

Contribution à l'estimation et au contrôle de processus stochastiques

Benoîte de Saporta

Habilitation à diriger des recherches

Université de Bordeaux

Plan

Processus BAR et division cellulaire

Introduction

BAR avec données manquantes

BAR à coefficient aléatoires

Conclusion et perspectives

Méthodes numériques pour les PDP

Introduction

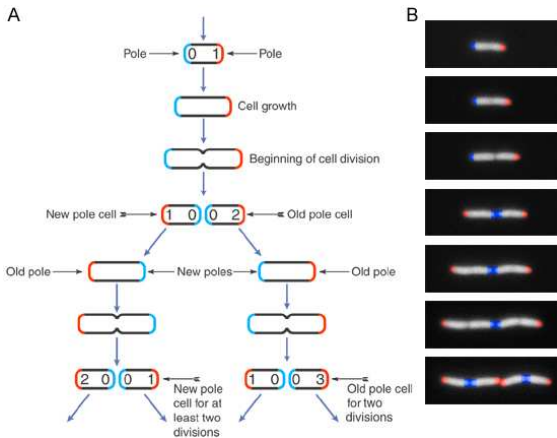
Arrêt optimal

Méthodologie générale

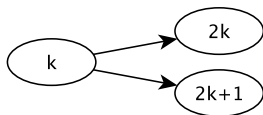
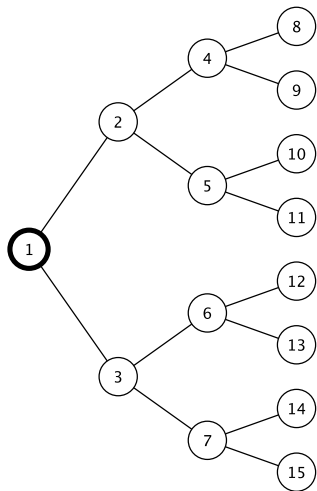
Conclusion et perspectives

Division d'Escherichia coli

[Stewart & al. 2005]



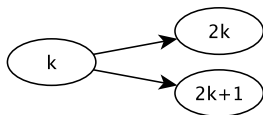
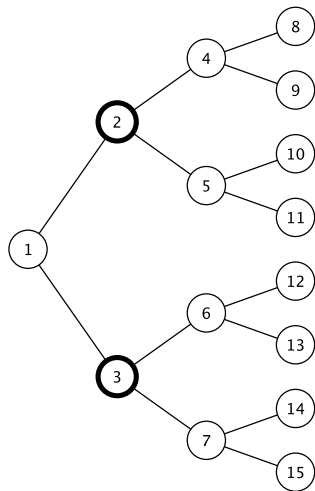
Structure d'arbre binaire



Génération 0:

$$G_0 = \{1\}$$

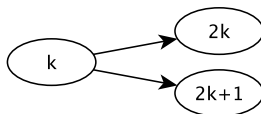
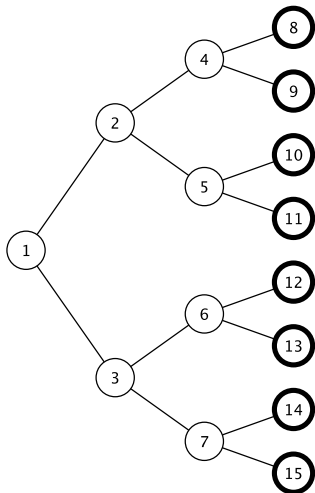
Structure d'arbre binaire



Génération 1:

$$G_1 = \{2, 3\}$$

Structure d'arbre binaire



Génération n :

$$\mathbb{G}_n = \{2^n, 2^n + 1, \dots, 2^{n+1} - 1\}$$

Arbre jusqu'à la génération n :

$$\mathbb{T}_n = \bigcup_{\ell=0}^n \mathbb{G}_\ell$$

Observation d'une caractéristique X_k

BAR asymétrique

[Guyon 2007] Processus auto-régressif de bifurcation asymétrique

$$\begin{cases} X_{2k} &= a + bX_k + \epsilon_{2k} \\ X_{2k+1} &= c + dX_k + \epsilon_{2k+1} \end{cases}$$

$(\epsilon_{2k}, \epsilon_{2k+1})$ gaussiennes iid, $\mathbb{E}[\epsilon_{2k+i}] = \sigma^2$, $\mathbb{E}[\epsilon_{2k}\epsilon_{2k+1}] = \rho$

Estimer les paramètres pour tester l'asymétrie

- ▶ $(a, b) = (c, d)$
- ▶ $a/(1-b) = c/(1-d)$

Méthode chaînes de Markov bifurquantes en utilisant la structure d'arbre par générations

Première contribution

Modèle BAR asymétrique

$$\begin{cases} X_{2k} &= a + bX_k + \epsilon_{2k} \\ X_{2k+1} &= c + dX_k + \epsilon_{2k+1} \end{cases}$$

Hypothèses affaiblies

$\mathcal{F}_n = \sigma\{X_k, k \in \mathbb{T}_n\}$ filtration des générations

- ▶ moments d'ordre 8 pour le bruit
- ▶ différence de martingale $\mathbb{E}[\epsilon_{2k+i} | \mathcal{F}_n] = 0$ pour tout $k \in \mathbb{G}_n$, ϵ_{2k+i} indépendant de ϵ_{2l+j} conditionnellement à \mathcal{F}_n pour tout $k \neq l \in \mathbb{G}_n$
- ▶ $\mathbb{E}[\epsilon_{2k+i}^2 | \mathcal{F}_n] = \sigma^2$, $\mathbb{E}[\epsilon_{2k}\epsilon_{2k+1} | \mathcal{F}_n] = \rho$ pour tout $k \in \mathbb{G}_n$
- ▶ convergence des estimateurs avec vitesse
- ▶ méthode martingale

Méthode martingale

Convergence des martingales L^2

(M_n) martingale **scalaire** bornée dans L^2

$$\langle M \rangle_n = \sum_{k=0}^n \mathbb{E}[(M_{k+1} - M_k)^2 \mid \mathcal{F}_k]$$

Si $\lim_{n \rightarrow \infty} \langle M \rangle_n = +\infty$, alors $\frac{M_n}{\langle M \rangle_n} \rightarrow 0$ p.s.

+ conditions de moment alors $\left(\frac{M_n}{\langle M \rangle_n}\right)^2 = \mathcal{O}\left(\frac{\log(\langle M \rangle_n)}{\langle M \rangle_n}\right)$ p.s.

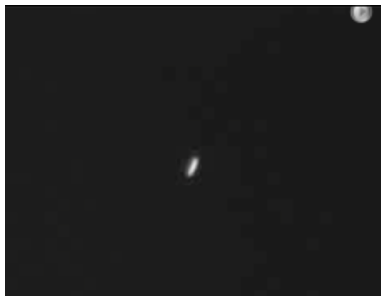
Mise en œuvre

- ▶ identifier une martingale (vectorielle) pour la filtration des **générations**
- ▶ calculer la limite du crochet
- ▶ **redémontrer** le théorème de vitesse de convergence pour une martingale sur un **arbre binaire**

Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

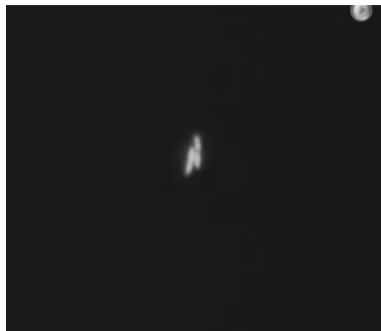
- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

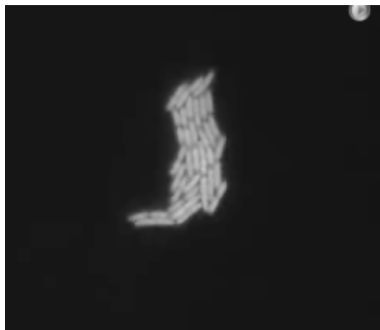
- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

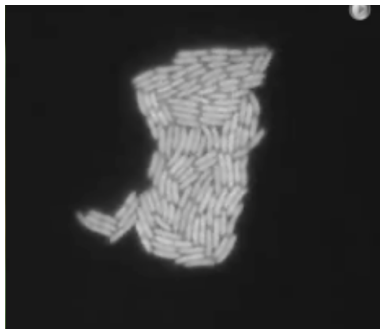
- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète



Données réelles

Données de [Stewart & al. 2005]

- ▶ 94 films = 94 généalogies
- ▶ 4 à 9 générations de cellules par généalogie
- ▶ mesure du **taux de croissance** des cellules
- ▶ **aucune** généalogie complète

On ne peut pas appliquer notre procédure d'estimation et de test à ces données

⇒ Nouvelle procédure d'estimation en tenant compte des **données manquantes**

Modélisation des données manquantes

[Delmas & Marsalle 2010]

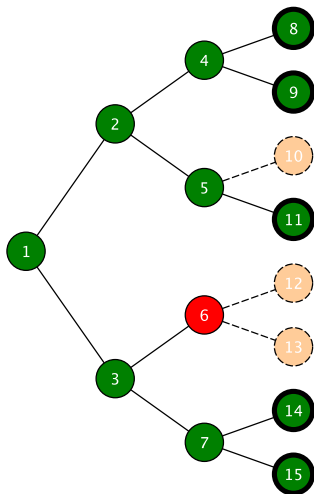
- ▶ chaque cellule a un **type** 0 (pair–nouveau pôle) ou 1 (impair–ancien pôle)
- ▶ une cellule non observée n'a pas de descendante observée
- ▶ probabilité $p(j_0, j_1)$ d'avoir j_0 fille de type 0 et j_1 fille de type 1, tiré **indépendamment** pour chaque cellule
- ▶ Z_n nombre de cellules présentes à la génération n
Galton-Watson
- ▶ inférence sur le BAR partiellement observé par méthode chaîne de Markov bifurquante

Le nombre de cellules filles de chaque type devrait aussi dépendre du type de la mère

Modèle de Galton-Watson à deux types

- ▶ $\delta_k = 1$ si la cellule k est observée, 0 sinon
- ▶ une cellule non observée n'a pas de descendante observée
- ▶ probabilité $p^{(i)}(j_0, j_1)$ pour une cellule mère de type i d'avoir j_0 fille de type 0 et j_1 fille de type 1, tiré indépendamment pour chaque cellule
- ▶ Z_n^i nombre de cellules de type i présentes à la génération n , (Z_n^0, Z_n^1) processus de Galton-Watson à deux types

Génération observée



Génération n observée:

$$\mathbb{G}_n^* = \{k \in \mathbb{G}_n ; \delta_k = 1\}$$

Arbre jusqu'à la génération n :

$$\mathbb{T}_n^* = \{k \in \mathbb{T}_n ; \delta_k = 1\} = \cup_{\ell=0}^n \mathbb{G}_\ell^*$$

BAR partiellement observé

$$\begin{cases} X_{2k} &= a + b X_k + \epsilon_{2k} \\ X_{2k+1} &= c + d X_k + \epsilon_{2k+1} \end{cases}$$

Hypothèses

- ▶ indépendance entre (δ_k) et (X_k) et $(\epsilon_{2k}, \epsilon_{2k+1})$
- ▶ bruit **différence de martingale** avec moments d'ordre 8

Estimation de $\theta = (a, b, c, d)^t$: minimiser

$$\Delta_n(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{k \in \mathbb{T}_{n-1}} \delta_{2k} (X_{2k} - a - bX_k)^2 + \delta_{2k+1} (X_{2k+1} - c - dX_k)^2.$$

Estimateurs **empiriques** des moments du bruit

Estimateur de θ Estimateur des moindres carrés pour θ

$$\hat{\theta}_n = \begin{pmatrix} \hat{a}_n \\ \hat{b}_n \\ \hat{c}_n \\ \hat{d}_n \end{pmatrix} = \mathbf{s}_{n-1}^{-1} \sum_{k \in \mathbb{T}_{n-1}} \begin{pmatrix} \delta_{2k} X_{2k} \\ \delta_{2k} X_k X_{2k} \\ \delta_{2k+1} X_{2k+1} \\ \delta_{2k+1} X_k X_{2k+1} \end{pmatrix}$$

avec

$$\mathbf{s}_n = \begin{pmatrix} \mathbf{s}_n^0 & 0 \\ 0 & \mathbf{s}_n^1 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{s}_n^0 = \sum_{k \in \mathbb{T}_n} \delta_{2k} \begin{pmatrix} 1 & X_k \\ X_k & X_k^2 \end{pmatrix} \quad \mathbf{s}_n^1 = \sum_{k \in \mathbb{T}_n} \delta_{2k+1} \begin{pmatrix} 1 & X_k \\ X_k & X_k^2 \end{pmatrix}$$

Convergence avec vitesse

Théorème

$$\mathbb{1}_{\{|G_n^*|>0\}} \|\hat{\theta}_n - \theta\|^2 = \mathbb{1}_{\{|G_n^*|>0\}} \mathcal{O}\left(\frac{\log |\mathbb{T}_{n-1}^*|}{|\mathbb{T}_{n-1}^*|}\right)$$

Preuve: méthode **martingale**

- ▶ identifier une martingale (vectorielle) pour la filtration des **générations** (augmentée de tout le processus d'observation)
- ▶ calculer la limite du crochet
- ▶ théorème de vitesse de convergence pour une martingale sur un arbre binaire de **Galton-Watson**

Martingale principale

$\widehat{\theta}_n - \theta = \mathbf{S}_{n-1}^{-1} \mathbf{M}_n$, avec (\mathbf{M}_n) martingale pour la filtration des générations et observations

$$\mathbf{M}_n = \sum_{k \in \mathbb{T}_{n-1}} \begin{pmatrix} \delta_{2k} \epsilon_{2k} \\ \delta_{2k} X_{k \in 2k} \\ \delta_{2k+1} \epsilon_{2k+1} \\ \delta_{2k+1} X_{k \in 2k+1} \end{pmatrix}$$

$(\mathbf{M}_n)_{n \geq 1}$ de carré intégrable et de crochet $\langle \mathbf{M} \rangle_n = \Gamma_{n-1}$

$$\Gamma_n = \begin{pmatrix} \sigma^2 \mathbf{S}_n^0 & \rho \mathbf{S}_n^{0,1} \\ \rho \mathbf{S}_n^{0,1} & \sigma^2 \mathbf{S}_n^1 \end{pmatrix} \quad \text{and} \quad \mathbf{S}_n^{0,1} = \sum_{k \in \mathbb{T}_n} \delta_{2k} \delta_{2k+1} \begin{pmatrix} 1 & X_k \\ X_k & X_k^2 \end{pmatrix}$$

Convergence du crochet

Lois des grands nombres pour les observations (δ_k) , le bruit $(\delta_k \epsilon_k)$,
le BAR $(\delta_{2k+i} X_k^q)$

- ▶ martingales **scalaires** pour différentes filtrations
- ▶ forme spécifique de l'**auto-régression**
- ▶ hypothèse $\max\{|b|, |d|\} < 1$

Théorème central limite

Théorème

Conditionnellement à la non extinction

$$\sqrt{|\mathbb{T}_{n-1}^*|}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, \mathbf{S}^{-1} \mathbf{\Gamma} \mathbf{S}^{-1})$$

Deux difficultés

- ▶ normalisation $|\mathbb{T}_{n-1}^*|$ aléatoire
- ▶ résultat conditionné à la non extinction : valable sur l'ensemble de non extinction $\bar{\mathcal{E}} = \cap \{|\mathbb{G}_n^*| > 0\}$ muni de la probabilité $\mathbb{P}_{\bar{\mathcal{E}}}(\cdot) = \mathbb{P}(\cdot \cap \bar{\mathcal{E}}) / \mathbb{P}(\bar{\mathcal{E}})$

Analyse des données E. coli

51 généalogies comportant 8 ou 9 générations

- ▶ test $(a, b) = (c, d)$ 42 p-valeurs ≤ 0.05
- ▶ test $a/(1 - b) = c/(1 - d)$ 41 p-valeurs ≤ 0.05

Simulations \implies faible puissance des tests pour 8 ou 9 générations

Utiliser toutes les données disponibles

Estimateur multi-arbres

Estimateur des moindres carrés pour θ

$$\hat{\theta}_n = \mathbf{S}_{n-1}^{-1} \sum_{j=1}^m \sum_{k \in \mathbb{T}_{n-1}} \begin{pmatrix} \delta_{j,2k} X_{j,2k} \\ \delta_{j,2k} X_{j,k} X_{j,2k} \\ \delta_{j,2k+1} X_{j,2k+1} \\ \delta_{j,2k+1} X_{j,k} X_{j,2k+1} \end{pmatrix}$$

avec

$$\mathbf{S}_n = \begin{pmatrix} \mathbf{S}_n^0 & 0 \\ 0 & \mathbf{S}_n^1 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{S}_n^i = \sum_{j=1}^m \sum_{k \in \mathbb{T}_n} \delta_{j,2k+i} \begin{pmatrix} 1 & X_{j,k} \\ X_{j,k} & X_{j,k}^2 \end{pmatrix}$$

Analyse multi-arbres des données E. coli

Estimation de $\theta \implies$ hypothèse $\max\{|b|, |d|\} < 1$ vraie

a	0.0204 [0.0203; 0.0205]	c	0.0201 [0.0200; 0.0202]
b	0.4686 [0.4536; 0.4837]	d	0.4518 [0.4366; 0.4669]

Estimation des moments du bruit

σ^2	$1.38 \cdot 10^{-5}$ [$1.33 \cdot 10^{-5}$; $1.43 \cdot 10^{-5}$]
ρ	$0.51 \cdot 10^{-5}$ [$0.47 \cdot 10^{-5}$; $0.55 \cdot 10^{-5}$]

Tests : hypothèse $(a, b) = (c, d)$ rejetée (p-valeur $< 10^{-10}$)

hypothèse $a/(1-b) = c/(1-d)$ rejetée (p-valeur $< 10^{-10}$)

Modèle à coefficients aléatoires

$$\begin{cases} X_{2k} &= (a + \varepsilon_{2k}) + (b + \eta_{2k}) X_k \\ X_{2k+1} &= (c + \varepsilon_{2k+1}) + (d + \eta_{2k+1}) X_k \end{cases}$$

Hypothèses

- ▶ $(\varepsilon_{2k}, \eta_{2k}, \varepsilon_{2k+1}, \eta_{2k+1})$ iid
 - ▶ moments d'ordre 32
 - ▶ données manquantes Galton Watson simple
-
- ▶ Estimateur des moindres carrés pour θ : même formule
 - ▶ Estimateurs des moindres carrés modifiés pour les moments du bruit

Convergence

Vitesse de convergence

$$\mathbb{1}_{\{|G_n^*|>0\}} \|\hat{\theta}_n - \theta\|^2 = \mathbb{1}_{\{|G_n^*|>0\}} \mathcal{O}\left(\frac{\log |\mathbb{T}_{n-1}^*|}{|\mathbb{T}_{n-1}^*|}\right)$$

Théorème central limite

Conditionnellement à la non extinction

$$\sqrt{|\mathbb{T}_{n-1}^*|}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, \mathbf{S}^{-1} \mathbf{\Gamma} \mathbf{S}^{-1})$$

- ▶ identifier une martingale (vectorielle) pour la filtration des **générations** et observations
- ▶ **calculer la limite du crochet**
- ▶ théorème de vitesse de convergence pour une martingale sur un arbre binaire de **Galton-Watson**

Martingale principale

$\widehat{\theta}_n - \theta = \mathbf{S}_{n-1}^{-1} \mathbf{M}_n$, avec (\mathbf{M}_n) martingale pour la filtration des générations et observations

$$\mathbf{M}_n = \sum_{k \in \mathbb{T}_{n-1}} \begin{pmatrix} \delta_{2k} \epsilon_{2k} \\ \delta_{2k} X_k \epsilon_{2k} \\ \delta_{2k+1} \epsilon_{2k+1} \\ \delta_{2k+1} X_k \epsilon_{2k+1} \end{pmatrix}$$

$$\begin{cases} \epsilon_{2k} &= \delta_{2k} (\epsilon_{2k} + \eta_{2k} X_k), \\ \epsilon_{2k+1} &= \delta_{2k+1} (\epsilon_{2k+1} + \eta_{2k+1} X_k), \end{cases}$$

$(\mathbf{M}_n)_{n \geq 1}$ de carré intégrable et de crochet $\langle \mathbf{M} \rangle_n = \Gamma_{n-1}$ faisant intervenir des termes en $\sum_{k \in \mathbb{T}_{n-1}} \delta_{2k+i} X_k^q$, $0 \leq q \leq 4$

Convergence du crochet

On ne veut pas imposer

$$\max\{|b + \eta_2|, |d + \eta_3|\} < 1$$

⇒ plus de majoration qui gomme l'asymétrie
impossibilité d'utiliser la méthode martingale directe

Convergence du crochet

On ne veut pas imposer

$$\max\{|b + \eta_2|, |d + \eta_3|\} < 1$$

⇒ plus de majoration qui gomme l'asymétrie
impossibilité d'utiliser la méthode martingale directe

⇒ lois des grands nombres par la méthode chaîne de Markov
bifurquante

Méthode par chaîne de Markov bifurquante

[Guyon 2007]

- ▶ définition d'un modèle de chaîne de Markov sur un arbre binaire complet

$$\mathbb{E} \left[\prod_{k \in \mathbb{G}_n} f_k(X_{2k}, X_{2k+1}) \mid \sigma(X_j, j \in \mathbb{T}_n) \right] = \prod_{k \in \mathbb{G}_n} P f_k(X_k)$$

- ▶ comportement asymptotique de (X_k) donnée par la chaîne induite

$$\begin{cases} Y_0 &= X_1, \\ Y_{n+1} &= A_{n+1} + B_{n+1} Y_n \end{cases}$$

(A_n, B_n) iid de loi $(a + \epsilon_2, b) \mathbb{1}_{\{\zeta=1\}} + (c + \epsilon_3, d) \mathbb{1}_{\{\zeta=0\}}$,
 $\zeta \sim \text{Bernoulli}(1/2)$ lignée aléatoire

Chaîne de Markov bifurquante sur un arbre GW

Chaîne bifurquante sur $\mathbb{R} \cup \partial$

$$X_k^* = X_k \mathbb{1}_{\{\delta_k=1\}} + \partial \mathbb{1}_{\{\delta_k=0\}}$$

Noyau markovien sur $(\mathbb{R} \cup \partial)^3$: $Pf(\partial) = f(\partial, \partial, \partial)$ et

$$\begin{aligned} Pf(x) &= p(1, 1) \mathbb{E} [f(x, (b + \eta_2)x + a + \varepsilon_2, (d + \eta_3)x + c + \varepsilon_3)] \\ &\quad + p(1, 0) \mathbb{E} [f(x, (b + \eta_2)x + a + \varepsilon_2, \partial)] \\ &\quad + p(0, 1) \mathbb{E} [f(x, \partial, (d + \eta_3)x + c + \varepsilon_3)] \\ &\quad + p(0, 0) f(x, \partial, \partial) \end{aligned}$$

Chaîne induite

(A_n, B_n) iid de loi $(a + \epsilon_2, b + \eta_2)\mathbb{1}_{\{\zeta=1\}} + (c + \epsilon_3, d + \eta_3)\mathbb{1}_{\{\zeta=0\}}$,
 $\zeta \sim \text{Bernoulli}\left(\frac{p(1,0)+p(1,1)}{p(1,0)+p(0,1)+2p(1,1)}\right)$

$$\begin{cases} Y_0 &= X_1, \\ Y_{n+1} &= A_{n+1} + B_{n+1} Y_n \end{cases}$$

- ▶ loi invariante $\mu \sim \sum B_1 \cdots B_{n-1} A_n$
- ▶ ergodicité géométrique pour x^q dès que

$$\mathbb{E}[|B_1|^q] = \frac{p(1,0) + p(1,1)}{m} \mathbb{E}[|b + \eta_2|^q] + \frac{p(0,1) + p(1,1)}{m} \mathbb{E}[|d + \eta_3|^q] < 1$$

remplace l'hypothèse $\max\{|b|, |d|\} < 1$

Analyse multi-arbres des données E. coli (coefficients aléatoires)

a	0.0204 [0.0197; 0.0210]	c	0.0201 [0.0194; 0.0208]
b	0.4686 [0.4511; 0.4861]	d	0.4518 [0.4336; 0.4700]

Estimation des moments du **bruit**

σ_ϵ^2	$1.44 \cdot 10^{-4}$ [$0.59 \cdot 10^{-4}$; $2.28 \cdot 10^{-4}$]
σ_η^2	$9.44 \cdot 10^{-2}$ [$3.20 \cdot 10^{-2}$; $15.68 \cdot 10^{-2}$]

Test : hypothèse $\sigma_\eta^2 = 0$ **rejetée** (p-valeur = 10^{-3})

Conclusion et perspectives

Comparatif méthode chaîne de Markov et méthode martingale

	Martingale	Chaîne de Markov
bruit	différence de martingale moments d'ordre q	iid moments d'ordre $4q$
b et d	$\max < 1$	moyenne pondérée < 1
observations	Galton-Watson à deux types	Galton-Watson simple deux types?

Perspectives

- ▶ remise en cause de l'**asymétrie** par de nouvelles expériences biologiques
- ▶ modélisation du vieillissement par accumulation de **déchets**
- ▶ dynamique des **mitochondries**

Plan

Processus BAR et division cellulaire

Introduction

BAR avec données manquantes

BAR à coefficient aléatoires

Conclusion et perspectives

Méthodes numériques pour les PDP

Introduction

Arrêt optimal

Méthodologie générale

Conclusion et perspectives

Définition des PDP

Davis (80's)

Classe générale de processus stochastiques **hybrides** de type **non-diffusion** : mouvement **deterministe** ponctué de sauts aléatoires

Domaines d'application

ingénierie, optimisation, recherche opérationnelle, files d'attente, assurance, biologie, trafic internet, neurosciences, fiabilité dynamique . . .

Dynamique

Processus hybride $X_t = (m_t, y_t)$

- ▶ mode **discret** $m_t \in \{1, 2, \dots, p\}$
- ▶ variables d'état **euclidiennes** $y_t \in \mathbb{R}^n$

Caractéristiques locales dans le mode m

- ▶ E_m ouvert de \mathbb{R}^d , ∂E_m sa frontière, \bar{E}_m sa fermeture, $E = \cup(\{m\} \times E_m)$ espace d'états
- ▶ Flot $\phi_m: \mathbb{R}^d \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^d$ groupe d'homéomorphismes, mouvement déterministe
- ▶ Intensité $\lambda_m: \bar{E}_m \rightarrow \mathbb{R}_+$ intensité des sauts
- ▶ Noyau markovien Q_m on $(\bar{E}_m, \mathcal{B}(\bar{E}_m))$ sélectionne les nouvelles positions après saut

Deux types de sauts

- ▶ temps d'atteinte de la frontière $t^*(m, y)$ déterministe

$$t^*(m, y) = \inf\{t > 0 : \phi_m(y, t) \in \partial E_m\}$$

- ▶ loi du premier temps de saut T_1

$$\mathbb{P}_{(m,y)}(T_1 > t) = \begin{cases} e^{-\int_0^t \lambda_m(\phi_m(y,s)) ds} & \text{si } t < t^*(m, y) \\ 0 & \text{si } t \geq t^*(m, y) \end{cases}$$

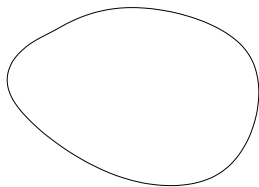
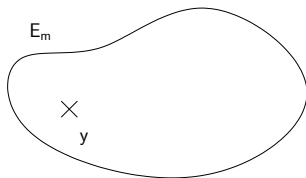
- ▶ T_1 a une densité sur $[0, t^*(m, y)[$ et un **atome** en $t^*(m, y)$:

$$\mathbb{P}_{(m,y)}(T_1 = t^*(m, y)) > 0$$

Construction itérative

Point de départ

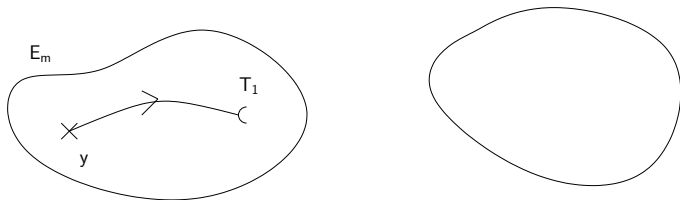
$$X_0 = Z_0 = (m, y)$$



Construction itérative

X_t suit le flot déterministe jusqu'au premier temps de saut $T_1 = S_1$

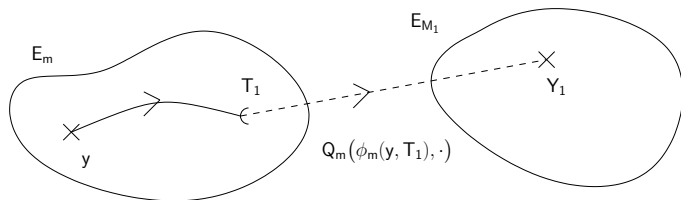
$$X_t = (m, \phi_m(y, t)), \quad t < T_1$$



Construction itérative

Position et mode après-saut $Z_1 = (M_1, Y_1)$ tirés suivant la loi

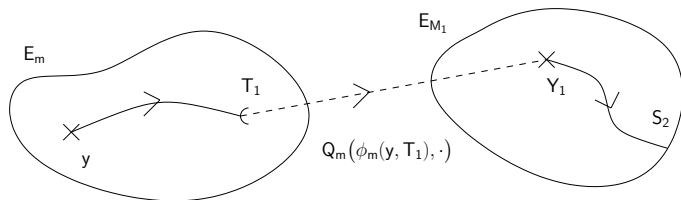
$$Q_m(\phi_m(y, T_1), \cdot)$$



Construction itérative

X_t suit le flot déterministe jusqu'au prochain temps de saut T_2

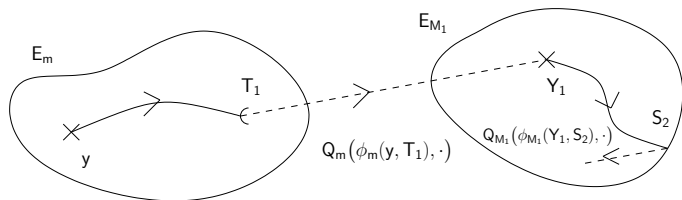
$$X_{T_1+t} = (M_1, \phi_{M_1}(Y_1, t)), \quad t < S_2 = T_2 - T_1$$



Construction itérative

Position et mode après-saut $Z_2 = (M_2, Y_2)$ tirés suivant la loi

$$Q_{M_1}(\phi_{M_1}(Y_1, S_2), \cdot) \dots$$



Chaîne induite

Z_n position et mode après le saut n

S_n durée entre le saut n et le saut $n - 1$

Propriété fondamentale

(Z_n, S_n) est une chaîne de Markov qui contient tout l'aléa du processus :

X_t connu pour tout $t \implies (Z_n, S_n)$ connus pour tout n

(Z_n, S_n) connus pour tout $n \implies X_t$ connu pour tout t

Exemple Astrium

Structure de missile balistique stratégique soumis à corrosion

Profil d'emploi

Stockage dans 3 environnements différentes avec durées **aléatoires**

1. atelier
2. sous-marin nucléaire en mission
3. sous-marin en cale sèche

Exigence du sûreté très forte



Maîtriser l'évolution de l'épaisseur

Dynamique du processus de dégradation

- ▶ Succession déterministe des environnements : $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 1 \dots$
- ▶ Temps **aléatoire** passé dans l'environnement i loi $Exp(\lambda_i)$
- ▶ Protection anti-corrosion initiale d'une durée **aléatoire** suivant une loi de Weibul
- ▶ Equation de la **perte d'épaisseur** dans l'environnement i :

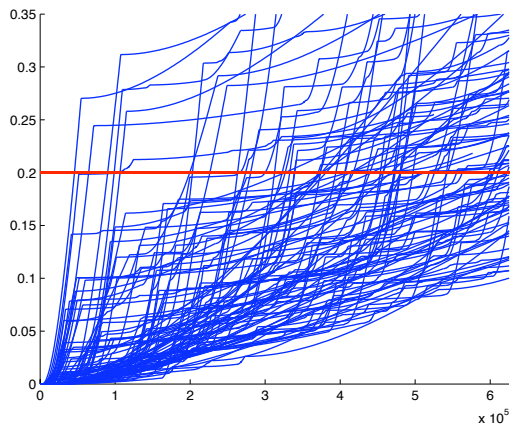
$$d_t = \rho_i \left(t - \eta_i + \eta_i \exp(-t/\eta_i) \right)$$

- ▶ ρ_i taux de corrosion stable **aléatoire** suivant une loi uniforme dépendant de l'environnement i
- ▶ η_i durée de transition déterministe dans l'environnement i .

On dispose de valeurs numériques pour tous les paramètres.

Structure inutilisable si $d_t \geq 0.2mm$

Exemples de trajectoires simulées



Méthodes numériques

Constat

Très peu de méthodes numériques pour les PDP dans la littérature
[Costa Davis 88, 89]

Objectif

Proposer des méthodes numériques

- ▶ adaptées aux spécificités des PDP
- ▶ avec des preuves (et des vitesses) de convergence
- ▶ utilisables en pratique

Motivation : maintenance préventive

Machine pouvant tomber en panne

Problème de maintenance

Trouver un **équilibre** optimal entre

- ▶ changer les pièces trop tôt/souvent
- ▶ ne rien faire jusqu'à la panne totale

Problème mathématique

- ▶ arrêt optimal
- ▶ contrôle impulsionnel

Problème d'arrêt optimal

- ▶ Fonction de performance g
- ▶ Horizon aléatoire : N -ème temps de saut T_N du PDP
- ▶ \mathcal{M}_N ensemble des temps d'arrêt $\tau \leq T_N$

Problème d'arrêt optimal

- ▶ calculer la fonction valeur

$$V(x) = \sup_{\tau \in \mathcal{M}_N} \mathbb{E}_x[g(X_\tau)]$$

- ▶ trouver un temps d'arrêt ε -optimal τ^* qui atteint $V(x) - \varepsilon$

Construction itérative

[Gugerli,1986]

Equation de programmation dynamique

- ▶ $v_N(Z_N) = g(Z_N)$
- ▶ $v_n(Z_n) = L(v_{n+1}, g)(Z_n)$ pour $n \leq N - 1$

$$v_0(Z_0) = \sup_{\tau \in \mathcal{M}_N} \mathbb{E}_x[g(X_\tau)]$$

$$\begin{aligned} & L(v_{n+1}, g)(Z_n) \\ &= \sup_{u \leq t^*(Z_n)} \left\{ \mathbb{E} \left[v_{n+1}(Z_{n+1}) \mathbb{1}_{\{S_{n+1} < u\}} + g(\phi(Z_n, u)) \mathbb{1}_{\{S_{n+1} \geq u\}} \mid Z_n \right] \right\} \\ & \quad \vee \mathbb{E} [v_{n+1}(Z_{n+1}) \mid Z_n] \end{aligned}$$

Choix de la méthode de discrétisation

[Pagès 98], [Bally, Pagès 03, 05], [Pagès, Pham, Printems 04]...

Quantification d'une variable aléatoire $X \in L^p(\mathbb{R}^d)$

Approcher X par \hat{X} à support fini pour minimiser $\|X - \hat{X}\|_p$

- ▶ grille finie pondérée Γ avec $|\Gamma| = K$
- ▶ $\hat{X} = p_\Gamma(X)$ projection au plus proche voisin

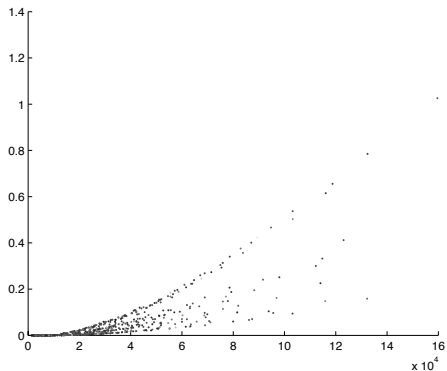
Propriétés asymptotiques

Si $E[|X|^{p+\eta}] < +\infty$ alors

$$\lim_{K \rightarrow \infty} \min_{|\Gamma| \leq K} \|X - \hat{X}^\Gamma\|_p \simeq K^{-1/d}$$

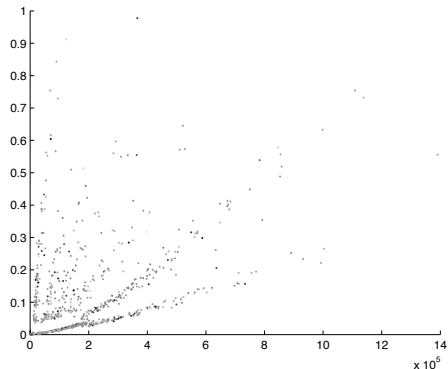
Grilles pour le processus de corrosion

Dans l'ambiance 2 après le 1er saut



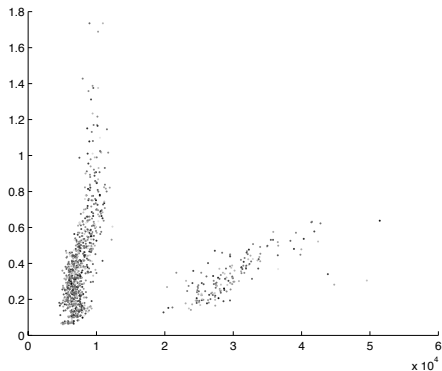
Grilles pour le processus de corrosion

Dans l'ambiance 3 après le 2ème saut



Grilles pour le processus de corrosion

Dans l'ambiance 1 après le 15ème saut



Discrétisation

Approximation de la fonction valeur

- ▶ $\hat{v}_N(\hat{Z}_N) = g(\hat{Z}_N)$
- ▶ $\hat{v}_n(\hat{Z}_n) = \hat{L}_d(\hat{v}_{n+1}, g)(\hat{Z}_n)$ pour $n \leq N - 1$

$$\begin{aligned} & \hat{L}_d(v_{n+1}, g)(\hat{Z}_n) \\ &= \max_{u \in G(\hat{Z}_n)} \left\{ \mathbb{E} \left[v(\hat{Z}_{n+1}) \mathbb{1}_{\{\hat{S}_{n+1} < u\}} + g(\phi(\hat{Z}_n, u)) \mathbb{1}_{\{\hat{S}_{n+1} \geq u\}} \mid \hat{Z}_n \right] \right\} \\ & \quad \vee \mathbb{E} [v(\hat{Z}_{n+1}) \mid \hat{Z}_n] \end{aligned}$$

Vitesse de convergence

Théorème

Hypothèses de régularité **Lipschitz** sur ϕ , λ , Q , t^* et g

$$|v_0(x) - \widehat{v}_0(x)| \leq C\sqrt{EQ}$$

C constante explicite,
 EQ erreur de quantification

$\sqrt{\cdot}$ due aux **indicatrices**

Temps d'arrêt optimal

Règle d'arrêt calculable $\hat{\tau}$

- ▶ construction itérative **explicite**
- ▶ pas de calculs supplémentaires
- ▶ **vrai temps d'arrêt** pour la filtration du processus (X_t)

Théorème

Mêmes hypothèses

$$|v_0(x) - \mathbb{E}_x[g(X_{\hat{\tau}})]| \leq C_1 EV + C_2 \sqrt{EQ}$$

C_1, C_2 constantes explicites

EV erreur de la fonction valeur

EQ erreur de quantification

Autre approximation de la fonction valeur par **Monte Carlo**

Politique de maintenance pour le modèle de corrosion

Une seule intervention avant la rupture \Rightarrow remise à neuf de la structure

Optimisation de la maintenance : équilibre entre

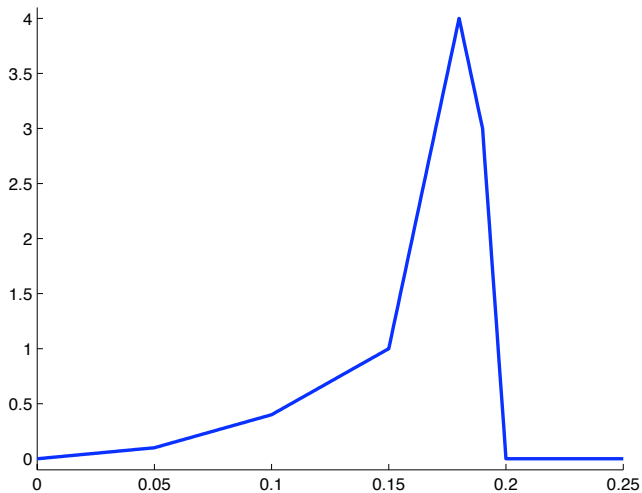
- ▶ une maintenance trop précoce **coûteux**
- ▶ une maintenance trop tardive **dangereux**

Optimisation des marges

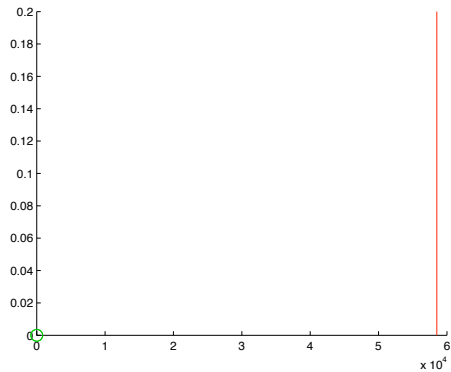
En phase de conception

- ▶ consolider les marges de dimensionnement par rapport aux spécifications
- ▶ assurer à 95% qu'aucune maintenance ne sera nécessaire avant la date objective contractuelle

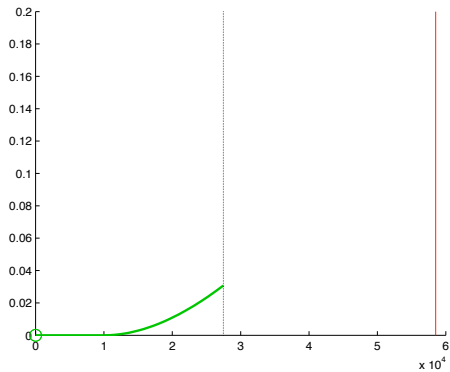
Fonction de performance



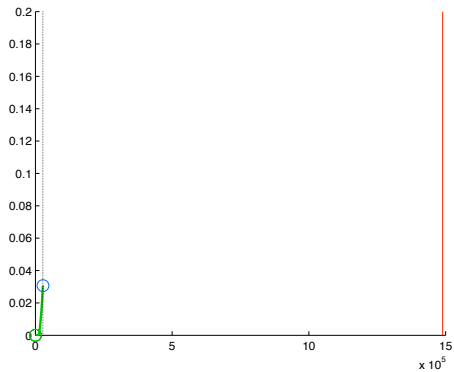
Règle d'arrêt itérative



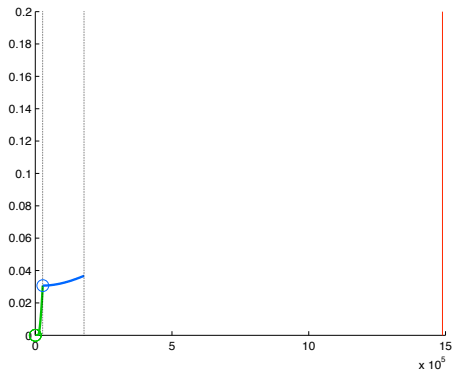
Règle d'arrêt itérative



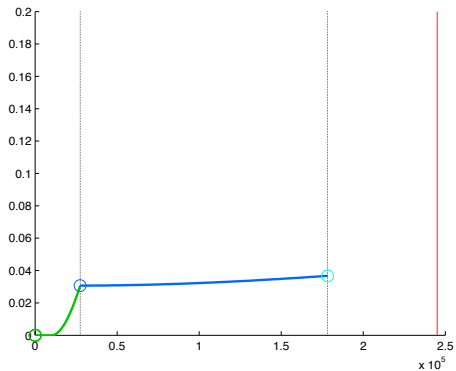
Règle d'arrêt itérative



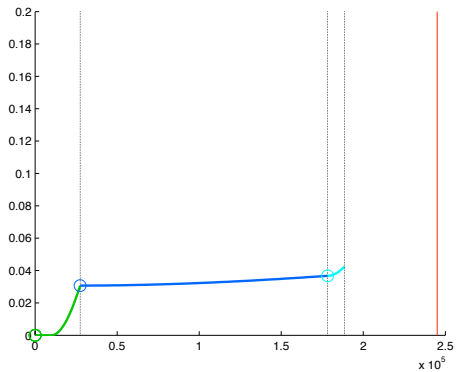
Règle d'arrêt itérative



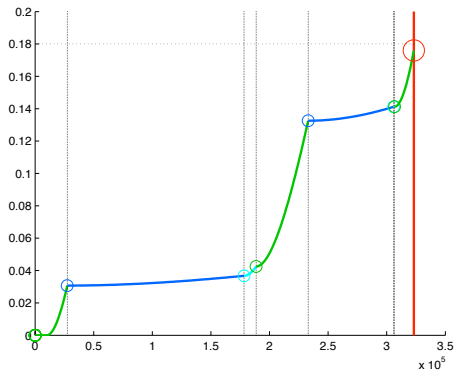
Règle d'arrêt itérative



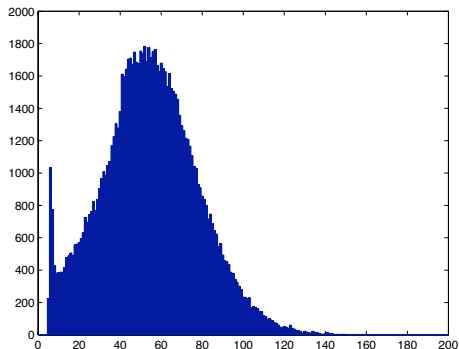
Règle d'arrêt itérative



Règle d'arrêt itérative



Optimisation des marges



Seuil	Probabilité
5 ans	0.0002
10 ans	0.0304
15 ans	0.0524
20 ans	0.0793
40 ans	0.2647
60 ans	0.6048
80 ans	0.8670
100 ans	0.9691
150 ans	0.9997

Calcul de la fonction valeur

Résultats numériques (vraie valeur : 4)

Nombre de points dans les grilles de quantification	Fonction valeur approchée	Fonction valeur par Monte Carlo
10	2.48	0.94
50	2.70	1.84
100	2.94	2.10
200	3.09	2.63
500	3.39	3.15
1000	3.56	3.43
2000	3.70	3.60
5000	3.82	3.73
8000	3.86	3.75

Stratégie numérique générale

Propriété

Toute quantité concernant la loi du processus peut s'exprimer uniquement à l'aide de la suite (Z_n, S_n)

- ▶ trouver une expression (récursive) du problème en fonction de la suite (Z_n, S_n)
- ▶ **discrétiser** (Z_n, S_n) pour obtenir une approximation numérique

Autres résultats

- ▶ arrêt optimal sur un cas test de réservoir (128 modes)
- ▶ arrêt optimal sous observation **partielle**
- ▶ contrôle **impulsionnel**

Autres résultats

- ▶ arrêt optimal sur un cas test de réservoir (128 modes)
- ▶ arrêt optimal sous observation **partielle**
- ▶ contrôle **impulsionnel**

- ▶ espérance de **fonctionnelles** de X_t dépendant du **temps**
- ▶ distribution et moment de **temps de sortie**

Conclusion et perspectives

Avantages et inconvénients des méthodes numériques

- ▶ méthode utilisable en pratique
- ▶ temps de calcul on line/off line
- ▶ dimension

Perspectives

- ▶ stratégie optimale pour le contrôle impulsionnel
- ▶ méthodes numériques pour les MDP
- ▶ pré-calcul d'équations différentielles matricielles

