

Un problème d'allocation optimale de portefeuille avec coûts de transaction

Benoîte de Saporta

Université Montesquieu Bordeaux IV

CHRISTOPHETTE BLANCHET (Université de Nice)

RAJNA GIBSON (Université de Zurich)

ETIENNE TANRÉ et DENIS TALAY (INRIA Sophia Antipolis)

Journées Bordeaux-Pau-Toulouse

22-23 septembre 2006



Allocation optimale de portefeuille
2/31

Benoîte de Saporta

Introduction

Motivation

Cadre

Fonction Valeur

Résultats théoriques

Résultats numériques

- 1 Introduction au contrôle stochastique
- 2 Motivation
- 3 Cadre de travail
- 4 Etude de la fonction Valeur
 - Résultats théoriques
 - Résultats numériques



Allocation optimale de portefeuille
3/31

Benoîte de Saporta

Introduction

Motivation

Cadre

Fonction Valeur

Résultats théoriques

Résultats numériques

- 1 Introduction au contrôle stochastique
- 2 Motivation
- 3 Cadre de travail
- 4 Etude de la fonction Valeur
 - Résultats théoriques
 - Résultats numériques

- Variable d'état du système W_t évoluant suivant une dynamique probabiliste
- Processus de contrôle π_t
 - valeur choisie à tout instant en fonction de l'information disponible : adapté
 - influence la dynamique de W_t
- Critère de performance $J(W, \pi)$ à maximiser

Fonction Valeur

$$V = \sup_{\pi} J(W, \pi)$$

Objectif

- Déterminer la fonction valeur
- Trouver un contrôle optimal (s'il en existe)

- Variable d'état du système W_t évoluant suivant une dynamique probabiliste
- Processus de contrôle π_t
 - valeur choisie à tout instant en fonction de l'information disponible : adapté
 - influence la dynamique de W_t
- Critère de performance $J(W, \pi)$ à maximiser

Fonction Valeur

$$V = \sup_{\pi} J(W, \pi)$$

Objectif

- Déterminer la fonction valeur
- Trouver un contrôle optimal (s'il en existe)

- Variable d'état du système W_t évoluant suivant une dynamique probabiliste
- Processus de contrôle π_t
 - valeur choisie à tout instant en fonction de l'information disponible : adapté
 - influence la dynamique de W_t
- Critère de performance $J(W, \pi)$ à maximiser

Fonction Valeur

$$V = \sup_{\pi} J(W, \pi)$$

Objectif

- Déterminer la fonction valeur
- Trouver un contrôle optimal (s'il en existe)

- Variable d'état du système W_t évoluant suivant une dynamique probabiliste
- Processus de contrôle π_t
 - valeur choisie à tout instant en fonction de l'information disponible : adapté
 - influence la dynamique de W_t
- Critère de performance $J(W, \pi)$ à maximiser

Fonction Valeur

$$V = \sup_{\pi} J(W, \pi)$$

Objectif

- Déterminer la fonction valeur
- Trouver un contrôle optimal (s'il en existe)

Marché : Actif sans risque $dS_t^0 = S_t^0 r dt$
 Actif risqué $dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dB_t$

- **Etat** : richesse $W_t = N_t S_t + N_t^0 dS_t^0$
- **Contrôle** : proportion de la richesse investie dans l'actif risqué $\pi_t = \frac{N_t S_t}{W_t} \in [0; 1]$

Dynamique auto-financée : $dW_t^\pi = N_t dS_t + N_t^0 dS_t^0$

$$\begin{aligned} \frac{dW_t^\pi}{W_t^\pi} &= \frac{N_t S_t}{W_t^\pi} \frac{dS_t}{S_t} + \frac{N_t^0 S_t^0}{W_t^\pi} \frac{dS_t^0}{S_t^0} \\ &= \pi_t \frac{dS_t}{S_t} + (1 - \pi_t) \frac{dS_t^0}{S_t^0} \\ &= (\pi_t \mu + (1 - \pi_t) r) dt + \pi_t \sigma dB_t \end{aligned}$$

- **Critère** : espérance de l'utilité de la richesse terminale

$$U(x) = x^\alpha, \quad 0 < \alpha < 1$$

Fonction valeur

$$V(t, x) = \sup_{\pi} \mathbb{E}[U(W_T^{t,x,\pi})]$$

Objectif

- Déterminer la fonction valeur
- Trouver un contrôle optimal (s'il en existe)

Equation d'Hamilton-Jacobi-Bellman

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t}(t, x) + \sup_{p \in [0;1]} \mathcal{L}^p \Phi(t, x) = 0$$

$$\Phi(T, x) = U(x) = x^\alpha$$

$$\mathcal{L}^p \Phi(t, x) = x(p\mu + (1-p)r) \frac{\partial \Phi}{\partial x}(t, x) + \frac{1}{2} \sigma^2 p^2 x^2 \frac{\partial^2 \Phi}{\partial x^2}(t, x)$$

Comme $U(W_T^{t,x,\pi}) = U(x W_T^{t,1,\pi}) = x^\alpha U(W_T^{t,1,\pi})$, on cherche une solution de la forme $\Phi(t, x) = x^\alpha \varphi(t)$

$$0 = \varphi'(t) + \varphi(t) \sup_{p \in [0;1]} \left\{ \alpha(p\mu + (1-p)r) + \frac{\alpha(\alpha-1)}{2} p^2 \sigma^2 \right\}$$

$$1 = \varphi(T)$$

Solution

$$\Phi(t, x) = x^\alpha e^{\beta(T-t)}$$

avec

$$\begin{aligned} \beta &= \sup_{p \in [0;1]} \left\{ \alpha(p\mu + (1-p)r) + \frac{\alpha(\alpha-1)}{2} p^2 \sigma^2 \right\} \\ &= \alpha r + \frac{\alpha(\mu-r)^2}{2(1-\alpha)\sigma^2} \end{aligned}$$

atteint en $p^* = \frac{\mu-r}{(1-\alpha)\sigma^2}$

Formule d'Itô pour Φ entre t et T :

$$\Phi(T, W_T^{t,x,\pi}) = \Phi(t, x) + \int_t^T \left(\frac{\partial \Phi}{\partial u} + \mathcal{L}^{\pi_u} \Phi \right) (u, W_u^{t,x,\pi}) du$$

+ martingale

$$U(W_T^{t,x,\pi}) \leq \Phi(t, x) + \int_t^T \left(\frac{\partial \Phi}{\partial u} + \sup_{p \in [0;1]} \mathcal{L}^p \Phi \right) (u, W_u^{t,x,\pi}) du$$

+ martingale

$$\leq \Phi(t, x) + \text{martingale}$$

Donc

$$\Phi(t, x) \geq \mathbb{E}[U(W_T^{t,x,\pi})]$$

avec **égalité** lorsque $\pi_u = p^*$, $\forall t \leq u \leq T$

Conclusion

- $V(t, x) = x^\alpha e^{\beta(T-t)}$
- Contrôle optimal constant $\pi_U = \frac{\mu - r}{(1 - \alpha)\sigma^2}$
- V est solution de l'équation d'Hamilton Jacobi Bellman

Conclusion

- $V(t, x) = x^\alpha e^{\beta(T-t)}$
- Contrôle optimal constant $\pi_U = \frac{\mu - r}{(1 - \alpha)\sigma^2}$
- V est solution de l'équation d'Hamilton Jacobi Bellman



Plan

Allocation
optimale de
portefeuille
11/31

Benoîte de
Saporta

Introduction

Motivation

Cadre

Fonction
Valeur

Résultats théoriques

Résultats
numériques

- 1 Introduction au contrôle stochastique
- 2 Motivation**
- 3 Cadre de travail
- 4 Etude de la fonction Valeur
 - Résultats théoriques
 - Résultats numériques

Investissement

- Approche fondamentale
 - principes économiques
- Analyse technique
 - comportement passé des prix
- Approche mathématique
 - modèles mathématiques

Objectif

Comparer les performances de l'analyse technique et de l'approche mathématique

Marché : Actif sans risque
Actif risqué

$$dS_t^0 = S_t^0 r dt$$

$$dS_t = \mu(t) S_t dt + \sigma S_t dB_t$$

- B mouvement Brownien standard,
- $\mu(t) \in \{\mu_1, \mu_2\}$ indépendant de B ,
- **contrôle** $\pi_t \in \{0, 1\}$ proportion de la richesse investie dans l'actif risqué
- **état** W_t^π richesse correspondant à la stratégie π
- **critère** espérance de l'utilité de la richesse finale

Objectif

Maximiser l'espérance de l'utilité de la richesse finale

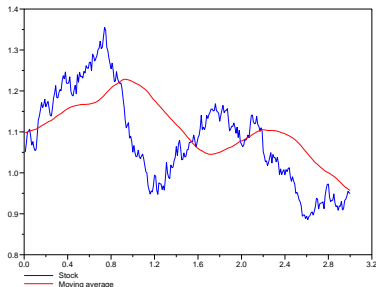
Moyenne mobile

$$M_t^\delta = \frac{1}{\delta} \int_{t-\delta}^t S_u du$$

- Si $S_t > M_t^\delta$ achat
- Si $S_t < M_t^\delta$ vente

Optimiser

- la taille de la fenêtre δ
- les instants de décision



$$\mu_1 = -0.2, \mu_2 = 0.2, \sigma = 0.15, \\ \delta = 0.8.$$

BLANCHET, DIOP, GIBSON, KAMINSKI, TALAY, TANRÉ (2005)

Un seul changement de dérive

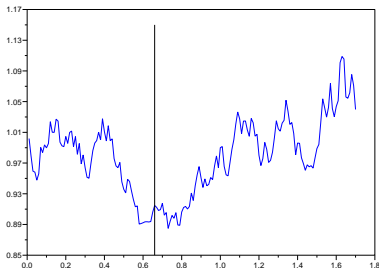
- $\mu(t) = \mu_1$ si $t < \tau$

- $\mu(t) = \mu_2$ si $t \geq \tau$

avec $\mathbb{P}(\tau > t) = e^{-\lambda t}$

Stratégie

détecter τ



$$\mu_1 = -0.2, \mu_2 = 0.2, \sigma = 0.15, \lambda = 2.$$

- Etude théorique de la fonction valeur
- Etude théorique de la détection de rupture
- Comparaisons numériques des stratégies
 - détection bien calibrée
 - détection mal calibrée
 - moyenne mobile

Conclusion

- Moyenne mobile meilleure si paramètres mal calibrés
- Taux d'erreur à partir duquel c'est vrai



Plan

Allocation optimale de portefeuille
17/31

Benoîte de Saporta

Introduction

Motivation

Cadre

Fonction Valeur

Résultats théoriques

Résultats numériques

- 1 Introduction au contrôle stochastique
- 2 Motivation
- 3 Cadre de travail**
- 4 Etude de la fonction Valeur
 - Résultats théoriques
 - Résultats numériques

- Plusieurs changements de dérive

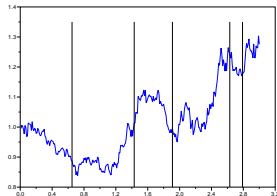
(ξ_{2n+1}) iid $\text{Exp}(\lambda_1)$

(ξ_{2n}) iid $\text{Exp}(\lambda_2)$

$\tau_0 = 0, \tau_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$

$$\mu(t) = \begin{cases} \mu_1 & \text{if } \tau_{2n} \leq t < \tau_{2n+1} \\ \mu_2 & \text{if } \tau_{2n+1} \leq t < \tau_{2n+2} \end{cases}$$

- Coûts de transaction
 - g_{01} coût d'achat
 - g_{10} coût de vente



$$\mu_1 = -0.2, \mu_2 = 0.2, \\ \sigma = 0.15, \lambda_1 = \lambda_2 = 2.$$

Contrôle : $\pi_t \in \{0, 1\}$ proportion de la richesse investie dans l'actif risqué

$$\mathcal{F}_t^S = \sigma(S_u, u \leq t)$$

π_t doit être \mathcal{F}_t^S -adapté

Problème

$$\mathcal{F}_t^S \neq \mathcal{F}_t^B = \sigma(B_u, u \leq t)$$

\implies Reformuler le problème de contrôle

Contrôle : π_t

Etat : couple (W_t, F_t)

Dynamique :

$$\frac{dW_t^\pi}{W_{t^-}^\pi} = (\pi_t(\mu_1 F_t + \mu_2(1 - F_t)) + (1 - \pi_t)r) dt + \pi_t \sigma d\bar{B}_t - g_{01} \delta(\Delta\pi_t = 1) - g_{10} \delta(\Delta\pi_t = -1)$$

$$dF_t = (-\lambda_1 F_t + \lambda_2(1 - F_t)) dt + \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sigma} F_t(1 - F_t) d\bar{B}_t,$$

Critère : espérance de l'utilité de la richesse finale

Utilité : $U(x) = x^\alpha, \alpha \in]0, 1[$

Contrôle : π_t

Etat : couple (W_t, F_t)

Dynamique :

$$\frac{dW_t^\pi}{W_{t^-}^\pi} = (\pi_t(\mu_1 F_t + \mu_2(1 - F_t)) + (1 - \pi_t)r) dt + \pi_t \sigma d\bar{B}_t - g_{01} \delta(\Delta\pi_t = 1) - g_{10} \delta(\Delta\pi_t = -1)$$

$$dF_t = (-\lambda_1 F_t + \lambda_2(1 - F_t)) dt + \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sigma} F_t(1 - F_t) d\bar{B}_t,$$

Critère : espérance de l'utilité de la richesse finale

Utilité : $U(x) = x^\alpha$, $\alpha \in]0, 1[$

Contrôle : π_t

Etat : couple (W_t, F_t)

Dynamique :

$$\frac{dW_t^\pi}{W_{t^-}^\pi} = (\pi_t(\mu_1 F_t + \mu_2(1 - F_t)) + (1 - \pi_t)r) dt + \pi_t \sigma d\bar{B}_t - g_{01} \delta(\Delta\pi_t = 1) - g_{10} \delta(\Delta\pi_t = -1)$$

$$dF_t = (-\lambda_1 F_t + \lambda_2(1 - F_t)) dt + \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sigma} F_t(1 - F_t) d\bar{B}_t,$$

Critère : espérance de l'utilité de la richesse finale

Utilité : $U(x) = x^\alpha$, $\alpha \in]0, 1[$



Plan

Allocation optimale de portefeuille
21/31

Benoîte de Saporta

Introduction

Motivation

Cadre

Fonction Valeur

Résultats théoriques

Résultats numériques

- 1 Introduction au contrôle stochastique
- 2 Motivation
- 3 Cadre de travail
- 4 Etude de la fonction Valeur**
 - Résultats théoriques
 - Résultats numériques

Si $\pi_{t-} = 0$

$$J^0(t, x, f, \pi) = \mathbb{E}[U(W_T^\pi) \mid W_{t-}^\pi = x, F_t = f]$$

Si $\pi_{t-} = 1$

$$J^1(t, x, f, \pi) = \mathbb{E}[U(W_T^\pi) \mid W_{t-}^\pi = x, F_t = f]$$

Fonction valeur

$$V^0(t, x, f) = \sup_{\pi} J^0(t, x, f, \pi)$$

$$V^1(t, x, f) = \sup_{\pi} J^1(t, x, f, \pi)$$

Comparaison

$$\begin{aligned} V^0(t, x, f) &\geq V^1(t, (1 - g_{01})x, f) \\ V^1(t, x, f) &\geq V^0(t, (1 - g_{10})x, f) \end{aligned}$$

Continuité

Pour tous $i \in \{0; 1\}$

$$0 \leq t, \hat{t} \leq T$$

$$x, \hat{x} > 0$$

$$0 \leq f, \hat{f} \leq 1 :$$

$$\begin{aligned} &|V^i(\hat{t}, \hat{x}, \hat{f}) - V^i(t, x, f)| \\ &\leq C(1 + x^{\alpha-1} + \hat{x}^{\alpha-1})(|\hat{x} - x| + x(|\hat{f} - f| + |\hat{t} - t|^{1/2})) \end{aligned}$$

Principe de la Programmation Dynamique

Pour tous $0 \leq s \leq t \leq T$ et x, f, i :

$$V^i(s, x, f) = \sup_{\pi} \mathbb{E}[V^{\pi_{t-}}(t, W_{t-}^{s, x, f, \pi}, F_t^{s, f})]$$

Equations d'Hamilton Jacobi Bellman

$$\begin{cases} \min \left\{ -\frac{\partial \varphi^0}{\partial t} - \mathcal{L}^0 \varphi^0; \varphi^0(t, \mathbf{x}, f) - \varphi^1(t, \mathbf{x}(1 - \mathbf{g}_{01}), f) \right\} = 0 \\ \min \left\{ -\frac{\partial \varphi^1}{\partial t} - \mathcal{L}^1 \varphi^1; \varphi^1(t, \mathbf{x}, f) - \varphi^0(t, \mathbf{x}(1 - \mathbf{g}_{10}), f) \right\} = 0 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \mathcal{L}^0 \varphi(t, \mathbf{x}, f) &= x r \frac{\partial \varphi}{\partial \mathbf{x}}(t, \mathbf{x}, f) + (-\lambda_1 f + \lambda_2(1 - f)) \frac{\partial \varphi}{\partial f}(t, \mathbf{x}, f) + \\ &\quad \frac{1}{2} \left(\frac{\mu_1 - \mu_2}{\sigma} \right)^2 f^2 (1 - f)^2 \frac{\partial^2 \varphi}{\partial f^2}(t, \mathbf{x}, f) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathcal{L}^1 \varphi(t, \mathbf{x}, f) &= x(\mu_1 f + \mu_2(1 - f)) \frac{\partial \varphi}{\partial \mathbf{x}}(t, \mathbf{x}, f) + \frac{1}{2} x^2 \sigma^2 \frac{\partial^2 \varphi}{\partial \mathbf{x}^2}(t, \mathbf{x}, f) \\ &\quad + (-\lambda_1 f + \lambda_2(1 - f)) \frac{\partial \varphi}{\partial f}(t, \mathbf{x}, f) + x(\mu_1 - \mu_2) f(1 - f) \frac{\partial^2 \varphi}{\partial \mathbf{x} \partial f}(t, \mathbf{x}, f) \\ &\quad + \frac{1}{2} \left(\frac{\mu_1 - \mu_2}{\sigma} \right)^2 f^2 (1 - f)^2 \frac{\partial^2 \varphi}{\partial f^2}(t, \mathbf{x}, f) \end{aligned}$$

\mathcal{V}_α : ensemble des φ continues sur $[0; T] \times [0; +\infty[\times [0; 1]$ telles que $\varphi(t, 0, f) = 0$ et

$$\sup_{[0; T] \times [0; +\infty[\times [0; 1]^2} \frac{|\varphi(t, x, f) - \varphi(t, \hat{x}, \hat{f})|}{(1 + x^{\alpha-1} + \hat{x}^{\alpha-1})(|x - \hat{x}| + x|f - \hat{f}|)} < \infty.$$

Théorème

(V^0, V^1) est l'unique solution de viscosité de HJB sur $\mathcal{V}_\alpha \times \mathcal{V}_\alpha$ vérifiant

$$V^0(T, x, f) = V^1(T, x, f) = U(x) = x^\alpha$$

Dépendance en x :

$$V^i(t, x, f) = \sup_{\pi} \mathbb{E}[U(W_T^{t,x,f,\pi})] = x^\alpha V^i(t, 1, f)$$

Schéma numérique

- $\hat{V}^0(T, f) = \hat{V}^1(T, f) = 1$
- Avec la partie EDP de HJB, calculer $\overline{V}^0(t, \cdot)$ et $\overline{V}^1(t, \cdot)$ à partir de $\hat{V}^0(t + dt, \cdot)$ et $\hat{V}^1(t + dt, \cdot)$
- Comparaison
 - si $\overline{V}^0(t, f) \geq (1 - g_{01})^\alpha \overline{V}^1(t, f)$, prendre $\hat{V}^0(t, f) = \overline{V}^0(t, f)$ sinon $\hat{V}^0(t, f) = (1 - g_{01})^\alpha \overline{V}^1(t, f)$
 - si $\overline{V}^1(t, f) \geq (1 - g_{10})^\alpha \overline{V}^0(t, f)$, prendre $\hat{V}^1(t, f) = \overline{V}^1(t, f)$ sinon $\hat{V}^1(t, f) = (1 - g_{10})^\alpha \overline{V}^0(t, f)$

Dépendance en x :

$$V^i(t, x, f) = \sup_{\pi} \mathbb{E}[U(W_T^{t,x,f,\pi})] = x^\alpha V^i(t, 1, f)$$

Schéma numérique

- $\hat{V}^0(T, f) = \hat{V}^1(T, f) = 1$
- Avec la partie EDP de HJB, calculer $\overline{V}^0(t, \cdot)$ et $\overline{V}^1(t, \cdot)$ à partir de $\hat{V}^0(t + dt, \cdot)$ et $\hat{V}^1(t + dt, \cdot)$
- Comparaison
 - si $\overline{V}^0(t, f) \geq (1 - g_{01})^\alpha \overline{V}^1(t, f)$, prendre $\hat{V}^0(t, f) = \overline{V}^0(t, f)$ sinon $\hat{V}^0(t, f) = (1 - g_{01})^\alpha \overline{V}^1(t, f)$
 - si $\overline{V}^1(t, f) \geq (1 - g_{10})^\alpha \overline{V}^0(t, f)$, prendre $\hat{V}^1(t, f) = \overline{V}^1(t, f)$ sinon $\hat{V}^1(t, f) = (1 - g_{10})^\alpha \overline{V}^0(t, f)$

Dépendance en x :

$$V^i(t, x, f) = \sup_{\pi} \mathbb{E}[U(W_T^{t,x,f,\pi})] = x^\alpha V^i(t, 1, f)$$

Schéma numérique

- $\hat{V}^0(T, f) = \hat{V}^1(T, f) = 1$
- Avec la partie EDP de HJB, calculer $\overline{V}^0(t, \cdot)$ et $\overline{V}^1(t, \cdot)$ à partir de $\hat{V}^0(t + dt, \cdot)$ et $\hat{V}^1(t + dt, \cdot)$
- Comparaison
 - si $\overline{V}^0(t, f) \geq (1 - g_{01})^\alpha \overline{V}^1(t, f)$, prendre $\hat{V}^0(t, f) = \overline{V}^0(t, f)$ sinon $\hat{V}^0(t, f) = (1 - g_{01})^\alpha \overline{V}^1(t, f)$
 - si $\overline{V}^1(t, f) \geq (1 - g_{10})^\alpha \overline{V}^0(t, f)$, prendre $\hat{V}^1(t, f) = \overline{V}^1(t, f)$ sinon $\hat{V}^1(t, f) = (1 - g_{10})^\alpha \overline{V}^0(t, f)$

Paramètres : $T = 3$, $\mu_2 = -\mu_1 = 0.2$, $\lambda_1 = \lambda_2 = 2$,
 $\sigma = 0.15$, $g_{01} = g_{10} = 0.01$

Allocation optimale de portefeuille
28/31

Benoîte de Saporta

Introduction

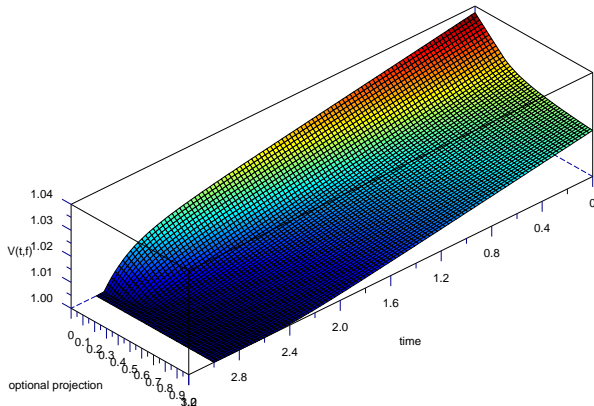
Motivation

Cadre

Fonction Valeur

Résultats théoriques

Résultats numériques



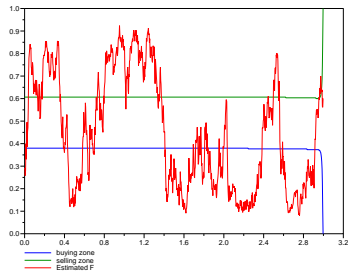
- Calculer \hat{V}^0, \hat{V}^1
- Estimer \hat{F}_t
- Comparer $\hat{V}^0(t, \hat{F}_t)$ et $\hat{V}^1(t, \hat{F}_t)$:

- achat si

$$\hat{V}^0(t, \hat{F}_t) = (1 - g_{01})^\alpha \hat{V}^1(t, \hat{F}_t)$$

- vente si

$$\hat{V}^1(t, \hat{F}_t) = (1 - g_{10})^\alpha \hat{V}^0(t, \hat{F}_t)$$

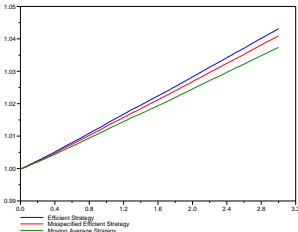


$$\mu_1 = -0.2, \mu_2 = 0.2, \sigma = 0.15, \\ \lambda_1 = 2, \lambda_2 = 2, T = 3$$

- Calcul de la fonction valeur :
 - pas de discrétisation en temps 10^{-6}
 - pas de discrétisation en espace 10^{-3}
- 10^5 simulations de Monte Carlo de la stratégie efficace

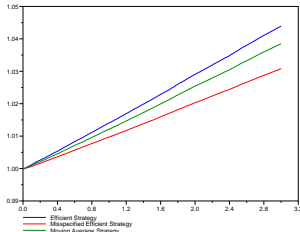
F_0	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
\hat{V}^0	1.061	1.057	1.053	1.049	1.045	1.043
Stratégie	1.061	1.056	1.052	1.049	1.045	1.043

F_0	0.6	0.7	0.8	0.9	1
\hat{V}^0	1.041	1.039	1.038	1.037	1.036
Stratégie	1.040	1.039	1.038	1.037	1.036



Paramètres mal calibrés :

$$\mu_1 = -1.8, \mu_2 = 1.8, \sigma = 0.15, \\ \lambda_1 = 4, \lambda_2 = 4$$



Paramètres mal calibrés :

$$\mu_1 = -1.8, \mu_2 = 1.8, \sigma = 0.25, \\ \lambda_1 = 4, \lambda_2 = 4$$

Vrais paramètres : $\mu_1 = -0.2, \mu_2 = 0.2, \sigma = 0.15, \lambda_1 = 2,$
 $\lambda_2 = 2, T = 3, \delta = 0.8$

100000 simulations Monte Carlo