

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Problèmes de Premier Passage et Commande Optimale pour le processus de
diffusion Cox–Ingersoll–Ross**

ROMAIN MRAD

Département de Mathématiques Appliquées et Génie Industriel

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
Mathématiques Appliquées

Janvier 2026

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Problèmes de Premier Passage et Commande Optimale pour le processus de
diffusion Cox–Ingersoll–Ross**

présenté par **Romain MRAD**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

PRENOM NOM, président

Mario LEFEBVRE, membre et directeur de recherche

PRENOM NOM, membre

DÉDICACE

Je dédie ce mémoire à ma famille qui m'a soutenue tout au long de cette aventure à Montréal, ainsi que toutes les rencontres qui en ont fait un séjour mémorable.

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de recherche, Professeur Mario Lefebvre, pour son encadrement rigoureux, sa disponibilité constante et la qualité de ses conseils tout au long de ce travail.

RÉSUMÉ

Le processus de diffusion de Cox–Ingersoll–Ross (CIR) est défini par l’équation différentielle stochastique

$$dX(t) = a[b - X(t)] dt + \sigma\sqrt{X(t)} dW(t)$$

où $W(t)$ est un mouvement brownien standard. Cette étude porte sur le moment de premier passage

$$\tau(x) = \inf\{t \geq 0 : X(t) \notin (0, c) \mid X(0) = x \in (0, c)\}$$

c’est-à-dire le premier instant où le processus quitte l’intervalle $(0, c)$. Des expressions explicites de la fonction génératrice des moments, de l’espérance de $\tau(x)$ et de l’aire moyenne parcourue par le processus sont obtenues. De plus, un problème de commande optimale est étudié. En outre, des sauts sont ajoutés au processus afin de caractériser la probabilité de toucher la frontière inférieure ainsi que le temps moyen pour quitter l’intervalle. Enfin, le dépassement moyen au dessus de la frontière c est analysé.

ABSTRACT

The CIR diffusion process is defined by the stochastic differential equation

$$dX(t) = a[b - X(t)] dt + \sigma\sqrt{X(t)} dW(t)$$

where $W(t)$ is a standard Brownian motion. This study focuses on the first passage time

$$\tau(x) = \inf\{t \geq 0 : X(t) \notin (0, c) \mid X(0) = x \in (0, c)\}$$

that is, the first time the process exits the interval $(0, c)$. Explicit expressions for the moment-generating function, the expected value of $\tau(x)$ and the average area under the process are derived. In addition, a stochastic control problem is studied. Furthermore, jumps are added to the process with the aim to analyse the probability of hitting the lower boundary first and the mean exit time. Finally, the average overshoot above the c frontier is characterised.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	iii
REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vi
LISTE DES TABLEAUX	ix
LISTE DES FIGURES	x
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xi
LISTE DES ANNEXES	xii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Définitions et concepts de base	1
1.2 Éléments de la problématique	5
1.3 Objectifs de recherche	11
1.4 Plan du mémoire	11
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	13
CHAPITRE 3 DÉTAILS DE LA SOLUTION	15
3.1 Diffusion pure	15
3.1.1 Fonction Génératrice des Moments	15
3.1.2 Fonction Temps Moyen	17
3.1.3 Fonction Aire Moyenne	21
3.1.4 Commande Optimale Stochastique	22
3.2 Diffusion avec sauts	27
3.2.1 Fonction Temps moyen — Sauts uniformes	27
3.2.2 Fonction Probabilité de sortie en zéro — Sauts uniformes	29
3.2.3 Fonction Dépassement Moyen — Sauts exponentiels	30
CHAPITRE 4 RÉSULTATS THÉORIQUES	34
4.1 Diffusion pure	34
4.1.1 Fonction Génératrice des Moments	34

4.1.2	Fonction Temps Moyen	35
4.1.3	Fonction Aire Moyenne	36
4.1.4	Commande Optimale Stochastique	37
4.2	Diffusion avec sauts	45
4.2.1	Fonction Temps moyen — Sauts uniformes	45
4.2.2	Fonction Probabilité de sortie en zéro — Sauts uniformes	46
4.2.3	Fonction Dépassement Moyen — Sauts exponentiels	47
CHAPITRE 5	CONCLUSION	49
5.1	Synthèse des travaux	49
5.2	Limitations	49
5.3	Perspectives et améliorations futures	50
RÉFÉRENCES	51
ANNEXES	54

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 4.1	Comparaison des accélérations moyennes du temps de sortie	44
Tableau D.1	Longueurs moyennes des trajectoires simulées	58

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	Une trajectoire du Mouvement Brownien Standard	2
Figure 1.2	Une trajectoire d'un processus d'Itô avec $\mu(t, X(t)) \equiv \mu = 2$	3
Figure 1.3	Simulation de 10 trajectoire d'un processus de sauts pur $J(t)$	4
Figure 1.4	Une trajectoire du processus CIR avec $a = 1, b = 0.02, \sigma = 0.1$	6
Figure 1.5	Simulations de 30 trajectoires du CIR avec deux frontières absorbantes	7
Figure 1.6	Simulations de 30 trajectoires du CIR avec sauts dépassants la frontière c	9
Figure 1.7	Simulations de deux trajectoires du CIR avec et sans contrôle	10
Figure 4.1	Visualisation de la Fonction Génératrice des Moments $M(x; \alpha)$	35
Figure 4.2	Visualisation de la fonction Temps Moyen $m(x)$	36
Figure 4.3	Visualisation de la fonction Aire Moyenne $A(x)$	37
Figure 4.4	P1 — Visualisation de la fonction valeur et du contrôle optimal	38
Figure 4.5	P1 — Sensibilité du coût immédiat $r(x) = \rho$	38
Figure 4.6	P1 — Sensibilité du coût du contrôle $b(x) = \beta x$	39
Figure 4.7	P1 — Sensibilité de la pondération du contrôle $q(x) = \kappa x$	39
Figure 4.8	P1 — Visualisation de l'effet de la commande optimale	40
Figure 4.9	P2 — Visualisation de la fonction valeur et du contrôle optimal	40
Figure 4.10	P2 — Sensibilité du coût immédiat $r(x) = \rho x$	41
Figure 4.11	P2 — Sensibilité du coût du contrôle $b(x) = \beta \sqrt{x}$	41
Figure 4.12	P2 — Sensibilité de la pondération du contrôle $q(x) = \kappa x$	42
Figure 4.13	P2 — Visualisation de l'effet de la commande optimale	42
Figure 4.14	P3 — Visualisation de la fonction valeur et du contrôle optimal	43
Figure 4.15	P3 — Visualisation de l'effet de la commande optimale	43
Figure 4.16	Visualisation des temps moyens de sortie $m(x)$ et $m_0(x)$	46
Figure 4.17	Visualisation des probabilités de sortir en zéro $p(x)$ et $p_0(x)$	47
Figure 4.18	Visualisation de la fonction Dépassement Moyen $D(x)$	48

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

CIR	Cox–Ingersoll–Ross
MBS	Mouvement Brownien Standard
EDO	Équation Différentielle Ordinaire
EID	Équation Integro-différentielle
EDS	Équation Différentielle Stochastique
FGM	Fonction Génératrice des Moments
TPP	Temps de Premier Passage
HJB	Hamilton–Jacobi–Bellman

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Fonctions Spéciales	54
Annexe B	Générateur Infinitésimal	56
Annexe C	Unicité Trajectorielle	57
Annexe D	Simulations en Commande Optimale	58

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Les processus de diffusion occupent une place centrale en finance pour modéliser l'évolution temporelle d'une grande variété d'instruments financiers. Parmi les problématiques associées à ces modèles, l'étude des *temps de premier passage* revêt une importance particulière, notamment en gestion des risques, en évaluation d'options barrières ou encore en prévision d'événements extrêmes.

Un autre aspect fondamental concerne la *commande optimale stochastique*, qui consiste à influencer dynamiquement l'évolution du processus jusqu'à un temps d'arrêt, dans le but de minimiser un coût cumulé, composé d'un coût de contrôle et éventuellement d'un coût d'état. Ce mémoire s'intéresse à l'analyse conjointe des temps de franchissement et de la commande optimale appliquées au processus de Cox–Ingersoll–Ross [1], proposé en 1985, un modèle de référence largement utilisé pour représenter la dynamique des taux d'intérêt.

1.1 Définitions et concepts de base

Avant d'approfondir le sujet, il est essentiel de poser clairement les fondements théoriques sur lesquels repose cette étude.

L'élément central à introduire en premier lieu est le *mouvement Brownien standard*, pierre angulaire des processus de diffusion.

Définition : Le Mouvement Brownien Standard

Un processus stochastique $\{W(t), t \geq 0\}$ est un mouvement Brownien standard s'il vérifie :

- $W(0) = 0$;
- les trajectoires $t \mapsto W(t)$ sont continues presque sûrement ;
- il possède des accroissements indépendants : pour tout $0 \leq t_0 < t_1 < \dots < t_n$, les variables aléatoires $(W(t_i) - W(t_{i-1}))_{i=1}^n$ sont indépendantes ;
- il possède des accroissements stationnaires gaussiens : pour tout $0 \leq s \leq t$, on a $W(t) - W(s) \sim \mathcal{N}(0, t - s)$.



FIGURE 1.1 Une trajectoire du Mouvement Brownien Standard

Le MBS constitue la base de la construction des processus de diffusion employés dans de nombreux domaines tels que la finance, la physique ou la biologie. Ces processus sont modélisés par des Équation Différentielle Stochastique (EDS), qui consistent à enrichir le mouvement brownien en y ajoutant un terme de dérive et un terme de diffusion. Il en résulte une classe de processus dits *d'Itô*.

Définition : Processus d'Itô

$\{X(t), t \geq 0\}$ est un processus d'Itô [2] s'il satisfait une équation différentielle stochastique de la forme :

$$dX(t) = \mu(t, X(t)) dt + \sigma(t, X(t)) dW(t) \quad (1.1)$$

où :

- $\mu(t, X(t))$ et $\sigma(t, X(t))$ sont des fonctions mesurables et adaptées à la filtration brownienne standard $\mathcal{F}_t = \sigma\{W(s), s \leq t\}$;
- $\mathbb{P} \left(\int_0^T |\mu(s, X(s))| ds < +\infty \right) = 1$;
- $\mathbb{P} \left(\int_0^T \sigma^2(s, X(s)) ds < +\infty \right) = 1$.

Dans cette formulation, $\mu(t, X(t))$ est appelé le *terme de dérive* et $\sigma(t, X(t))$ le *terme de diffusion*.



FIGURE 1.2 Une trajectoire d'un processus d'Itô avec $\mu(t, X(t)) \equiv \mu = 2$

La figure 1.2 illustre l'effet d'une dérive : la trajectoire du processus s'organise autour de la courbe moyenne $y = 2x$, tout en étant perturbée par la composante aléatoire de la diffusion.

De plus, il est important de noter que les termes de dérive et de diffusion peuvent eux-mêmes dépendre de l'état du processus ou du temps, ce qui permet de capturer des dynamiques complexes, comme une volatilité ou une dérive variable. Cette flexibilité permet notamment de modéliser des phénomènes réalistes dans les systèmes financiers ou physiques.

Par ailleurs, Il est parfois intéressant d'enrichir les processus d'Itô en leur ajoutant une composante de sauts, gouvernée par un processus de Poisson (processus de comptage classique modélisant une file d'attente).

Définition : Processus de Poisson

Un processus $\{N(t), t \geq 0\}$ est un processus de Poisson de taux λ s'il vérifie :

- Pour des intervalles de temps disjoints, le nombre d'occurrences est indépendant : pour tout $0 \leq t_0 < t_1 < \dots < t_n$, les variables aléatoires $(N(t_i) - N(t_{i-1}))_{i=1}^n$ sont indépendantes ;
- La probabilité d'une occurrence dans un petit intervalle de temps dépend de la longueur de l'intervalle : $\lim_{h \rightarrow 0^+} \mathbb{P}[N(t+h) - N(t) = 1] = \lambda h + o(h)$;
- La probabilité qu'il y ait plus d'une occurrence au sein d'un petit intervalle est négligeable : $\lim_{h \rightarrow 0^+} \mathbb{P}[N(t+h) - N(t) > 1] = o(h)$;
- Le nombre d'occurrences dans un intervalle de longueur t suit une loi poisson : $N(t) \sim \text{Poi}(\lambda t)$;

— Le temps d'arrivé du n -ème événement T_n suis une loi exponentielle : $T_n \sim \text{Exp}(\lambda)$.
En utilisant un processus de Poisson, il est donc possible de définir un processus de sauts pur.

Définition : Processus de sauts purs

Soit $\{N(t), t \geq 0\}$ un processus de Poisson de taux $\lambda > 0$ indépendant d'une suite de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées $\{Y_i\}_{i \in \mathbb{N}^*}$. On définit le processus de sauts purs $\{J(t), t \geq 0\}$ par :

$$J(t) = \sum_{i=1}^{N(t)} Y_i$$

Ce processus correspond à une somme aléatoire de sauts, où :

- $N(t)$ représente le nombre de sauts survenus jusqu'au temps t ;
- Y_i est l'amplitude du i -ème saut ;
- Les instants des sauts sont donnés par les temps d'arrivée du processus de Poisson ;
- Entre deux sauts, le processus reste constant.

La figure ci-dessous visualise différentes réalisation d'un processus de sauts pur gouverné par un processus de Poisson de paramètre $\lambda = 2$. La taille des sauts correspond à des réalisations d'une variable aléatoire exponentielle de paramètre $\nu = 1.5$.



FIGURE 1.3 Simulation de 10 trajectoire d'un processus de sauts pur $J(t)$

1.2 Éléments de la problématique

Comme évoqué précédemment, cette étude s'intéresse à des problèmes appliqués au processus Cox–Ingersoll–Ross. Il convient donc d'en donner une définition formelle.

Définition : Le processus Cox–Ingersoll–Ross

Le processus CIR [1] est un processus d'Itô défini par l'équation différentielle stochastique suivante :

$$dX(t) = a[b - X(t)] dt + \sigma\sqrt{X(t)} dW(t) \quad (1.2)$$

où :

- $a \geq 0$ est le paramètre de vitesse ;
- $b > 0$ représente la moyenne long-terme ;
- $\sigma > 0$ est volatilité instantanée ;
- $W(t)$ désigne un mouvement brownien standard.

Ce processus est particulièrement adapté à la modélisation des taux d'intérêt en raison de plusieurs propriétés clés :

- Le terme de dérive $\mu(t, X(t)) \equiv \mu(X(t)) = a[b - X(t)]$ induit un mécanisme de retour vers la moyenne b , avec une vitesse déterminée par a . Dans le contexte de modélisation des taux, cela reflète l'idée que ces derniers tendent à revenir vers un niveau de long terme après des déviations temporaires ;
- Le terme de diffusion $\sigma(t, X(t)) \equiv \sigma(X(t)) = \sigma\sqrt{X(t)}$ garantit la non-négativité du processus grâce à la racine carrée. Ceci est essentiel comme un taux négatif serait irréaliste dans de nombreux contextes économiques, en particulier pour les modèles de taux à court terme comme le CIR ;
- Le comportement à proximité de zéro est gouverné par la *condition de Feller*, selon laquelle :

$$\mathbb{P} [\exists t < \infty \text{ tel que } X(t) = 0] = 1 \quad \text{si et seulement si} \quad \sigma^2 \geq 2ab$$

Cela signifie que le processus peut atteindre zéro en un temps fini si $\sigma^2 \geq 2ab$. En d'autres termes, si la diffusion domine la dérive, le processus peut toucher le zéro.

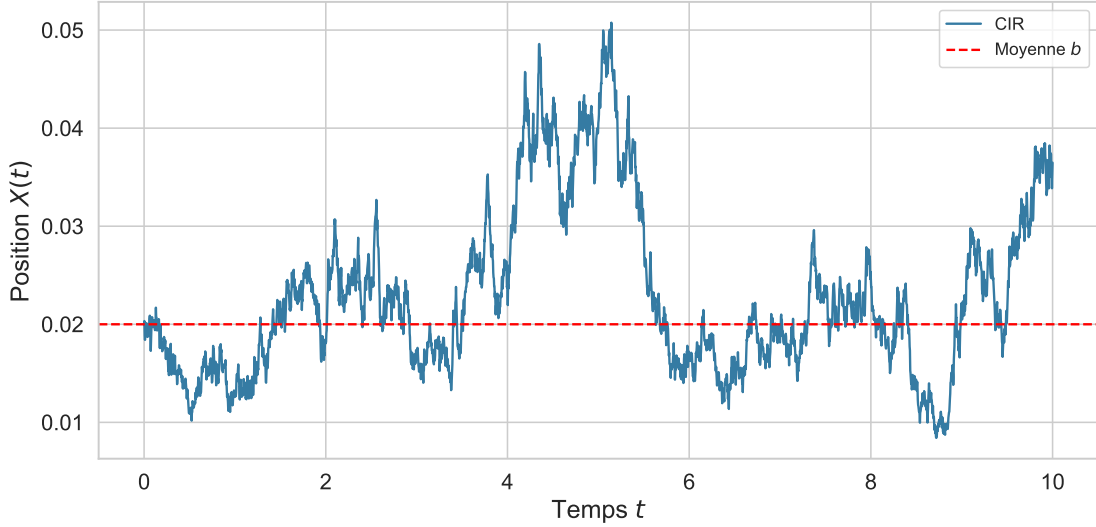


FIGURE 1.4 Une trajectoire du processus CIR avec $a = 1$, $b = 0.02$, $\sigma = 0.1$

Le prochain élément de problématique à introduire dans le cadre de cette étude est celui du *temps de premier passage*.

Définition : Temps de premier passage

Soit $\{X(t), t \geq 0\}$ un processus CIR. Le *temps de premier passage à deux frontières* est défini, pour un seuil $c > 0$, par :

$$\tau(x) = \inf \{t \geq 0 : X(t) \notin (0, c) \mid X(0) = x \in (0, c)\} \quad (1.3)$$

Autrement dit, $\tau(x)$ correspond au premier instant où le processus atteint l'une des bornes de l'intervalle $(0, c)$.

L'étude de ce temps d'arrêt est particulièrement pertinente dans le cadre du processus CIR, pour plusieurs raisons :

- **Modélisation du passage aux taux négatifs** : lors de la crise économique japonaise de 2016, des taux d'intérêt négatifs ont été instaurés pour stimuler l'activité. Or, le processus CIR, à valeurs strictement positives, ne permet pas de modéliser ce phénomène. Introduire une barrière à zéro permet de considérer le franchissement de ce seuil, au-delà duquel les taux deviennent négatifs.
- **Surveillance des taux élevés** : en gestion des risques, il est crucial de modéliser l'éventualité d'une hausse brutale ou excessive des taux d'intérêt. L'introduction d'un seuil supérieur c permet de caractériser ces situations critiques et de quantifier leur

probabilité d'occurrence via le temps de franchissement.

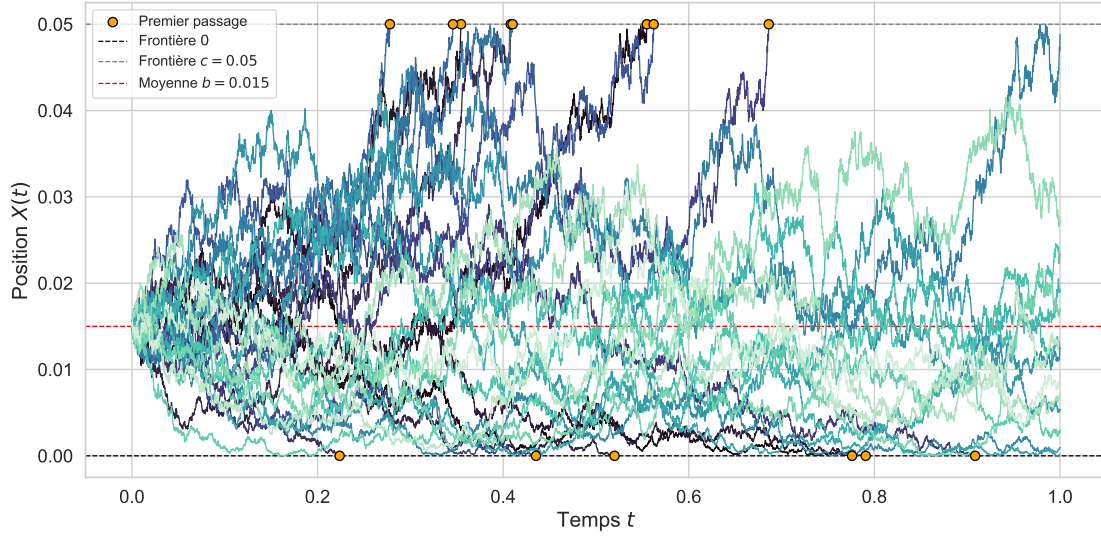


FIGURE 1.5 Simulations de 30 trajectoires du CIR avec deux frontières absorbantes

L'étude portera principalement sur le processus CIR, noté $X(t)$, ainsi que sur la variable aléatoire associée au temps de premier passage $\tau(x)$.

Nous introduisons à présent les fonctions analytiques qui feront l'objet de l'analyse. La première est la *fonction génératrice des moments*, outil central pour caractériser la distribution du temps d'arrêt.

Définition : Fonction Génératrice des Moments (FGM)

La fonction génératrice des moments du temps de premier passage $\tau(x)$ est définie, pour tout $\alpha > 0$, par :

$$M(x; \alpha) := \mathbb{E} \left[e^{-\alpha \tau(x)} \right] \quad (1.4)$$

Cette fonction permet de résumer l'information probabiliste sur la variable $\tau(x)$, en particulier sa distribution. De plus, elle encode l'ensemble des moments de $\tau(x)$, lorsque ceux-ci existent, via dérivation en α .

La deuxième fonction d'intérêt est celle du *temps moyen de premier passage*, qui correspond à l'espérance de la variable aléatoire $\tau(x)$.

Définition : Temps Moyen de Premier Passage

Le temps moyen de premier passage est défini par :

$$m(x) := \mathbb{E}[\tau(x)] \quad (1.5)$$

Il représente le temps moyen que met le processus CIR, partant d'un niveau initial $x \in (0, c)$, pour atteindre l'une des deux bornes de l'intervalle $(0, c)$.

La troisième fonction étudiée est celle de l'*aire moyenne sous la trajectoire* jusqu'au temps de sortie.

Définition : Aire Moyenne

La fonction d'aire moyenne est définie par :

$$A(x) := \mathbb{E} \left[\int_0^{\tau(x)} X(t) dt \right] \quad (1.6)$$

Elle mesure l'accumulation moyenne de la valeur du processus jusqu'au temps de franchissement.

La quatrième fonction étudiée est celle de la probabilité toucher la frontière inférieure.

Définition : Probabilité de Sortie en Zéro

La fonction de probabilité de sortie est définie par :

$$p(x) := \mathbb{P}[X(\tau(x)) = 0] \quad (1.7)$$

Elle caractérise la probabilité que le processus, partant d'une position initiale x , sorte de l'intervalle $(0, c)$ par le bas.

La cinquième fonction étudiée est celle du *dépassement moyen*, en ajoutant des sauts au CIR.

Définition : Dépassement Moyen

La fonction dépassement moyen est définie par :

$$D(x) = \mathbb{E} \left[(X(\tau(x)) - c) \mathbf{1}_{X(\tau(x)) \geq c} \right] \quad (1.8)$$

Elle quantifie le dépassement moyen au-dessus de la frontière c , à partir d'une condition initiale $X(0) = x \in (0, c)$. Il est essentiel de souligner que cette fonction ne présente un intérêt que dans le cas où le processus comporte des sauts. En effet, dans le cadre purement continu, la trajectoire atteint la frontière exactement, sans possibilité de la franchir.

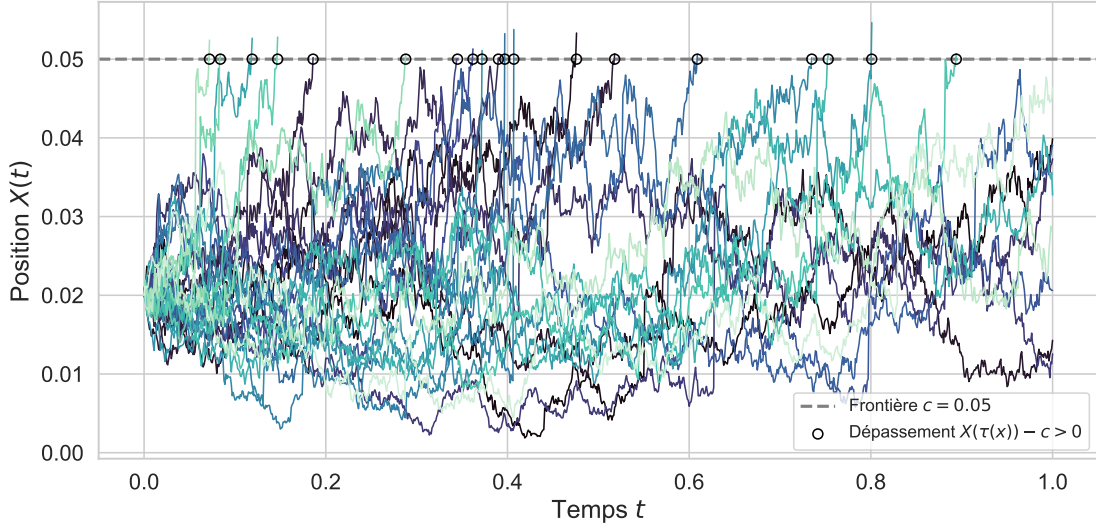


FIGURE 1.6 Simulations de 30 trajectoires du CIR avec sauts dépassants la frontière c

En complément de l'étude des temps de premier passage, ce mémoire s'intéresse également à un problème de *commande optimale stochastique* appliqué au processus CIR.

Définition : Problème de commande optimale — Homing Problem

Le *Homing problem* consiste à piloter un processus stochastique dynamiquement jusqu'à ce qu'il atteigne un ensemble d'arrêt donné, tout en optimisant un objectif. La configuration étudiée dans ce mémoire correspond à un processus CIR contrôlé $\{X_u(t), t \geq 0\}$ évoluant dans l'intervalle $(0, c)$, avec un arrêt déclenché dès que la trajectoire atteint l'une des deux frontières. Ce processus est défini par :

$$dX_u(t) = a[b - X_u(t)]dt + b[X_u(t)]u[X_u(t)]dt + \sigma\sqrt{X_u(t)}dW(t) \quad (1.9)$$

où $u(\cdot)$ est une stratégie de contrôle.

Le processus est contrôlé jusqu'à l'instant d'arrêt $\tau(x)$ défini précédemment (1.3). Par ailleurs, l'objectif est de minimiser une fonction coût de type intégral, définie par :

$$J(x) := \int_0^{\tau(x)} \left(\frac{1}{2}q[X_u(t)]u^2[X_u(t)] + r[X_u(t)] \right) dt \quad (1.10)$$

où :

- $r(x) \neq 0$ est le coût d'état (non associé au contrôle) ;

- $b(x) \neq 0$ est le coût du contrôle appliqué ;
- $q(x) > 0$ est un poids pénalisant l'intensité du contrôle.

Le problème consiste à déterminer une stratégie optimale $u^*(x)$ minimisant ce coût. La fonction valeur associée au problème s'écrit :

$$F(x) := \inf_{\substack{u[X_u(t)] \\ 0 \leq t \leq \tau(x)}} \mathbb{E}[J(x)] \quad (1.11)$$

La figure ci-dessous illustre l'effet d'une stratégie de contrôle sur la dynamique du processus. Dans cet exemple, la commande utilisée est constante et positive ($u(x) \equiv 5$), ce qui génère une force dirigée vers la frontière supérieure c et accélère ainsi la sortie du processus par le haut.

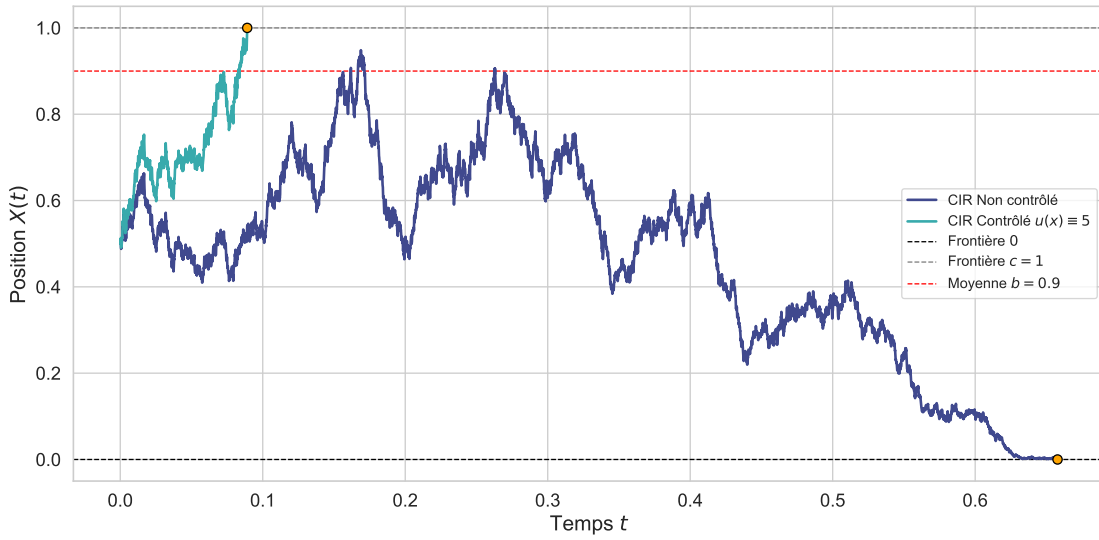


FIGURE 1.7 Simulations de deux trajectoires du CIR avec et sans contrôle

1.3 Objectifs de recherche

Après avoir exposé les fondements théoriques de l'étude, nous pouvons désormais énoncer précisément les objectifs poursuivis dans ce mémoire. Ceux-ci se répartissent en deux volets : l'analyse des temps de premier passage pour le processus CIR en diffusion pure, puis l'étude de son extension avec sauts.

Objectifs pour le processus de diffusion

- Obtenir une expression explicite de la fonction génératrice des moments du temps de premier passage à deux frontières $M(x; \alpha) = \mathbb{E}[e^{-\alpha\tau(x)}]$;
- Expliciter une formule analytique pour le temps moyen de premier passage, $m(x) = \mathbb{E}[\tau(x)]$, pour une entrée initiale $x \in (0, c)$;
- Dédire l'aire moyenne sous la trajectoire $A(x)$ jusqu'au franchissement de l'intervalle $(0, c)$;
- Résoudre différentes formes d'un problème de commande optimale associé au processus, en déterminant la fonction valeur $F(x) = \inf_u \mathbb{E}[J(x)]$, ainsi que la politique de contrôle optimal $u^*(x)$.

Objectifs pour le processus de diffusion avec sauts

- Obtenir une expression analytique du temps moyen de sortie dans ce nouveau cadre, en tenant compte de l'impact des sauts sur la dynamique du processus ;
- Établir une forme explicite de la probabilité de sortie par zéro : $p(x) = \mathbb{P}[X(\tau(x)) = 0]$, dans le cas de sauts uniformes descendants ;
- Déterminer le dépassement moyen à l'instant du franchissement supérieur c , défini par : $D(x) = \mathbb{E}[(X(\tau(x)) - c) \mathbb{1}_{X(\tau(x)) \geq c}]$, afin d'évaluer l'intensité des excursions au-delà de la borne supérieure, dans le cas de sauts exponentiels ascendants.

1.4 Plan du mémoire

Afin de répondre aux objectifs de recherche définis précédemment, ce mémoire est structuré de la manière suivante.

Dans un premier temps, une revue de la littérature est proposée afin de replacer l'étude dans le cadre des travaux existants sur les temps de premier passage et les problèmes de dépassement, avec une attention particulière portée au processus CIR et à ses extensions.

La suite du mémoire est consacrée à l'étude analytique des fonctions caractéristiques associées au processus. L'analyse se divise en deux parties distinctes :

- la première porte sur le processus CIR en diffusion pure ;
- la seconde examine sa version modifiée par l'introduction de sauts discrets.

Dans chaque cas, les équations différentielles correspondantes sont établies puis résolues.

Une section est ensuite dédiée à l'analyse des résultats obtenus. Cette dernière permet de vérifier la cohérence des solutions, d'en évaluer la sensibilité aux paramètres du modèle, et de comparer les dynamiques avec et sans sauts.

Enfin, la conclusion synthétise les contributions principales du mémoire, discute les limites de l'approche adoptée, et propose plusieurs pistes d'approfondissement pour des travaux futurs.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre propose une synthèse des travaux existants sur les TPP appliqués au processus CIR et ses extensions (voir [3–9]) ainsi que les problèmes de dépassement pour différents processus de diffusion (voir [10–12]), en mettant l’accent sur les méthodes analytiques. L’objectif est donc de situer le présent mémoire dans l’état de l’art.

Approche par cumulants et fonctions de Kummer Dans [3], l’auteur développe une approche analytique du TPP pour le processus CIR en utilisant la transformée de Laplace de la densité de passage. Celle-ci s’exprime via la fonction hypergéométrique confluyente de Kummer. Les moments du TPP sont ensuite obtenus à partir des cumulants, exprimés en fonction de polynômes logarithmiques et de nombres de Stirling. Cela permet, entre autres, de construire des développements en série à l’aide de polynômes de Bell. L’auteur propose également une approximation de la fonction de répartition à l’aide d’un développement en séries basé sur la densité Gamma et les polynômes de Laguerre.

Développement orthogonal basé sur la densité Gamma Dans [4], l’approche est affinée par un développement tronqué de la densité du TPP obtenue en [3]. Cette méthode est accompagnée d’une analyse de convergence et d’un algorithme d’acceptation-rejet pour la simulation du TPP.

Méthodes analytiques et intégrales de Volterra L’article [5] traite le TPP pour des processus de diffusion généraux en formulant une équation intégrale de Volterra du premier type. Pour le processus CIR, l’auteur utilise un changement de mesure transformant le problème en celui d’un processus de Feller. Les moments sont ensuite dérivés à l’aide de la transformée de Laplace et des fonctions de Kummer.

Formules analytiques pour le processus de Feller Dans [6], les auteurs généralisent les résultats précédents à différents régimes de dérive du processus de Feller, en exprimant la densité du TPP à travers la fonction de Tricomi ou la fonction de Bessel modifiée selon différentes valeurs des paramètres. Des expressions explicites pour la densité et l’espérance du TPP sont fournies.

Comparaison avec les processus de Wiener et d’Ornstein-Uhlenbeck Dans [7], une comparaison est effectuée entre les comportements de TPP pour les processus de Wiener,

d'Ornstein-Uhlenbeck (OU) et de Feller. Pour chacun, la probabilité d'atteindre l'état zéro est analysée. Des formules explicites sont données pour la densité du TPP avec absorption à zéro, et une étude asymptotique met en lumière les différences structurelles entre ces modèles.

Lien avec les processus de type Bessel L'article [8] s'intéresse à un processus de type Bessel présentant des similarités structurelles avec le processus CIR. Selon l'ordre du processus, le comportement au voisinage de zéro varie (absorbant, réfléchissant, ou entrée). Les auteurs proposent une résolution du problème de passage à l'aide de la théorie de Sturm-Liouville et des fonctions de Bessel, et obtiennent des densités de TPP analytiques. Une validation par simulation de type Euler-Maruyama complète l'étude.

Temps de premier passage avec sauts Dans le cas de processus à sauts, le franchissement du seuil peut se faire par discontinuité, générant un dépassement (*overshoot*) dont l'analyse complique considérablement le calcul du TPP. Pour un processus de diffusion avec sauts doublement exponentiels, Kou et Wang [10] obtiennent des expressions fermées pour la transformée de Laplace du TPP et de la distribution conjointe entre le temps de passage et l'*overshoot*. Ils montrent que l'*overshoot* est exponentiel conditionnellement à sa positivité, et que l'indépendance conditionnelle entre le TPP et le dépassement peut être exploitée pour simplifier les calculs.

Extensions à des lois plus générales Yin et al. [11] généralisent ce cadre aux sauts suivant une loi mixte exponentielle, obtenant également des formules explicites pour la transformée de Laplace jointe du TPP et de l'*overshoot*. Par ailleurs, Klüppelberg, Kyprianou et Maller [12] analysent le cas de processus de Lévy à queue lourde et dérivent une expression asymptotique explicite de l'*overshoot* conditionnellement au franchissement d'un niveau élevé. Ces résultats constituent les rares cas où des expressions analytiques sont disponibles, et fournissent un point de comparaison pour l'étude du processus de CIR avec sauts.

CHAPITRE 3 DÉTAILS DE LA SOLUTION

Cette partie du mémoire est consacrée à la résolution analytique des équations associées aux différents objectifs formulés en introduction (1).

3.1 Diffusion pure

D'abord, le processus CIR sous forme de diffusion pure est considéré.

3.1.1 Fonction Génératrice des Moments

Dérivation de l'équation à résoudre

Soit un processus d'Itô défini par l'EDS (1.1). Il est connu que la Fonction Génératrice des Moments d'un temps de premier passage $\tau(x)$ satisfait l'équation du passé de Kolmogorov (voir [13] ou [14]) :

$$\frac{1}{2}\sigma(t, x)^2 M''(x; \alpha) + \mu(t, x)M'(x; \alpha) - \alpha M(x; \alpha) = 0$$

avec $M(0; \alpha) = M(c; \alpha) = 1$.

En reprenant les termes de dérive et de diffusion du CIR (1.2), l'Équation Différentielle Ordinaire (EDO) linéaire de second ordre à résoudre devient :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x M''(x; \alpha) + a(b - x)M'(x; \alpha) - \alpha M(x; \alpha) = 0 \quad (3.1)$$

Résolution

D'abord, en multipliant les deux côtés par $2/\sigma^2$ l'équation ci-dessus (3.1) est mise sous forme canonique :

$$xM''(x; \alpha) - \left(\frac{2a}{\sigma^2}x - \frac{2ab}{\sigma^2} \right) M'(x; \alpha) - \frac{2\alpha}{\sigma^2} M(x; \alpha) = 0$$

Ensuite, un changement de variable $y = \beta x$ avec $M(x; \alpha) = G(y; \alpha)$ est introduit. L'équation devient :

$$yG''(y; \alpha) - \left(\frac{2a}{\sigma^2}\beta y - \frac{2ab}{\sigma^2} \right) G'(y; \alpha) - \beta \frac{2\alpha}{\sigma^2} G(y; \alpha) = 0$$

Ce changement de variable a pour objectif de déterminer, en fonction des autres paramètres du problème, la valeur de β qui permet de ramener l'équation à la forme générale de l'équation

de Kummer (3.2) :

$$xf''(x) - (x - \theta)f'(x) - sf(x) = 0, \quad \theta, s \in \mathbb{R} \quad (3.2)$$

dont la solution est connue. Pour ce faire, il faut que :

$$\frac{2a}{\sigma^2}\beta = 1 \implies \beta = \frac{\sigma^2}{2a}$$

L'équation devient :

$$yG''(y; \alpha) - \left(y - \frac{2ab}{\sigma^2}\right)G'(y; \alpha) - \frac{\alpha}{a}G(y; \alpha) = 0 \quad (3.3)$$

La solution générale de cette dernière (3.3) est de la forme (voir [15]) :

$$G(y; \alpha) = C_1 \Phi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, y\right) + C_2 \Psi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, y\right)$$

avec C_1 et C_2 des constantes à déterminer, et $\Phi(\cdot, \cdot, \cdot)$ et $\Psi(\cdot, \cdot, \cdot)$ sont les fonctions hypergéo-métriques confluentes de première et seconde espèce (voir annexe A).

Finalement, l'expression analytique de la FGM de $\tau(x)$ est :

$$M(x; \alpha) = C_1 \Phi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ax}{\sigma^2}\right) + C_2 \Psi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ax}{\sigma^2}\right) \quad (3.4)$$

Détermination des constantes

Les conditions aux limites $M(0; \alpha) = M(c; \alpha) = 1$ permettent de déterminer les deux constantes C_1 et C_2 en résolvant le système suivant :

$$\begin{cases} C_1 \Phi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, 0\right) + C_2 \Psi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, 0\right) = 1 \\ C_1 \Phi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right) + C_2 \Psi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right) = 1 \end{cases}$$

Il en découle les valeurs suivantes pour C_1 et C_2 :

$$\begin{aligned} C_1 &= \frac{\Phi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, 0\right) - \Psi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, 0\right)}{\Phi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right)\Psi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, 0\right) - \Psi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right)} \\ C_2 &= \frac{\Phi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right) - 1}{\Phi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right)\Psi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, 0\right) - \Psi\left(\frac{\alpha}{a}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right)} \end{aligned} \quad (3.5)$$

3.1.2 Fonction Temps Moyen

Dérivation de l'équation à résoudre

En combinant le développement en série entière de l'exponentielle :

$$e^x = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!}$$

et la définition de la Fonction Génératrice des Moments (1.4), il est possible d'écrire (en supposant que les moments de $\tau(x)$ existent et sont finis) :

$$\begin{aligned} M(x; \alpha) &= \mathbb{E} \left[e^{-\alpha \tau(x)} \right] = \mathbb{E} \left[\sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-\alpha \tau(x))^k}{k!} \right] \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-\alpha)^k \mathbb{E} [\tau(x)^k]}{k!} \\ &= 1 - \alpha \mathbb{E}[\tau(x)] + \frac{\alpha^2}{2} \mathbb{E} [\tau(x)^2] - \dots \end{aligned} \quad (3.6)$$

En injectant (3.6) dans l'équation (3.1), et en reprenant la définition (1.5), il découle l'EDO linéaire de second ordre suivante :

$$\frac{1}{2} \sigma^2 x m''(x) + a(b - x) m'(x) = -1 \quad (3.7)$$

avec $m(0) = m(c) = 0$. En résolvant cette équation, une expression analytique de la fonction temps moyen est obtenue.

Réduction d'ordre

D'abord, afin d'alléger la notation, soit :

$$\begin{cases} \alpha = \frac{2a}{\sigma^2} \\ \beta = \frac{2ab}{\sigma^2} \\ \theta = -\frac{2}{\sigma^2} \end{cases} \quad (3.8)$$

L'équation peut donc être réécrite comme suit :

$$x m''(x) + (\beta - \alpha x) m'(x) = \theta \quad (3.9)$$

La réduction d'ordre $u(x) = m'(x)$ donne l'EDO linéaire de premier ordre suivante :

$$xu'(x) + (\beta - \alpha x)u(x) = \theta \quad (3.10)$$

Pour procéder à sa résolution, il faut résoudre l'équation homogène associée puis déduire une solution particulière avec la méthode de variation de la constante. La solution générale obtenue est, avec C_1 une constante :

$$u(x) = x^{-\beta} e^{\alpha x} (C_1 - \theta \alpha^{-\beta} \Gamma(\beta, \alpha x)) \quad (3.11)$$

où $\Gamma(\cdot, \cdot)$ est la fonction Gamma incomplète (voir annexe A). Il suffit donc d'intégrer $u(x)$ et d'ajouter une constante C_2 pour obtenir l'expression de $m(x)$:

$$m(x) = \int u(x) dx + C_2 \quad (3.12)$$

Cependant, un problème survient lors de l'intégration du terme :

$$\int \theta \underbrace{(\alpha x)^{-\beta}}_P \underbrace{e^{\alpha x}}_E \underbrace{\Gamma(\beta, \alpha x)}_G dx \quad (3.13)$$

dans l'expression de $u(x)$ donnée par (3.11). En effet, cette intégrale ne possède pas de solution analytique. Les logiciels de calcul symbolique tels que *Mathematica* ou *Maple* échouent également à en trouver une. Il est donc nécessaire d'explorer une autre approche afin de contourner cette difficulté.

Intégration

L'intégrande de (3.13) présente des difficultés en raison de la présence du terme puissance $P := (\alpha x)^{-\beta}$ multiplié par le terme $E := e^{\alpha x}$, ainsi que le terme $G := \Gamma(\beta, \alpha x)$ (lui-même une intégrale). L'objectif est donc de reformuler cette expression afin de simplifier ou d'éliminer certains termes problématiques. C'est précisément ce qui sera abordé dans la suite de cette section. En effet, en combinant les deux expressions suivantes [16] :

$$\begin{cases} \Gamma(s, x) = \Gamma(s) - \gamma(s, x) \\ \gamma(s, x) = x^s \Gamma(s) e^{-x} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{\Gamma(s + k + 1)} \end{cases}$$

avec $\gamma(\cdot, \cdot)$ une autre forme de la fonction gamma incomplète (voir annexe A).

Il est possible d'écrire :

$$\Gamma(s, x) = \Gamma(s) - x^s \Gamma(s) e^{-x} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{\Gamma(s + k + 1)}$$

et donc, en reprenant les termes de l'équation à résoudre (3.8) il découle l'expression suivante :

$$\Gamma(\beta, \alpha x) = \Gamma(\beta) - \underbrace{\Gamma(\beta)}_{P'} \underbrace{(\alpha x)^\beta}_{E'} e^{-\alpha x} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\alpha x)^k}{\Gamma(\beta + k + 1)} \quad (3.14)$$

L'expression ci-dessus (3.14) est très intéressante. En effet, en remplaçant le terme G dans (3.13) par (3.14), les termes P et P' ainsi que E et E' se simplifient comme suit :

$$\begin{aligned} & \int \theta \underbrace{(\alpha x)^{-\beta}}_P \underbrace{e^{\alpha x}}_E \overbrace{\left(\Gamma(\beta) - \Gamma(\beta) \underbrace{(\alpha x)^\beta}_{P'} \underbrace{e^{-\alpha x}}_{E'} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\alpha x)^k}{\Gamma(\beta + k + 1)} \right)}^G dx \\ &= \int \theta \Gamma(\beta) \underbrace{(\alpha x)^{-\beta}}_P \underbrace{e^{\alpha x}}_E dx - \int \theta \Gamma(\beta) \underbrace{(\alpha x)^{-\beta}}_P \underbrace{(\alpha x)^\beta}_{P'} \underbrace{e^{\alpha x}}_E \underbrace{e^{-\alpha x}}_{E'} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\alpha x)^k}{\Gamma(\beta + k + 1)} dx \\ &= \int \theta \Gamma(\beta) \underbrace{(\alpha x)^{-\beta}}_P \underbrace{e^{\alpha x}}_E dx - \theta \Gamma(\beta) \int \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\alpha x)^k}{\Gamma(\beta + k + 1)} dx \end{aligned}$$

En injectant dans (3.12), il découle :

$$m(x) = (C_1 - \theta \alpha^{-\beta} \Gamma(\beta)) \underbrace{\int x^{-\beta} e^{\alpha x} dx}_I + \theta \Gamma(\beta) \underbrace{\int \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\alpha x)^k}{\Gamma(\beta + k + 1)} dx}_J + C_2$$

avec I et J deux intégrales à résoudre :

— **Résolution de I :**

Wolfram Mathematica donne :

$$\int x^{-\beta} e^{\alpha x} dx = -x^{1-\beta} E_\beta(-\alpha x) \quad (3.15)$$

où $E_n(x)$ est la fonction intégrale exponentielle généralisée (voir annexe A). La relation suivante [17] :

$$E_n(x) = x^{n-1} \Gamma(1 - n, x)$$

permet d'écrire :

$$E_\beta(-\alpha x) = (-\alpha x)^{\beta-1} \Gamma(1 - \beta, -\alpha x) \quad (3.16)$$

En combinant (3.15) et (3.16), l'expression analytique de la solution de I est obtenue :

$$I = -(-\alpha)^{\beta-1}\Gamma(1-\beta, -\alpha x)$$

— **Résolution de J :**

La série à l'intérieur de l'intégrale converge uniformément grâce au terme factoriel au dénominateur. L'intégration terme-à-terme est donc possible :

$$\begin{aligned} \int \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\alpha x)^k}{\Gamma(\beta + k + 1)} dx &= \sum_{k=0}^{\infty} \int \frac{(\alpha x)^k}{\Gamma(\beta + k + 1)} dx \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\alpha^k x^{k+1}}{(k+1)\Gamma(\beta + k + 1)} \\ &= \frac{x}{\Gamma(1+\beta)} {}_2F_2 \left(\left[\begin{matrix} 1 \\ 1 \end{matrix} \right], \left[\begin{matrix} 2 \\ 1+\beta \end{matrix} \right], \alpha x \right) \end{aligned}$$

où ${}_pF_q(\cdot, \cdot, \cdot)$ est la fonction hypergéométrique généralisée (voir annexe A).

La forme finale de l'expression de la fonction temps moyen est donc :

$$m(x) = (-\alpha)^{\beta-1}\Gamma(1-\beta, -\alpha x) \left[\theta \alpha^{-\beta}\Gamma(\beta) - C_1 \right] + \frac{\theta x}{\beta} {}_2F_2 \left(\left[\begin{matrix} 1 \\ 1 \end{matrix} \right], \left[\begin{matrix} 2 \\ 1+\beta \end{matrix} \right], \alpha x \right) + C_2 \quad (3.17)$$

Détermination des constantes

Les conditions aux limites $m(0) = m(c) = 0$ permettent de déterminer les deux constantes C_1 et C_2 en résolvant le système suivant :

$$\begin{cases} (\theta \alpha^{-\beta}\Gamma(\beta) - C_1) \alpha^{\beta-1}\Gamma(1-\beta) + C_2 = 0 \\ (\theta \alpha^{-\beta}\Gamma(\beta) - C_1) \alpha^{\beta-1}\Gamma(1-\beta, \alpha c) + \frac{c\theta}{\beta} {}_2F_2 \left(\left[\begin{matrix} 1 \\ 1 \end{matrix} \right], \left[\begin{matrix} 2 \\ 1+\beta \end{matrix} \right], \alpha c \right) + C_2 = 0 \end{cases}$$

Les expressions des constantes C_1 et C_2 sont donc :

$$\begin{aligned} C_1 &= \alpha^{-\beta}\theta\Gamma(\beta) + \frac{\alpha c\theta(-\alpha)^{-\beta}}{\beta\gamma(1-\beta, \alpha c)} {}_2F_2 \left(\left[\begin{matrix} 1 \\ 1 \end{matrix} \right], \left[\begin{matrix} 2 \\ 1+\beta \end{matrix} \right], \alpha c \right) \\ C_2 &= -\frac{c\theta\Gamma(1-\beta)}{\beta\gamma(1-\beta, \alpha c)} {}_2F_2 \left(\left[\begin{matrix} 1 \\ 1 \end{matrix} \right], \left[\begin{matrix} 2 \\ 1+\beta \end{matrix} \right], \alpha c \right) \end{aligned} \quad (3.18)$$

avec α , β et θ définis en (3.8).

3.1.3 Fonction Aire Moyenne

Dérivation de l'équation à résoudre

Il est connu que l'EDO de second ordre régissant la fonction (1.6) est (voir [18]) :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x A''(x) + a(b-x)A'(x) = -x$$

En reprenant les notations introduites en (3.8), l'équation devient :

$$xA''(x) + (\beta - \alpha x)A'(x) = \theta x$$

Il convient de noter que cette équation ressemble beaucoup à celle dérivée en (3.9). La résolution se fera donc de manière semblable.

Réduction d'ordre

En procédant de façon identique à la résolution de l'équation du temps moyen (3.10, 3.11, 3.12), il est possible d'écrire :

$$xu'(x) + (\beta - \alpha x)u(x) = \theta x$$

et donc :

$$u(x) = C_1 x^{-\beta} e^{\alpha x} - \theta \alpha^{-\beta-1} x^{-\beta} e^{\alpha x} \Gamma(\beta + 1, \alpha x)$$

En combinant l'expression dérivée précédemment (3.14) et l'identité suivante [16] :

$$\Gamma(s + 1, x) = s\Gamma(s, x) + x^s e^{-x}$$

il est possible de réécrire la solution sous la forme :

$$u(x) = C_1 x^{-\beta} e^{\alpha x} - \theta \alpha^{-\beta-1} \left(\beta x^{-\beta} e^{\alpha x} \Gamma(\beta) \left(1 - (\alpha x)^\beta e^{-\alpha x} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\alpha x)^k}{\Gamma(\beta + k + 1)} \right) + 1 \right)$$

Intégration

Pour obtenir la forme explicite de $A(x)$, il suffit d'intégrer $u(x)$ et d'ajouter une deuxième constante :

$$\begin{aligned} A(x) &= \int u(x) dx + C_2 \\ &= (C_1 - \theta \alpha^{-\beta-1} \Gamma(\beta + 1)) \underbrace{\int x^{-\beta} e^{\alpha x} dx}_I + \frac{\theta \beta \Gamma(\beta)}{\alpha} \underbrace{\int \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\alpha x)^k}{\Gamma(\beta + k + 1)} dx}_J - \theta \alpha^{-\beta-1} x + C_2 \end{aligned}$$

Les deux intégrales résolues précédemment I et J réapparaissent. En injectant leurs solutions, la forme finale de l'expression de la fonction Aire Moyenne est obtenue :

$$A(x) = (-\alpha)^{\beta-1} \Gamma(1-\beta, -\alpha x) [\theta \alpha^{-\beta-1} \Gamma(\beta+1) - C_1] + \frac{x\theta}{\alpha} \left[{}_2F_2 \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 2 \\ 1+\beta \end{bmatrix}, \alpha x \right) - \alpha^{-\beta} \right] + C_2 \quad (3.19)$$

Détermination des constantes

Les conditions aux limites $A(0) = A(c) = 0$ nous permettent de déterminer les deux constantes C_1 et C_2 en résolvant le système suivant :

$$\begin{cases} (-\alpha)^{\beta-1} \Gamma(1-\beta) (\theta \alpha^{-\beta-1} \Gamma(\beta+1) - C_1) + C_2 = 0 \\ (-\alpha)^{\beta-1} \Gamma(1-\beta, -\alpha c) [\theta \alpha^{-\beta-1} \Gamma(\beta+1) - C_1] \\ + \frac{c\theta}{\alpha} \left[{}_2F_2 \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 2 \\ 1+\beta \end{bmatrix}, \alpha c \right) - \alpha^{-\beta} \right] + C_2 = 0 \end{cases}$$

Les constantes C_1 et C_2 s'écrivent donc :

$$C_1 = \frac{1}{\gamma(1-\beta, -\alpha c)} \left[\theta (-\alpha)^{-\beta} \alpha^{-\beta-1} \left\{ c \alpha^{\beta+1} {}_2F_2 \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 2 \\ 1+\beta \end{bmatrix}, \alpha c \right) + (-\alpha)^{\beta} \Gamma(\beta+1) \gamma(1-\beta, -c\alpha) - \alpha c \right\} \right] \quad (3.20)$$

$$C_2 = - \frac{c\theta \alpha^{-\beta-1} \Gamma(1-\beta)}{\gamma(1-\beta, -c\alpha)} \left[\alpha^{\beta} {}_2F_2 \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 2 \\ 1+\beta \end{bmatrix}, \alpha c \right) - 1 \right]$$

3.1.4 Commande Optimale Stochastique

Cette section est consacrée à l'étude du problème de commande optimale défini en (1.2).

Dérivation de l'équation de programmation dynamique

En reprenant la définition (1.11) et en appliquant le principe d'optimalité de Bellman, il découle :

$$F(x) = \inf_u \mathbb{E} \left[\int_0^{\delta t} \left(\frac{1}{2} q[X_u(s)] u^2[X_u(s)] + r[X_u(s)] \right) ds + F(X_u(\delta t)) \right] \quad (3.21)$$

D'une part, pour δt petit, il est possible d'écrire :

$$\int_0^{\delta t} \left(\frac{1}{2} q[X_u(s)] u^2[X_u(s)] + r[X_u(s)] \right) ds = \left(\frac{1}{2} q(x) u(x)^2 + r(x) \right) \delta t + o(\delta t) \quad (3.22)$$

D'autre part, un développement de Taylor combiné avec la formule d'Itô (appliquée au processus contrôlé de dynamique (1.9)) permet d'écrire (en supposant que $F \in C^2$) :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[F(X_u(\delta t))] &= F(x) + \mathbb{E}[dF(X_u(\delta t))] + o(\delta t) \\ &= F(x) + \mathbb{E} \left[F'(X_u(\delta t)) dX_u(t) + \frac{1}{2} F''(X_u(\delta t)) d\langle X_u \rangle_{\delta t} \right] + o(\delta t) \\ &= F(x) + [a(b-x) + b(x)u(x)] F'(x) \delta t + \frac{1}{2} \sigma^2 x F''(x) \delta t + o(\delta t) \end{aligned} \quad (3.23)$$

En injectant (3.22) et (3.23) dans (3.21), il découle :

$$F(x) = \inf_u \left\{ \left(\frac{1}{2} q(x) u(x)^2 + r(x) \right) \delta t + F(x) + [a(b-x) + b(x)u(x)] F'(x) \delta t + \frac{1}{2} \sigma^2 x F''(x) \delta t + o(\delta t) \right\} \quad (3.24)$$

Ensuite, en retranchant $F(x)$ des deux côtés, en divisant partout par δt et en prenant la limite lorsque $\delta t \rightarrow 0$, l'équation de programmation dynamique est obtenue :

$$0 = \min_u \left\{ r(x) + \frac{1}{2} q(x) u^2(x) + [a(b-x) + b(x)u(x)] F'(x) + \frac{1}{2} \sigma^2 x F''(x) \right\} \quad (3.25)$$

Détermination de la commande optimale et dérivation de l'équation associée

La minimisation à faire dans (3.25) est en fonction de $u(x)$. Le terme à minimiser est :

$$f(u(x)) = \frac{1}{2} q(x) u(x)^2 + b(x) u(x) F'(x)$$

La minimisation donne :

$$\begin{aligned} f'(u^*(x)) &= 0 \\ q(x) u^*(x) + b(x) F'(x) &= 0 \\ u^*(x) &= -\frac{b(x)}{q(x)} F'(x) \end{aligned} \quad (3.26)$$

Par ailleurs, la dérivée seconde est :

$$f''(u(x)) = q(x) \quad \forall u(x)$$

Puisque $q(x) > 0$ par hypothèse (1.2), la dérivée seconde par rapport au contrôle est strictement positive. L'expression de $u^*(x)$ obtenue en (3.26) réalise donc bien un minimum global. Il s'agit ainsi du contrôle optimal.

En injectant ce dernier (3.26) dans (3.25), l'équation Hamilton–Jacobi–Bellman est obtenue, régissant la fonction valeur associée à la commande optimale :

$$r(x) - \frac{b(x)^2}{2q(x)}[F'(x)]^2 + a(b-x)F'(x) + \frac{1}{2}\sigma^2 x F''(x) = 0 \quad (3.27)$$

avec $F(0) = F(c) = 0$ et $r(x) \neq 0, b(x) \neq 0, q(x) > 0$.

Problème linéarisable

Il faut donc procéder à la résolution de l'équation (3.27). Whittle [19] a montré que la transformation :

$$F(x) = -K \log(\varphi(x))$$

avec $\varphi(0) = \varphi(c) = 1$ permet de linéariser l'équation en posant :

$$K = \frac{\sigma^2 x q(x)}{b(x)^2}$$

L'équation devient :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x \varphi''(x) + a(b-x)\varphi'(x) - \frac{r(x)}{K}\varphi(x) = 0 \quad (3.28)$$

Dans le cas où le terme suivant est constant :

$$\frac{r(x)}{K} \equiv k \in \mathbb{R} \quad \forall x \quad (3.29)$$

l'équation (3.28) est identique à celle de la Fonction Génératrice des Moments $M(x; \alpha)$ pour :

$$\alpha = \frac{r(x)}{K}$$

Cela permet de résoudre une multitude de problèmes en supposant différentes formes pour $r(x)$, $b(x)$ et $q(x)$ tout en satisfaisant la condition (3.29). Deux exemples de problèmes sont

donnés dans les sous-parties suivantes.

Problème 1 — P1

Soit le problème suivant :

- $r(x) = \rho$: coût immédiat constant, indépendant de l'état x et du contrôle.
- $b(x) = \beta x$: coût du contrôle proportionnel à x sur la dynamique.
- $q(x) = \kappa x$: poids pénalisant l'intensité du contrôle, linéaire avec x .

Cela donne :

$$K = \frac{\kappa\sigma^2}{\beta^2}$$

L'équation devient :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x\varphi''(x) + a(b-x)\varphi'(x) - \frac{\rho\beta^2}{\kappa\sigma^2}\varphi(x) = 0 \quad (3.30)$$

La solution est :

$$\varphi(x) = C_1\Phi\left(\frac{\rho\beta^2}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ax}{\sigma^2}\right) + C_2\Psi\left(\frac{\rho\beta^2}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ax}{\sigma^2}\right)$$

Les conditions aux limites $\varphi(0) = \varphi(1) = 1$ permettent de déterminer les constantes C_1 et C_2 :

$$\begin{aligned} C_1 &= \frac{\Psi\left(\frac{\beta^2\rho}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, 0\right) - \Psi\left(\frac{\beta^2\rho}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right)}{\Psi\left(\frac{\beta^2\rho}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, 0\right) \Phi\left(\frac{\beta^2\rho}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right) - \Psi\left(\frac{\beta^2\rho}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right)} \\ C_2 &= \frac{\Phi\left(\frac{\beta^2\rho}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right) - 1}{\Psi\left(\frac{\beta^2\rho}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, 0\right) \Phi\left(\frac{\beta^2\rho}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right) - \Psi\left(\frac{\beta^2\rho}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ac}{\sigma^2}\right)} \end{aligned} \quad (3.31)$$

L'expression analytique de la fonction valeur est donc :

$$F(x) = -\frac{\kappa\sigma^2}{\beta^2} \log \left[C_1\Phi\left(\frac{\rho\beta^2}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ax}{\sigma^2}\right) + C_2\Psi\left(\frac{\rho\beta^2}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ax}{\sigma^2}\right) \right] \quad (3.32)$$

Par ailleurs, le contrôle optimal est

$$u^*(x) = -\frac{\beta}{\kappa}F'(x) \quad (3.33)$$

Problème 2 — P2

Soit le problème suivant :

- $r(x) = \rho x$: coût immédiat linéaire en x , indépendant du contrôle.
- $b(x) = \beta\sqrt{x}$: coût du contrôle proportionnel à \sqrt{x} .
- $q(x) = \kappa x$: poids pénalisant l'intensité du contrôle, linéaire avec x .

Cela donne :

$$K = \frac{x\kappa\sigma^2}{\beta^2}$$

L'équation obtenue est identique à celle du premier problème (3.30) :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x\varphi''(x) + a(b-x)\varphi'(x) - \frac{\rho\beta^2}{\kappa\sigma^2}\varphi(x) = 0$$

L'expression de $\varphi(x)$ est donc la même. Il en découle alors l'expression de la solution $F(x)$:

$$F(x) = -\frac{x\kappa\sigma^2}{\beta^2} \left[C_1 \Phi \left(\frac{\rho\beta^2}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ax}{\sigma^2} \right) + C_2 \Psi \left(\frac{\rho\beta^2}{a\kappa\sigma^2}, \frac{2ab}{\sigma^2}, \frac{2ax}{\sigma^2} \right) \right] \quad (3.34)$$

Par ailleurs, le contrôle optimal est

$$u^*(x) = -\frac{\beta}{\kappa\sqrt{x}} F'(x) \quad (3.35)$$

Problème non linéarisable — P3

Soit le problème suivant :

- $r(x) = x^2$: coût immédiat quadratique en x , indépendant du contrôle.
- $b(x) = x$: coût du contrôle linéaire égal à x .
- $q(x) \equiv 1$: poids pénalisant l'intensité du contrôle constant.

En éliminant le retour à la moyenne ($a = 0$) et en posant $\sigma = 1$, l'équation (3.27) se réduit à :

$$x^2 - \frac{x^2}{2} F'(x)^2 + \frac{1}{2} x F''(x) = 0 \quad (3.36)$$

Le logiciel de calcul symbolique *Maple* donne comme solution pour $F(0) = 0$ (avec C_1 une constante à déterminer) :

$$F(x) = \int_0^x -\sqrt{2} \tanh \left(\frac{\sqrt{2}z^2}{2} + C_1\sqrt{2} \right) dz$$

En posant $c = 1$, la valeur de C_1 qui satisfait $F(c) = F(1) = 0$ est $C_1 \simeq -0.1652$. Donc, la forme finale de la fonction valeur est obtenue :

$$F(x) \simeq \int_0^x -\sqrt{2} \tanh \left(\frac{\sqrt{2}z^2}{2} - 0.1652\sqrt{2} \right) dz \quad (3.37)$$

La commande optimale est donc :

$$u^*(x) \simeq x\sqrt{2} \tanh\left(\frac{\sqrt{2}x^2}{2} - 0.1652\sqrt{2}\right) \quad (3.38)$$

3.2 Diffusion avec sauts

Pour la suite, la variante discontinue du CIR est portée à l'étude. Le processus est défini comme suit :

$$X(t) = X(0) + \int_0^t a(b - X(s))ds + \int_0^t \sigma\sqrt{X(s)}dW(s) + J(t) \quad (3.39)$$

avec

- $X(0) = x$;
- $W(t)$ un MBS ;
- $J(t)$ un processus de sauts pur :

$$J(t) = \sum_{i=1}^{N(t)} Y_i$$

où :

- $N(t)$ est un processus de poisson de paramètre λ ;
- Y_i des variables indépendantes et distribuées suivant une certaine loi.

3.2.1 Fonction Temps moyen — Sauts uniformes

Dans cette sous-section, la variante du CIR avec sauts considérée est celle avec des sauts négatifs modélisés par des variables uniformément distribuées $Y_i \sim U[-x, 0]$.

Dérivation de l'équation à résoudre

En reprenant ce qui avait été fait en (3.1.1) pour dériver l'EDO régissant la Fonction Génératrice des Moments de $\tau(x)$ (voir, par exemple, [13] ou [14]), il est possible d'écrire :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x M''(x; \alpha) + a(b - x)M'(x; \alpha) + \lambda \left\{ \frac{1}{x} \int_{-x}^0 M(x + y; \alpha) dy - M(x; \alpha) \right\} - \alpha M(x; \alpha) = 0$$

avec $M(0; \alpha) = M(c; \alpha) = 1$.

Ensuite, en procédant comme dans (3.1.2), il découle l'équation du temps moyen de sortie

de l'intervalle pour le processus avec sauts :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x m''(x) + a(b-x)m'(x) + \lambda \left\{ \frac{1}{x} \int_{-x}^0 m(x+y)dy - m(x) \right\} = -1 \quad (3.40)$$

avec $m(0) = m(c) = 0$.

Soit le changement de variable suivant :

$$\int_{-x}^0 m(x+y)dy = \int_0^x m(z)dz \quad (3.41)$$

La formule de Leibniz permet d'écrire :

$$\frac{d}{dx} \left(\int_0^x m(z)dz \right) = m(x)$$

Donc, en dérivant les deux côtés de l'équation (3.40) et en éliminant le retour à la moyenne ($a = 0$), il découle une EDO d'ordre 3 :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x m'''(x) + \sigma^2 m''(x) - \lambda m'(x) = -\frac{1}{x} \quad (3.42)$$

Résolution

Soit les valeurs suivantes des paramètres : $\sigma = \sqrt{2}$, $\lambda = 1$ et $c = 1$. *Maple* donne comme solution :

$$m(x) = C_1 I_0(2\sqrt{x}) + C_2 K_0(2\sqrt{x}) + 2 \ln(2\sqrt{x}) + C_3 \quad (3.43)$$

avec C_1 , C_2 , C_3 des constantes à déterminer et $I_0(\cdot)$, $K_0(\cdot)$ les fonctions de Bessel modifiées de première et seconde espèce respectivement (voir annexe A).

Les constantes C_1 , C_2 et C_3 sont déterminées en imposant les conditions aux limites $m(0) = m(1) = 0$ ainsi qu'une condition supplémentaire $m(0.5) = r$. Ensuite, la valeur de r permettant de satisfaire l'équation originale (3.40) est trouvée : $r \simeq 0.3281$.

Étude du cas sans sauts

Afin de comparer l'effet de la présence des sauts, il est intéressant de résoudre le même problème en retirant ces derniers. Soit $m_0(x)$ le temps moyen de sortie du processus sans sauts. En considérant les mêmes valeurs des paramètres, l'équation à résoudre devient :

$$x m_0''(x) = -1 \quad (3.44)$$

La solution qui satisfait $m_0(0) = m_0(1) = 0$ est :

$$m_0(x) = -x \ln(x) \quad (3.45)$$

3.2.2 Fonction Probabilité de sortie en zéro — Sauts uniformes

Dans cette sous-section, la variante du CIR avec sauts considérée est identique à la précédente (sauts négatifs modélisés par des variables uniformément distribuées $Y_i \sim U[-x, 0]$).

Dérivation de l'équation à résoudre

Il est possible de montrer que la fonction probabilité de sortie en zéro satisfait l'EDO :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x p''(x) + a(b-x)p'(x) + \lambda \left\{ \frac{1}{x} \int_{-x}^0 p(x+y)dy - p(x) \right\} = 0 \quad (3.46)$$

sous les conditions $p(0) = 1$ et $p(c) = 0$.

Ensuite, en effectuant le même changement de variable que pour la fonction temps moyen (3.41), en dérivant les deux membres de l'équation et en éliminant le retour à la moyenne ($a = 0$), il découle :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x p'''(x) + \sigma^2 p''(x) - \lambda p'(x) = 0 \quad (3.47)$$

Résolution

En reprenant les mêmes valeurs des paramètres ($\sigma = \sqrt{2}$, $\lambda = 1$ et $c = 1$) et en imposant les conditions $p(0) = 1$, $p(1) = 0$ et $p(0.5) = r$, *Maple* donne la solution suivante :

$$p(x) = \frac{I_0(2) - I_0(2\sqrt{x})}{I_0(2) - 1} \quad (3.48)$$

avec $I_0(\cdot)$ la fonction de Bessel modifiée de première espèce (voir annexe A) et $r \simeq 0.5567$.

Étude du cas sans sauts

Dans la même logique, le même problème en absence des sauts est résolu pour $p_0(x) = \mathbb{P}[X(\tau(x)) = 0]$. L'équation (3.47) devient :

$$x p_0''(x) = 0$$

La solution qui satisfait $p(0) = 1$ et $p(1) = 0$ est :

$$p_0(x) = 1 - x \quad (3.49)$$

3.2.3 Fonction Dépassement Moyen — Sauts exponentiels

Dans cette sous-section, la variante du CIR avec sauts considérée est celle avec des sauts positifs modélisés par des variables aléatoires exponentielles $Y_i \sim \text{Exp}(\nu)$.

Dérivation de l'équation à résoudre

Soit $f(x) = (x - c)\mathbb{1}_{x \geq c}$ la fonction mesurant un dépassement. En appliquant la formule de Dynkin (voir [20]), il est possible d'écrire :

$$\mathbb{E}[f(X(\tau(x)))] = f(x) + \mathbb{E} \left[\int_0^{\tau(x)} \mathcal{L}f(X(s)) ds \right] \quad (3.50)$$

D'abord, en développant le terme de gauche, l'expression de la fonction $D(x)$ définie en (1.8) est retrouvée :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[f(X(\tau(x)))] &= \mathbb{E} \left[(X(\tau(x)) - c)\mathbb{1}_{X(\tau(x)) \geq c} \right] \\ &= D(x) \end{aligned} \quad (3.51)$$

Ensuite, le terme de droite peut être simplifié :

$$X(0) = x \in (0, c) \implies f(x) = 0 \quad (3.52)$$

Par ailleurs, en développant le générateur infinitésimal (voir annexe B) appliqué à la fonction $f(x)$, il découle que :

$$\begin{aligned} \mathcal{L}f(x) &= \frac{1}{2}\sigma^2 x f''(x) + a(b - x)f'(x) + \lambda \int_0^{+\infty} [f(x + y) - f(x)] \nu e^{-\nu y} dy \\ &= \lambda \int_{c-x}^{+\infty} (x + y - c) \nu e^{-\nu y} dy \\ &= \frac{\lambda}{\nu e^{\nu c}} e^{\nu x} \end{aligned} \quad (3.53)$$

En prenant en compte (3.51, 3.52, 3.53), l'équation (3.50) devient :

$$D(x) = \frac{\lambda}{\nu e^{\nu c}} \mathbb{E} \left[\int_0^{\tau(x)} e^{\nu X(s)} ds \right] \quad (3.54)$$

Soit la fonction $g(x)$ définie par :

$$g(x) := \mathbb{E} \left[\int_0^{\tau(x)} e^{\nu X(s)} ds \right] \quad (3.55)$$

Comme les coefficients de dérive et de diffusion du processus CIR vérifient les conditions d'unicité trajectorielle (existence et unicité forte de la solution de l'équation 1.2), le travail présenté dans [18] peut être utilisé pour établir l'EID du second ordre associée :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x g''(x) + a(b-x)g'(x) + \lambda \int_0^{+\infty} [g(x+y) - g(x)] \nu e^{-\nu y} dy = -e^{\nu x} \quad (3.56)$$

En séparant l'intégrale, il découle :

$$\frac{1}{2}\sigma^2 x g''(x) + a(b-x)g'(x) + \lambda \int_0^{+\infty} g(x+y) \nu e^{-\nu y} dy - \lambda g(x) = -e^{\nu x} \quad (3.57)$$

Le changement de variable $z = x + y$ permet d'écrire :

$$\int_0^{+\infty} g(x+y) \nu e^{-\nu y} dy = \nu e^{\nu x} \int_x^{+\infty} g(z) e^{-\nu z} dz$$

Soit :

$$\Phi(x) := \int_x^{+\infty} g(z) e^{-\nu z} dz \quad (3.58)$$

La formule de Leibniz donne :

$$\Phi'(x) = -g(x) e^{-\nu x} \implies g(x) = -e^{\nu x} \Phi'(x) \quad (3.59)$$

En injectant (3.58, 3.59) dans (3.57), l'équation devient :

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2}\sigma^2 x \Phi'''(x) + \Phi''(x) [\nu \sigma^2 x + a(b-x)] \\ & + \Phi'(x) \left[\frac{1}{2}\sigma^2 \nu^2 x + a\nu(b-x) - \lambda \right] - \lambda \nu \Phi(x) = 1 \end{aligned} \quad (3.60)$$

La fonction recherchée $g(x)$ ne dépend que de $\Phi'(x)$. En posant $\phi(x) = \Phi'(x)$ et en dérivant l'équation (3.60), il découle l'EDO homogène linéaire d'ordre 3 :

$$\begin{aligned} & x\phi'''(x) + \phi''(x) \left[\left(\frac{2(\nu\sigma^2 - a)}{\sigma^2} \right) x + \left(\frac{2ab + \sigma^2}{\sigma^2} \right) \right] \\ & + \phi'(x) \left[\left(\frac{\sigma^2 \nu^2 - 2a\nu}{\sigma^2} \right) x + \left(\frac{2(\nu\sigma^2 - a - \lambda + ab\nu)}{\sigma^2} \right) \right] \\ & + \phi(x) \left[\frac{\nu^2 \sigma^2 - 2\nu(a + \lambda)}{\sigma^2} \right] = 0 \end{aligned} \quad (3.61)$$

Les conditions $g(0) = g(c) = 0$ deviennent $\phi(0) = \phi(c) = 0$. Enfin

$$\begin{aligned} D(x) &= \frac{\lambda}{\nu e^{\nu c}} g(x) \\ &= -\frac{\lambda}{\nu e^{\nu c}} e^{\nu x} \phi(x) \end{aligned}$$

Cependant, une expression explicite pour $\phi(x)$, si elle existe, est très difficile à obtenir. Cela rend donc la résolution du problème général assez compliqué.

Résolution approximative pour $a = 0$

En remplaçant $g(x+y)$ dans (3.56) par un développement de Taylor, il est possible de réécrire l'intégrale comme suit :

$$\begin{aligned} \lambda \int_0^{+\infty} [g(x+y) - g(x)] \nu e^{-\nu y} dy &= \lambda \int_0^{+\infty} \left[\sum_{n=0}^{+\infty} \frac{y^n}{n!} \frac{d^n}{dx^n} g(x) - g(x) \right] \nu e^{-\nu y} dy \\ &= \lambda \int_0^{+\infty} \left[\sum_{n=1}^{+\infty} \frac{y^n}{n!} \frac{d^n}{dx^n} g(x) \right] \nu e^{-\nu y} dy \end{aligned}$$

Ensuite, en échangeant la série et l'intégrale, le n -ème moment de Y_i apparaît, permettant ainsi de simplifier l'expression :

$$\begin{aligned} \lambda \int_0^{+\infty} \left[\sum_{n=1}^{+\infty} \frac{y^n}{n!} \frac{d^n}{dx^n} g(x) \right] \nu e^{-\nu y} dy &= \lambda \sum_{n=0}^{+\infty} \left[\frac{1}{n!} \frac{d^n}{dx^n} g(x) \int_0^{+\infty} y^n \nu e^{-\nu y} dy \right] \\ &= \lambda \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} \frac{d^n}{dx^n} g(x) \mathbb{E}[Y_i^n] \\ &= \lambda \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{\nu^n} \frac{d^n}{dx^n} g(x) \end{aligned}$$

Par ailleurs, en supposant que les sauts sont petits (ν est grand), il est possible d'approximer la somme obtenue de la façon suivante :

$$\sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{\nu^n} \frac{d^n}{dx^n} g(x) \approx \frac{1}{\nu} g'(x) + \frac{1}{\nu^2} g''(x)$$

L'équation (3.56) devient :

$$\left(\frac{1}{2} \sigma^2 x + \frac{\lambda}{\nu^2} \right) g''(x) + \left[a(b-x) + \frac{\lambda}{\nu} \right] g'(x) = -e^{\nu x} \quad (3.62)$$

Cette EDO de second ordre est non homogène avec des coefficients polynomiaux et un terme exponentiel. La solution explicite, si elle existe, est difficile à obtenir. Dans la suite, un cas particulier du problème est considéré.

En éliminant le retour à la moyenne ($a = 0$), l'EDO (3.62) devient :

$$\left(\frac{1}{2}\sigma^2x + \frac{\lambda}{\nu^2}\right)g''(x) + \frac{\lambda}{\nu}g'(x) = -e^{\nu x} \quad (3.63)$$

Wolfram Mathematica donne :

$$g(x) = \frac{1}{\nu\sigma^2(2\lambda - \nu\sigma^2)} \left[\sigma^2 \left(-C_1 (2\lambda + \nu^2\sigma^2x)^{1-\frac{2\lambda}{\nu\sigma^2}} + C_2\nu (2\lambda - \nu\sigma^2) - 2\nu e^{\nu x} \right) - 2e^{-\frac{2\lambda}{\nu\sigma^2}} (2\lambda + \nu^2\sigma^2x) E_{1-\frac{2\lambda}{\nu\sigma^2}} \left(-\frac{2\lambda}{\nu\sigma^2} - x\nu \right) \right]$$

avec $E_n(x)$ la fonction intégrale exponentielle (voir annexe A).

La forme finale de l'expression de la fonction Dépassement Moyen est obtenue :

$$D(x) = \frac{\lambda}{\nu^2\sigma^2e^{\nu c}(2\lambda - \nu\sigma^2)} \left[\sigma^2 \left(-C_1 (2\lambda + \nu^2\sigma^2x)^{1-\frac{2\lambda}{\nu\sigma^2}} + C_2\nu (2\lambda - \nu\sigma^2) - 2\nu e^{\nu x} \right) - 2e^{-\frac{2\lambda}{\nu\sigma^2}} (2\lambda + \nu^2\sigma^2x) E_{1-\frac{2\lambda}{\nu\sigma^2}} \left(-\frac{2\lambda}{\nu\sigma^2} - x\nu \right) \right] \quad (3.64)$$

Détermination des constantes

Les conditions aux limites $g(0) = g(c) = 0$ (et donc $D(0) = D(c) = 0$) permettent de déterminer les deux constantes C_1 et C_2 . Étant donné la longueur des expressions obtenues, celles-ci ne seront pas détaillées dans le présent document.

CHAPITRE 4 RÉSULTATS THÉORIQUES

Après avoir déterminé des expressions analytiques pour les différentes fonctions étudiées, il est essentiel d'analyser les résultats obtenus afin de vérifier leur validité et leur cohérence avec le modèle théorique.

Pour évaluer le comportement des fonctions obtenues, il est nécessaire de se placer dans un cadre particulier du processus étudié. En se basant sur la définition du processus CIR (1.2) et du problème de premier passage (1.3), les paramètres suivants sont considérés pour l'ensemble des analyses :

- Vitesse de retour à la moyenne du CIR : $a = 0.1$
- Niveau moyen du CIR : $b = 0.9$
- Volatilité instantanée du CIR : $\sigma = 1$
- Frontière supérieure pour le TPP : $c = 1$

4.1 Diffusion pure

D'abord, les résultats trouvés pour le processus de diffusion pure sont abordés.

4.1.1 Fonction Génératrice des Moments

Visualisation

Pour commencer, il convient de valider le comportement de la Fonction Génératrice des Moments $M(x; \alpha)$ définie par (1.4), (3.4) et (3.5). À cet effet, il faut tracer son évolution sur l'intervalle $[0, c]$ pour plusieurs valeurs du paramètre $\alpha \in \{1, 2, 5, 10\}$.

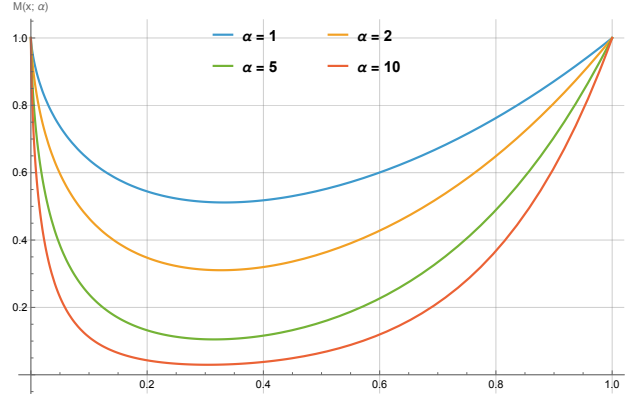


FIGURE 4.1 Visualisation de la Fonction Génératrice des Moments $M(x; \alpha)$

Analyse

Il est important de souligner les points suivants :

- Les conditions aux limites $M(0; \alpha) = M(c; \alpha) = 1$ sont respectées ;
- Puisque α est par définition un paramètre positif (1.4), la fonction est bien comprise dans l'intervalle $(0, 1)$, car elle correspond à l'exponentielle d'un nombre négatif ;
- Par ailleurs, et pour la même raison, lorsque α augmente, la fonction diminue.

L'expression obtenue pour la Fonction Génératrice des Moments est ainsi validée.

4.1.2 Fonction Temps Moyen

Visualisation

Ensuite, il est nécessaire de valider le comportement de la fonction Temps Moyen $m(x)$ définie par (1.5), (3.17) et (3.18). La fonction est donc tracée pour différentes valeurs des paramètres a , $\forall a \in \{0.1, 0.2, 0.4\}$ et σ , $\forall \sigma \in \{1, \sqrt{2}, 2\}$.

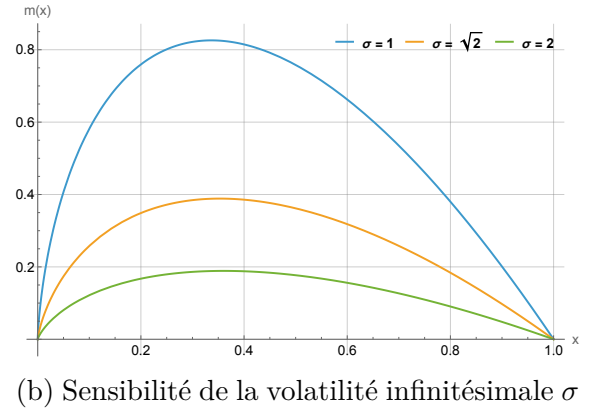
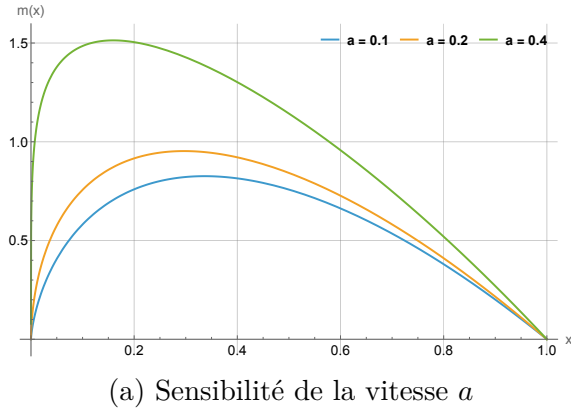


FIGURE 4.2 Visualisation de la fonction Temps Moyen $m(x)$

Analyse

Il est important de noter les points suivants concernant toutes les valeurs différentes des paramètres :

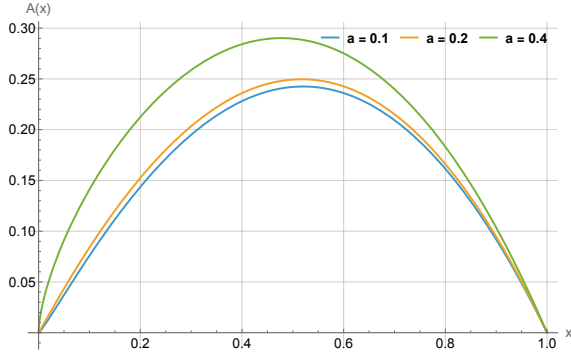
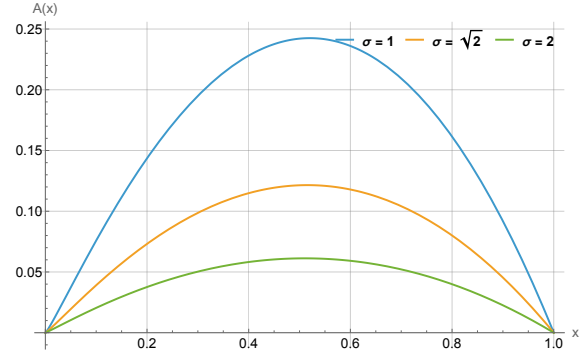
- Les conditions aux limites $m(0) = m(c) = 0$ sont respectées ;
- Cette fonction représente un *temps moyen de premier passage*, elle doit donc être positive pour toute valeur de x dans $[0, c]$;
- Une augmentation de la vitesse de retour a entraîne une hausse du temps moyen de sortie de l'intervalle. En effet, plus la force de rappel vers la moyenne est forte (i.e., a élevé), plus une déviation significative et peu probable est nécessaire pour franchir les bornes de l'intervalle ;
- À l'inverse, une augmentation de la volatilité infinitésimale σ diminue le temps moyen de sortie. Cela s'explique naturellement : des fluctuations plus intenses accroissent la probabilité de quitter rapidement l'intervalle.

L'expression obtenue pour la fonction de temps moyen de premier passage est ainsi validée.

4.1.3 Fonction Aire Moyenne

Visualisation

Par ailleurs, la même démarche de validation est effectuée pour la fonction Aire Moyenne $A(x)$ définie par (1.6), (3.19) et (3.20).

(a) Sensibilité de la vitesse a (b) Sensibilité de la volatilité infinitésimale σ FIGURE 4.3 Visualisation de la fonction Aire Moyenne $A(x)$

Analyse

Il convient de souligner les points suivants :

- Les conditions aux limites $A(0) = A(c) = 0$ sont respectées ;
- Cette fonction représente une *aire moyenne* sous un processus positif, elle doit donc être positive pour toute valeur de x dans $[0, c]$;
- Une augmentation de la vitesse de retour a entraîne une augmentation de l'aire moyenne sous le processus avant la sortie de l'intervalle. En effet, une force de rappel plus intense maintient le processus autour de sa moyenne plus longtemps, retardant la sortie et augmentant ainsi l'accumulation totale ;
- À l'inverse, une augmentation de la volatilité infinitésimale σ réduit l'aire moyenne. Des fluctuations plus fortes rendent les sorties plus précoces, limitant la durée pendant laquelle le processus peut contribuer à l'intégrale.

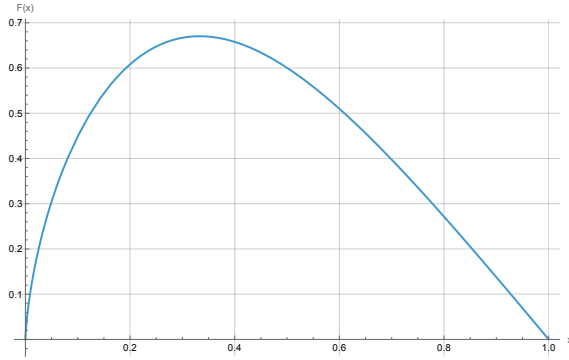
L'expression obtenue pour la fonction Aire Moyenne est ainsi validée.

4.1.4 Commande Optimale Stochastique

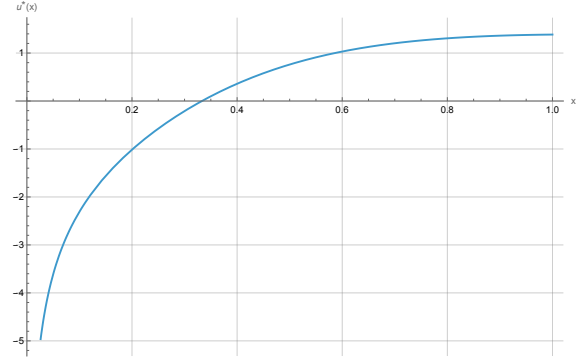
Enfin, il est nécessaire de valider les expressions obtenues dans le cadre des trois problèmes de commande optimale étudiés. Pour cela, il convient de tracer la fonction valeur $F(x)$ ainsi que le contrôle optimal $u^*(x)$, et s'il est possible, pour plusieurs valeurs des différents paramètres des coûts. Afin d'isoler l'influence d'un paramètre lors de l'analyse, les autres seront fixés à 1.

Problème linéarisable 1 — P1

Le problème (3.1.4) est considéré. D'un côté, les fonctions $r(x)$, $b(x)$ et $q(x)$ sont définies en (3.1.4). D'un autre côté, la fonction valeur $F(x)$ est définie par (3.32, 3.31) et le contrôle optimal est défini par (3.33). D'abord, tous les paramètres de coûts sont : $\rho = \beta = \kappa = 1$.



(a) P1 — Fonction Valeur $F(x)$

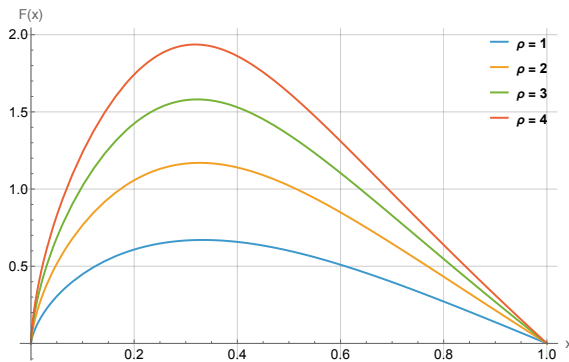


(b) P1 — Contrôle Optimal $u^*(x)$

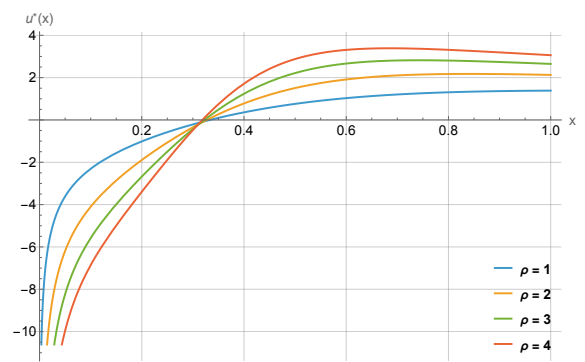
FIGURE 4.4 P1 — Visualisation de la fonction valeur et du contrôle optimal

De plus, il est intéressant d'analyser la sensibilité de ces fonctions par rapport à la variation des coûts. Les différentes valeurs des paramètres suivants sont évaluées :

- Paramètre du coût immédiat ρ , $\forall \rho \in \{1, 2, 3, 4\}$
- Paramètre du coût de contrôle β , $\forall \beta \in \{1, 2, 3, 4\}$
- Paramètre du poids pénalisant l'intensité du contrôle κ , $\forall \kappa \in \{1, 2, 3, 4\}$



(a) P1 — Fonction Valeur $F(x)$



(b) P1 — Contrôle Optimal $u^*(x)$

FIGURE 4.5 P1 — Sensibilité du coût immédiat $r(x) = \rho$

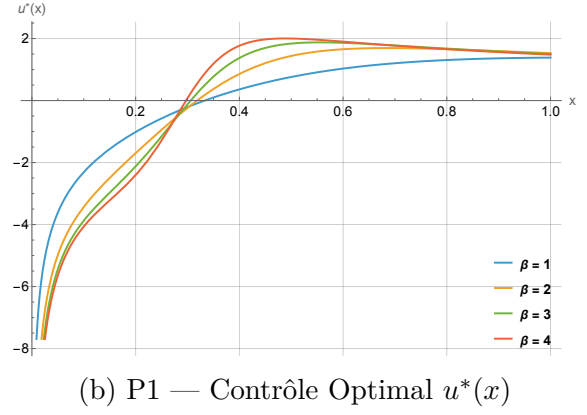
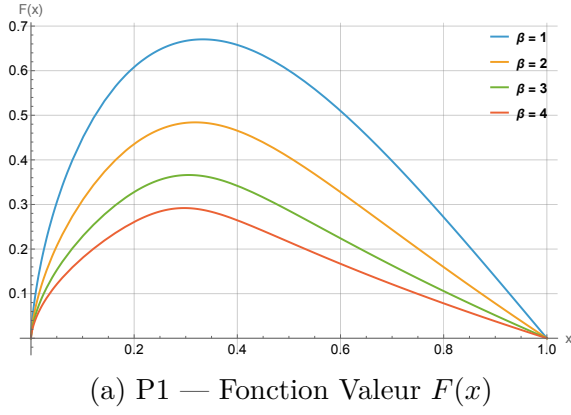


FIGURE 4.6 P1 — Sensibilité du coût du contrôle $b(x) = \beta x$

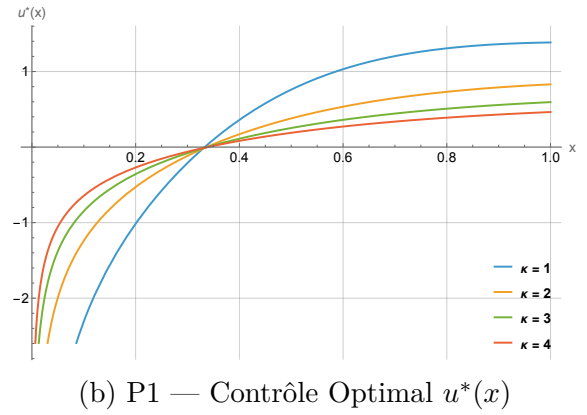
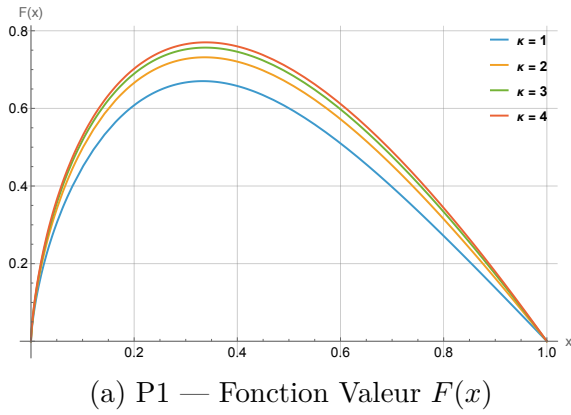


FIGURE 4.7 P1 — Sensibilité de la pondération du contrôle $q(x) = \kappa x$

Une simulation d'une trajectoire contrôlée et d'une trajectoire non contrôlée est effectuée en utilisant un même tirage aléatoire, afin de permettre une comparaison pertinente entre les deux dynamiques. Les paramètres du processus CIR sont ceux introduits en début de section, avec $\rho = \beta = \kappa = 1$.

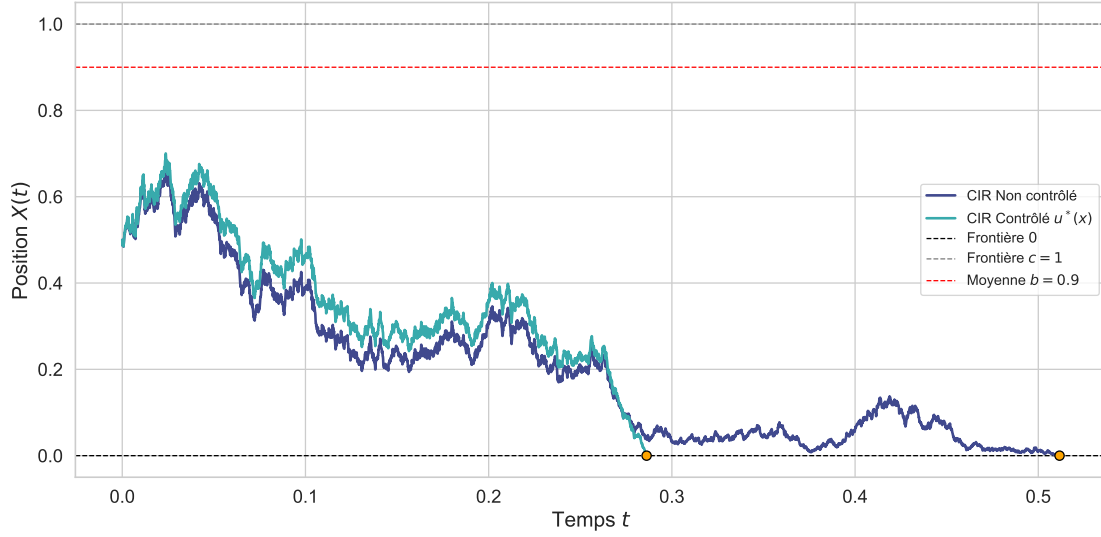


FIGURE 4.8 P1 — Visualisation de l'effet de la commande optimale

Problème linéarisable 2 — P2

Les résultats du problème (3.1.4) sont analysés. D'un côté, les fonctions $r(x)$, $b(x)$ et $q(x)$ sont définies en (3.1.4). D'un autre côté, la fonction valeur $F(x)$ est définie par (3.34, 3.31) et le contrôle optimal est défini par (3.35). Dans un premier temps, les coûts sont fixés : $\rho = \beta = \kappa = 1$.

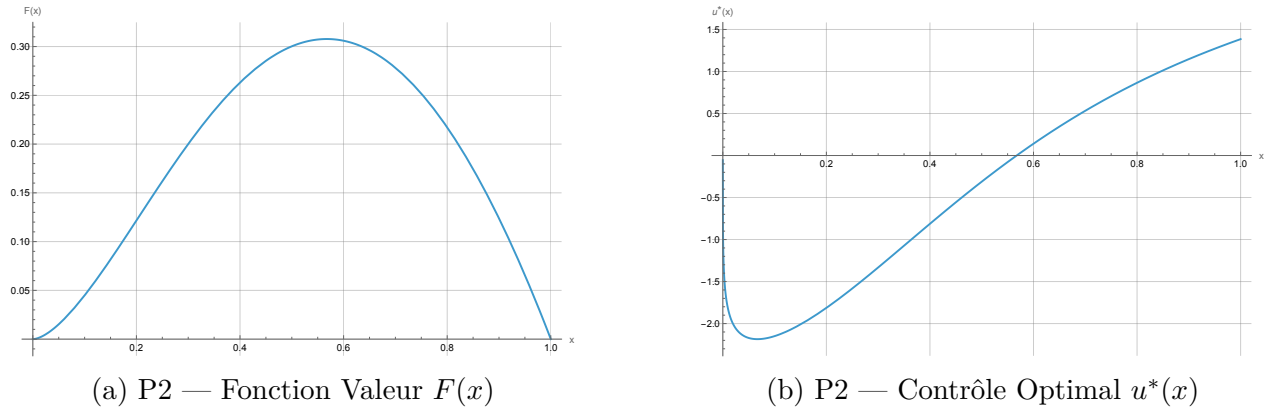
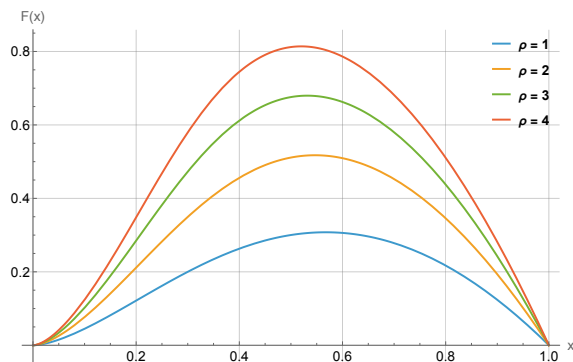
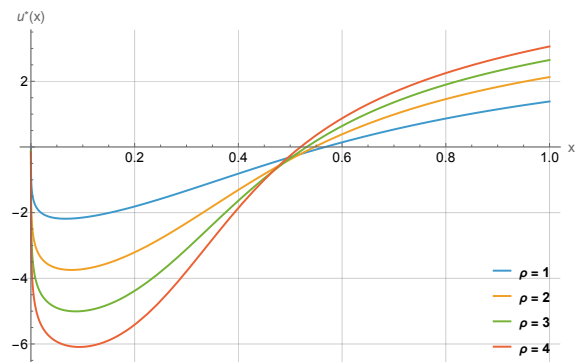
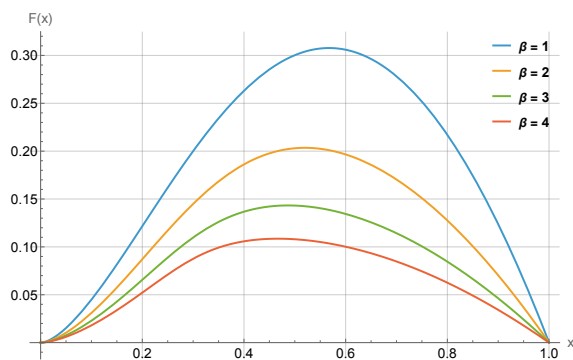
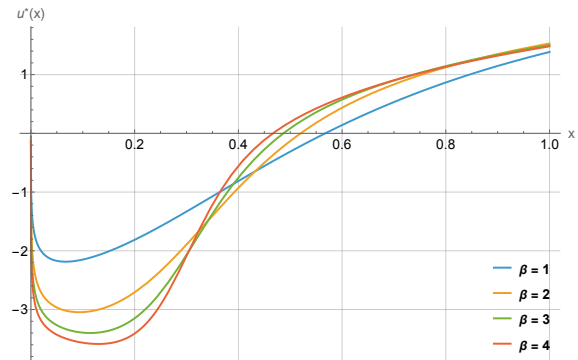


FIGURE 4.9 P2 — Visualisation de la fonction valeur et du contrôle optimal

Dans un second temps, et comme ce qui précède, la sensibilité des coûts est analysée, en fonction des mêmes valeurs paramètres ρ , β et κ .

(a) P2 — Fonction Valeur $F(x)$ (b) P2 — Contrôle Optimal $u^*(x)$ FIGURE 4.10 P2 — Sensibilité du coût immédiat $r(x) = \rho x$ (a) P2 — Fonction Valeur $F(x)$ (b) P2 — Contrôle Optimal $u^*(x)$ FIGURE 4.11 P2 — Sensibilité du coût du contrôle $b(x) = \beta\sqrt{x}$

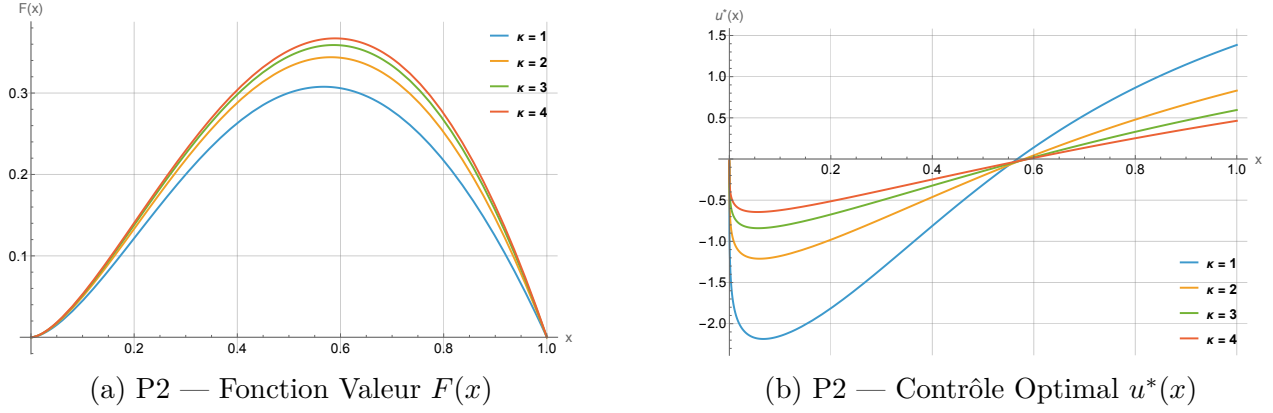


FIGURE 4.12 P2 — Sensibilité de la pondération du contrôle $q(x) = \kappa x$

Comme précédemment, une trajectoire contrôlée est comparée à une trajectoire non contrôlée à partir d'un même tirage aléatoire. Les paramètres utilisés sont identiques à ceux de la dernière simulation.

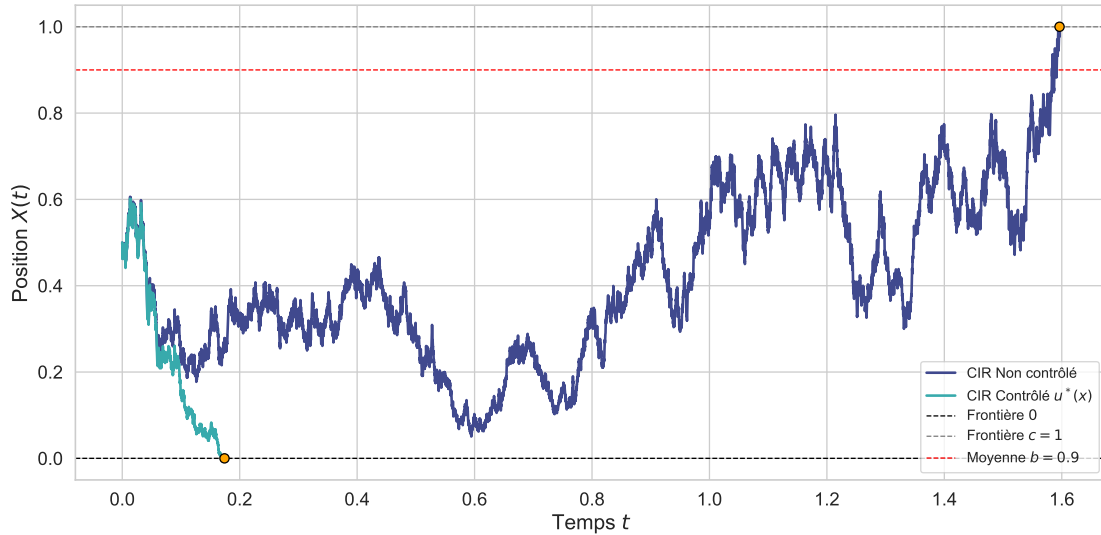


FIGURE 4.13 P2 — Visualisation de l'effet de la commande optimale

Problème non linéarisable — P3

Le problème (3.1.4) est porté à l'étude. L'expression de la fonction valeur (3.37) ainsi que la commande optimale (3.38) sont tracés.

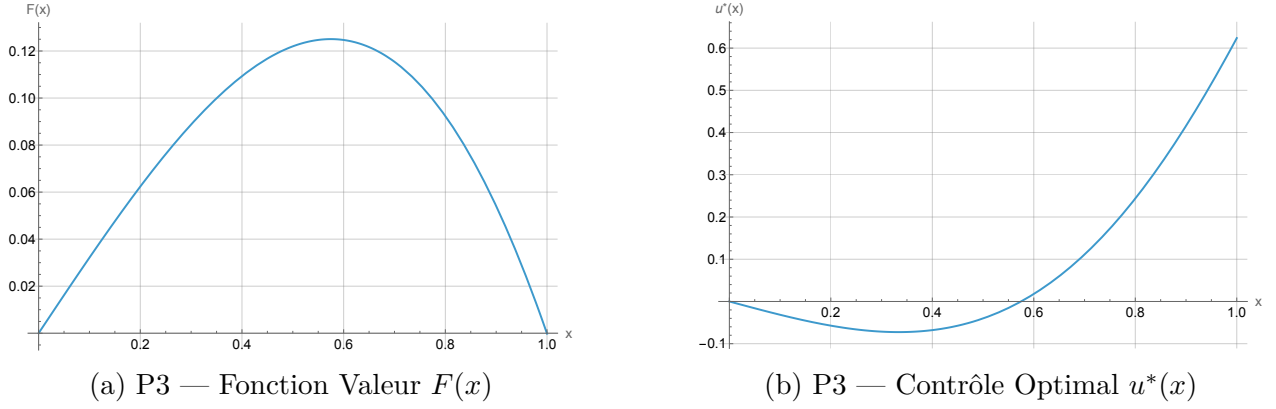


FIGURE 4.14 P3 — Visualisation de la fonction valeur et du contrôle optimal

Toujours dans la même optique de visualisation de l'effet du contrôle, une simulation est effectuée.

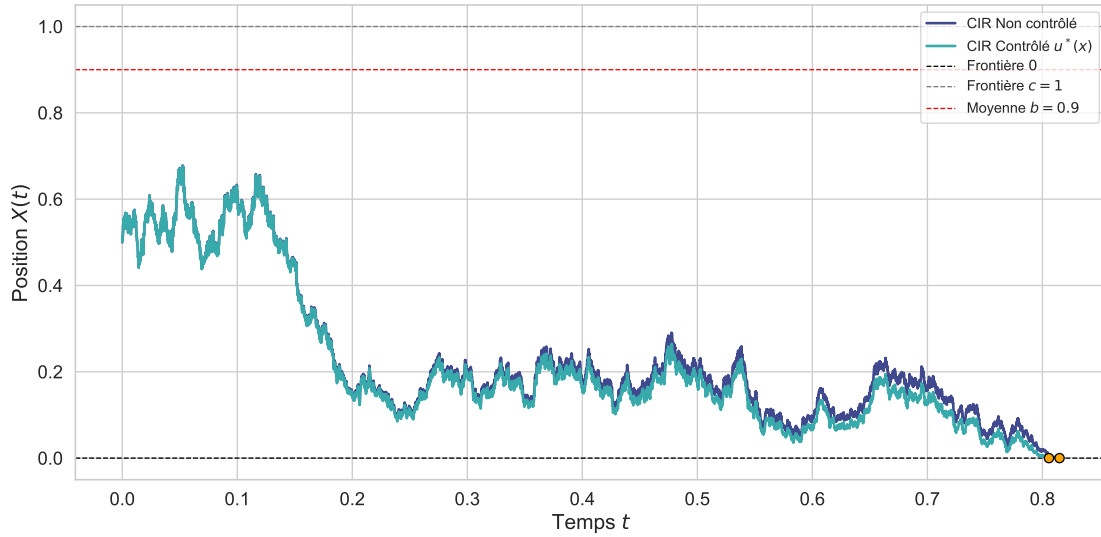


FIGURE 4.15 P3 — Visualisation de l'effet de la commande optimale

Analyse

Il est important de souligner que, dans les trois problèmes étudiés et pour les différentes valeurs des paramètres considérés :

- Les conditions aux limites $F(0) = F(c) = 0$ sont toujours respectées ;
- La fonction valeur est toujours positive, le coût encouru étant nécessairement positif ;
- Le contrôle optimal est généralement négatif sur $x \in (0, \frac{c}{2})$, l'optimiseur cherchant

à diriger rapidement le processus vers la frontière 0, plus proche. Inversement, pour $x \in (\frac{c}{2}, c)$, le contrôle devient positif afin d'accélérer l'atteinte de la frontière supérieure c ;

- Une augmentation du coût immédiat ρ , induisant une hausse du coût encouru, entraîne un renforcement du contrôle optimal ($|u^*(x)|$ augmente), traduisant ainsi une volonté accrue de quitter l'intervalle aussi rapidement que possible ;
- Une hausse du coût du contrôle β incite à intensifier le contrôle optimal afin de quitter l'intervalle plus rapidement. Cette stratégie réduit la durée d'exposition au coût instantané, ce qui compense partiellement le surcoût du contrôle et diminue le coût total encouru $F(x)$;
- Une augmentation du poids pénalisant le contrôle κ , induisant une hausse du coût encouru, entraîne une relaxation du contrôle optimal. En effet, plus le poids du contrôle est élevé, moins il est intéressant d'appliquer un contrôle fort ;
- Les simulations mettent en évidence l'effet du contrôle optimal, qui accélère la sortie du processus par rapport au cas non contrôlé. Pour valider cette observation, 1000 trajectoires sont simulées pour chaque problème, et la durée moyenne jusqu'à la sortie est comparée. Un facteur d'accélération est ensuite estimé :

TABLEAU 4.1 Comparaison des accélérations moyennes du temps de sortie

Problème de Commande	Accélération Moyenne
P1	2.660552
P2	2.690582
P3	1.065163

Voir annexe D pour les détails du calcul ;

- La suppression du retour à la moyenne entraîne une réduction de l'intensité du contrôle (voir 4.14b, 4.15). En l'absence de force de rappel, le processus est naturellement plus enclin à atteindre une des deux frontières, ce qui permet d'intervenir avec une commande de faible amplitude.

Ainsi, les expressions obtenues pour la fonction valeur $F(x)$ et le contrôle optimal $u^*(x)$ sont validées.

Caractérisation des Politiques Optimales

En effectuant plusieurs simulations, il est possible de déduire les différentes stratégies optimales dans le cadre de chaque problème étudié :

- **Stratégie P1 — Modulation Adaptive**

La stratégie optimale consiste à moduler l'intensité du contrôle selon la position. L'optimiseur suit la dynamique naturelle du processus : il accompagne les tendances favorables avec un contrôle modéré, puis intervient davantage à l'approche d'une frontière. Lors d'un retournement de tendance, il retarde volontairement sa réponse, espérant une reprise favorable dans la direction initiale. Ce comportement vise à limiter les coûts de contrôle ($b(x) = x$, $q(x) = x$) tout en assurant la sortie. Globalement, la stratégie cherche un compromis entre passivité opportuniste et action ciblée selon la position et la tendance du processus.

— **Stratégie P2 — Attente et Frappe**

La stratégie commence par une phase d'observation sans intervention, les trajectoires contrôlée et non contrôlée se superposant au départ. Lorsqu'une tendance claire apparaît, le contrôle devient rapidement agressif pour provoquer la sortie. Contrairement au cas P1, l'optimiseur n'attend pas en cas d'inversion de tendance mais intensifie son contrôle. Les sorties s'effectuent souvent par le bas, ce qui est cohérent avec les coûts faibles dans cette zone ($r(x) = x$, $b(x) = \sqrt{x}$, $q(x) = x$). Il s'agit d'une stratégie opportuniste suivie d'une action déterminée.

— **Stratégie P3 — Évasion Passive**

Le contrôle est minimal et les trajectoires restent proches du non contrôlé. L'évasion se produit juste avant celle du processus non contrôlé, ce qui traduit une stratégie très passive. Le contrôle n'est appliqué que lorsqu'il devient strictement nécessaire, sans forcer la dynamique. Cette approche s'explique par les coûts élevés liés aux grandes valeurs de x ($r(x) = x^2$, $b(x) = x$), et l'absence d'incitation à intervenir fortement ($q(x) \equiv 1$). L'optimiseur attend que la dynamique seule suffise à atteindre la frontière.

Les stratégies mises en évidence par les simulations confirment et illustrent le comportement des contrôles optimaux théoriques $u^*(x)$ obtenus analytiquement pour chaque problème, tels que représentés dans les figures 4.4b, 4.9b et 4.14b.

4.2 Diffusion avec sauts

Cette section est consacrée à la présentation des résultats portants sur le CIR avec sauts défini en (3.39).

4.2.1 Fonction Temps moyen — Sauts uniformes

Les paramètres utilisés sont ceux introduits lors de l'étude du temps moyen de sortie, à la sous-partie (3.2.1). Les fonctions $m(x)$ (avec sauts) et $m_0(x)$ (sans sauts), données respectivement par (3.43) et (3.45), sont tracées.

Visualisation

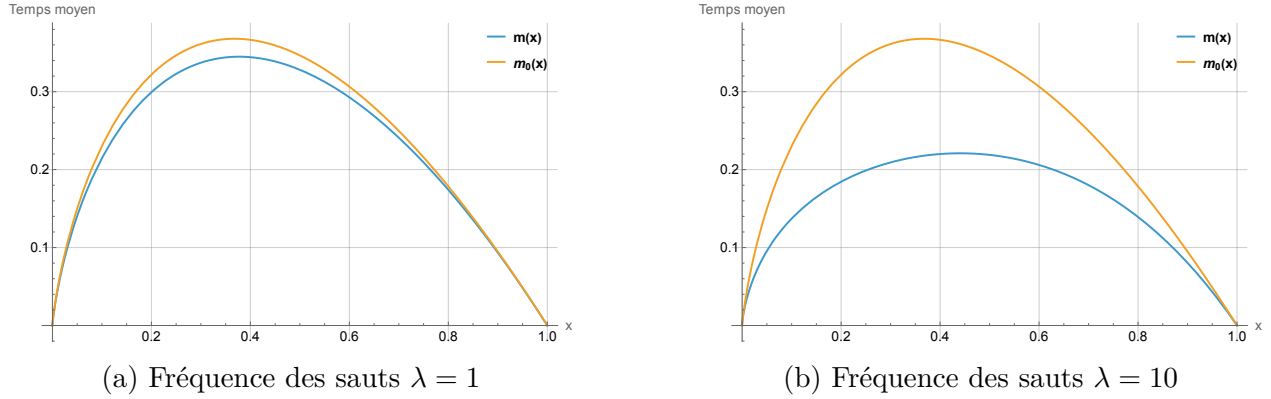


FIGURE 4.16 Visualisation des temps moyens de sortie $m(x)$ et $m_0(x)$

Analyse

Il convient de souligner les observations suivantes :

- Les conditions aux limites $m(0) = m(c) = m_0(0) = m_0(c) = 0$ sont bien vérifiées.
- Le temps moyen de sortie en présence de sauts ($m(x)$ en bleu) est inférieur à celui observé sans sauts ($m_0(x)$ en orange), ce qui illustre l'accélération du processus induite par ces derniers.
- Une augmentation de la fréquence des sauts λ induit une diminution du temps moyen de sortie. Ce comportement est attendu comme les sauts augmente la probabilité que le CIR quitte l'intervalle rapidement.

4.2.2 Fonction Probabilité de sortie en zéro — Sauts uniformes

Les paramètres considérés sont ceux définis dans l'étude de la probabilité de sortie en zéro, présentée en sous-partie (3.2.2). Les fonctions $p(x)$ (avec sauts) et $p_0(x)$ (sans sauts), correspondant respectivement aux expressions (3.48) et (3.49), sont représentées graphiquement.

Visualisation

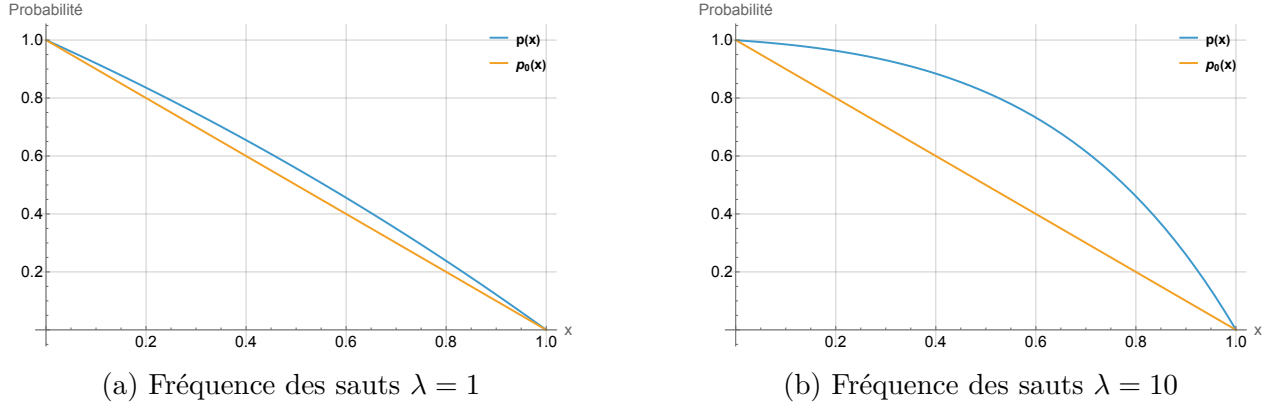


FIGURE 4.17 Visualisation des probabilités de sortir en zéro $p(x)$ et $p_0(x)$

Analyse

Les observations suivantes peuvent être formulées :

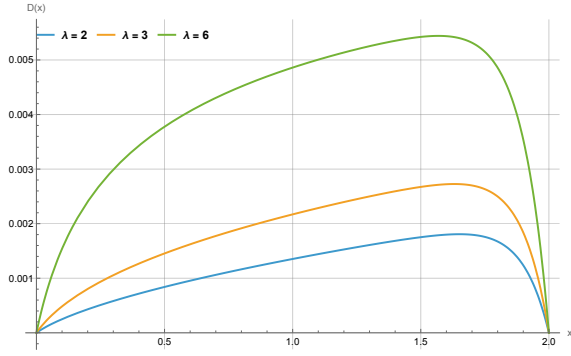
- Les conditions aux limites sont correctement satisfaites, à savoir $p(0) = p_0(0) = 1$ et $p(c) = p_0(c) = 0$.
- Les sauts étant négatifs, ils favorisent une sortie par la borne inférieure. La probabilité de franchissement par zéro est donc plus élevée dans le cas avec sauts ($p(x)$ en bleu) ;
- Une augmentation de la fréquence des sauts λ entraîne une augmentation considérable de la probabilité de sortir par zéro. En effet, les sauts étant négatifs, leur multiplication tend à entraîner le processus vers la borne inférieure.

4.2.3 Fonction Dépassement Moyen — Sauts exponentiels

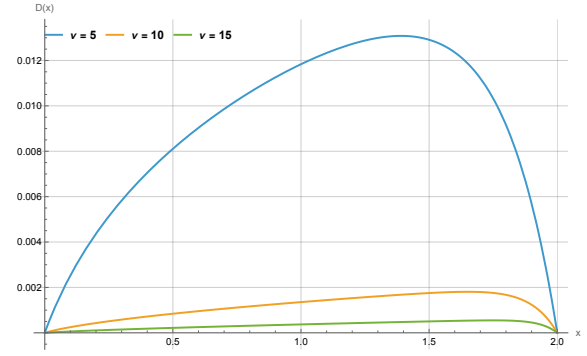
La variante du CIR à sauts exponentiels est considérée.

Visualisation

Toujours dans la même optique, la fonction approximative obtenue pour $D(x)$ en (3.64) est tracée pour différentes valeurs de la fréquence des sauts λ ainsi que le paramètre de longueur des sauts ν .



(a) Sensibilité de la fréquence des sauts λ , $\forall \lambda \in \{2, 3, 6\}$



(b) Sensibilité de la taille des sauts ν , $\forall \nu \in \{5, 10, 15\}$

FIGURE 4.18 Visualisation de la fonction Dépassement Moyen $D(x)$

Analyse

Les différents points suivants sont relevés :

- Les conditions aux limites $D(0) = D(c) = 0$ sont respectées ;
- La fonction représente un *dépassement moyen*, elle doit donc être positive pour toute valeur x dans $[0, c]$;
- Une augmentation de la fréquence des sauts λ induit une augmentation du dépassement moyen. En effet, il devient plus probable que le processus effectue un saut juste avant d'atteindre la frontière, ce qui augmente les chances de la franchir avec un certain excès.
- Une réduction de la taille des sauts (traduite par une augmentation de ν) induit une diminution du dépassement moyen. En effet, même si un saut survient à proximité de la frontière, sa faible amplitude limite la distance franchie au-delà de celle-ci.

CHAPITRE 5 CONCLUSION

5.1 Synthèse des travaux

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre de l'étude des temps de premier passage et des problèmes de commande optimale appliqués au processus CIR, à la fois en diffusion pure et en présence de sauts. L'objectif principal consistait à obtenir, sous forme analytique, plusieurs fonctions d'intérêt : la fonction génératrice des moments du temps de sortie, la fonction temps moyen de sortie, l'aire moyenne sous la trajectoire, la fonction de dépassement moyen dans le cas avec sauts et la fonction valeur des problèmes de commande optimale considérés ainsi que le contrôle optimal associé.

Ces résultats ont été obtenus en résolvant des équations différentielles ordinaires faisant intervenir la dynamique du processus. Les méthodes utilisées incluent notamment des changements de variables adaptés (comme la transformation de Kummer), l'usage de fonctions spéciales (fonctions hypergéométriques, fonctions Gamma, fonction Intégrale Exponentielle), ainsi que le recours à des outils de calcul symbolique comme *Wolfram Mathematica* ou encore *Maple*.

L'analyse des résultats a permis de valider les expressions obtenues à l'aide des conditions aux limites et des propriétés structurelles attendues des solutions. Les visualisations produites viennent renforcer cette validation en illustrant les comportements théoriques anticipés.

Enfin, l'étude des problèmes de commande optimale associés au processus CIR a permis de déterminer les fonctions valeur et les stratégies optimales dans trois configurations de coûts différentes. Les solutions proposées satisfont les conditions de régularité et de positivité attendues, confirmant ainsi la solidité des approches analytiques adoptées. De plus, les simulations effectuées mettent en avant l'effet des différentes commandes optimales trouvées, permettant ainsi de valider davantage les expressions obtenues.

Les résultats relatifs à la fonction génératrice des moments, à l'aire moyenne, au temps moyen de sortie (avec et sans sauts), à la probabilité de sortie en zéro (avec et sans sauts), ainsi qu'au problème de contrôle non linéarisable, exposés dans ce mémoire, ont fait l'objet d'un article de recherche publié dans la revue internationale *WSEAS Transactions on Mathematics* [21].

5.2 Limitations

Les résultats présentés dans ce mémoire reposent sur des hypothèses spécifiques concernant les paramètres du processus CIR et la structure des coûts dans les problèmes de commande

optimale. En particulier, les paramètres a , b et σ du processus CIR sont supposés constants dans le cadre de cette étude. Cette hypothèse permet de simplifier les équations différentielles associées, mais elle peut s'avérer restrictive lorsque ces paramètres varient en fonction du temps ou de l'état du processus.

De plus, bien que les solutions analytiques proposées soient valides dans ces contextes particuliers, comme le CIR sans retour à la moyenne, elles peuvent perdre en pertinence dans des configurations plus complexes ou lorsque les hypothèses sur les fonctions de coût sont modifiées. En effet, si ces dernières sont non linéaires ou aléatoires, l'équation HJB ne permet plus une linéarisation facile (comme dans [19]).

5.3 Perspectives et améliorations futures

Afin de surmonter les limitations identifiées, plusieurs pistes de recherche peuvent être explorées. Une première perspective consisterait à étendre l'étude au processus de Chen [22] :

$$\begin{aligned} dX(t) &= \kappa[\theta(t) - X(t)]dt + \sqrt{\sigma(t)X(t)}dW_1(t) \\ d\theta(t) &= \nu[\zeta - \theta(t)]dt + \alpha\sqrt{\theta(t)}dW_2(t) \\ d\sigma(t) &= \mu[\beta - \sigma(t)]dt + \eta\sqrt{\sigma(t)}dW_3(t) \end{aligned}$$

dans lequel la volatilité et la moyenne long-terme du processus sont stochastiques

Une deuxième piste pourrait consister à explorer des méthodes numériques permettant de compléter les résultats analytiques dans des situations où les solutions exactes ne sont pas accessibles. L'utilisation de techniques de simulation Monte Carlo ou de méthodes numériques pour la résolution des équations de HJB pourrait permettre de mieux appréhender les comportements dans des cadres plus réalistes.

Enfin, l'extension des modèles de commande optimale pour inclure des coûts non linéaires ou des contraintes supplémentaires pourrait offrir de nouvelles perspectives, en particulier dans le cadre de la gestion de portefeuille ou de la couverture d'actifs financiers sous contraintes réglementaires. Cependant, la complexité des équations associées augmentera considérablement.

En conclusion, ce mémoire propose une approche analytique rigoureuse pour l'étude des problèmes de premier passage et de commande optimale appliqués au processus CIR. Les résultats obtenus constituent une base solide pour des développements futurs dans des contextes plus généraux ou appliqués.

RÉFÉRENCES

- [1] J. C. Cox, J. E. Ingersoll, Jr. et S. A. Ross, “A theory of the term structure of interest rates,” *Econometrica*, vol. 53, n°. 2, p. 385–408, 1985. [En ligne]. Disponible : [https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/0012-9682\(198503\)53:2<385:ATOTTS>2.0.CO;2-B](https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/0012-9682(198503)53:2<385:ATOTTS>2.0.CO;2-B)
- [2] K. Itô, “Stochastic integral,” *Proceedings of the Japan Academy, Series A, Mathematical Sciences*, vol. 20, n°. 8, p. 519–524, 1944. [En ligne]. Disponible : <http://dx.doi.org/10.3792/pia/1195572786>
- [3] E. Di Nardo et G. D’Onofrio, “A cumulant approach for the first-passage-time problem of the feller square-root process,” *Applied Mathematics and Computation*, vol. 391, p. 125707, 2021. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0096300320306603>
- [4] E. Di Nardo, G. D’Onofrio et T. Martini, “Orthogonal gamma-based expansion for the cir’s first passage time distribution,” *Applied Mathematics and Computation*, vol. 480, p. 128911, 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0096300324003722>
- [5] B. Kepplinger, “The first passage time problem : Analytical, numerical and statistical methods (with r and mathematica)/submitted by bernhard kepplinger, bsc,” 2017.
- [6] V. Giorno et A. G. Nobile, “On the First-Passage Time Problem for a Feller-Type Diffusion Process,” *Mathematics*, vol. 9, n°. 19, p. 1–27, October 2021. [En ligne]. Disponible : <https://ideas.repec.org/a/gam/jmathe/v9y2021i19p2470-d649256.html>
- [7] —, “On the absorbing problems for wiener, ornstein-uhlenbeck, and feller diffusion processes : Similarities and differences,” *Fractal and Fractional*, vol. 7, n°. 1, 2023. [En ligne]. Disponible : <https://www.mdpi.com/2504-3110/7/1/11>
- [8] E. Martin, U. Behn et G. Germano, “First-passage and first-exit times of a besell-like stochastic process,” *Phys. Rev. E*, vol. 83, p. 051115, May 2011. [En ligne]. Disponible : <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.83.051115>
- [9] J. Masoliver et J. Perelló, “First-passage and escape problems in the feller process,” *Physical review. E, Statistical, nonlinear, and soft matter physics*, vol. 86, p. 041116, 10 2012. [En ligne]. Disponible : <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.86.041116>
- [10] S. Kou et H. Wang, “First passage times of a jump diffusion process,” *Advances in Applied Probability*, vol. 35, 06 2003. [En ligne]. Disponible : <https://www.columbia.edu/~sk75/KouWangAAP.pdf>

- [11] C. Yin, Y. Wen et Y. Shen, “The first passage time problem for mixed-exponential jump processes with applications in insurance and finance,” *Abstract and Applied Analysis*, vol. 2014, 07 2014. [En ligne]. Disponible : <https://doi.org/10.1155/2014/571724>
- [12] C. Klüppelberg, A. E. Kyprianou et R. A. Maller, “Ruin probabilities and overshoots for general Lévy insurance risk processes,” *The Annals of Applied Probability*, vol. 14, n^o. 4, p. 1766 – 1801, 2004. [En ligne]. Disponible : <https://doi.org/10.1214/105051604000000927>
- [13] D. Cox et H. Miller, *The Theory of Stochastic Processes*. Routledge, sept. 2017. [En ligne]. Disponible : <http://dx.doi.org/10.1201/9780203719152>
- [14] M. Lefebvre, *Applied stochastic processes*. Springer New York, 2007. [En ligne]. Disponible : <http://dx.doi.org/10.1007/978-0-387-48976-6>
- [15] W. Magnus, F. Oberhettinger et R. P. Soni, *Formulas and Theorems for the Special Functions of Mathematical Physics*, 1^{er} éd. Springer Berlin Heidelberg, 1966. [En ligne]. Disponible : <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-11761-3>
- [16] “NIST Digital Library of Mathematical Functions,” <https://dlmf.nist.gov/>, Release 1.2.4 of 2025-03-15, 2025, f. W. J. Olver, A. B. Olde Daalhuis, D. W. Lozier, B. I. Schneider, R. F. Boisvert, C. W. Clark, B. R. Miller, B. V. Saunders, H. S. Cohl, and M. A. McClain, eds. [En ligne]. Disponible : <https://dlmf.nist.gov/>
- [17] M. Abramowitz et I. A. Stegun, *Handbook of Mathematical Functions with Formulas, Graphs, and Mathematical Tables*, ninth dover printing, tenth gpo printing éd. New York : Dover, 1964. [En ligne]. Disponible : https://www.bibsonomy.org/bibtex/223ec744709b3a776a1af0a3fd65cd09f/a_olympia
- [18] M. Abundo, “On the First-Passage Area of a One-Dimensional Jump-Diffusion Process,” *Methodology and Computing in Applied Probability*, vol. 15, n^o. 1, p. 85–103, March 2013. [En ligne]. Disponible : https://ideas.repec.org/a/spr/metcap/v15y2013i1d10.1007_s11009-011-9223-1.html
- [19] P. Whittle, *Optimization over time : Dynamic Programming and stochastic control*. Wiley, 1982, vol. 1. [En ligne]. Disponible : <https://doi.org/10.2307/2981713>
- [20] E. B. Dynkin, *Markov Processes*, ser. Die Grundlehren der Mathematischen Wissenschaften. New York : Springer Berlin Heidelberg, 1965, vol. 1, translated by J. Fabius, V. Greenberg, A. Maitra, and G. Majone. See Vol. I, p. 133. [En ligne]. Disponible : <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-00031-1>
- [21] M. Lefebvre et R. Mrad, “First exit and optimization problems for a CIR diffusion process,” *WSEAS Transactions on Mathematics*, vol. 24, n^o. 36, p. 382–388, 2025. [En ligne]. Disponible : [https://wseas.com/journals/mathematics/2025/a725106-018\(2025\).pdf](https://wseas.com/journals/mathematics/2025/a725106-018(2025).pdf)

- [22] L. Chen, *A Three-Factor Model of the Term Structure of Interest Rates*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 1996, p. 1–36. [En ligne]. Disponible : https://doi.org/10.1007/978-3-642-46825-4_1
- [23] D. Bakry, I. Gentil et M. Ledoux, *Analysis and Geometry of Markov Diffusion Operators*. Springer International Publishing, 2014. [En ligne]. Disponible : <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-00227-9>

ANNEXE A FONCTIONS SPÉCIALES

Cette annexe contient une définition de toutes les fonctions spéciales utilisées dans ce mémoire. Pour plus d'information, voir [16].

Fonctions Gamma

— La fonction Gamma est définie par :

$$\Gamma(z) := \int_0^{+\infty} t^{z-1} e^{-t} dt$$

$$\Gamma(n) := (n-1)!$$

— Les fonction Gamma incomplètes sont définies par :

$$\Gamma(s, x) := \int_x^{+\infty} t^{s-1} e^{-t} dt$$

$$\gamma(s, x) := \int_0^x t^{s-1} e^{-t} dt$$

Symbole de Pochhammer

$$(a)_n := \prod_{i=1}^n (a + i - 1)$$

Fonctions hypergéométriques

— Les fonctions hypergéométriques confluentes de première et seconde espèce (aussi appelées fonctions de Kummer et Tricomi) sont définies par :

$$\Phi(s, t, z) := \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(s)_n z^n}{(t)_n n!}$$

$$\Psi(s, t, z) := \frac{\Gamma(1-t)}{\Gamma(s+1-t)} \Phi(s, t, z) + \frac{\Gamma(t-1)}{\Gamma(s)} z^{1-t} \Phi(s+1-t, 2-t, z)$$

— La fonction hypergéométrique généralisée est définie par :

$${}_pF_q([s_1, \dots, s_p], [t_1 \dots t_q], z) := \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(s_1)_n \cdots (s_p)_n z^n}{(t_1)_n \cdots (t_q)_n n!}$$

Il est intéressant de noter que la fonction hypergéométrique confluyente de première espèce $\Phi(\cdot, \cdot, \cdot)$ n'est autre que le cas particulier ${}_1F_1(\cdot, \cdot, \cdot)$.

Fonction intégrale exponentielle généralisée

$$E_n(x) := \int_1^{+\infty} \frac{e^{xt}}{t^n} dt$$

Fonctions de Bessel

— Les fonctions de Bessel de première et seconde espèce sont définies par :

$$J_\alpha(x) := \sum_{m=0}^{+\infty} \frac{(-1)^m}{m! \Gamma(m + \alpha + 1)} \left(\frac{x}{2}\right)^{2m+\alpha}$$

$$Y_\alpha(x) := \frac{J_\alpha(x) \cos(\alpha\pi) - J_{-\alpha}(x)}{\sin(\alpha\pi)}$$

— Les fonctions de Bessel modifiées de première et seconde espèce sont définies par :

$$I_\alpha(x) := i^{-\alpha} J_\alpha(ix)$$

$$K_\alpha(x) := \frac{\pi}{2} \frac{I_{-\alpha}(x) - I_\alpha(x)}{\sin(\alpha\pi)}$$

ANNEXE B GÉNÉRATEUR INFINITÉSIMAL

Le générateur infinitésimal \mathcal{L} associé à un processus $\{X(t), t \geq 0\}$ est défini, pour toute fonction $f \in C^2(\mathbb{R})$, par :

$$\mathcal{L}f(x) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{\mathbb{E}_x[f(X(t))] - f(x)}{t}$$

Cet opérateur permet d'établir des équations différentielles décrivant l'évolution d'une statistique du processus étudié. Pour plus d'informations, voir [23].

Diffusion pure

Soit $\{X(t), t \geq 0\}$ un processus de diffusion pure à valeurs réelles, solution forte de l'équation différentielle stochastique :

$$dX(t) = \mu(t, X(t)) dt + \sigma(t, X(t)) dW(t)$$

Sous des hypothèses standards d'unicité trajectorielle, le générateur infinitésimal s'écrit :

$$\mathcal{L}f(x) = \mu(x)f'(x) + \frac{1}{2}\sigma^2(x)f''(x)$$

Diffusion avec sauts

Soit $\{X(t), t \geq 0\}$ un processus de diffusion avec sauts à valeurs réelles, solution forte de l'équation différentielle stochastique :

$$dX(t) = \mu(t, X(t)) dt + \sigma(t, X(t)) dW(t) + \int_0^t \int_{\mathbb{R}} y N(ds, dy)$$

Sous des hypothèses standards d'unicité trajectorielle, le générateur infinitésimal s'écrit :

$$\mathcal{L}f(x) = \mu(x)f'(x) + \frac{1}{2}\sigma^2(x)f''(x) + \int_{\mathbb{R}} [f(x+y) - f(x)] \nu(dy)$$

ANNEXE C UNICITÉ TRAJECTORIELLE

Diffusion pure

Soit un processus $\{X(t), t \geq 0\}$ défini par une certaine EDS :

$$dX(t) = \mu(t, X(t)) dt + \sigma(t, X(t)) dW(t) \quad (\text{C.1})$$

Si les conditions suivantes sont satisfaites :

— **Dérive et Diffusion Lipschitz**

Il existe une constante $K > 0$ telle que, pour tout $x, y \in \mathbb{R}$,

$$|\mu(x) - \mu(y)|^2 + |\sigma(x) - \sigma(y)|^2 \leq K|x - y|^2$$

— **Croissance au plus linéaire**

Il existe une constante $K > 0$ telle que, pour tout $x \in \mathbb{R}$,

$$|\mu(x)|^2 + |\sigma(x)|^2 \leq K(1 + |x|^2)$$

$X(t)$ est alors l'unique solution forte, càdlàg, non-explosive et adaptée de l'équation (C.1).

Diffusion avec sauts

Soit un processus $\{X(t), t \geq 0\}$ défini par une certaine EDS :

$$dX(t) = \mu(t, X(t)) dt + \sigma(t, X(t)) dW(t) + \int_0^t \int_{\mathbb{R}} y N(ds, dy) \quad (\text{C.2})$$

Si les conditions d'unicité trajectorielle associées à la diffusion sont satisfaites (dérive et diffusion Lipschitz, croissance au plus linéaire), et si la mesure ν , modélisant la loi des tailles des sauts, vérifie la **Condition de Lévy minimale** :

$$\int_{\mathbb{R}} \min(1, y^2) \nu(dy) < \infty$$

$X(t)$ est alors l'unique solution forte, càdlàg, non-explosive et adaptée de l'équation (C.2).

ANNEXE D SIMULATIONS EN COMMANDE OPTIMALE

Les longueurs moyennes des trajectoires avec et sans contrôle simulées pour chaque problème sont présentées dans le tableau ci-dessous.

TABLEAU D.1 Longueurs moyennes des trajectoires simulées

Problème	Longueur moyenne CIR non contrôlé	Longueur moyenne CIR contrôlé
P1	6904.4004	2595.1005
P2	7539.4178	2802.1509
P3	7004.5290	6576.0133

Ces dernières sont mesurées en discrétisant la trajectoire avec des pas temporels de longueur 10^{-4} . Il est donc possible d'estimer un facteur d'accélération moyenne pour le temps de sortie comme suit :

$$\text{Accélération} = \frac{\text{Longueur moyenne CIR non contrôlé}}{\text{Longueur moyenne CIR contrôlé}}$$