

# Estimation de la dérivée de la densité stationnaire

SCHMISSER Emeline

Université Paris Descartes  
Laboratoire MAP5

`Emeline.Schmitter@mi.parisdescartes.fr`

5 mai 2010

# Table des matières

## 1 Problème

# Table des matières

- 1 Problème
- 2 Principe de l'estimation adaptative

# Table des matières

- 1 Problème
- 2 Principe de l'estimation adaptative
- 3 Deux méthodes d'estimation

# Table des matières

- 1 Problème
- 2 Principe de l'estimation adaptative
- 3 Deux méthodes d'estimation
- 4 Simulations

- 1 Problème
- 2 Principe de l'estimation adaptative
- 3 Deux méthodes d'estimation
- 4 Simulations

# Diffusions

## Équation différentielle stochastique

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dW_t \quad X_0 = \eta$$

# Diffusions

## Équation différentielle stochastique

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dW_t \quad X_0 = \eta$$

$\eta$  variable aléatoire



# Diffusions

## Équation différentielle stochastique

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dW_t \quad X_0 = \eta$$

$\eta$  variable aléatoire

$W_t$  mouvement brownien indépendant de  $\eta$

# Diffusions

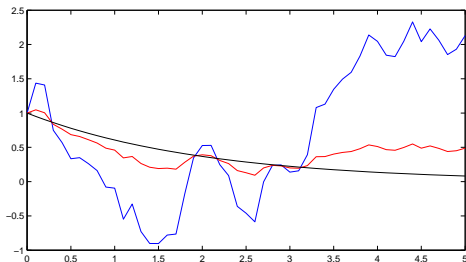
## Équation différentielle stochastique

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dW_t \quad X_0 = \eta$$

$\eta$  variable aléatoire

$W_t$  mouvement brownien indépendant de  $\eta$

## Exemple de diffusion



## Diffusions

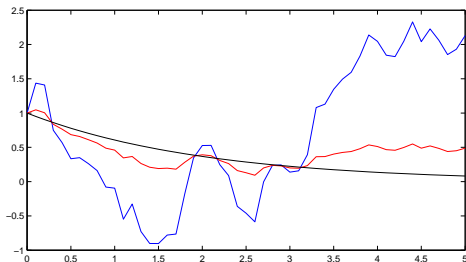
## Équation différentielle stochastique

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dW_t \quad X_0 = \eta$$

$\eta$  variable aléatoire

$W_t$  mouvement brownien indépendant de  $\eta$

## Exemple de diffusion



$$b(x) = -x/2$$

## Diffusions

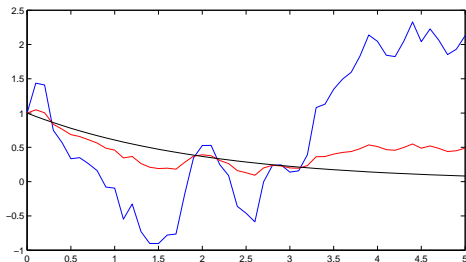
## Équation différentielle stochastique

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dW_t \quad X_0 = \eta$$

$\eta$  variable aléatoire

$W_t$  mouvement brownien indépendant de  $\eta$

## Exemple de diffusion



$$b(x) = -x/2 \quad \sigma(x) = \sigma$$

## Diffusions

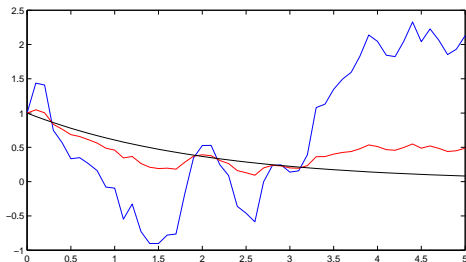
## Équation différentielle stochastique

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dW_t \quad X_0 = \eta$$

$\eta$  variable aléatoire

$W_t$  mouvement brownien indépendant de  $\eta$

## Exemple de diffusion



$$b(x) = -x/2 \quad \sigma(x) = \sigma$$

$$\sigma = 0$$

## Diffusions

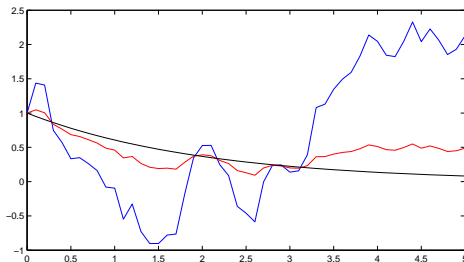
## Équation différentielle stochastique

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dW_t \quad X_0 = \eta$$

$\eta$  variable aléatoire

$W_t$  mouvement brownien indépendant de  $\eta$

## Exemple de diffusion



$$b(x) = -x/2 \quad \sigma(x) = \sigma$$

$$\sigma = 0$$

$$\sigma = 0.2$$

## Diffusions

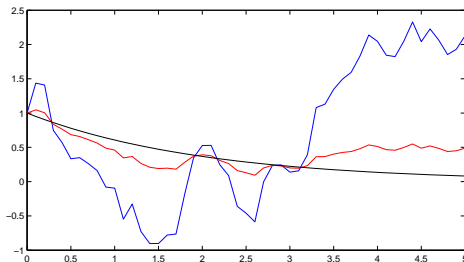
## Équation différentielle stochastique

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dW_t \quad X_0 = \eta$$

$\eta$  variable aléatoire

$W_t$  mouvement brownien indépendant de  $\eta$

## Exemple de diffusion



$$b(x) = -x/2 \quad \sigma(x) = \sigma$$

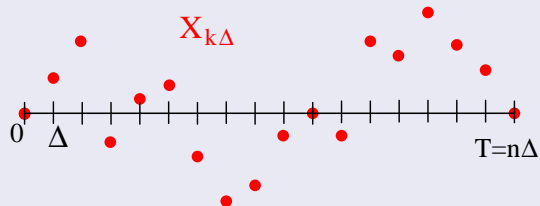
$$\sigma = 0$$

$$\sigma = 0.2$$

$$\sigma = 1$$

# Hypothèses

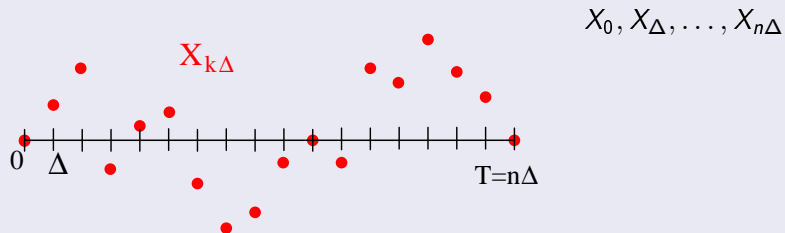
## Données





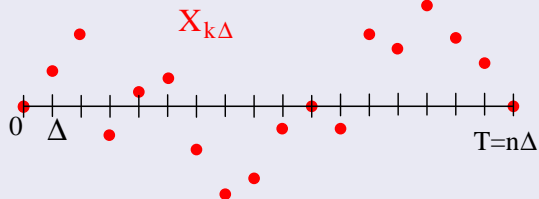
# Hypothèses

## Données



# Hypothèses

## Données

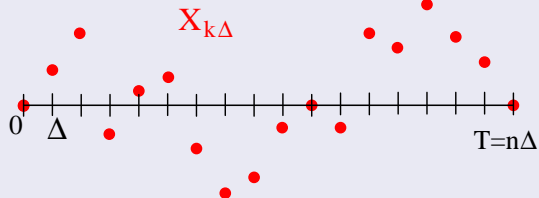


$X_0, X_\Delta, \dots, X_{n\Delta}$

- strictement stationnaires

# Hypothèses

## Données

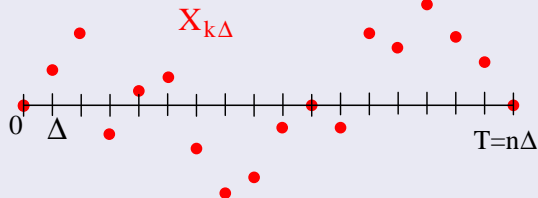


$X_0, X_\Delta, \dots, X_{n\Delta}$

- strictement stationnaires
- exponentiellement  $\beta$ -mélangeantes

# Hypothèses

## Données



$X_0, X_\Delta, \dots, X_{n\Delta}$

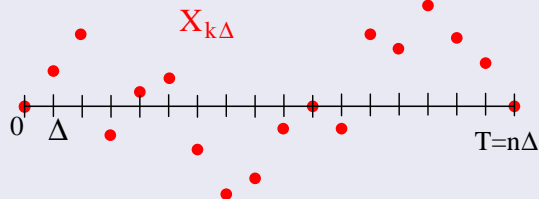
• strictement stationnaires

• exponentiellement  $\beta$ -mélangeantes

$f$  densité stationnaire

# Hypothèses

## Données


 $X_0, X_\Delta, \dots, X_{n\Delta}$ 

- strictement stationnaires
- exponentiellement  $\beta$ -mélangeantes

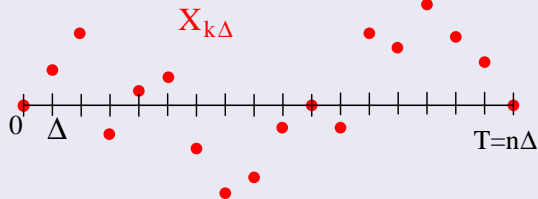
 $f$  densité stationnaire

## But

Estimation de  $g := f'$  sur un compact  $[0, 1]$

# Hypothèses

## Données



$X_0, X_\Delta, \dots, X_{n\Delta}$

- strictement stationnaires
- exponentiellement  $\beta$ -mélangeantes

$f$  densité stationnaire

## But

Estimation de  $g := f'$  sur un compact  $[0, 1]$

Motivation : estimation de  $b$  par quotient

Si  $\sigma$  constante connue :

$$b = \frac{\sigma^2 f'}{2f}$$

# Définition du $\beta$ -mélange

# Définition du $\beta$ -mélange

## Coefficient de $\beta$ -mélange



# Définition du $\beta$ -mélange

## Coefficient de $\beta$ -mélange

Pour un processus  $X_t$  stationnaire :

# Définition du $\beta$ -mélange

## Coefficient de $\beta$ -mélange

Pour un processus  $X_t$  stationnaire :

$$\beta_X(s) = \frac{1}{2} \| P_{(X_0, X_s)} - P_{X_0} \otimes P_{X_0} \|_{TV}$$

# Définition du $\beta$ -mélange

## Coefficient de $\beta$ -mélange

Pour un processus  $X_t$  stationnaire :

$$\beta_X(s) = \frac{1}{2} \| P_{(X_0, X_s)} - P_{X_0} \otimes P_{X_0} \|_{TV}$$

## Processus $\beta$ -mélangeant

# Définition du $\beta$ -mélange

## Coefficient de $\beta$ -mélange

Pour un processus  $X_t$  stationnaire :

$$\beta_X(s) = \frac{1}{2} \| P_{(X_0, X_s)} - P_{X_0} \otimes P_{X_0} \|_{TV}$$

## Processus $\beta$ -mélangeant

$X_t$   $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \rightarrow 0$

# Définition du $\beta$ -mélange

## Coefficient de $\beta$ -mélange

Pour un processus  $X_t$  stationnaire :

$$\beta_X(s) = \frac{1}{2} \| P_{(X_0, X_s)} - P_{X_0} \otimes P_{X_0} \|_{TV}$$

## Processus $\beta$ -mélangeant

$X_t$   $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \rightarrow 0$

$X_t$  exponentiellement  $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \leq ce^{-\theta t}$

# Définition du $\beta$ -mélange

## Coefficient de $\beta$ -mélange

Pour un processus  $X_t$  stationnaire :

$$\beta_X(s) = \frac{1}{2} \|P_{(X_0, X_s)} - P_{X_0} \otimes P_{X_0}\|_{TV}$$

## Processus $\beta$ -mélangeant

$X_t$   $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \rightarrow 0$

$X_t$  exponentiellement  $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \leq ce^{-\theta t}$

Quasi-indépendance entre  $X_s$  et  $X_{t+s}$  pour  $t$  grand

## Définition du $\beta$ -mélange

### Coefficient de $\beta$ -mélange

Pour un processus  $X_t$  stationnaire :

$$\beta_X(s) = \frac{1}{2} \| P_{(X_0, X_s)} - P_{X_0} \otimes P_{X_0} \|_{TV}$$

### Processus $\beta$ -mélangeant

$X_t$   $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \rightarrow 0$

$X_t$  exponentiellement  $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \leq ce^{-\theta t}$

Quasi-indépendance entre  $X_s$  et  $X_{t+s}$  pour  $t$  grand

### Contrôle de la variance

## Définition du $\beta$ -mélange

### Coefficient de $\beta$ -mélange

Pour un processus  $X_t$  stationnaire :

$$\beta_X(s) = \frac{1}{2} \| P_{(X_0, X_s)} - P_{X_0} \otimes P_{X_0} \|_{TV}$$

### Processus $\beta$ -mélangeant

$X_t$   $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \rightarrow 0$

$X_t$  exponentiellement  $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \leq ce^{-\theta t}$

Quasi-indépendance entre  $X_s$  et  $X_{t+s}$  pour  $t$  grand

### Contrôle de la variance

$$A = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n h(X_{k\Delta})$$



# Définition du $\beta$ -mélange

## Coefficient de $\beta$ -mélange

Pour un processus  $X_t$  stationnaire :

$$\beta_X(s) = \frac{1}{2} \|P_{(X_0, X_s)} - P_{X_0} \otimes P_{X_0}\|_{TV}$$

## Processus $\beta$ -mélangeant

$X_t$   $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \rightarrow 0$

$X_t$  exponentiellement  $\beta$ -mélangeant si  $\beta_X(t) \leq ce^{-\theta t}$

Quasi-indépendance entre  $X_s$  et  $X_{t+s}$  pour  $t$  grand

## Contrôle de la variance

$$A = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n h(X_{k\Delta}) \quad \text{Var}(A) \leq \frac{8c \|h\|_\infty}{n\theta\Delta}$$

- 1 Problème
- 2 Principe de l'estimation adaptative
- 3 Deux méthodes d'estimation
- 4 Simulations

# Espaces $S_m$

## Algorithme

- Pour  $m \leq M$  : calcul  $\hat{g}_m \in S_m$

# Espaces $S_m$

## Algorithme

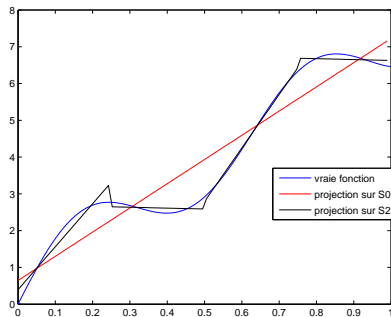
- Pour  $m \leq M$  : calcul  $\hat{g}_m \in S_m$
- sélection meilleur  $\hat{g}_m$  grâce à  $pen(m)$

# Espaces $S_m$

## Algorithme

- Pour  $m \leq M$  : calcul  $\hat{g}_m \in S_m$
- sélection meilleur  $\hat{g}_m$  grâce à  $pen(m)$

## Collection d'espaces $S_m$

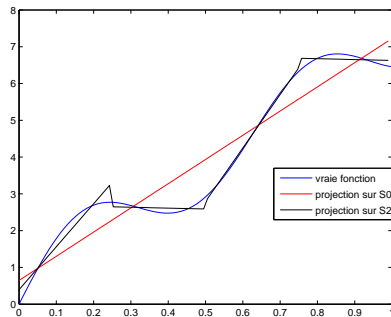


# Espaces $S_m$

## Algorithme

- Pour  $m \leq M$  : calcul  $\hat{g}_m \in S_m$
- sélection meilleur  $\hat{g}_m$  grâce à  $pen(m)$

## Collection d'espaces $S_m$

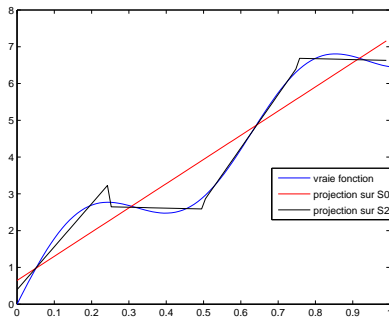


Caractéristiques :

Espaces  $S_m$ 

## Algorithme

- Pour  $m \leq M$  : calcul  $\hat{g}_m \in S_m$
- sélection meilleur  $\hat{g}_m$  grâce à  $pen(m)$

Collection d'espaces  $S_m$ 

Caractéristiques :

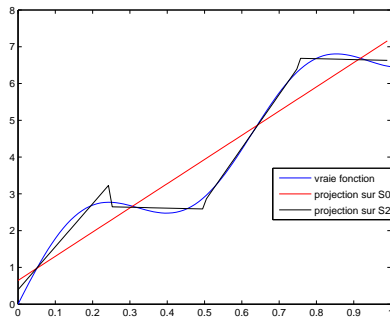
- emboîtés

# Espaces $S_m$

## Algorithme

- Pour  $m \leq M$  : calcul  $\hat{g}_m \in S_m$
- sélection meilleur  $\hat{g}_m$  grâce à  $pen(m)$

## Collection d'espaces $S_m$



Caractéristiques :

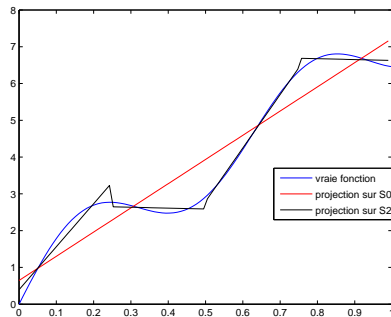
- emboîtés
- denses dans  $L^2$



Espaces  $S_m$ 

## Algorithme

- Pour  $m \leq M$  : calcul  $\hat{g}_m \in S_m$
- sélection meilleur  $\hat{g}_m$  grâce à  $pen(m)$

Collection d'espaces  $S_m$ 

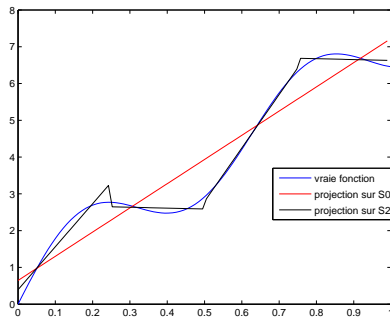
Caractéristiques :

- emboîtés
- denses dans  $L^2$
- équivalence norme  $L^2$   $L^\infty$

Espaces  $S_m$ 

## Algorithme

- Pour  $m \leq M$  : calcul  $\hat{g}_m \in S_m$
- sélection meilleur  $\hat{g}_m$  grâce à  $pen(m)$

Collection d'espaces  $S_m$ 

Caractéristiques :

- emboîtés
- denses dans  $L^2$
- équivalence norme  $L^2$   $L^\infty$

Exemples :

- poly trigonométriques
- poly par morceaux

# Principe d'estimation non paramétrique

Rappel :  $g := f'$

# Principe d'estimation non paramétrique

Rappel :  $g := f'$

## Estimation à $m$ fixé

- contraste  $\gamma_n$

# Principe d'estimation non paramétrique

Rappel :  $g := f'$

## Estimation à $m$ fixé

- contraste  $\gamma_n$
- $\hat{g}_m$  minimise  $\gamma_n(t)$  sur  $S_m$

# Principe d'estimation non paramétrique

Rappel :  $g := f'$

## Estimation à $m$ fixé

- contraste  $\gamma_n$
- $\hat{g}_m$  minimise  $\gamma_n(t)$  sur  $S_m$
- calcul du risque :  
$$R_m = \mathbb{E} (\|\hat{g}_m - g\|_{L^2}^2)$$

# Principe d'estimation non paramétrique

Rappel :  $g := f'$

## Estimation à $m$ fixé

- contraste  $\gamma_n$
- $\hat{g}_m$  minimise  $\gamma_n(t)$  sur  $S_m$
- calcul du risque :  
$$R_m = \mathbb{E} (\|\hat{g}_m - g\|_{L^2}^2)$$

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 \\ + \text{Variance} + \text{Reste}$$

# Principe d'estimation non paramétrique

Rappel :  $g := f'$

## Estimation à $m$ fixé

- contraste  $\gamma_n$
- $\hat{g}_m$  minimise  $\gamma_n(t)$  sur  $S_m$
- calcul du risque :  
$$R_m = \mathbb{E} (\|\hat{g}_m - g\|_{L^2}^2)$$

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + \text{Variance} + \text{Reste}$$

## Estimateur adaptatif

- pénalité  $pen \sim \text{Variance}$



# Principe d'estimation non paramétrique

Rappel :  $g := f'$

## Estimation à $m$ fixé

- contraste  $\gamma_n$
- $\hat{g}_m$  minimise  $\gamma_n(t)$  sur  $S_m$
- calcul du risque :  
$$R_m = \mathbb{E} (\|\hat{g}_m - g\|_{L^2}^2)$$

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + \text{Variance} + \text{Reste}$$

## Estimateur adaptatif

- pénalité  $pen \sim \text{Variance}$
- choix  $\hat{m}$  minimise

$$\inf_{m \leq M} \gamma_n(\hat{g}_m) + pen(m)$$

# Principe d'estimation non paramétrique

Rappel :  $g := f'$

## Estimation à $m$ fixé

- contraste  $\gamma_n$
- $\hat{g}_m$  minimise  $\gamma_n(t)$  sur  $S_m$
- calcul du risque :  

$$R_m = \mathbb{E} (\|\hat{g}_m - g\|_{L^2}^2)$$

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + \text{Variance} + \text{Reste}$$

## Estimateur adaptatif

- pénalité  $pen \sim \text{Variance}$
- choix  $\hat{m}$  minimise

$$\inf_{m \leq M} \gamma_n(\hat{g}_m) + pen(m)$$

- risque de  $\hat{g}_{\hat{m}}$  :  

$$R = \mathbb{E} (\|\hat{g}_{\hat{m}} - g\|_{L^2}^2)$$

# Principe d'estimation non paramétrique

Rappel :  $g := f'$

## Estimation à $m$ fixé

- contraste  $\gamma_n$
- $\hat{g}_m$  minimise  $\gamma_n(t)$  sur  $S_m$
- calcul du risque :  

$$R_m = \mathbb{E} (\|\hat{g}_m - g\|_{L^2}^2)$$

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + \text{Variance} + \text{Reste}$$

## Estimateur adaptatif

- pénalité  $pen \sim \text{Variance}$
- choix  $\hat{m}$  minimise

$$\inf_{m \leq M} \gamma_n(\hat{g}_m) + pen(m)$$

- risque de  $\hat{g}_{\hat{m}}$  :  

$$R = \mathbb{E} (\|\hat{g}_{\hat{m}} - g\|_{L^2}^2)$$

$$R \leq C \inf_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \text{Reste} + \text{Autre Reste}$$

- 1 Problème
- 2 Principe de l'estimation adaptative
- 3 Deux méthodes d'estimation**
- 4 Simulations

# En dérivant un estimateur de $f$

## Modèle

- Contraintes : pas besoin diffusion ( $\beta$ -mélange + stationnarité)

# En dérivant un estimateur de $f$

## Modèle

- Contraintes : pas besoin diffusion ( $\beta$ -mélange + stationnarité)
- espaces  $S_m$  : contraintes fortes au bord

# En dérivant un estimateur de $f$

## Modèle

- Contraintes : pas besoin diffusion ( $\beta$ -mélange + stationnarité)
- espaces  $S_m$  : contraintes fortes au bord
- Cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$   
 $\Delta$  peut être fixe

# En dérivant un estimateur de $f$

## Modèle

- Contraintes : pas besoin diffusion ( $\beta$ -mélange + stationnarité)
- espaces  $S_m$  : contraintes fortes au bord
- Cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$   
 $\Delta$  peut être fixe

## Estimateur à $m$ fixé

Contraste :



# En dérivant un estimateur de $f$

## Modèle

- Contraintes : pas besoin diffusion ( $\beta$ -mélange + stationnarité)
- espaces  $S_m$  : contraintes fortes au bord
- Cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$   
 $\Delta$  peut être fixe

## Estimateur à $m$ fixé

Contraste :

$$\gamma_n(t) = \|t\|_{L^2}^2 + \frac{2}{n} \sum_{k=1}^n t'(X_{k\Delta})$$

# En dérivant un estimateur de $f$

## Modèle

- Contraintes : pas besoin diffusion ( $\beta$ -mélange + stationnarité)
- espaces  $S_m$  : contraintes fortes au bord
- Cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$   
 $\Delta$  peut être fixe

## Estimateur à $m$ fixé

Contraste :

Justification :

$$\gamma_n(t) = \|t\|_{L^2}^2 + \frac{2}{n} \sum_{k=1}^n t'(X_{k\Delta})$$

# En dérivant un estimateur de $f$

## Modèle

- Contraintes : pas besoin diffusion ( $\beta$ -mélange + stationnarité)
- espaces  $S_m$  : contraintes fortes au bord
- Cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$   
 $\Delta$  peut être fixe

## Estimateur à $m$ fixé

Contraste :

$$\gamma_n(t) = \|t\|_{L^2}^2 + \frac{2}{n} \sum_{k=1}^n t'(X_{k\Delta})$$

Justification :

$$\mathbb{E}(\gamma_n(t)) = \|t\|_{L^2}^2 + 2 \langle t', f \rangle$$

# En dérivant un estimateur de $f$

## Modèle

- Contraintes : pas besoin diffusion ( $\beta$ -mélange + stationnarité)
- espaces  $S_m$  : contraintes fortes au bord
- Cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$   
 $\Delta$  peut être fixe

## Estimateur à $m$ fixé

Contraste :

$$\gamma_n(t) = \|t\|_{L^2}^2 + \frac{2}{n} \sum_{k=1}^n t'(X_{k\Delta})$$

Justification :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(\gamma_n(t)) &= \|t\|_{L^2}^2 + 2 \langle t', f \rangle \\ &= \|t\|_{L^2}^2 - 2 \langle t, f' \rangle \end{aligned}$$

# Résultats

Risque de l'estimateur à  $m$  fixé :

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m^3/(n\Delta)$$

# Résultats

Risque de l'estimateur à  $m$  fixé :

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m^3/(n\Delta)$$

Estimateur adaptatif

- pénalité :  $pen(m) = D_m^3/(n\Delta)$

# Résultats

Risque de l'estimateur à  $m$  fixé :

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m^3/(n\Delta)$$

Estimateur adaptatif

- pénalité :  $pen(m) = D_m^3/(n\Delta)$
- risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \frac{\ln^4(n\Delta)}{n\Delta}$

# Résultats

Risque de l'estimateur à  $m$  fixé :

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m^3/(n\Delta)$$

Estimateur adaptatif

- pénalité :  $pen(m) = D_m^3/(n\Delta)$
- risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \frac{\ln^4(n\Delta)}{n\Delta}$

Vitesse de convergence si  $f' = g$  dans Besov  $B_{2,\infty}^\alpha$



# Résultats

Risque de l'estimateur à  $m$  fixé :

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m^3/(n\Delta)$$

Estimateur adaptatif

- pénalité :  $pen(m) = D_m^3/(n\Delta)$
- risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \frac{\ln^4(n\Delta)}{n\Delta}$

Vitesse de convergence si  $f' = g$  dans Besov  $B_{2,\infty}^\alpha$

$$\mathcal{R}(\hat{g}_{\hat{m}}) \leq (n\Delta)^{-2\alpha/(3+2\alpha)}$$

# Résultats

Risque de l'estimateur à  $m$  fixé :

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m^3/(n\Delta)$$

Estimateur adaptatif

- pénalité :  $pen(m) = D_m^3/(n\Delta)$
- risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \frac{\ln^4(n\Delta)}{n\Delta}$

Vitesse de convergence si  $f' = g$  dans Besov  $B_{2,\infty}^\alpha$

Estimation de  $b$  ( $\Delta$  fixe,  $\sigma$  connu) :

$$\mathcal{R}(\hat{g}_{\hat{m}}) \leq (n\Delta)^{-2\alpha/(3+2\alpha)}$$

# Résultats

Risque de l'estimateur à  $m$  fixé :

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m^3/(n\Delta)$$

Estimateur adaptatif

- pénalité :  $pen(m) = D_m^3/(n\Delta)$
- risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \frac{\ln^4(n\Delta)}{n\Delta}$

Vitesse de convergence si  $f' = g$  dans Besov  $B_{2,\infty}^\alpha$

$$\mathcal{R}(\hat{g}_{\hat{m}}) \leq (n\Delta)^{-2\alpha/(3+2\alpha)}$$

Estimation de  $b$  ( $\Delta$  fixe,  $\sigma$  connu) :  
Gobet, Hoffmann, Reiss (2004) :

# Résultats

Risque de l'estimateur à  $m$  fixé :

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m^3/(n\Delta)$$

Estimateur adaptatif

- pénalité :  $pen(m) = D_m^3/(n\Delta)$
- risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \frac{\ln^4(n\Delta)}{n\Delta}$

Vitesse de convergence si  $f' = g$  dans Besov  $B_{2,\infty}^\alpha$

$$\mathcal{R}(\hat{g}_{\hat{m}}) \leq (n\Delta)^{-2\alpha/(3+2\alpha)}$$

Estimation de  $b$  ( $\Delta$  fixe,  $\sigma$  connu) :

Gobet, Hoffmann, Reiss (2004) :

$$\mathcal{R}(\hat{b}) \leq n^{-2\alpha/(3+2\alpha)}$$

En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

Modèle

Contraintes :

En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

Modèle

Contraintes : diffusion

En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

## Modèle

Contraintes : diffusion +  $\sigma$  constant connu

En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

## Modèle

Contraintes : diffusion +  $\sigma$  constant connu +  $(X_t \simeq X_{t+h})$  pour  $h$  petit



En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

## Modèle

Contraintes : diffusion +  $\sigma$  constant connu +  $(X_t \simeq X_{t+h})$  pour  $h$  petit  
cadre asymptotique :

En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

## Modèle

Contraintes : diffusion +  $\sigma$  constant connu +  $(X_t \simeq X_{t+h})$  pour  $h$  petit  
cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$ ,  $\Delta \rightarrow 0$

En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

## Modèle

Contraintes : diffusion +  $\sigma$  constant connu +  $(X_t \simeq X_{t+h})$  pour  $h$  petit  
 cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$ ,  $\Delta \rightarrow 0$

## Estimation à $m$ fixé

Contraste :

$$\gamma_n(t) = \|t\|_{L^2}^2 - \frac{4}{n\Delta} \sum_{k=1}^n (X_{(k+1)\Delta} - X_{k\Delta}) t(X_{k\Delta})$$

En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

## Modèle

Contraintes : diffusion +  $\sigma$  constant connu +  $(X_t \simeq X_{t+h})$  pour  $h$  petit  
cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$ ,  $\Delta \rightarrow 0$

## Estimation à $m$ fixé

Contraste :

$$\gamma_n(t) = \|t\|_{L^2}^2 - \frac{4}{n\Delta} \sum_{k=1}^n (X_{(k+1)\Delta} - X_{k\Delta}) t(X_{k\Delta})$$

Justification :  $\Delta^{-1} (X_{(k+1)\Delta} - X_{k\Delta}) = b(X_{k\Delta}) + I_{k\Delta} + Z_{k\Delta}$

En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

## Modèle

Contraintes : diffusion +  $\sigma$  constant connu +  $(X_t \simeq X_{t+h})$  pour  $h$  petit  
 cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$ ,  $\Delta \rightarrow 0$

## Estimation à $m$ fixé

Contraste :

$$\gamma_n(t) = \|t\|_{L^2}^2 - \frac{4}{n\Delta} \sum_{k=1}^n (X_{(k+1)\Delta} - X_{k\Delta}) t(X_{k\Delta})$$

Justification :  $\Delta^{-1} (X_{(k+1)\Delta} - X_{k\Delta}) = b(X_{k\Delta}) + l_{k\Delta} + Z_{k\Delta}$

$$\mathbb{E}(\gamma_n(t)) = \|t\|_{L^2}^2 - 2 \langle t, 2bf \rangle + O(\Delta^{1/2})$$

En utilisant  $f' = 2\sigma^{-2}bf$

## Modèle

Contraintes : diffusion +  $\sigma$  constant connu +  $(X_t \simeq X_{t+h})$  pour  $h$  petit  
cadre asymptotique :  $n \rightarrow \infty$ ,  $T = n\Delta \rightarrow \infty$ ,  $\Delta \rightarrow 0$

## Estimation à $m$ fixé

Contraste :

$$\gamma_n(t) = \|t\|_{L^2}^2 - \frac{4}{n\Delta} \sum_{k=1}^n (X_{(k+1)\Delta} - X_{k\Delta}) t(X_{k\Delta})$$

Justification :  $\Delta^{-1} (X_{(k+1)\Delta} - X_{k\Delta}) = b(X_{k\Delta}) + l_{k\Delta} + Z_{k\Delta}$

$$\mathbb{E}(\gamma_n(t)) = \|t\|_{L^2}^2 - 2 \langle t, 2bf \rangle + O(\Delta^{1/2}) \simeq \|t\|_{L^2}^2 - 2 \langle t, \sigma^2 f' \rangle$$

# Résultats

Risque de l'estimateur à  $m$  fixé

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m/(n\Delta) + \Delta$$

# Résultats

## Risque de l'estimateur à $m$ fixé

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m/(n\Delta) + \Delta$$

## Estimation adaptative

- pénalité  $pen(m) = D_m/(n\Delta)$



# Résultats

## Risque de l'estimateur à $m$ fixé

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m/(n\Delta) + \Delta$$

## Estimation adaptative

- pénalité  $pen(m) = D_m/(n\Delta)$
- Risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \Delta + \frac{\ln^2(n\Delta)}{n\Delta}$

# Résultats

## Risque de l'estimateur à $m$ fixé

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m/(n\Delta) + \Delta$$

## Estimation adaptative

- pénalité  $pen(m) = D_m/(n\Delta)$
- Risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \Delta + \frac{\ln^2(n\Delta)}{n\Delta}$

## Vitesse de convergence : si $f' = g$ dans Besov $B_{2,\infty}^\alpha$

$$R \leq (n\Delta)^{-2\alpha/(1+2\alpha)} + \Delta$$

# Résultats

## Risque de l'estimateur à $m$ fixé

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m/(n\Delta) + \Delta$$

## Estimation adaptative

- pénalité  $pen(m) = D_m/(n\Delta)$
- Risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \Delta + \frac{\ln^2(n\Delta)}{n\Delta}$

## Vitesse de convergence : si $f' = g$ dans Besov $B_{2,\infty}^\alpha$

$$R \leq (n\Delta)^{-2\alpha/(1+2\alpha)} + \Delta$$

Dalayan et Kutoyants (2003) :  
vitesse minimax à temps continu  
( $\Delta = 0$ ) :

# Résultats

## Risque de l'estimateur à $m$ fixé

$$R_m \leq \|g_m - g\|_{L^2}^2 + D_m/(n\Delta) + \Delta$$

## Estimation adaptative

- pénalité  $pen(m) = D_m/(n\Delta)$
- Risque :  $R \leq C \min_{m \leq M} (\|g_m - g\|_{L^2}^2 + pen(m)) + \Delta + \frac{\ln^2(n\Delta)}{n\Delta}$

## Vitesse de convergence : si $f' = g$ dans Besov $B_{2,\infty}^\alpha$

$$R \leq (n\Delta)^{-2\alpha/(1+2\alpha)} + \Delta$$

Dalayan et Kutoyants (2003) :  
vitesse minimax à temps continu  
( $\Delta = 0$ ) :  $\mathcal{R}(\hat{g}_{\hat{m}}) \simeq T^{-2\alpha/(1+2\alpha)}$

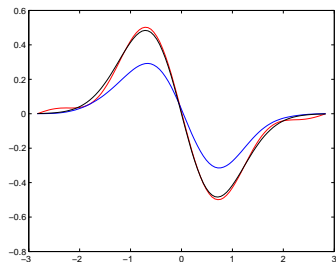
- 1 Problème
- 2 Principe de l'estimation adaptative
- 3 Deux méthodes d'estimation
- 4 Simulations**

## Ornstein Uhlenbeck

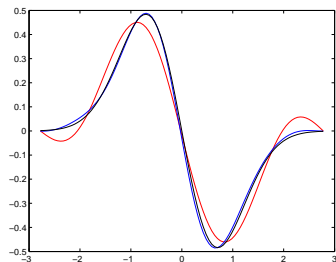
- Paramètres :  $b(x) = -x$  et  $\sigma(x) = 1$

## Graphiques

$N = 10^4$  et  $\Delta = 1$



$N = 10^5$  et  $\Delta = 10^{-2}$



Vraie dérivée

Dérivée estimée en dérivant un estimateur de  $f$

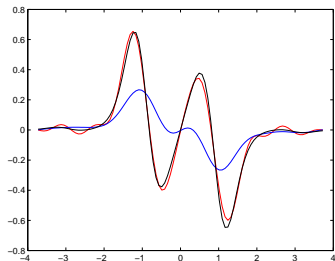
Dérivée estimée par  $f' = 2bf$

# Fonction sinus

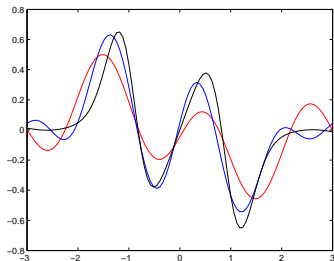
- Paramètres :  $b(x) = \sin(x) - x/\sqrt{1+x^2}$  et  $\sigma(x) = 1$

## Graphiques

$N = 10^4$  et  $\Delta = 1$



$N = 10^5$  et  $\Delta = 10^{-3}$



Vraie dérivée

Dérivée estimée en dérivant un estimateur de  $f$

Dérivée estimée par  $f' = 2bf$