^i(s, \alpha_s) \mathbb{E}(X_s / \mathcal{F}_s^\alpha) \right. \\ \left. + (u_s^i)^\top N^i(s, \alpha_s) u_s^i] ds \right. \\ \left. + X_T^\top R^i(\alpha_T) X_T + \mathbb{E}(X_T^\top / \mathcal{F}_T^\alpha) \bar{R}^i(\alpha_T) \mathbb{E}(X_T / \mathcal{F}_T^\alpha) \right\}, \quad (3.2)$$

où pour tout $i_0 \in \mathcal{M}$ et $1 \leq i \leq N$, $M^i(\cdot, i_0)$ et $\bar{M}^i(\cdot, i_0)$ sont des matrices symétriques bornés, continus et positives à valeurs en $\mathbb{R}^{d \times d}$, $N^i(\cdot, i_0)$ et son inverse $(N^i(\cdot, i_0))^{-1}$ sont des matrices positives symétriques continues bornées à valeurs dans $\mathbb{R}^{d_i \times d_i}$, et $R^i(i_0)$ et $\bar{R}^i(i_0)$ sont des matrices symétriques non négatives à valeurs dans $\mathbb{R}^{d \times d}$. Un contrôle admissible $\mathbf{u}^* = (u^{*,1}, u^{*,2}, \dots, u^{*,N}) \in \mathcal{U}$ est appelé un point d'équilibre de Nash si pour tout $1 \leq i \leq N$,

$$J_i(\mathbf{u}^*) \leq J_i(\mathbf{u}^{*,-i}, u^i), \forall u^i \in \mathcal{U}^i$$

où $(\mathbf{u}^{*,-i}, u^i) = (u^{*,1}, u^{*,2}, \dots, u^{*,i-1}, u^i, u^{*,i+1}, \dots, u^{*,N})$. Nous sommes intéressés de trouver le point d'équilibre de Nash pour notre problème de jeu.

Pour tout $(t, x, \bar{x}, u^1, u^2, \dots, u^N, p^i, q^i, i_0) \in [0, T] \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^{d_1} \times \mathbb{R}^{d_2} \times \dots \times \mathbb{R}^{d_N} \times$

$\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \times \mathcal{M}$, $1 \leq i \leq N$, le Hamiltonien associé au joueur i est définie comme suit :

$$\begin{aligned}
 & H_i(t, x, \bar{x}, u^1, u^2, \dots, u^N, p^i, q^i, i_0) \\
 &= (p^i)^\top \left[A(t, i_0)x + \bar{A}(t, i_0)\bar{x} + \sum_{j=1}^N B^j(t, i_0) + f(t, i_0) \right] \\
 &+ \frac{1}{2} \left[x^\top M^i(t, i_0)x + \bar{x}^\top \bar{M}^i(t, i_0)\bar{x} + (u^i)^\top N^i(t, i_0)u^i \right] \\
 &+ (\sigma^\top(t, i_0)x + g(t, i_0))^\top q^i.
 \end{aligned}$$

De plus, nous définissons la fonction \hat{u}^i par

$$\hat{u}^i(t, p^i) = -(N^i(t, \alpha_t))^{-1} (B^i(t, \alpha_t))^\top p^i, 0 \leq t \leq T.$$

Il est facile de vérifier que les fonctions \hat{u}^i , $1 \leq i \leq N$, satisfont

$$\begin{aligned}
 & H_i(t, x, \bar{x}, \hat{u}^1(t, p^1), \hat{u}^2(t, p^2), \dots, \hat{u}^N(t, p^N), p^i, q^i, i_0) \\
 & \leq H_i(t, x, \bar{x}, \hat{u}^1(t, p^1), \hat{u}^2(t, p^2), \dots, \hat{u}^{i-1}(t, p^{i-1}), u^i, \hat{u}^{i+1}(t, p^{i+1}) \\
 & , \dots, \hat{u}^N(t, p^N), p^i, q^i, i_0)
 \end{aligned}$$

pour tout $u^i \in \mathbb{R}^{d_i}$, $p^i, q^i \in \mathbb{R}^d$, $1 \leq i \leq N$. On a la proposition suivante.

Proposition 3.0.1 *Le processus $(X_t, (p_t^1, q_t^1), \dots, (p_t^N, q_t^N), \lambda_t^1, \dots, \lambda_t^N)$ résoudre le*

système suivant (EDSPR de champ moyen conditionnel à changement de régime) :

$$\left\{ \begin{array}{l} X_t = x_0 + \int_0^t [A(s, \alpha_s)X_s + \bar{A}(s, \alpha_s)\mathbb{E}(X_s/\mathcal{F}_s^\alpha) \\ \quad + \sum_{i=1}^N B^i(s, \alpha_s)\hat{u}^i(s, p_s^i) + f(s, \alpha_s)] ds \\ \quad + \int_0^t [\sigma(s, \alpha_s)X_s + g(s, \alpha_s)] dW_s, \\ p_t^i = \left[R^i(\alpha_T)X_T + \bar{R}^i(\alpha_T)\mathbb{E}(X_T/\mathcal{F}_s^\alpha) \right] \\ \quad + \int_t^T [A(s, \alpha_s)^\top p_s^i + \mathbb{E}(\bar{A}(s, \alpha_s)^\top p_s^i/\mathcal{F}_s^\alpha) \\ \quad + M^i(s, \alpha_s)X_s + \bar{M}^i(s, \alpha_s)\mathbb{E}(X_s/\mathcal{F}_s^\alpha) + \sigma(s, \alpha_s)^\top q_s^i] ds \\ \quad - \int_t^T q_s^i dW_s - \int_t^T \lambda_s^i \bullet dMs, i = 1, \dots, N. \end{array} \right. \quad (3.3)$$

si et seulement si le contrôle admissible $\hat{\mathbf{u}} = (\hat{u}^1, \hat{u}^2, \dots, \hat{u}^N) = (\hat{u}^1(t, p_t^1), \hat{u}^2(t, p_t^2), \dots, \hat{u}^N(t, p_t^N))$ est un point d'équilibre de Nash de jeu différentiel stochastique du champ moyen conditionnelle à somme non nulle quadratique.

Preuve. Tout d'abord, nous montrerons que la condition est suffisante. Supposons que $(X_t, (p_t^1, q_t^1), \dots, (p_t^N, q_t^N), \lambda_t^1, \dots, \lambda_t^N)$ est une solution de [3.3](#). Fixons $i, 1 \leq i \leq N$. Soit $u^i \in \mathcal{U}^i$ et $\mathbf{u}^i = (\hat{\mathbf{u}}^{-i}, u^i) = (\hat{u}^1, \dots, \hat{u}^{i-1}, u^i, \hat{u}^{i+1}, \dots, \hat{u}^N)$. Soit X_t^i la dynamique d'état correspondant au contrôle \mathbf{u}^i . Pour la simplification on note par $\hat{u}^i(s) = \hat{u}^i(s, p_s^i)$, $\bar{X}_s = \mathbb{E}(X_s/\mathcal{F}_s^\alpha)$, $\bar{X}_s^i = \mathbb{E}(X_s^i/\mathcal{F}_s^\alpha)$, $\bar{P}_s^i = \mathbb{E}(p_s^i/\mathcal{F}_s^\alpha)$, $\bar{X}_s^\top = \mathbb{E}(X_s^\top/\mathcal{F}_s^\alpha)$ et $(\bar{X}_s^i)^\top = \mathbb{E}[(X_s^i)^\top/\mathcal{F}_s^\alpha]$. Il suffit de montrer que $J_i(\mathbf{u}^i) \geq J_i(\bar{\mathbf{u}})$. ■

On remarque que pour toute matrice $n \times n$ symétrique non négative S et $v^1, v^2 \in \mathbb{R}^n$ on a :

$$\begin{aligned} (v^1)^\top S v^1 - (v^2)^\top S v^2 &= (v^1 - v^2)^\top S (v^1 - v^2) + 2(v^1 - v^2)^\top S v^2 \\ &\geq 2(v^1 - v^2)^\top S v^2 \end{aligned}$$

Notez que $M^i(s, \alpha_s), \bar{M}^i(s, \alpha_s), N^i(s, \alpha_s), R^i(\alpha_T)$ et $\bar{R}^i(\alpha_T)$ sont tous des matrices symétriques non négatifs. Par conséquent, en utilisant la définition de $J_i(\cdot)$ et l'in-

égalité ci-dessus, on obtient

$$\begin{aligned}
 J_i(\mathbf{u}^i) - J_i(\widehat{\mathbf{u}}) &= J_i(\widehat{u}_1, \dots, \widehat{u}_{i-1}, u^i, \widehat{u}_{i+1}, \dots, \widehat{u}_N) - J_i(\widehat{\mathbf{u}}) \\
 &= \frac{1}{2} \mathbb{E} \left\{ \int_0^T [(X_s^i)^\top M^i(s, \alpha_s) X_s^i - X_s^\top M^i(s, \alpha_s) X_s \right. \\
 &\quad + (\overline{X}_s^i)^\top \overline{M}^i(s, \alpha_s) \overline{X}_s^i - \overline{X}_s^\top \overline{M}^i(s, \alpha_s) \overline{X}_s \\
 &\quad + (u_s^i)^\top N^i(s, \alpha_s) u_s^i - (\widehat{u}_s^i)^\top N^i(s, \alpha_s) \widehat{u}_s^i] ds \\
 &\quad + (X_T^i)^\top R^i(\alpha_T) X_T^i - X_T^\top R^i(\alpha_T) X_T + (\overline{X}_T^i)^\top \overline{R}^i(\alpha_T) \overline{X}_T^i - \overline{X}_T^\top \overline{R}^i(\alpha_T) \overline{X}_T \left. \right\} \\
 &\geq \mathbb{E} \left\{ \int_0^T \left[(X_s^i - X_s)^\top M^i(s, \alpha_s) X_s + (\overline{X}_s^i - \overline{X}_s)^\top \overline{M}^i(s, \alpha_s) \overline{X}_s + (u_s^i - \widehat{u}_s^i)^\top N^i(s, \alpha_s) \widehat{u}_s^i \right] ds \right. \\
 &\quad \left. + (X_T^i - X_T)^\top R^i(\alpha_T) X_T + (\overline{X}_T^i - \overline{X}_T)^\top \overline{R}^i(\alpha_T) \overline{X}_T \right\}.
 \end{aligned} \tag{3.4}$$

Ensuite, nous montrons que le terme droite de [3.4](#) est égal à 0. Notons que

$$\begin{aligned}
 X_t^i - X_t &= \int_0^t \left[A(s, \alpha_s)(X_s^i - X_s) + \overline{A}(s, \alpha_s)(\overline{X}_s^i - \overline{X}_s) + B^i(s, \alpha_s)(u_s^i - \widehat{u}^i(s, p_s^i)) \right] ds \\
 &\quad + \int_0^t \sigma(s, \alpha_s)(X_s^i - X_s) dW_s
 \end{aligned}$$

et $p_T^i = \left[R^i(\alpha_T) X_T + \overline{R}^i(\alpha_T) \mathbb{E}(X_T / \mathcal{F}_T^\alpha) \right]$. Donc, par la formule Itô et l'edsr de [3.3](#) nous avons

$$\begin{aligned}
 &(X_T^i - X_T)^\top p_T^i \\
 &= - \int_0^T (X_s^i - X_s)^\top [A(s, \alpha_s)^\top p_s^i + \overline{A}(s, \alpha_s)^\top \overline{p}_s^i + M^i(s, \alpha_s) X_s \\
 &\quad + \overline{M}^i(s, \alpha_s) \overline{X}_s + \sigma(s, \alpha_s)^\top q_s^i] ds + \int_0^T [(X_s^i - X_s)^\top A(s, \alpha_s)^\top \\
 &\quad + (\overline{X}_s^i - \overline{X}_s)^\top \overline{A}(s, \alpha_s)^\top + (u_s^i - \widehat{u}^i(s, p_s^i))^\top B^i(s, \alpha_s)^\top] p_s^i ds \\
 &\quad + \int_0^T (X_s^i - X_s)^\top \sigma(s, \alpha_s)^\top q_s^i ds + \int_0^t (X_s^i - X_s)^\top q_s^i dW_s \\
 &\quad + \int_0^t (X_s^i - X_s)^\top \sigma(s, \alpha_s)^\top p_s^i dW_s + \int_0^t (X_s^i - X_s)^\top \lambda_s^i \bullet dM_s.
 \end{aligned} \tag{3.5a}$$

comme

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} \left[(\bar{X}_s^i - \bar{X}_s)^\top \bar{A}(s, \alpha_s)^\top p_s^i \right] &= \mathbb{E} \left\{ \mathbb{E} \left[(\bar{X}_s^i - \bar{X}_s)^\top \bar{A}(s, \alpha_s)^\top p_s^i / \mathcal{F}_s^\alpha \right] \right\} \\
 &= \mathbb{E} \left[(\bar{X}_s^i - \bar{X}_s)^\top \bar{A}(s, \alpha_s)^\top \bar{p}_s^i \right] \\
 &= \mathbb{E} [(X_s^i - X_s)^\top \bar{A}(s, \alpha_s)^\top \bar{p}_s^i],
 \end{aligned}$$

en simplifiant le membre de droite de [3.5a](#) et en prenant l'espérance de ses deux côtés, nous obtenir

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} [(X_T^i - X_T)^\top p_T^i] &= \mathbb{E} \left\{ (X_T^i - X_T)^\top \left[R^i(\alpha_T) X_T + \bar{R}^i(\alpha_T) \bar{X}_T \right] \right\} \\
 &= \int_0^T \left\{ -(X_s^i - X_s)^\top \left[M^i(s, \alpha_s) X_s + \bar{M}^i(s, \alpha_s) \bar{X}_s \right] + (u_s^i - \hat{u}_s^i)^\top B^i(s, \alpha_s)^\top p_s^i \right\} ds.
 \end{aligned}$$

L'équation $\hat{u}_s^i = -(N^i(s, \alpha_s))^{-1} B^i(s, \alpha_s)^\top p_s^i$ implique que

$$\begin{aligned}
 &\mathbb{E} \left\{ (X_T^i - X_T)^\top \left[R^i(\alpha_T) X_T + \bar{R}^i(\alpha_T) \bar{X}_T \right] \right\} \\
 &= -\mathbb{E} \int_0^T \left\{ (X_s^i - X_s)^\top \left[M^i(s, \alpha_s) X_s + \bar{M}^i(s, \alpha_s) \bar{X}_s \right] + (u_s^i - \hat{u}_s^i)^\top N^i(s, \alpha_s)^\top \hat{u}_s^i \right\},
 \end{aligned}$$

ce qui prouve ensuite que le membre le plus à droite de [3.4](#) est égal à 0. Par conséquent, il résulte de [3.4](#) que

$$J_i(\mathbf{u}^i) - J_i(\hat{\mathbf{u}}) \geq 0$$

Pour compléter la preuve, on montre que la condition est nécessaire. Supposons que $\hat{\mathbf{u}} = (\hat{u}_1, \hat{u}_2, \dots, \hat{u}_N)$ est un point d'équilibre de Nash du jeu. Désignons la trajectoire correspondant par \hat{X} . alors si nous fixons le contrôle \hat{u}^j pour $j = i, 1 \leq i, j \leq N$, \hat{u}^i est un contrôle optimal pour le joueur i et la trajectoire optimale correspondante est \hat{X} . Comme le problème de contrôle pour le joueur i est de type champ moyen conditionnel à changement de régime nous pouvons appliquer le principe du maximum dans [\[11\]](#). pour obtenir la condition nécessaire d'optimalité. L'équation adjointe

associée au problème de contrôle du joueur i est

$$p_t^i = \left[R^i(\alpha_T)X_T + \bar{R}^i(\alpha_T)\bar{X}_T \right] + \int_t^T [A(s, \alpha_s)^\top p_s^i + \bar{A}(s, \alpha_s)^\top \mathbb{E}(p_s^i / \mathcal{F}_s^\alpha) + M^i(s, \alpha_s)X_s + \bar{M}^i(s, \alpha_s)\bar{X}_s + \sigma(s, \alpha_s)^\top q_s^i] ds - \int_t^T q_s^i dW_s - \int_t^T \lambda_s^i \bullet dM_s.$$

qui admet toujours une solution unique (voir [II], Théorème 3.4). Par le théorème (3.7), [II], pour tout vecteur $v^i \in \mathbb{R}^{d_i}$:

$$\begin{aligned} & \frac{d}{du_i} H_i(t, X_t, \bar{X}_t, \hat{u}_t^1, \dots, \hat{u}_t^{i-1}, \hat{u}_t^i, u_t^{i+1}, \dots, u_t^N(t), p_t^i, q_t^i, \alpha_t) \\ & (v^i - \hat{u}_t^i) \geq 0 \end{aligned}$$

ou équivalent,

$$[B^i(t, \alpha_t)^\top p_t^i + N^i(t, \alpha_t)\hat{u}_t^i] (v^i - \hat{u}_t^i) \geq 0,$$

Puisque l'inégalité est vraie pour tout $v^i \in \mathbb{R}^{d_i}$, nous devons avoir $B^i(t, \alpha_t)^\top p_t^i + N^i(t, \alpha_t)\hat{u}_t^i = 0$. Par conséquent, $\hat{u}_t^i = -(N^i(t, \alpha_t))^{-1} B^i(t, \alpha_t)^\top p_t^i$. Remplacer cette valeur de \hat{u}_t^i dans l'équation adjointe au-dessus, nous déduisons que $(X_t, (p_t^1, q_t^1), \dots, (p_t^N, q_t^N), \lambda_t^1, \dots)$, une solution de l'edspr [3.3], ceci termine la preuve.

Ensuite, nous présentons des conditions sur les coefficients tel que le point d'équilibre de Nash de notre problème de jeu différentiel existe. Pour cela, nous avons d'abord besoin des hypothèses suivantes.

Hypothèse K

(K1) Pour $1 \leq i \leq N$, les matrices $B^i(t, i_0) \equiv B^i$ et $N^i(t, i_0) \equiv N^i$ sont indépendantes de t et i_0 . Notons que $K^i = B^i(N^i)^{-1}(B^i)^\top$.

(K2) il existe des constantes $\beta_1, \beta_2 > 0$ telles que pour tout $x \in \mathbb{R}^d$ et $0 \leq t \leq T$,

$$x^\top \left[\sum_{i=1}^N K^i R^i(i_0) \right] x \geq \beta_1 |x|^2, \quad x^\top \left[\sum_{i=1}^N K^i M^i(t, i_0) \right] x \geq \beta_2 |x|^2.$$

(K3) Pour $1 \leq i \leq N$ et $0 \leq t \leq T$, \mathbb{P} -a.s.

$$\begin{aligned} K^i A^\top(t, i_0) &= A^\top(t, i_0) K^i, & K^i \overline{A}^\top(t, i_0) &= \overline{A}^\top(t, i_0) K^i \\ K^i \sigma^\top(t, i_0) &= \sigma^\top(t, i_0) K^i \end{aligned}$$

Pour $(t, i_0) \in [0, T] \times \mathcal{M}$, notons

$$M(t, i_0) = \sum_{i=1}^N K^i M^i(t, i_0), \quad R(i_0) = \sum_{i=1}^N K^i R^i(i_0)$$

et, de même,

$$\overline{M}(t, i_0) = \sum_{i=1}^N K^i \overline{M}^i(t, i_0), \quad \overline{R}(i_0) = \sum_{i=1}^N K^i \overline{R}^i(i_0)$$

Considérons l'edspr de champ moyen conditionnel à changement de régime suivante :

$$\begin{aligned} X_t &= x_0 + \int_0^t [A(s, \alpha_s) X_s + \overline{A}(s, \alpha_s) \overline{X}_s - Y_s + f(s, \alpha_s)] ds \\ &\quad + \int_0^t [\sigma(s, \alpha_s) X_s + g(s, \alpha_s)] dW_s, \\ Y_t &= (R(\alpha_T) X_T + \overline{R}(\alpha_T) \overline{X}_T - \int_t^T Z_s dW_s - \int_t^T \Lambda_s \bullet dM_s) \\ &\quad + \int_t^T [A(s, \alpha_s)^\top Y_s + \overline{A}(s, \alpha_s)^\top \overline{Y}_s + M(s, \alpha_{s-}) X_s \\ &\quad + \overline{M}(s, \alpha_{s-}) \overline{X}_s + \sigma(s, \alpha_s)^\top Z_s] ds, \end{aligned} \tag{3.6}$$

où $X, Y \in \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$, $Z \in \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^{d \times d})$, $\Lambda \in \mathcal{M}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$.

Notons que si $(X_t, (p_t^1, q_t^1), \dots, (p_t^N, q_t^N), \lambda_t^1, \dots, \lambda_t^N)$ est une solution de [3.3](#) et L'hypo-

thèse (K) est vérifiée, alors en appliquant la formule d'Itô on obtient

$$\begin{aligned}
 K^i p_t^i &= \left[K^i R^i(\alpha_T) X_T + K^i \bar{R}^i(\alpha_T) \mathbb{E}(X_T / \mathcal{F}_T^\alpha) \right] \\
 &+ \int_t^T [A(s, \alpha_s)^\top K^i p_s^i + \mathbb{E}(\bar{A}(s, \alpha_s)^\top K^i p_s^i / \mathcal{F}_s^\alpha) \\
 &+ K^i M^i(s, \alpha_s) X_s + K^i \bar{M}^i(s, \alpha_s) \bar{X}_s + \sigma(s, \alpha_s)^\top K^i q_s^i] ds \\
 &- \int_t^T K^i q_s^i dW_s - \int_t^T K^i \lambda_s^i \bullet dM_s.
 \end{aligned} \tag{3.7}$$

En prenant la somme dans [3.7](#) où $i = 1, 2, \dots, N$, on voit facilement que le processus $(X_t, Y_t = \sum_{i=1}^N K^i p_t^i, Z_t = \sum_{i=1}^N K^i q_t^i, \Lambda_t = \sum_{i=1}^N K^i \lambda_t^i)$ est une solution de l'edspr [3.6](#)

Nous sommes maintenant en mesure de montrer que les coefficients de [3.6](#) satisfont à toutes les conditions de Section 3. Pour tout t, x, y, z, i_0 et $v \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^{2d}), \mu \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^d)$,

$$\begin{aligned}
 f(t, x, y, z, v, i_0) &= A(t, i_0)x + \bar{A}(t, i_0) \int_{\mathbb{R}^{d+d}} \zeta_1 v(d\zeta_1, d\zeta_2) - y + f(t, i_0), \\
 g(t, x, y, z, v, i_0) &= -A(t, i_0)^\top y - \bar{A}(t, i_0)^\top \int_{\mathbb{R}^{d+d}} \zeta_2 v(d\zeta_1, d\zeta_2) \\
 &\quad - M(t, i_0)x - \bar{M}(t, i_0) \int_{\mathbb{R}^{d+d}} \zeta_1 v(d\zeta_1, d\zeta_2) - \sigma(t, i_0)^\top z, \\
 \sigma(t, x, y, z, v, i_0) &= \sigma(t, i_0)x + g(t, i_0), \\
 h(x, \mu, i_0) &= R(i_0)x + \bar{R}(i_0) \int_{\mathbb{R}^d} \zeta \mu(d\zeta).
 \end{aligned}$$

Comme $\bar{A}(s, i_0)$ est borné, f est uniformément lipschitzienne par rapport à v . La linéarité implique que f satisfait l'hypothèse (A1). De même, on obtient que g et σ satisfont à l'hypothèse (A1) et h satisfont l'hypothèse (A2). Plus précisément, on peut montrer qu'on peut prendre $C_\theta = \max_{t, i_0} \{1, \|A(t, i_0)\|, \|M(t, i_0)\|, \|\sigma(t, i_0)\|\}$ et $C_v = \sqrt{2} \max_{t, i_0} \{\|\bar{A}(t, i_0), \bar{M}(t, i_0)\|\}$, dans (A1) et $c = \max_{i_0} \|R(i_0)\|$ et $C_\mu = \max_{i_0} \|\bar{R}(i_0)\|$ en (A2). De la linéarité, il est trivial de vérifier les constantes C_θ et c . Pour C_v , il suffit de vérifier pour $\varphi = g$ dans l'hypothèse (A1). Si $v_1 = \mathbb{P}_{(\Upsilon_{1,1}, \Upsilon_{1,2})}$ et $v_2 = \mathbb{P}_{(\Upsilon_{2,1}, \Upsilon_{2,2})}$, alors

$$\begin{aligned}
 & |g(t, x, y, \mathbf{z}, v_1, i_0) - g(t, x, y, \mathbf{z}, v_2, i_0)| \\
 &= |\bar{A}(t, i_0)^\top (\mathbb{E}\Upsilon_{1,2} - \mathbb{E}\Upsilon_{2,2}) - \bar{M}(t, i_0)^\top (\mathbb{E}\Upsilon_{1,1} - \mathbb{E}\Upsilon_{2,1})| \\
 &\leq \sqrt{2} \max \{ \|\bar{A}(t, i_0), \bar{M}(t, i_0)\| \} (\mathbb{E}|\Upsilon_{1,2} - \Upsilon_{2,2}|^2 + \mathbb{E}|\Upsilon_{1,1} - \Upsilon_{2,1}|^2)^{\frac{1}{2}} \\
 &= \sqrt{2} \max \{ \|\bar{A}(t, i_0), \bar{M}(t, i_0)\| \} (\mathbb{E}|\Upsilon_1 - \Upsilon_2|^2)^{\frac{1}{2}}
 \end{aligned}$$

Donc

$$\begin{aligned}
 & |g(t, x, y, \mathbf{z}, v_1, i_0) - g(t, x, y, \mathbf{z}, v_2, i_0)| \\
 &\leq \sqrt{2} \max \{ \|\bar{A}(t, i_0), \bar{M}(t, i_0)\| \} W_2(v_1, v_2)
 \end{aligned}$$

De la même manière, on peut vérifier $C_\mu \leq \max_{i_0} \|\bar{R}(i_0)\|$ en (A2).

De plus, dans ce cadre l'opérateur défini en [2.15](#), lié à [3.6](#), devient

$$\Psi(t, \theta, \theta', v, i_0) = -|y - y'|^2 - M(t, i_0) |x - x'|^2.$$

Dans la proposition [3.0.2](#) ci-dessous, nous montrons que si l'hypothèse (K) est vraie alors Ψ et h satisfont Hypothèse (L) avec les constantes $K_\Psi = \min \{1, \beta_2\}$ et $K_h = \beta_1$.

Proposition 3.0.2 *Supposons que l'hypothèse (K) soit vérifiée et*

$$\begin{aligned}
 \|\bar{A}(t, i_0)\|, \|\bar{M}(t, i_0)\| &< \min \{ (2 - \sqrt{2} - 1)\beta_1, \frac{1}{2}\beta_2 \} \\
 \|\bar{R}(i_0)\| &< \min \left\{ 2(\sqrt{2} - 1)\beta_1, \frac{\sqrt{2}}{2}\beta_2 \right\}
 \end{aligned} \tag{3.8a}$$

Alors les l'edspr de champ moyen [3.3](#) ont une unique solution

$(X_t, (p_t^1, q_t^1), \dots, (p_t^N, q_t^N), \lambda_t^1, \dots, \lambda_t^N)$, où $X, p^i \in \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$, $q^i \in \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$, et $\lambda^i \in \mathcal{M}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$ pour tout $i = 1, \dots, N$.

Preuve. Puisque l'hypothèse (K) est vraie,

$$\Psi(t, \theta, \theta', v, i_0) = -|y - y'|^2 - M(t, i_0) |x - x'|^2 \leq -|y - y'|^2 - \beta_2 |x - x'|^2 \tag{3.9}$$

Cela implique que $K_\Psi = \min \{1, \beta_2\}$. De plus, pour tout $x, x' \in \mathbb{R}^d$ et $\mu \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^{2d})$,

$$\langle h(x, \mu, i_0) - h(x', \mu, i_0), x - x' \rangle = (x - x')^\top R(i_0)(x - x') \geq \beta_1 |x - x'|^2, \quad (3.10)$$

ce qui implique que $K_h = \beta_1$. En conséquence [3.8a](#) et les inégalités

$$C_v \leq \sqrt{2} \max_{t \in [0, T], i_0 \in \mathcal{M}} \{ \|\bar{A}(t, i_0)\|, \|\bar{M}(t, i_0)\| \}, C_\mu \leq \max_{i_0 \in \mathcal{M}} \|\bar{R}(i_0)\|$$

impliquent que les hypothèses (A) et (L) sont satisfaites. On peut donc appliquer le théorème précédent pour déduire l'existence d'un processus unique (X, Y, Z, Λ) qui résout le système edspr de champ moyen conditionnel à changement de régime [3.6](#).

■

Ensuite, d'après [111](#), Théorème 3.4, pour $i = 1, \dots, N$, il existe $(p^i, q^i, \lambda^i) \in \mathcal{S}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{L}^2(0, T; \mathbb{R}^d) \times \mathcal{M}^2(0, T; \mathbb{R}^d)$ une solution unique de l'edsr suivante :

$$\begin{aligned} p_t^i &= (R^i(\alpha_T)X_T + \bar{R}^i(\alpha_T)\bar{X}_T) + \int_t^T [A(s, \alpha_s)^\top p_s^i + \bar{A}(s, \alpha_s)^\top \mathbb{E}(p_s^i / \mathcal{F}_s^\alpha) \\ &+ M^i(s, \alpha_s)X_s + \sigma(s, \alpha_s)^\top q_s^i] ds - \int_t^T q_s^i dW_s - \int_t^T \lambda_s^i \bullet dM_s, t \in [0, T]. \end{aligned} \quad (3.11)$$

Par conséquent, les processus $(X, Y = \sum_{i=1}^N K^i p^i, Z = \sum_{i=1}^N K^i q^i, \Lambda = \sum_{i=1}^N K^i \lambda^i)$ est une solution de [3.6](#). Puisque la solution de [3.11](#) est unique, alors $Y = \sum_{i=1}^N K^i p^i, Z = \sum_{i=1}^N K^i q^i$ et $\Lambda = \sum_{i=1}^N K^i \lambda^i$. En remplaçant Y, Z et Λ dans [3.6](#) nous obtenons que $(X_t, (p_t^1, q_t^1), \dots, (p_t^N, q_t^N), \lambda_t^1, \dots, \lambda_t^N)$ est une solution de [3.3](#), ceci complète la preuve. En combinant les propositions [3.0.1](#) et [3.0.2](#), on obtient le résultat suivant.

Théorème 3.0.2 *Supposons que l'hypothèse (K) soit vérifiée et*

$$\begin{aligned} \|\bar{A}(t, i_0)\|, \|\bar{M}(t, i_0)\| &< \min \{ (2 - \sqrt{2})\beta_1, \frac{1}{2}\beta_2 \} \\ \|\bar{R}(i_0)\| &< \min \left\{ 2(\sqrt{2} - 1)\beta_1, \frac{\sqrt{2}}{2}\beta_2 \right\} \end{aligned}$$

Alors le contrôle admissible $\hat{\mathbf{u}} = (\hat{u}^1, \hat{u}^2, \dots, \hat{u}^N)$, où $\hat{u}_t^i = -(N^i)^{-1}B^i(\alpha_{t-})^\top p_t^i$, $0 \leq t \leq T$, $1 \leq i \leq N$, et $(X_t, (p_t^1, q_t^1), \dots, (p_t^N, q_t^N), \lambda_t^1, \dots, \lambda_t^N)$ qui est la solution de l'edspr [3.1](#) est un point d'équilibre de Nash de notre problème de jeux.

Bibliographie

- [1] Antonelli, F., (1993). Backward-forward stochastic differential equations. *Ann. Appl. Probab.* 3, 777–793.
- [2] Breton, J.C., (2013). *Processus stochastique*. Université de Rennes1.
- [3] Delarue, F., (2002). On the existence and uniqueness of solutions to FBSDEs in a non-degenerate case. *Stoch.Process. Appl.* 99, 209–286 .
- [4] Donnelly, C., Heunis, A.J., (2012). Quadratic risk minimization in a regime-switching model with portfolio constraints. *SIAM J. Control. Optim.* 50, 2431–2461.
- [5] Jeanblanc, M., (2006). *Cours de Calcul stochastique Master 2IF EVRY*. Lecture Notes, Uni-versity of evry.
- [6] Hu, Y., Peng, S., (1995). Solution of forward-backward stochastic differential equations. *Probab. Theory Relat.Fields* 103, 273–283.
- [7] Lasry, J.M., Lions, P.L., (2006). Jeux à champ moyen. I. Le cas stationnaire. *C.R. Math. Acad. Sci. Paris* 343,619–625.
- [8] Li, Y., Zheng, H., (2015). Weak necessary and sufficient stochastic maximum principle for Markovian regimeswitching diffusion models. *Appl. Math. Optim.* 71, 39–77.
- [9] Mao, X., Yuan, C., (2006). *Stochastic Differential Equations with Markovian Switching*. Imperial College Press, London.

- [10] Nguyen, S.L., Huang, M., (2012). Linear-quadratic-Gaussian mixed games with continuum-parametrized minor players. *SIAM J. Control. Optim.* 50, 2907–2937.
- [11] Nguyen, S.L., Nguyen, D.T., Yin, G., (2020). Stochastic maximum principle for switching diffusions using conditional mean-field and applications to control problems. *ESAIM Contr. Optim. Calc.Var.* 26, Paper No. 69.
- [12] Nguyen, S.L., Yin, G., Hoang, T.A., (2020). Laws of large numbers for systems with mean-field interactions and Markovian switching. *Stoch. Process. Appl.* 130, 262–296.
- [13] Nguyen, S.L., Yin, G., Nguyen, D.T., (2021). A general stochastic maximum principle for mean-field controls with regime switching. *Appl. Math. Optim.* 84, 3255–3294.
- [14] Pardoux, E., Tang, S., (1999). Forward-backward stochastic differential equations and quasilinear parabolic PDEs. *Probab. Theory Relat. Fields* 114, 123–150.
- [15] ROLÓN GUTIÉRREZ, Esteban J., NGUYEN, Son Luu, et YIN, George. Markovian-Switching Systems : Backward and Forward-Backward Stochastic Differential Equations, Mean-Field Interactions, and Nonzero-Sum Differential Games. *Applied Mathematics & Optimization*, 2024, vol. 89, no 2, p. 33.
- [16] Yong, J., (2013). A linear-quadratic optimal control problem for mean-field stochastic differential equations. *SIAM J. Control. Optim.* 51, 2809–2838.
- [17] Zhang, J., (2006). The wellposedness of FBSDEs. *Discret. Contin. Dyn. Syst. Ser. B* 6, 927–940.

Chapitre 4

Abréviations et symbols

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

Ω	: Un ensemble fondamentale.
\mathbb{P}	: Une mesure de probabilité sur Ω .
\mathcal{F}	: La tribu sur Ω .
$(\mathcal{F}_t)_{t>0}$: La filtration naturelle du mouvement brownien.
$\mathbb{E}[\cdot]$: Espérance mathématique.
$\mathbb{E}[\cdot/\cdot]$: Espérance conditionnelle.
$(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \in T}, P)$: Espace de probabilité filtré.
<i>v.a</i>	: Variable aléatoire.
<i>i.e</i>	: C'est-à-dire.
<i>P.s</i>	: Presque sûrement.
C^1, C^2	: L'espace des fonctions continues intégrables.
<i>EDS</i>	: Équation différentielle stochastique.
<i>EDSR</i>	: Équation différentielle stochastique rétrograds.
<i>EDSPR</i>	: Équation différentielle stochastique progressives-rétrogrades

Résumé

Dans ce mémoire, on s'intéresse à un problème de jeu différentiel stochastique à somme non nulle basé sur les équations différentielles stochastiques de type champ moyen. Premièrement, nous rappelons quelques notions de base sur le calcul stochastique, ensuite, on donne le théorème d'existence et l'unicité de la solution d'une équation différentielle stochastique progressif-rétrograde de type champ moyen conditionnelle à changement de régime, enfin, on montre l'existence d'un point d'équilibre de Nash pour un jeu différentiel stochastique linéaire-quadratique à somme non nulle avec coefficients aléatoires.

Mots-clés : Equations différentielles stochastiques progressives-rétrogrades, champs moyen, jeu à somme non nulle, point d'équilibre de Nash

Abstract

In this paper, we focus on a problem of nonzero-sum stochastic differential game based on mean-field stochastic differential equations. Firstly, we recall some basic notions of stochastic calculus, then we provide the theorem of existence and uniqueness of the solution to a progressive-retrograde meanfield stochastic differential equation conditional on regime switching. Finally, we demonstrate the existence of a Nash equilibrium point for a nonzero-sum linear-quadratic stochastic differential game with random coefficients.

Key -words: Forward-backward stochastic differential equations, mean-field, nonzero-sum , Nash equilibrium point

ملخص

في هذا البحث ، نركز على مشكلة اللعبة التفاضلية العشوائية ذات المجموع غير الصفري بناءً على المعادلات التفاضلية العشوائية ذات المجال المتوسط. أولاً ، نذكر بعض المفاهيم الأساسية لحساب التفاضل والتكامل العشوائي ، ثم نقدم نظرية الوجود والتفرد للحل لمعادلة تفاضلية عشوائية متوسطة المجال تقدمية ورجعية مشروطة بتبديل النظام. وأخيراً ، أثبتنا وجود نقطة توازن ناش للعبة تفاضلية عشوائية ذات مجموع خطي وتربيعي غير معدوم مع معاملات عشوائية

الكلمات المفتاحية: المعادلات التفاضلية العشوائية التقدمية الرجعية، الحقل المتوسط ، لعبة تفاضلية عشوائية ذات مجموع غير معدوم، التوازن لـ ناش