

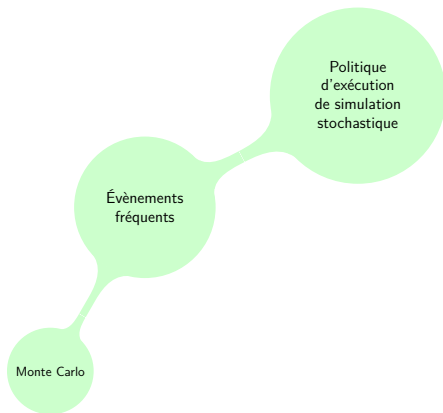
Une nouvelle politique d'exécution de simulations stochastiques fondée sur des principes de partitionnement, de sélection et de clonage.

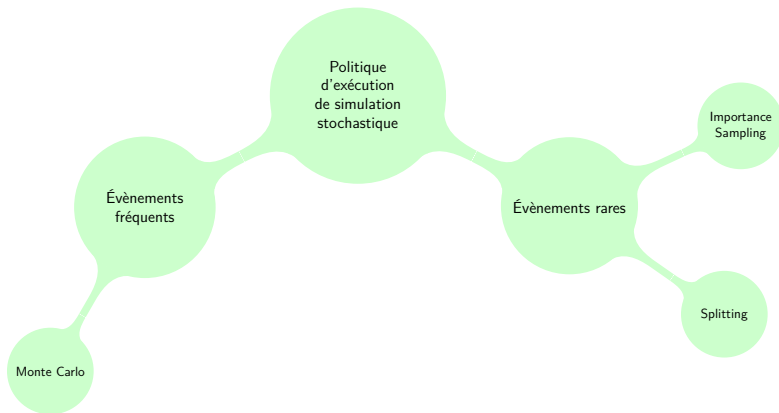
Soutenance de thèse de Yu-Lin Huang

Encadrants : G. Morvan, F. Pichon, D. Mercier
Jury : P. Matthieu, F. Michel, V. Chevrier, Z. Guessoum, A. Beynier

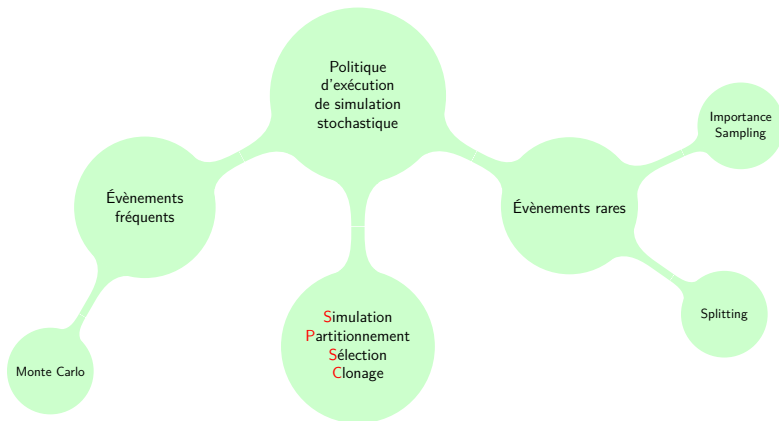
06 Juillet 2021

Politique
d'exécution
de simulation
stochastique

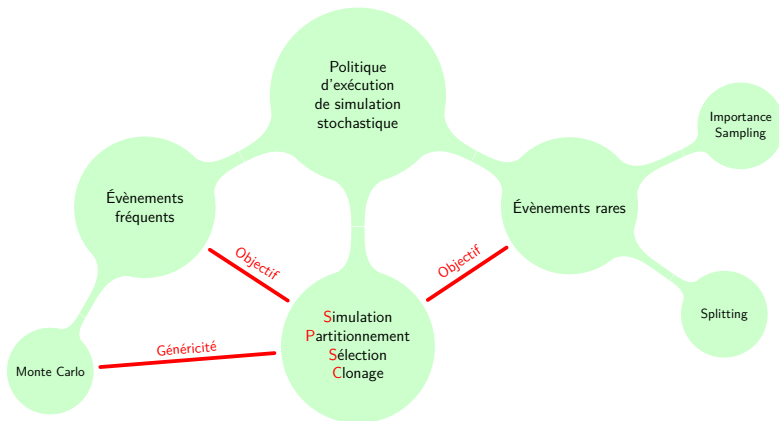




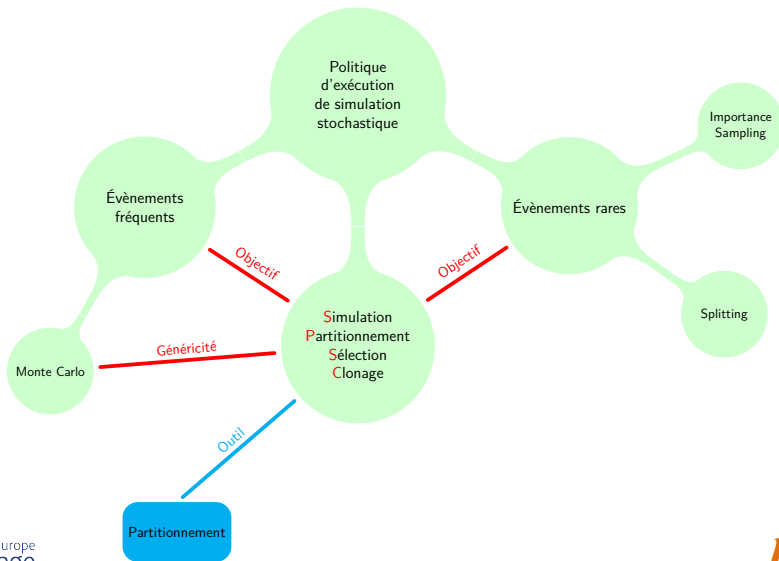
Préambule



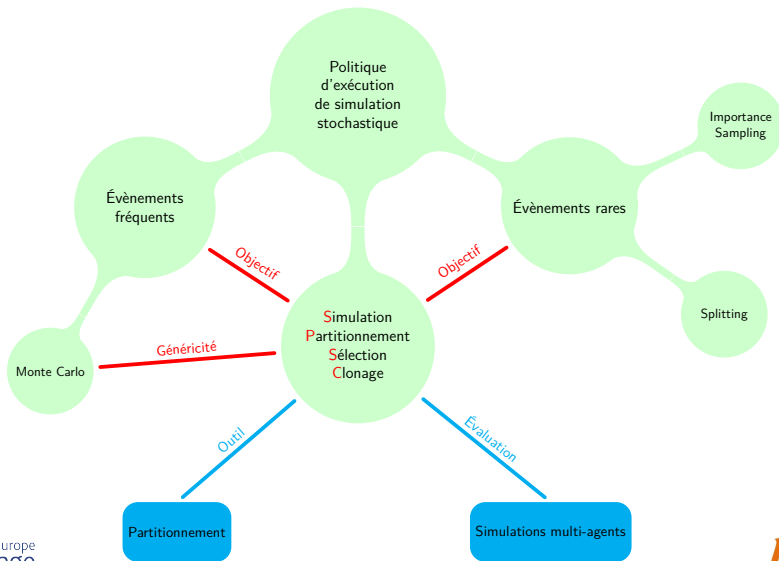
Préambule



Préambule



Préambule



Plan de la présentation

Simulation stochastique

Partitionnement de données

SPSC : une nouvelle politique d'exécution de simulations stochastiques

Évaluation de SPSC

Conclusion et perspectives

Simulation stochastique
Méthode de Monte-Carlo
Recherche d'évènements rares
Simulation multi-agents

Partitionnement de données
Définition du problème
Principaux algorithmes

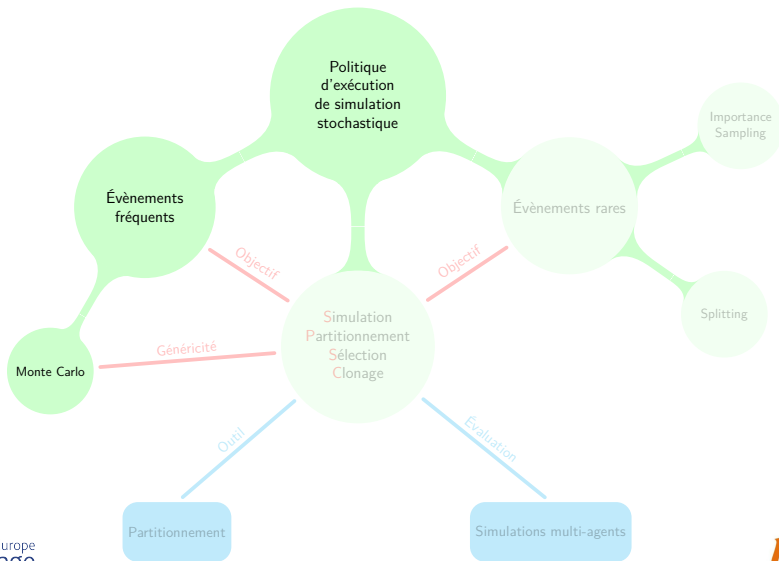
SPSC : une nouvelle politique d'exécution de simulations stochastiques

Objectifs
Présentation intuitive
Présentation détaillée
Extension probabiliste
Implémentation

Évaluation de SPSC
Mesures de performance
Modèles de simulation
Résultats et discussion

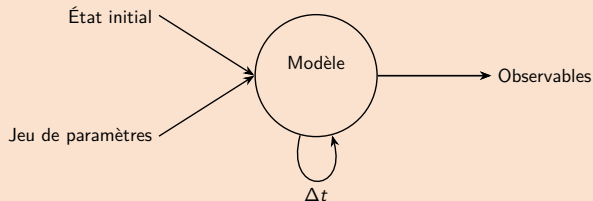
Conclusion et perspectives

Simulation stochastique



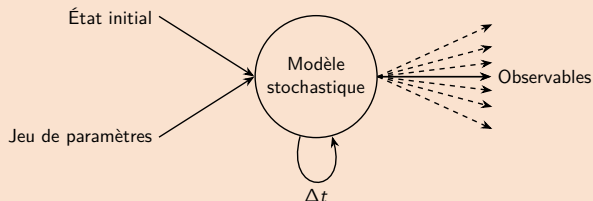
Simulation stochastique

Généralités



Simulation stochastique

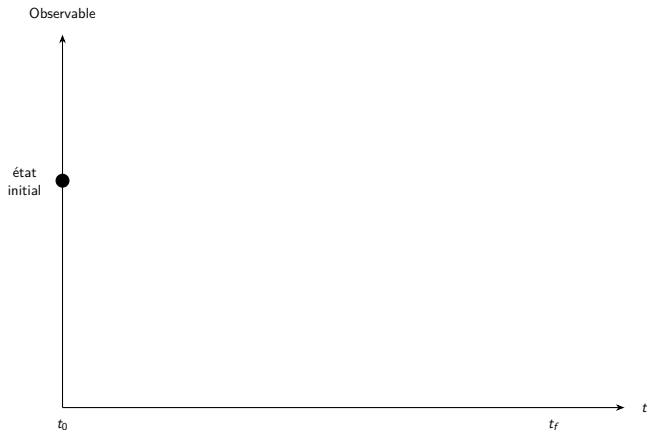
Généralités



- ▶ Simulation **stochastique** : avec des conditions initiales et des paramètres fixés, chaque réplication donne des **résultats différents**.
- ▶ Nous nous intéressons à la **probabilité d'apparition de certaines solutions qui intéressent le modélisateur**.

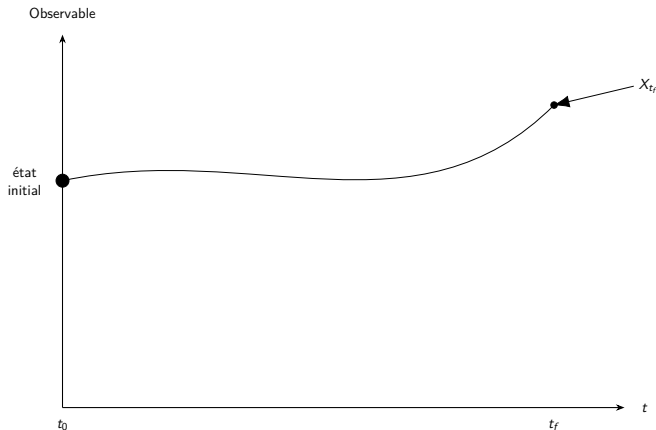
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



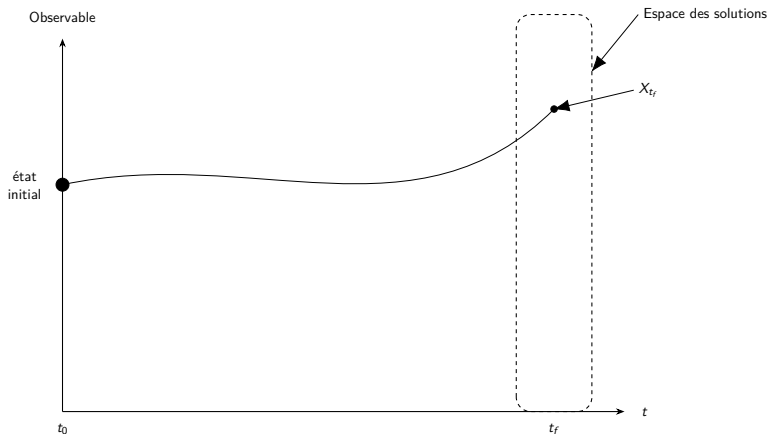
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



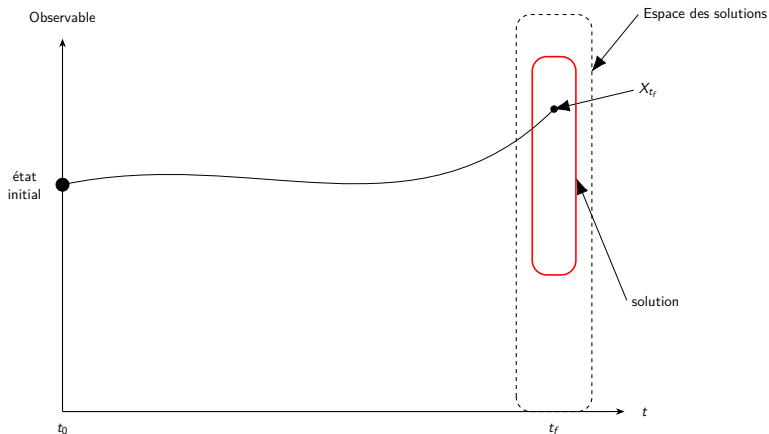
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



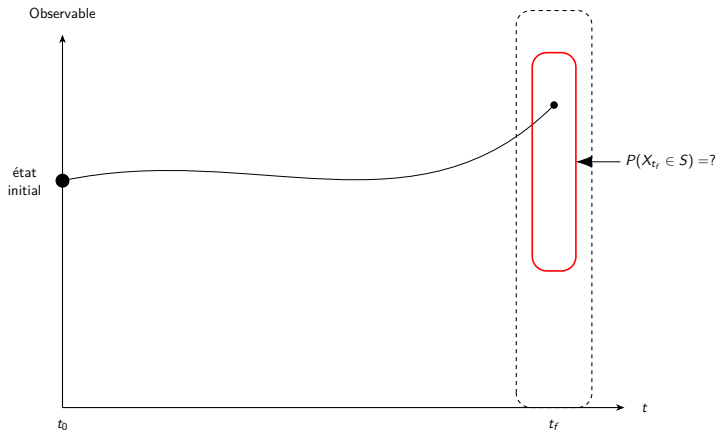
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



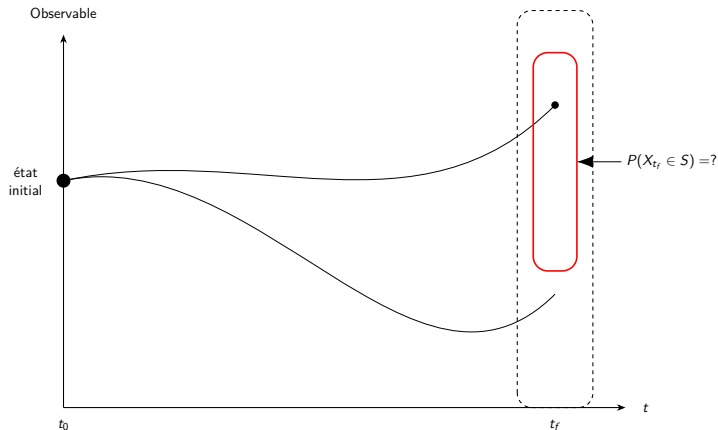
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



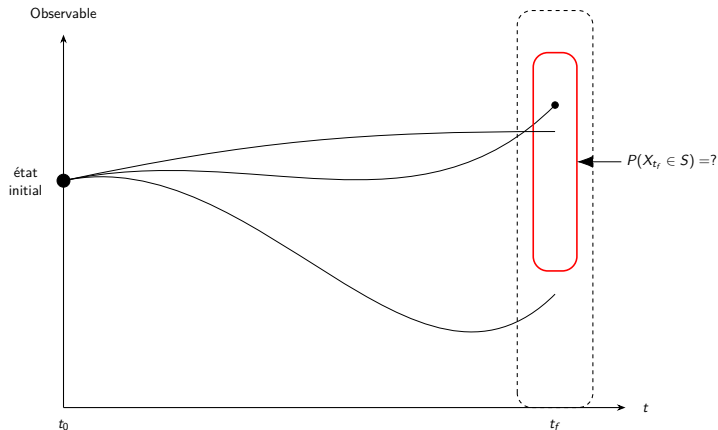
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



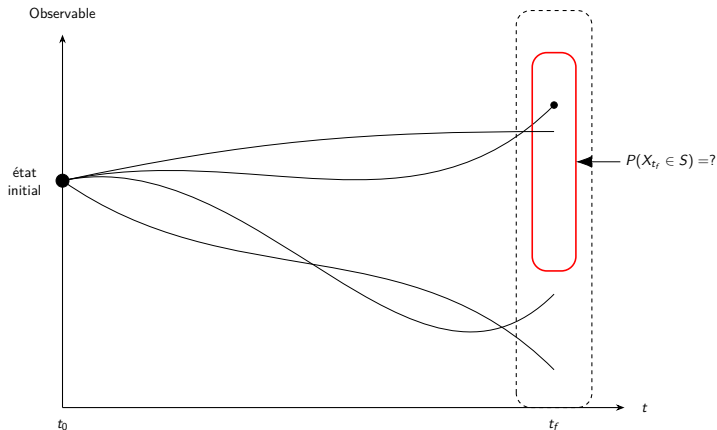
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



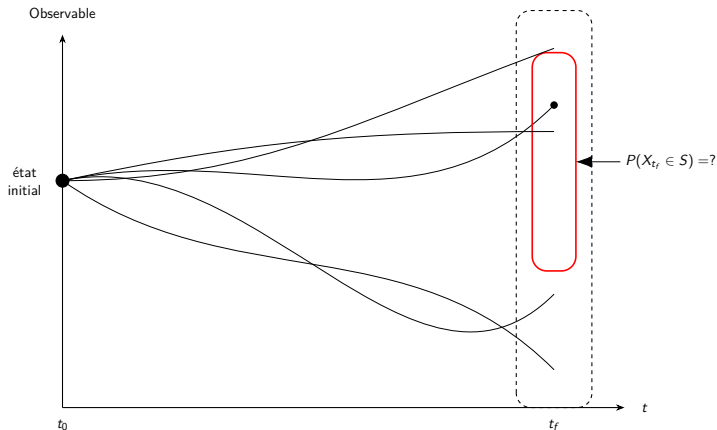
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



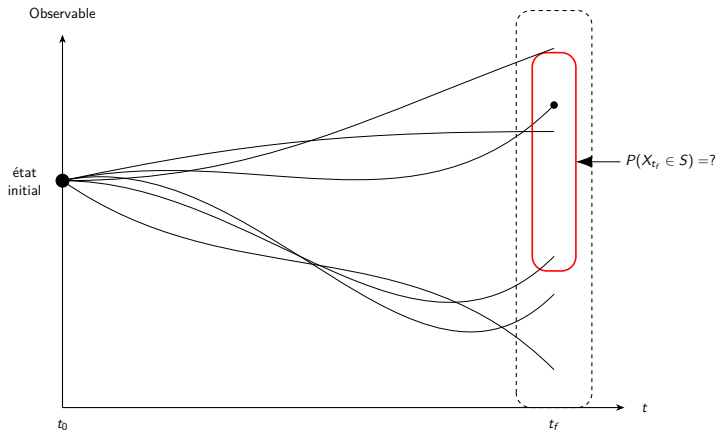
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



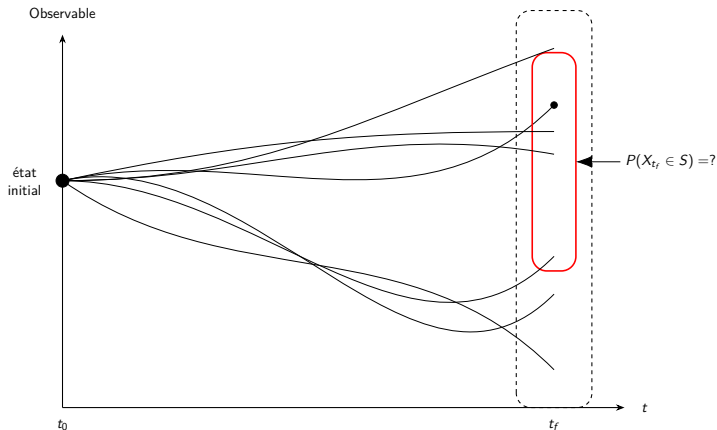
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



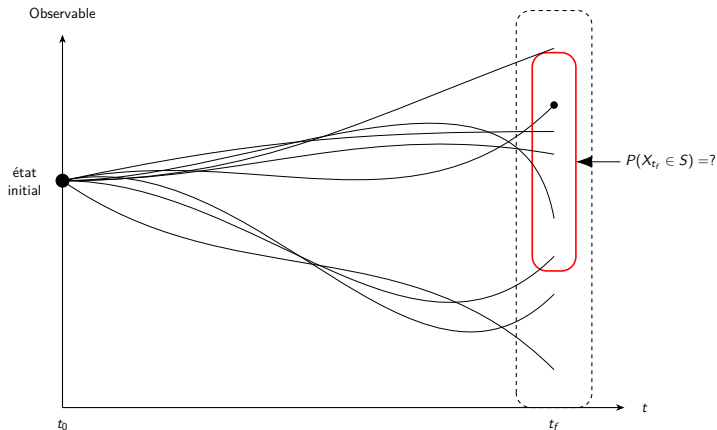
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



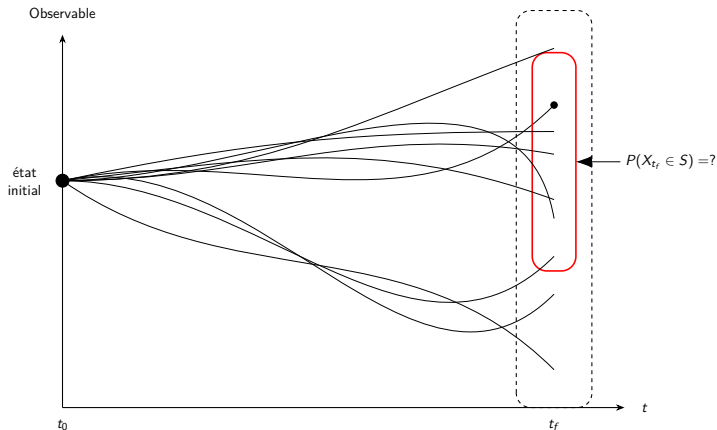
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



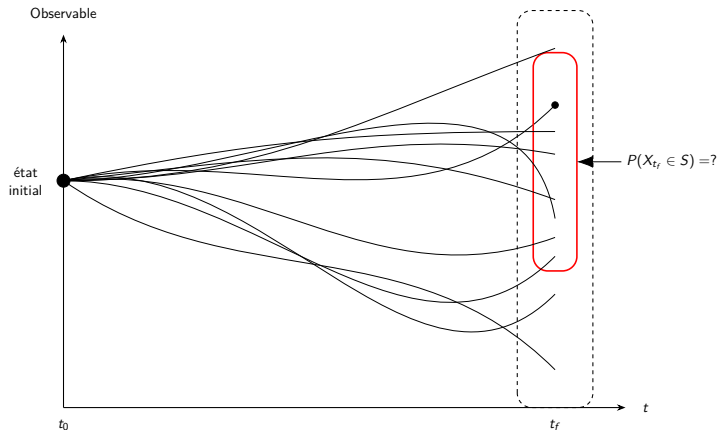
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



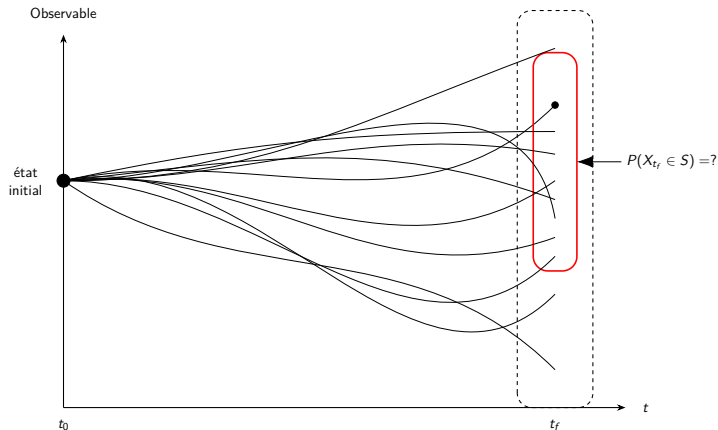
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



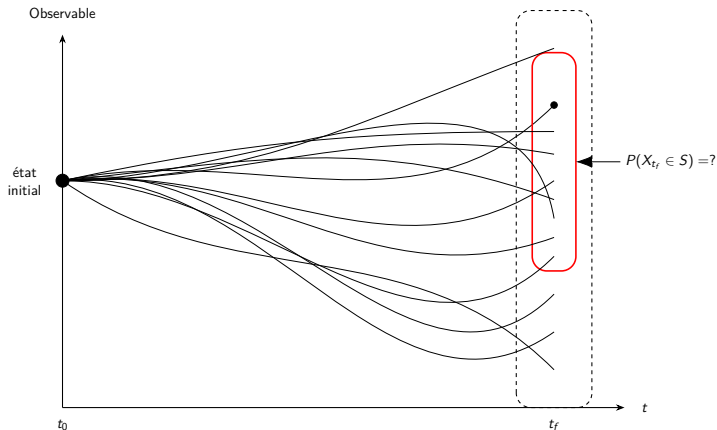
Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution : définition du problème



Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution par la méthode Monte-Carlo (MC)

Principe

- ▶ Répliquer la simulation stochastique N fois
- ▶ Estimation de la probabilité d'une solution S :

$$\hat{P}(X_{t_f} \in S) = \sum_{x_{t_f}} \frac{\mathbb{1}_S(x_{t_f})}{N}$$

où $\mathbb{1}_S$ est la fonction indicatrice de S

Simulation stochastique

Estimation de la probabilité d'une solution par la méthode Monte-Carlo (MC)

Principe

- ▶ Répliquer la simulation stochastique N fois
- ▶ Estimation de la probabilité d'une solution S :

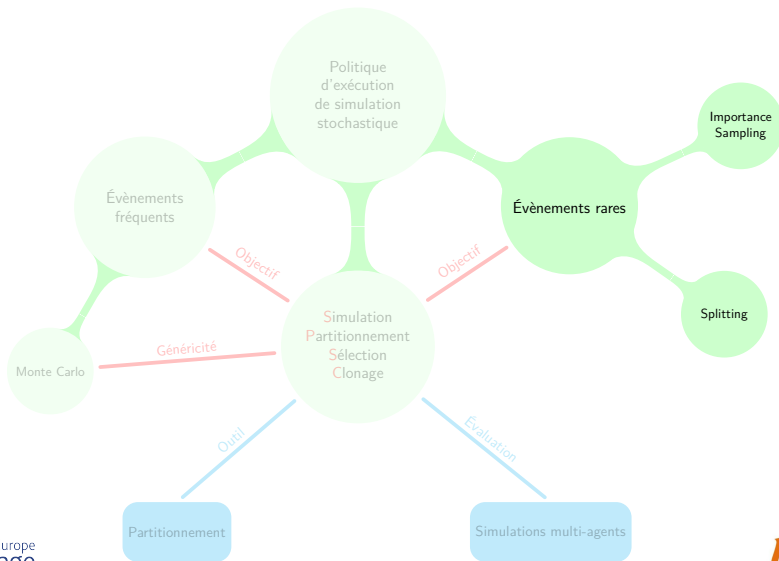
$$\hat{P}(X_{t_f} \in S) = \sum_{x_{t_f}} \frac{\mathbb{1}_S(x_{t_f})}{N}$$

où $\mathbb{1}_S$ est la fonction indicatrice de S

Limitations

- ▶ Un grand nombre de réplifications est souvent nécessaire si
 - ▶ la variance des résultats est importante
 - ▶ on souhaite détecter aussi des **événements rares**

Simulation stochastique

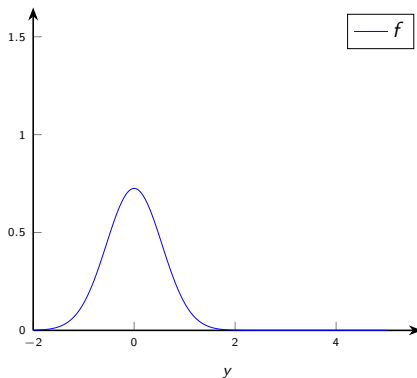


Échantillonnage préférentiel ou Importance sampling (IS)

- ▶ Estimer la probabilité d'une solution $\mathcal{S}$ revient à estimer l'espérance de sa fonction indicatrice g
- ▶ Si les observables (suivant une distribution f) se trouvent rarement dans le support de g
⇒ Nécessite un grand nombre de répliques N
- ▶ Création d'une nouvelle distribution $\tilde{f}$ afin de réduire N

Simulation stochastique

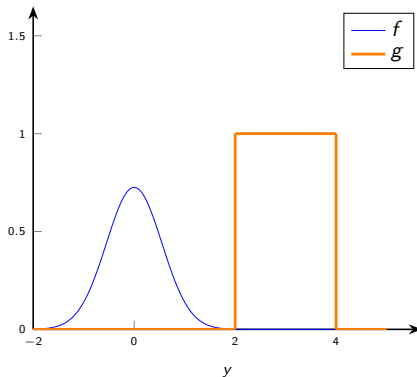
Recherche d'évènements rares - Importance sampling (IS)



Soit f la distribution d'un observable

Simulation stochastique

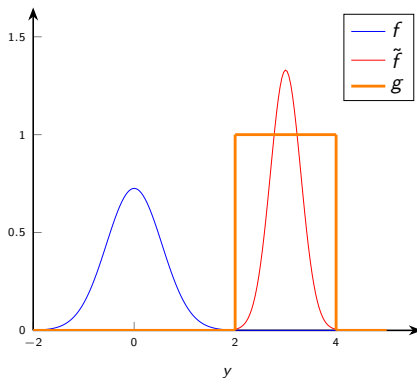
Recherche d'évènements rares - Importance sampling (IS)



Soit g la fonction dont on souhaite estimer l'espérance

Simulation stochastique

Recherche d'évènements rares - Importance sampling (IS)



On crée une distribution $\tilde{f}$ à partir de f afin d'estimer $g(y)$ plus efficacement

Échantillonnage préférentiel ou Importance sampling (IS)

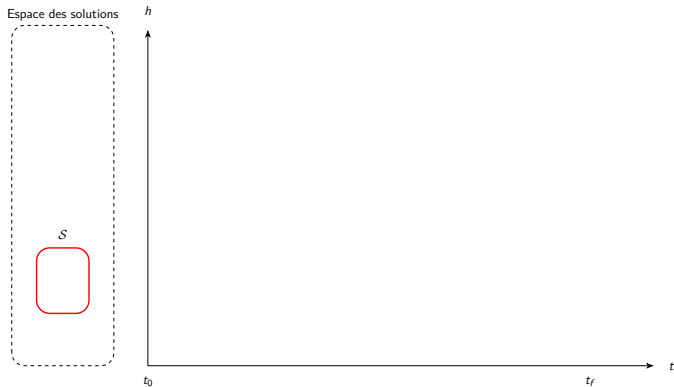
- ▶ Estimer la probabilité d'une solution $\mathcal{S}$ revient à estimer l'espérance de sa fonction indicatrice g
- ▶ Si les observables (suivant une distribution f) se trouvent rarement dans le support de g
⇒ Nécessite un grand nombre de répliques N
- ▶ Création d'une nouvelle distribution $\tilde{f}$ afin de réduire N

Splitting techniques

- ▶ Solution rare $\mathcal{S}$: chaîne de solutions de plus en plus rares
- ▶ $h_1, \dots, h_n = \mathcal{S}$ le niveau de rareté

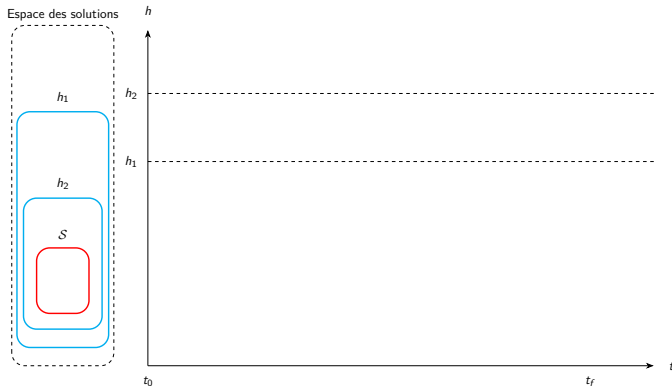
Politiques d'exécution existantes

Recherche d'évènements rares - Splitting



Politiques d'exécution existantes

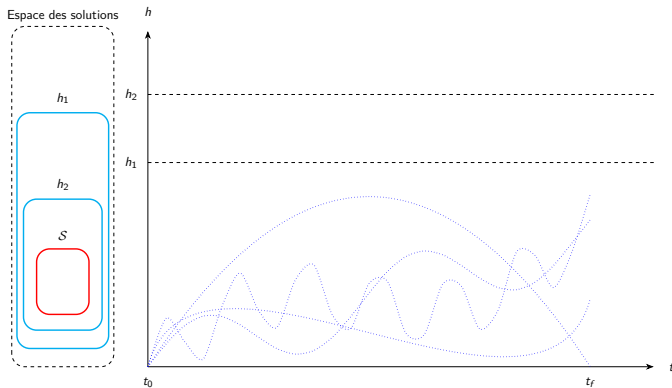
Recherche d'évènements rares - Splitting



Définir les niveaux $h_1, h_2, \dots, h_n = S$

Politiques d'exécution existantes

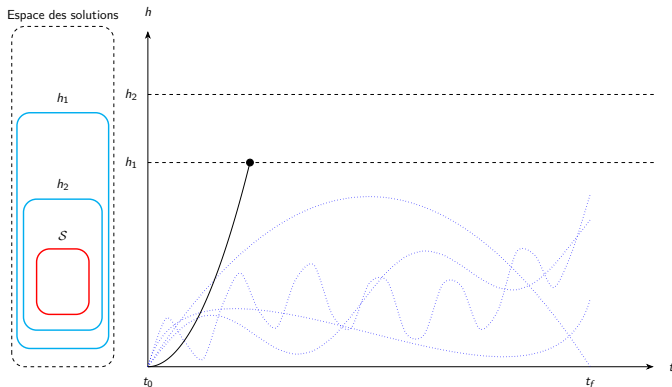
Recherche d'évènements rares - Splitting



Réalisation des expériences

Politiques d'exécution existantes

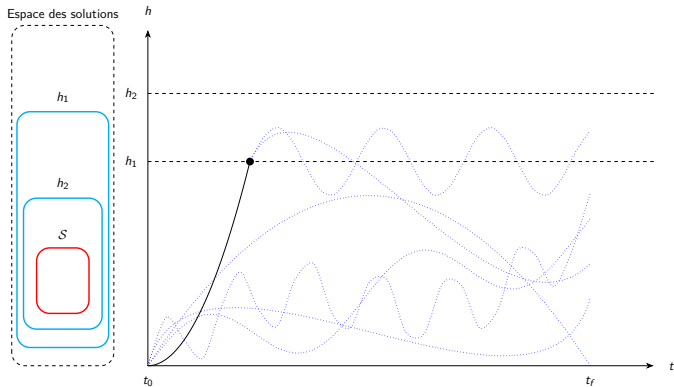
Recherche d'évènements rares - Splitting



Réalisations des expériences
jusqu'à une réplication atteigne h_1

Politiques d'exécution existantes

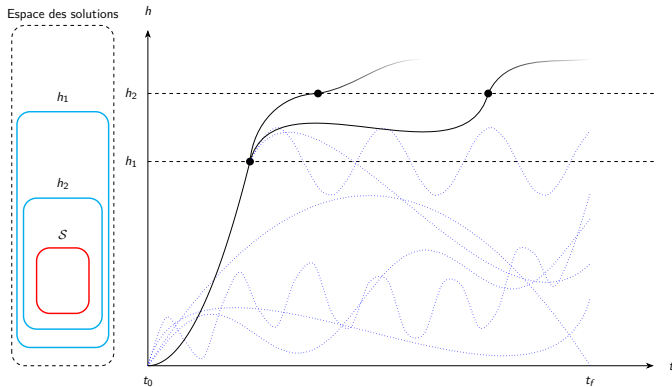
Recherche d'évènements rares - Splitting



Répéter ces itérations

Politiques d'exécution existantes

Recherche d'évènements rares - Splitting



Répéter ces itérations

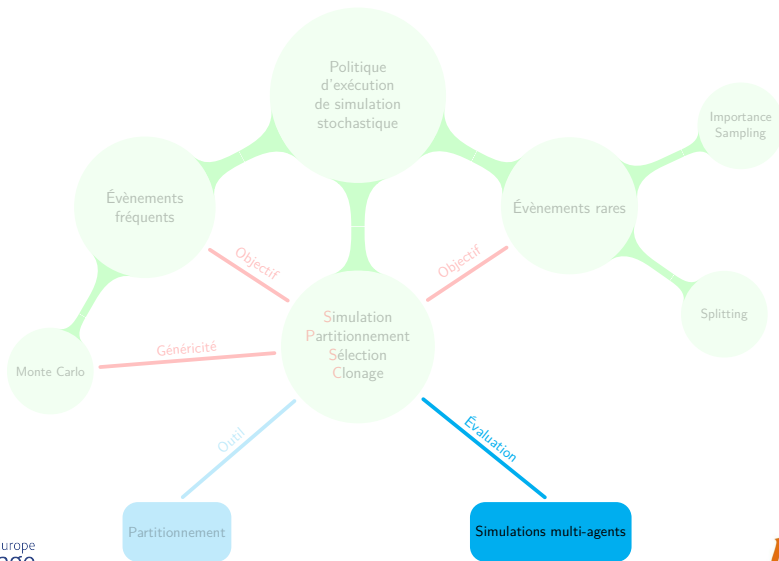
Simulation stochastique

Politiques d'exécution - Bilan

	MC	Splitting	IS
Connaissance de la distribution	pas besoin	pas besoin	forte
Connaissance sur les solutions	pas besoin	forte	faible
Solutions ciblées	multiples (fréquentes)	une seule (rare)	une seule (rare)

- ▶ IS nécessite une connaissance forte **la distribution** et sa relation avec la solution ciblée
- ▶ Splitting nécessite de connaître **la chaîne d'évènements successifs** conduisant à la solution d'intérêt

Modélisation multi-agents



Modélisation multi-agents

Généralité

Un modèle constitué :

- ▶ d'un environnement (espaces métriques ou topologiques)
- ▶ d'agents interagissant dans cet environnement

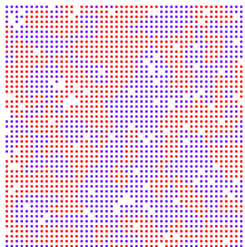
⇒ Comprendre le comportement social

Un modèle constitué :

- ▶ d'un environnement (espaces métriques ou topologiques)
- ▶ d'agents interagissant dans cet environnement

⇒ Comprendre le comportement social

Exemple (modèle de ségrégation de Schelling) :



Modélisation multi-agents

Généralité

Un modèle constitué :

- ▶ d'un environnement (espaces métriques ou topologiques)
- ▶ d'agents interagissant dans cet environnement

⇒ Comprendre le comportement social

Applications

Écologie, finance, épidémiologie, ...

Modélisation multi-agents

Caractéristiques

La complexité des interactions entraîne

- ▶ Trajectoires non linéaires
- ▶ Solutions imprévisibles
- ▶ Coût de calcul important

La complexité des interactions entraîne

- ▶ Trajectoires non linéaires
- ▶ Solutions imprévisibles
- ▶ Coût de calcul important

Exploration de l'ensemble de solutions

- ▶ Splitting et IS sont inapplicables
- ▶ MC nécessite un grand nombre de réplications

⇒ Besoin de ressources informatiques importantes pour explorer l'espace des solutions

Simulation stochastique
Méthode de Monte-Carlo
Recherche d'évènements rares
Simulation multi-agents

Partitionnement de données
Définition du problème
Principaux algorithmes

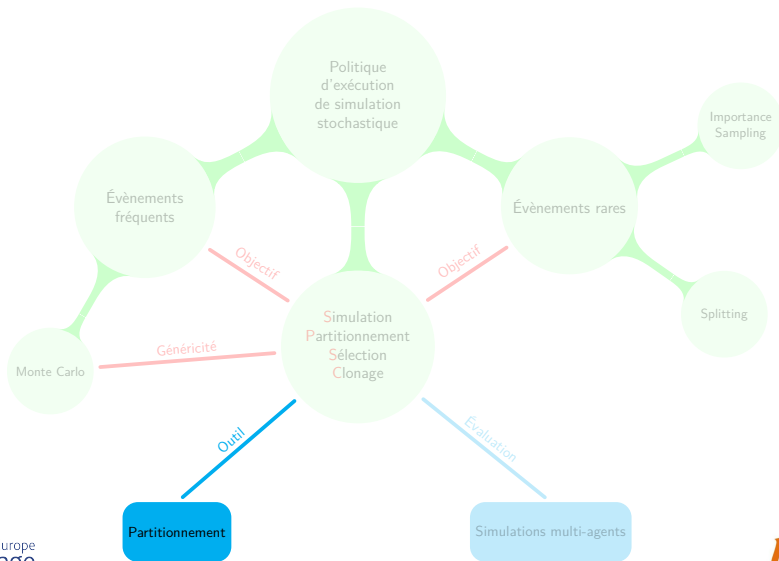
SPSC : une nouvelle politique d'exécution de simulations stochastiques

Objectifs
Présentation intuitive
Présentation détaillée
Extension probabiliste
Implémentation

Évaluation de SPSC
Mesures de performance
Modèles de simulation
Résultats et discussion

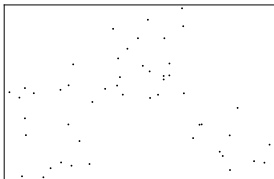
Conclusion et perspectives

Partitionnement de données



Objectif principal

- ▶ A partir d'un ensemble de N points :

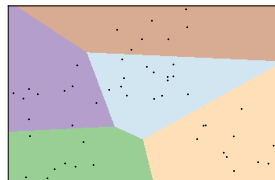
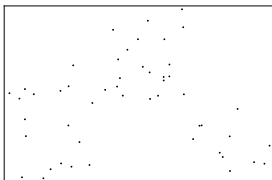


Partitionnement de données

Généralité

Objectif principal

- ▶ A partir d'un ensemble de N points :
- ▶ Identifier des groupes (clusters) de points similaires



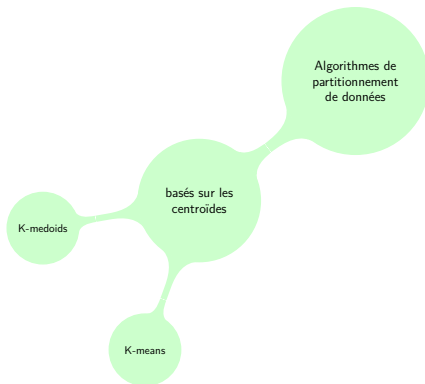
Partitionnement de données

Principaux algorithmes

Algorithmes de
partitionnement
de données

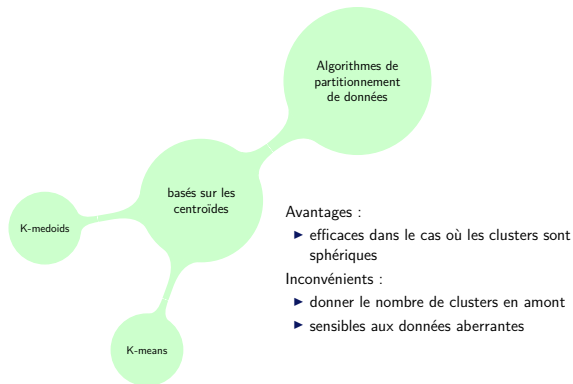
Partitionnement de données

Principaux algorithmes



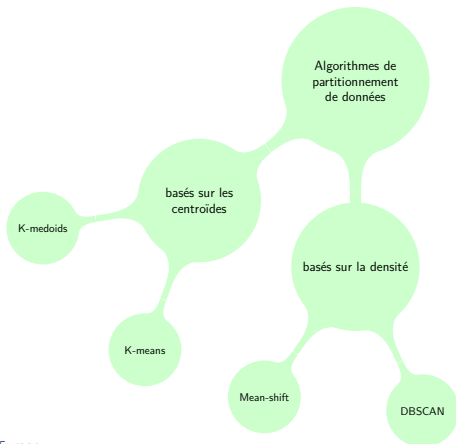
Partitionnement de données

Principaux algorithmes



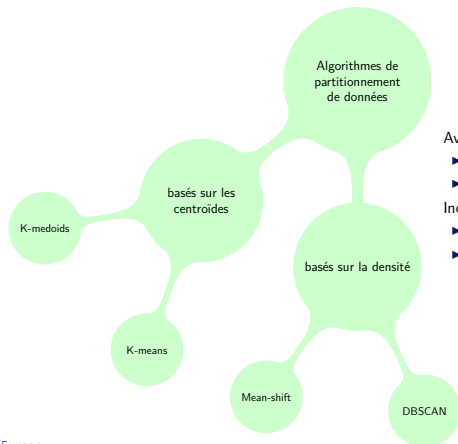
Partitionnement de données

Principaux algorithmes



Partitionnement de données

Principaux algorithmes



Avantages :

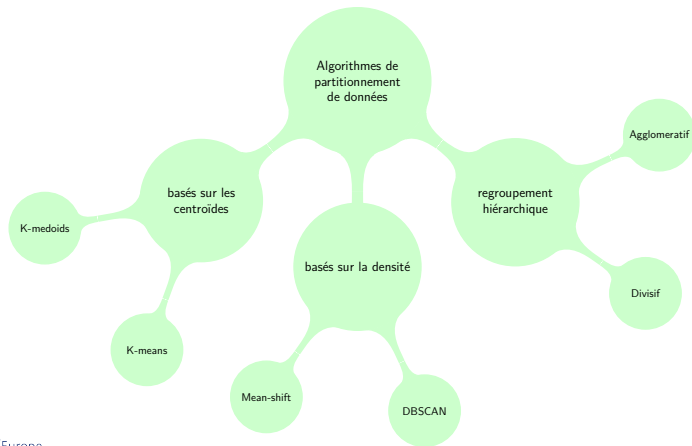
- ▶ détection automatique des données aberrantes
- ▶ nombre de clusters non nécessaire

Inconvénients :

- ▶ d'autres paramètres à régler
- ▶ inefficaces pour clusters de densités variables

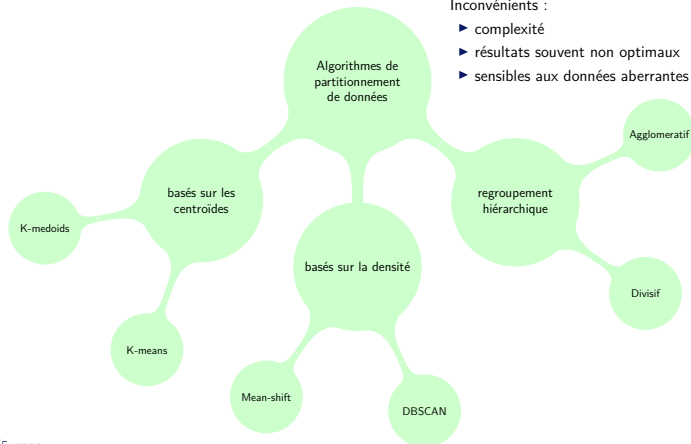
Partitionnement de données

Principaux algorithmes



Partitionnement de données

Principaux algorithmes



Avantages :

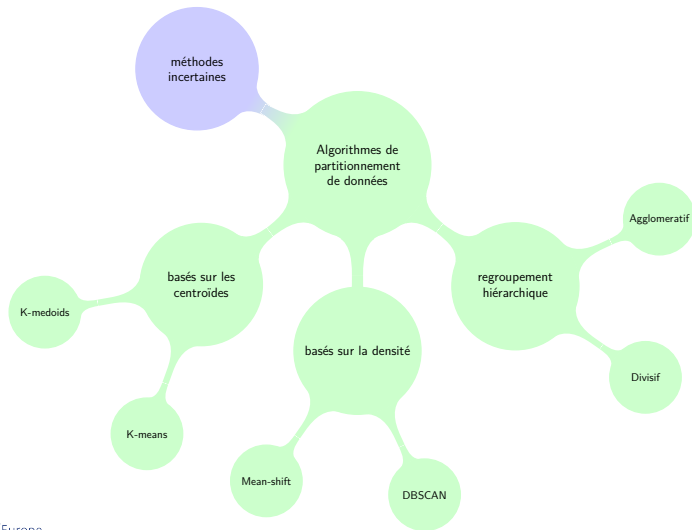
- compréhensibles pour un être humain
- diagrammes informatifs

Inconvénients :

- complexité
- résultats souvent non optimaux
- sensibles aux données aberrantes

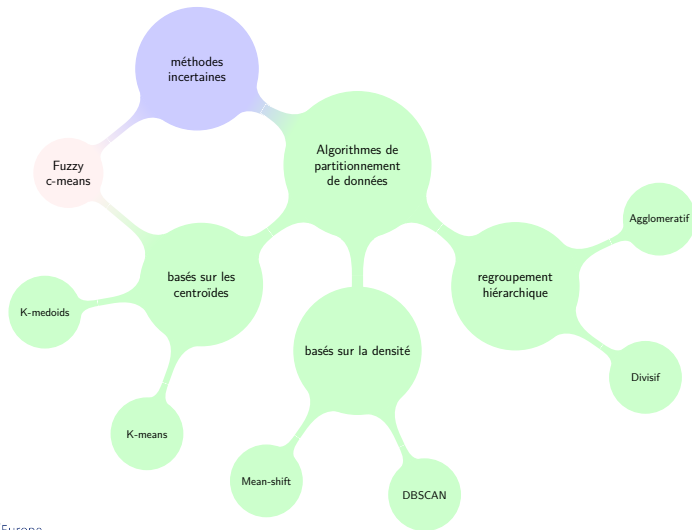
Partitionnement de données

Principaux algorithmes



Partitionnement de données

Principaux algorithmes



Partitionnement de données

Lien avec simulation numérique

Les données brutes de la simulation sont souvent

- ▶ de haute dimension
- ▶ d'une structure spatiale complexe

⇒ Les méthodes présentées sont parfois inefficaces

Pré-traitement de données

- ▶ Extraction des caractéristiques
 - ▶ Analyse en composantes principales
 - ▶ Auto-encoder (réseaux de neurones profonds)

⇒ Réduction de dimension

Simulation stochastique
Méthode de Monte-Carlo
Recherche d'évènements rares
Simulation multi-agents

Partitionnement de données
Définition du problème
Principaux algorithmes

SPSC : une nouvelle politique d'exécution de simulations stochastiques

Objectifs
Présentation intuitive
Présentation détaillée
Extension probabiliste
Implémentation

Évaluation de SPSC
Mesures de performance
Modèles de simulation
Résultats et discussion

Conclusion et perspectives

Limitations

- ▶ Les politiques existantes ne sont pas adaptées dans le cas général
- ▶ En particulier pour explorer des solutions rares

Limitations

- ▶ Les politiques existantes ne sont pas adaptées dans le cas général
- ▶ En particulier pour explorer des solutions rares

SPSC

Pour un coût de calcul fixe :

- ▶ explorer l'ensemble des solutions possibles (rares ou non)

Limitations

- ▶ Les politiques existantes ne sont pas adaptées dans le cas général
- ▶ En particulier pour explorer des solutions rares

SPSC

Pour un coût de calcul fixe :

- ▶ explorer l'ensemble des solutions possibles (rares ou non)
- ▶ afin de mieux estimer leur probabilité

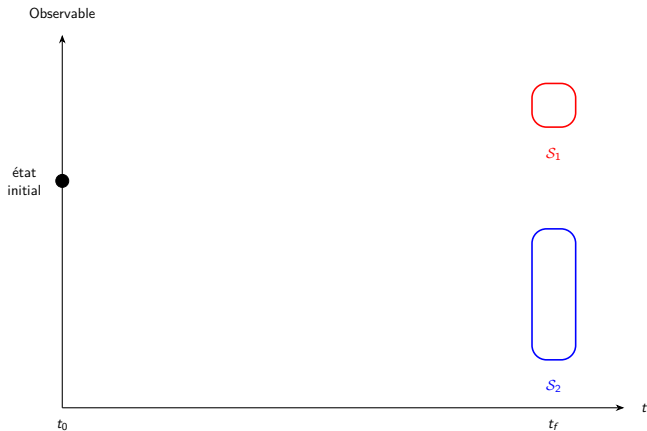
Limitations

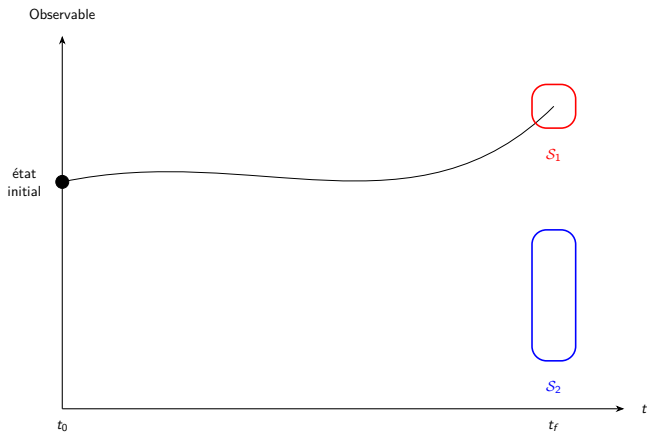
- ▶ Les politiques existantes ne sont pas adaptées dans le cas général
- ▶ En particulier pour explorer des solutions rares

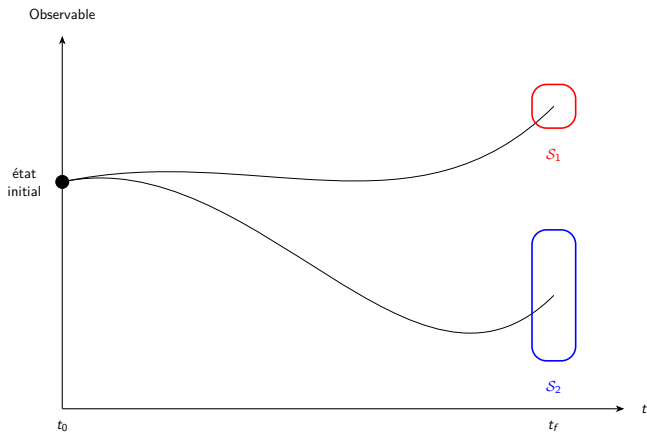
SPSC

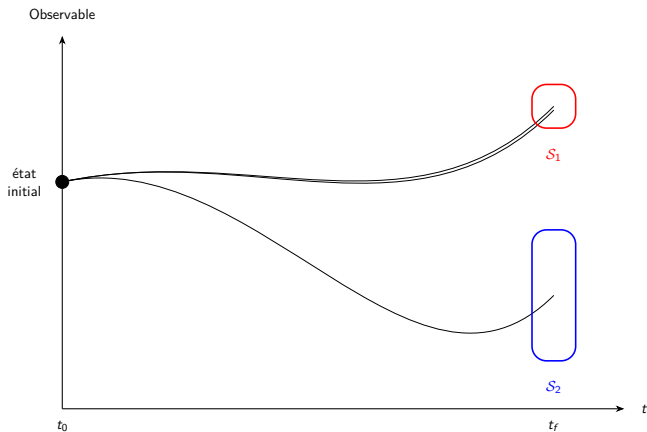
Pour un coût de calcul fixe :

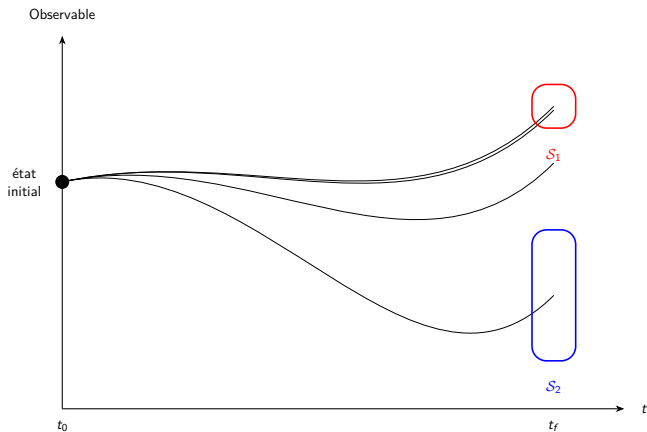
- ▶ explorer l'ensemble des solutions possibles (rares ou non)
- ▶ afin de mieux estimer leur probabilité
- ▶ tout en restant aussi générique que MC

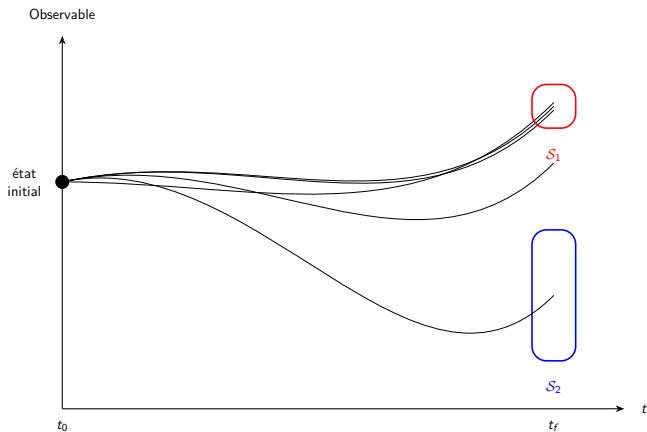


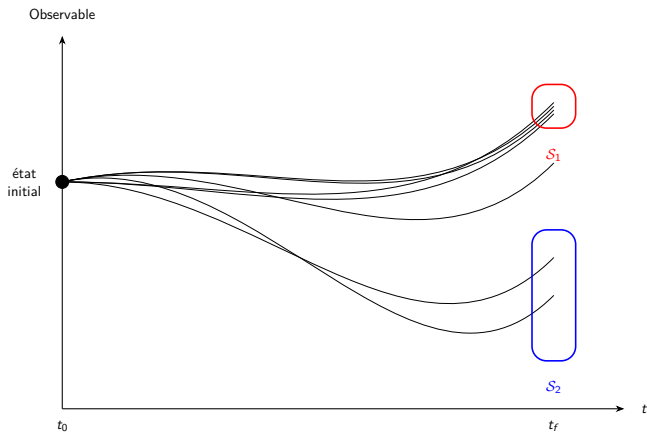


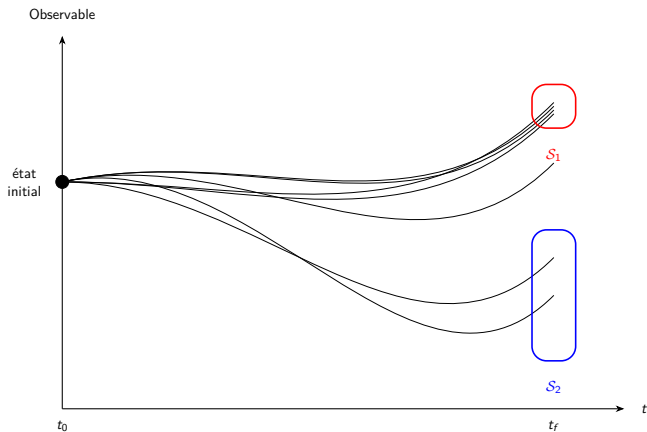


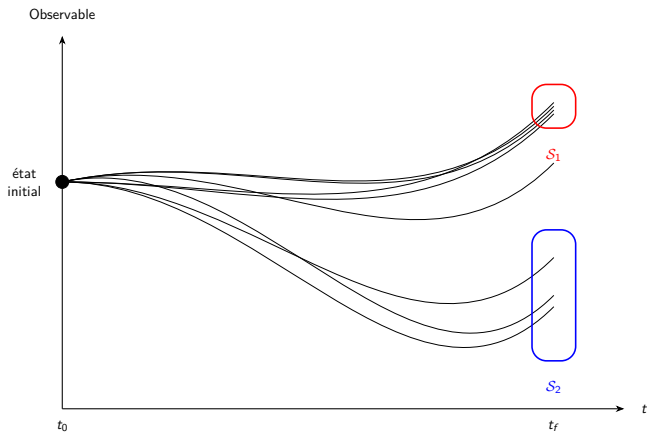


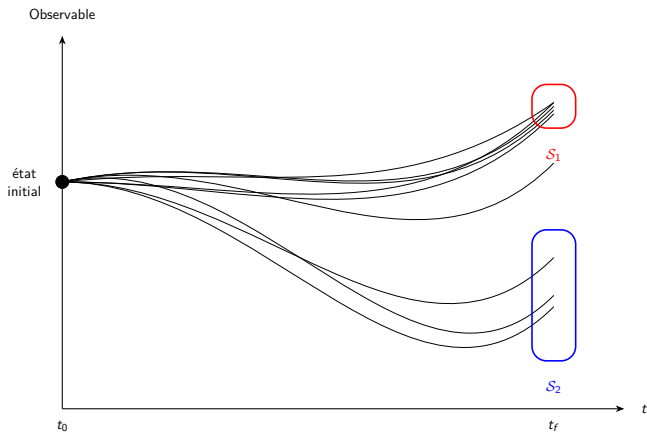


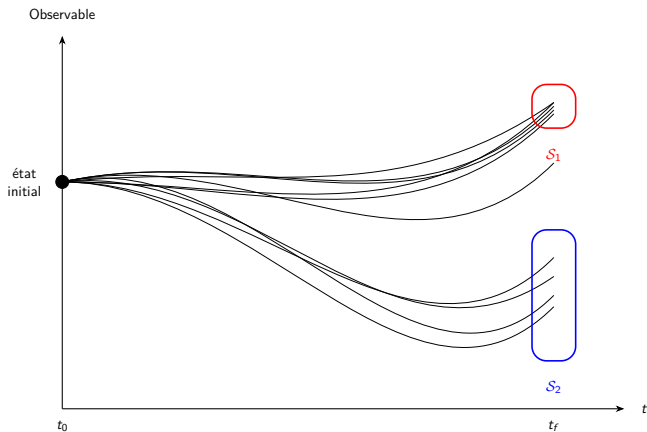


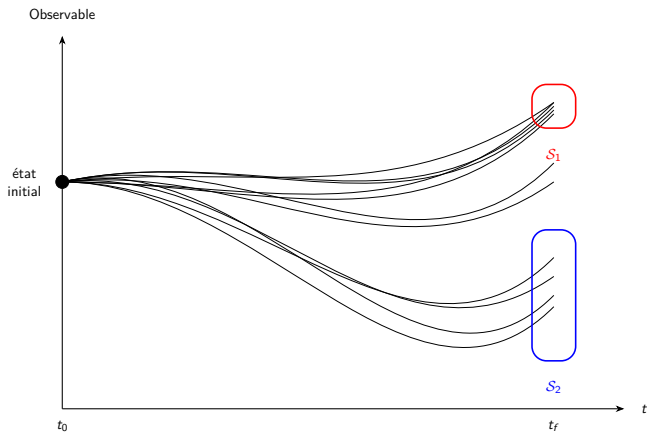


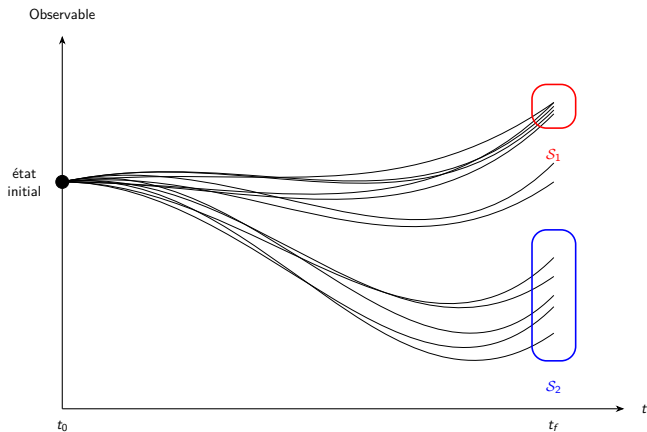


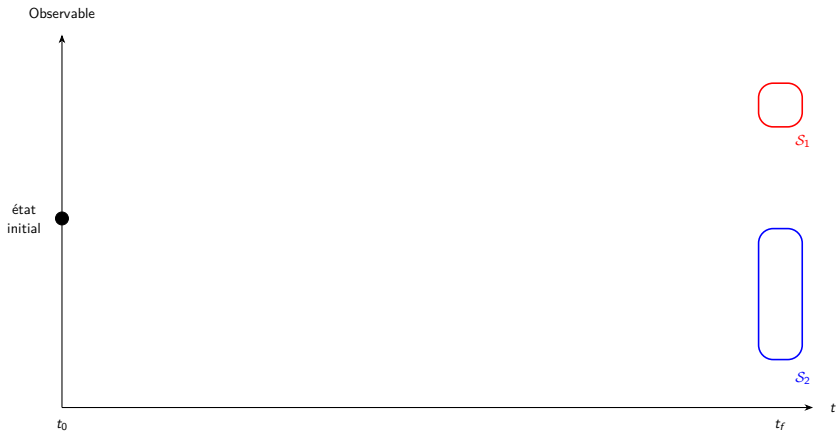


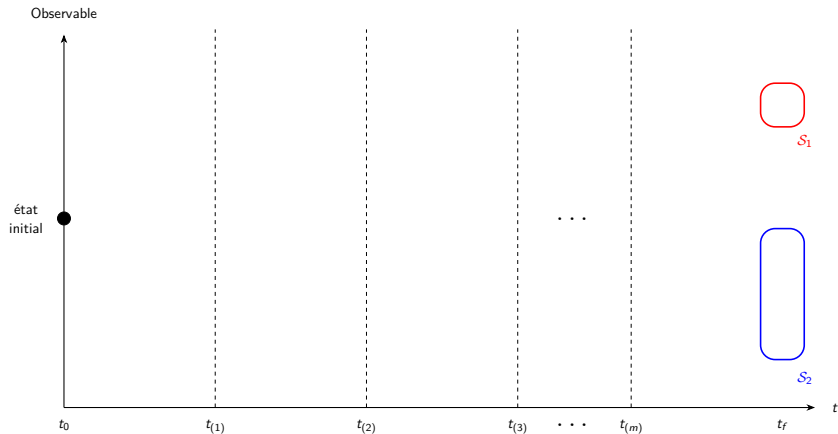




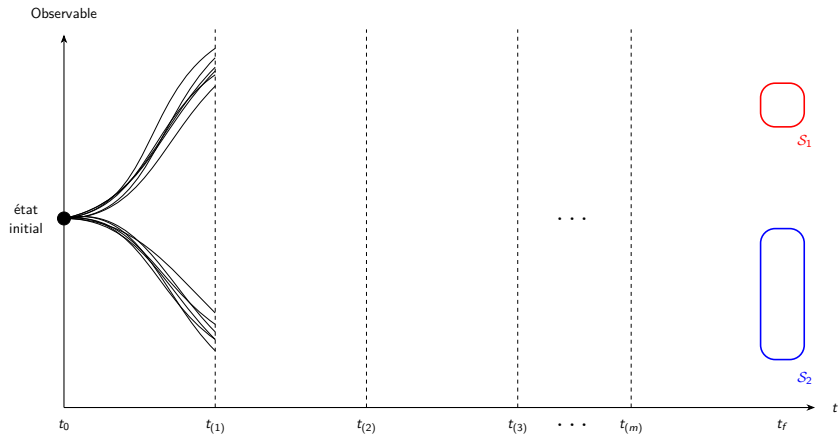




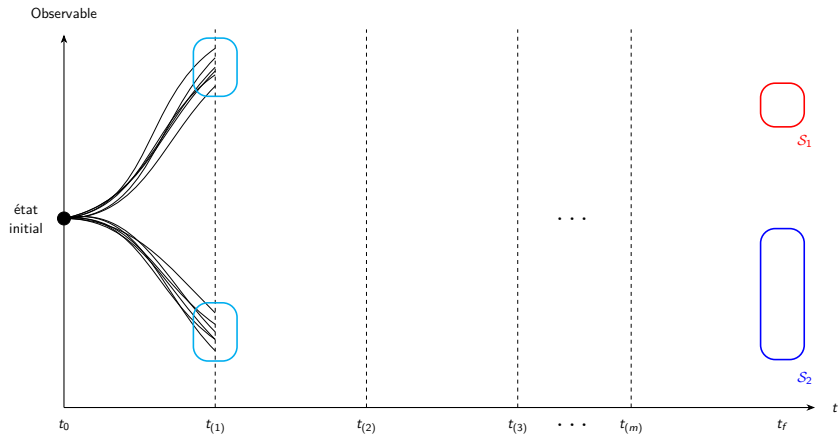




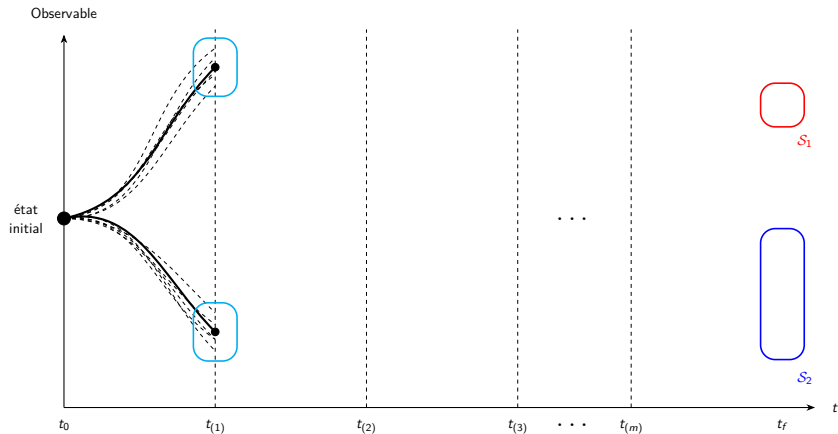
DECOUPAGE DE L'INTERVALLE $[t_0, t_f]$ en $m + 1$ parties



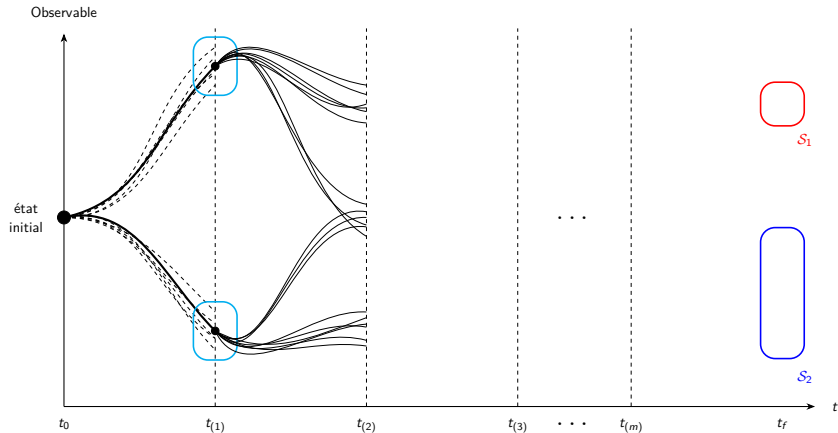
SIMULATION de t_0 à $t_{(1)}$



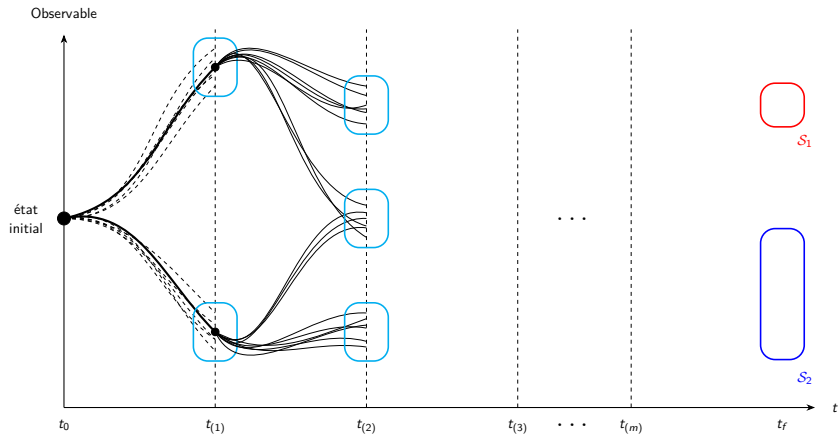
PARTITIONNEMENT

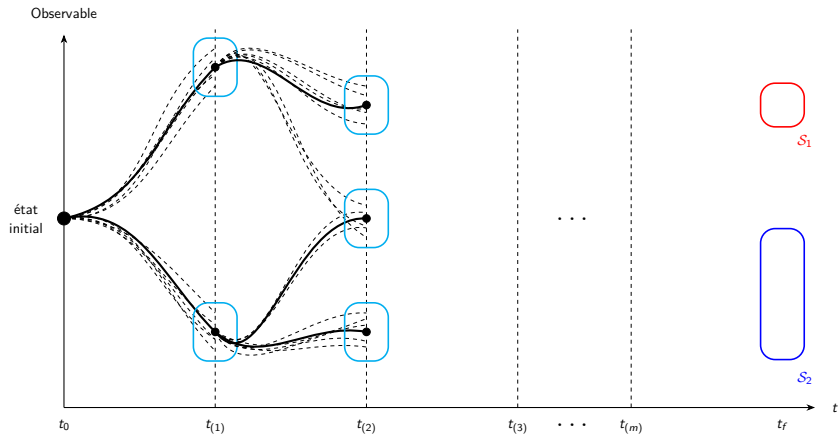


SÉLECTION

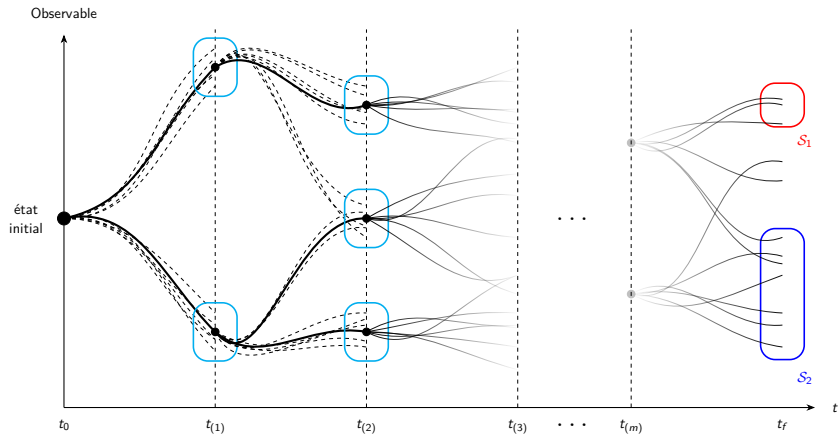


CLONAGE, SIMULATION de $t_{(1)}$ à $t_{(2)}$

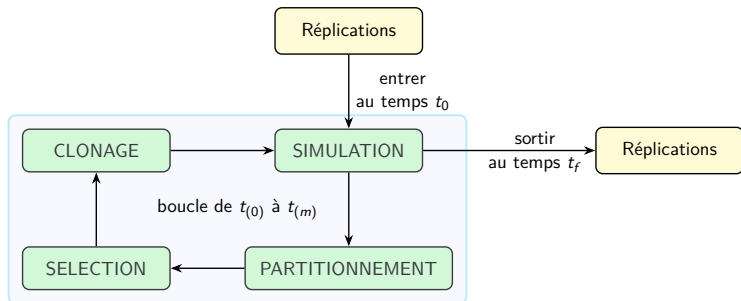




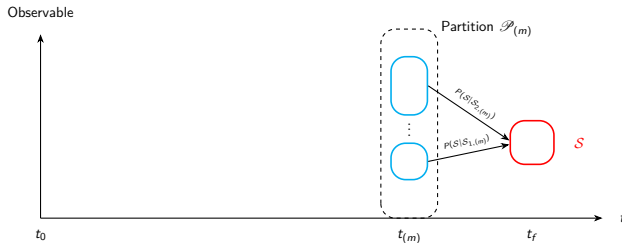
SÉLECTION



CLONAGE, SIMULATION de $t_{(2)}$ à $t_{(3)}$, ...

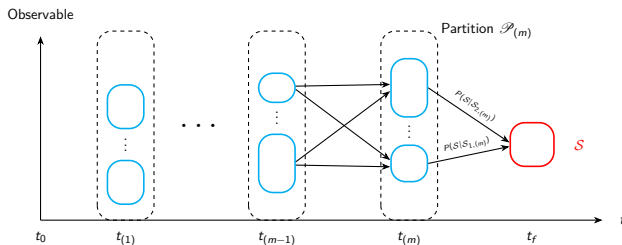






En considérant le pas de temps intermédiaire $t_{(m)}$:

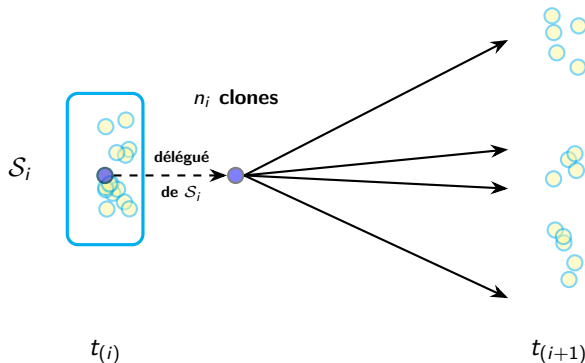
$$\mathbb{P}(\mathbf{x}_{t_f} \in \mathcal{S}) = \sum_{\mathcal{S}_{(m)} \in \mathcal{P}_{(m)}} \mathbb{P}(\mathbf{x}_{t_f} \in \mathcal{S} | \mathbf{x}_{t_{(m)}} \in \mathcal{S}_{(m)}) \mathbb{P}(\mathbf{x}_{t_{(m)}} \in \mathcal{S}_{(m)})$$



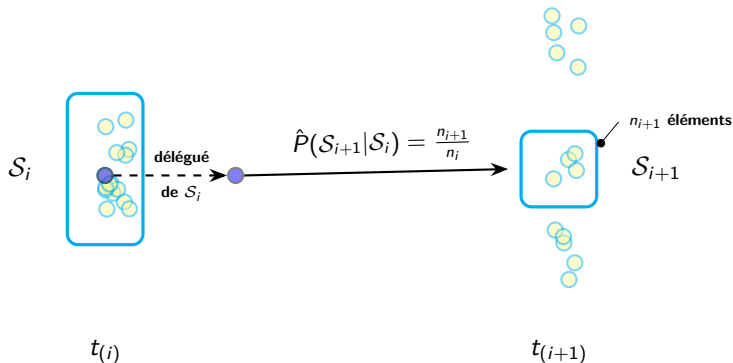
Dans le cas général :

$$\mathbb{P}(\mathbf{x}_{t_f} \in \mathcal{S}) = \sum_{\substack{\mathcal{S}_{m-1} \in \mathcal{P}_{m-1} \\ \vdots \\ \mathcal{S}_1 \in \mathcal{P}_1}} \prod_{i=0}^{m-1} \mathbb{P}(\mathbf{x}_{t_{(i+1)}} \in \mathcal{S}_{i+1} | \mathbf{x}_{t_{(i)}} \in \mathcal{S}_i)$$

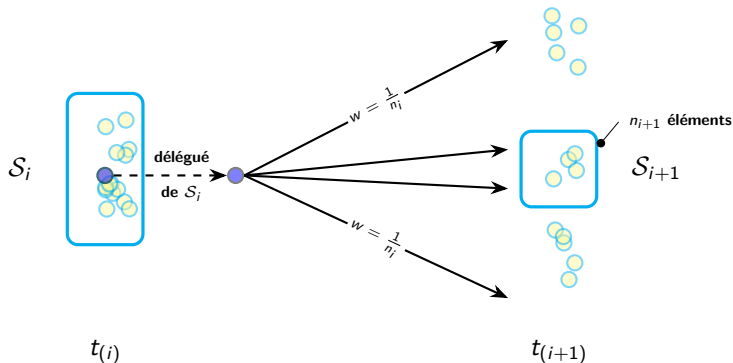
Si on effectue n_i clones à partir du délégué de $\mathcal{S}_i$:



Si on effectue n_i clones à partir du délégué de $\mathcal{S}_i$:



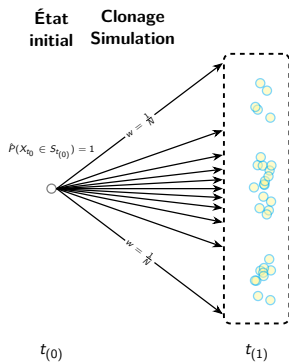
Si on effectue n_i clones à partir du délégué de $\mathcal{S}_i$:

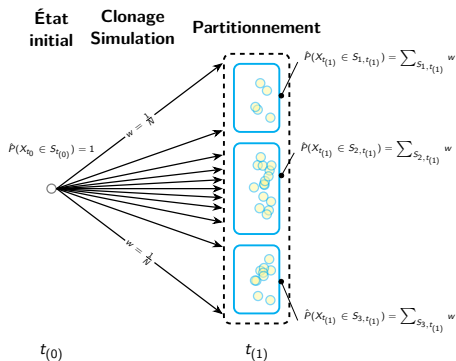


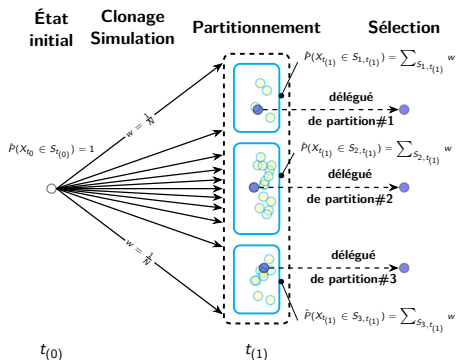
**État
initial**

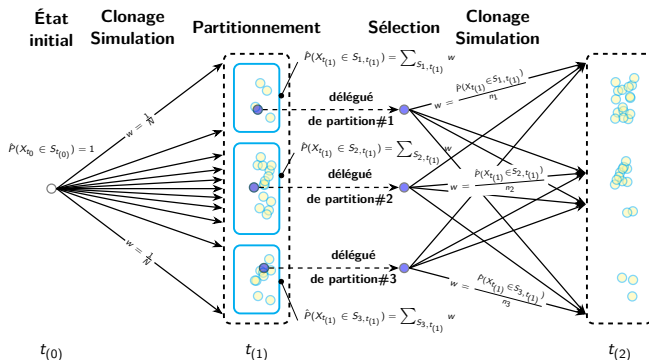
$$P(X_{t_0} \in S_{t_0}) = 1$$

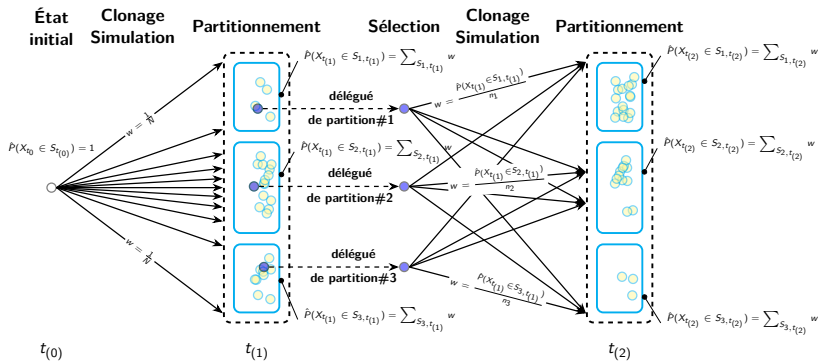


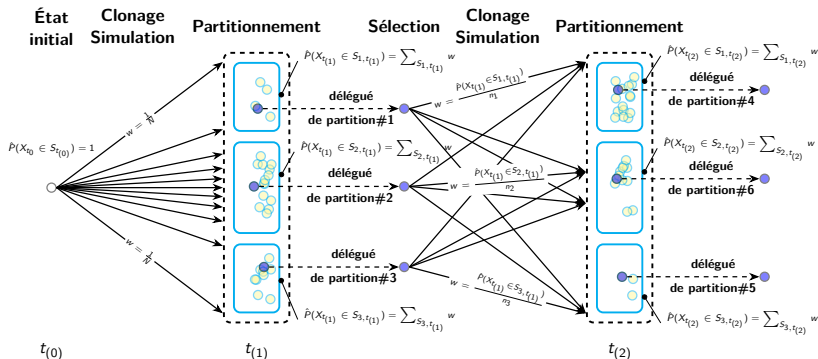




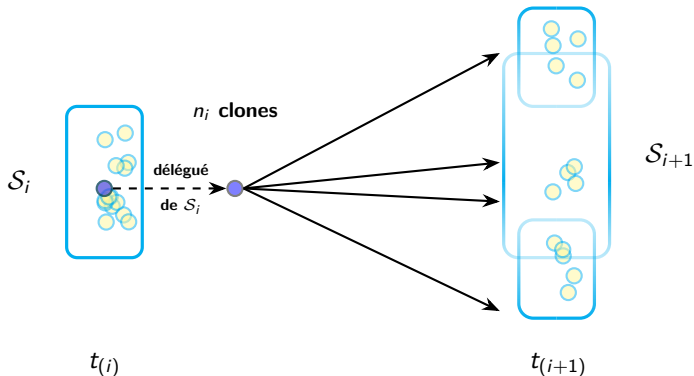




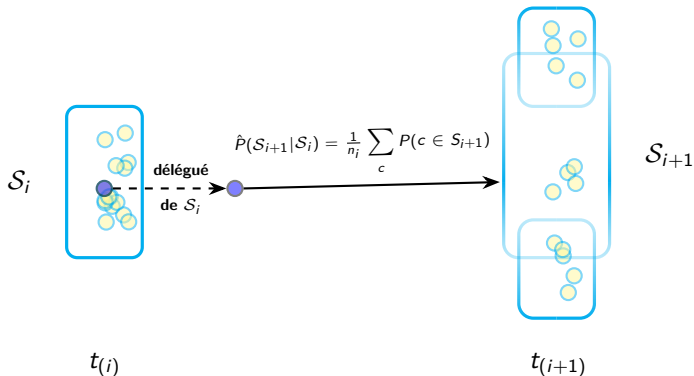


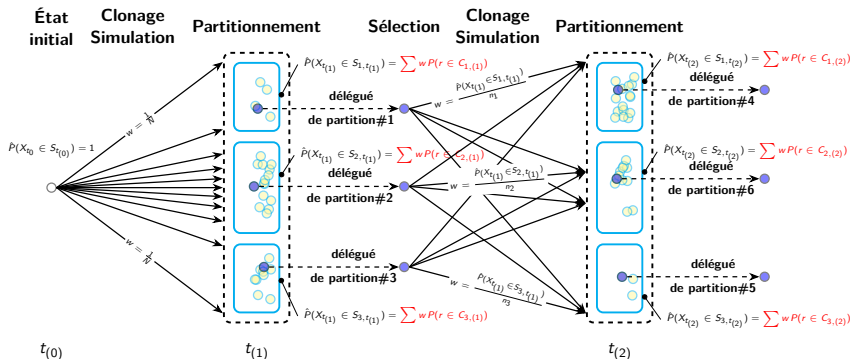


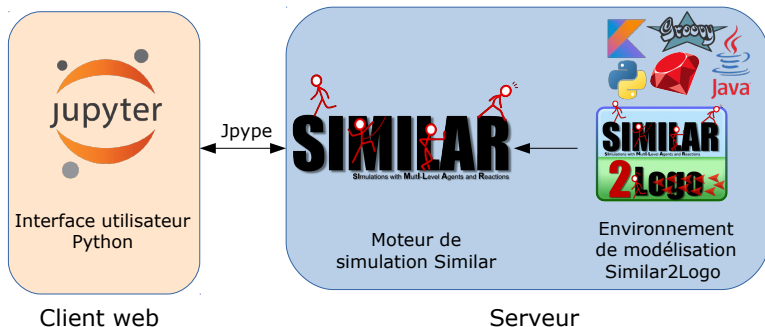
Si on effectue n_i clones à partir du délégué de $\mathcal{S}_i$:



Si on effectue n_i clones à partir du délégué de $\mathcal{S}_i$:







Simulation stochastique

Méthode de Monte-Carlo

Recherche d'évènements rares

Simulation multi-agents

Partitionnement de données

Définition du problème

Principaux algorithmes

SPSC : une nouvelle politique d'exécution de simulations stochastiques

Objectifs

Présentation intuitive

Présentation détaillée

Extension probabiliste

Implémentation

Évaluation de SPSC

Mesures de performance

Modèles de simulation

Résultats et discussion

Conclusion et perspectives

Évaluation de SPSC

Démarche expérimentale

- ▶ Définir des mesures de performance permettant d'évaluer une politique d'exécution
- ▶ Pour chaque modèle numérique (3 modèles différents) :
 1. Estimer de la probabilité de référence (MC grande échelle)
 2. Simuler 1000 lots de réplifications en appliquant SPSC et MC
 3. Comparer SPSC et MC

Paramétrages de SPSC

- ▶ Découpage temporel : 1,2,3 et 4
- ▶ Algorithmes de partitionnement : K-means, K-medoids, Agglomeratif, Fuzzy c-means et DBSCAN

Évaluation de SPSC

Mesures de performance d'une politique d'exécution

Pour un lot de répliques

Détection d'une solution $\mathcal{S}$:

$$\mathcal{B}(\mathcal{S}) = \begin{cases} 1 & \text{si une des répliques atteint } \mathcal{S} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Erreur relative d'estimation d'un ensemble de solutions $\mathbb{S}$:

$$Err(\mathbb{S}) = \sum_{\mathcal{S} \in \mathbb{S}} \left| \frac{\hat{P}(\mathcal{S}) - P_{ref}(\mathcal{S})}{P_{ref}(\mathcal{S})} \right|$$

Pour plusieurs lots de répliques

Taux de détection : $\overline{\mathcal{B}}(\mathcal{S})$

Erreur d'estimation moyenne : $\overline{Err}(\mathbb{S})$

Erreur d'estimation moyenne sans échec : $\overline{Err}'(\mathbb{S})$

Évaluation de SPSC

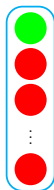
Mesures de performance : exemple

$$\mathcal{S} \quad \left\{ \begin{array}{ll} \mathcal{S}_1 & \text{●} \quad P_{ref}(\mathcal{S}_1) = 0.01 \\ \mathcal{S}_2 & \text{●} \quad P_{ref}(\mathcal{S}_2) = 0.99 \end{array} \right.$$

Évaluation de SPSC

Mesures de performance : exemple

$$\mathcal{S} \quad \left\{ \begin{array}{ll} \mathcal{S}_1 & \text{●} \quad P_{ref}(\mathcal{S}_1) = 0.01 \\ \mathcal{S}_2 & \text{●} \quad P_{ref}(\mathcal{S}_2) = 0.99 \end{array} \right.$$

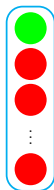


Évaluation de SPSC

Mesures de performance : exemple

$$\mathbb{S} \quad \left\{ \begin{array}{ll} \mathcal{S}_1 & \text{●} \quad P_{ref}(\mathcal{S}_1) = 0.01 \\ \mathcal{S}_2 & \text{●} \quad P_{ref}(\mathcal{S}_2) = 0.99 \end{array} \right.$$

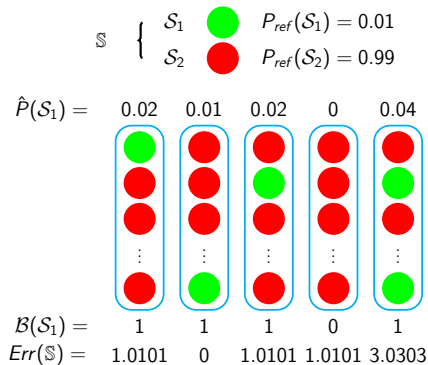
$$\hat{P}(\mathcal{S}_1) = 0.02$$



$$\begin{aligned} \mathcal{B}(\mathcal{S}_1) &= 1 \\ Err(\mathbb{S}) &= 1.0101 \end{aligned}$$

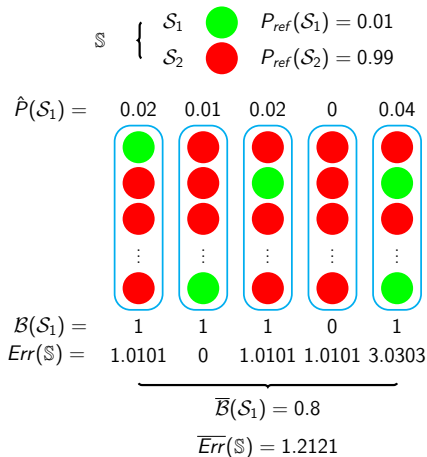
Évaluation de SPSC

Mesures de performance : exemple



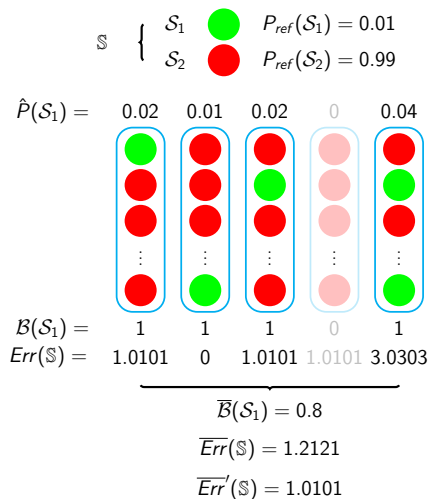
Évaluation de SPSC

Mesures de performance : exemple



Évaluation de SPSC

Mesures de performance : exemple



Évaluation de SPSC

Comparaison de SPSC et MC

Gains relatifs des mesures de performance en %

$$\mathcal{G}_{\text{Détection}} = \frac{\overline{\mathcal{B}_{SPSC}} - \overline{\mathcal{B}_{MC}}}{\overline{\mathcal{B}_{MC}}} \times 100$$

$$\mathcal{G}_{\text{Précision}} = \frac{(\overline{Err_{MC}} - \overline{Err_{SPSC}})}{\overline{Err_{MC}}} \times 100$$

$$\mathcal{G}'_{\text{Précision}} = \frac{(\overline{Err'_{MC}} - \overline{Err'_{SPSC}})}{\overline{Err'_{MC}}} \times 100$$

Comparaison de SPSC et MC sur 3 modèles multi-agents

1. Proies prédateurs
2. Virus
3. Transport

Simulation stochastique

- Méthode de Monte-Carlo

- Recherche d'évènements rares

- Simulation multi-agents

Partitionnement de données

- Définition du problème

- Principaux algorithmes

SPSC : une nouvelle politique d'exécution de simulations stochastiques

- Objectifs

- Présentation intuitive

- Présentation détaillée

- Extension probabiliste

- Implémentation

Évaluation de SPSC

- Mesures de performance

- Modèles de simulation**

- Résultats et discussion

Conclusion et perspectives

Évaluation de SPSC

Application 1 : Modèle proies-prédateurs

Composition du modèle

Prédateur : Agent se déplaçant librement et chassant de proies.

Proie : Agent se déplaçant librement et se nourrissant de la végétation.

Environnement : Grille toroïdale 2D contenant des agents et de la végétation.

Évaluation de SPSC

Application 1 : Modèle proies-prédateurs

Composition du modèle

Prédateur : Agent se déplaçant librement et chassant de proies.

Proie : Agent se déplaçant librement et se nourrissant de la végétation.

Environnement : Grille toroïdale 2D contenant des agents et de la végétation.

⇒ solutions prévisibles:

$\mathcal{S}_1$: extinction des proies et des prédateurs,

$\mathcal{S}_2$: extinction des prédateurs et survie des proies,

$\mathcal{S}_3$: survie des proies et prédateurs, l'évolution des populations étant quasi périodique.

Évaluation de SPSC

Application 1 : Modèle proies-prédateurs

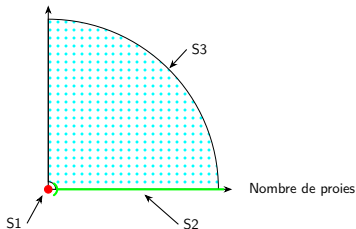
Composition du modèle

Prédateur : Agent se déplaçant librement et chassant de proies.

Proie : Agent se déplaçant librement et se nourrissant de la végétation.

Environnement : Grille toroïdale 2D contenant des agents et de la végétation.

Nombre de prédateurs



$$P_{ref}(S_1) \approx 0.0065$$

$$P_{ref}(S_2) \approx 0.0126$$

$$P_{ref}(S_3) \approx 0.981$$

Composition du modèle

- ▶ Des agents se déplacent librement dans l'environnement
- ▶ Un agent non infecté risque d'être contaminé en croisant des agents infectés
- ▶ L'agent infecté immunise après un certain pas de temps

Composition du modèle

- ▶ Des agents se déplacent librement dans l'environnement
- ▶ Un agent non infecté risque d'être contaminé en croisant des agents infectés
- ▶ L'agent infecté immunise après un certain pas de temps

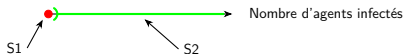
⇒ solutions prévisibles:

$\mathcal{S}_1$: extinction de virus au sein de la population,

$\mathcal{S}_2$: virus circulant encore activement

Composition du modèle

- ▶ Des agents se déplacent librement dans l'environnement
- ▶ Un agent non infecté risque d'être contaminé en croisant des agents infectés
- ▶ L'agent infecté immunise après un certain pas de temps



$$P_{ref}(S_1) \approx 0.00264$$

$$P_{ref}(S_2) \approx 0.99736$$

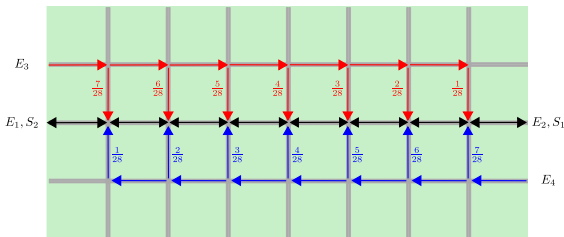
Évaluation de SPSC

Application 3 : Modèle transport

Composition du modèle

Environnement : Réseau routier.

Agents : Véhicules de déplaçant dans le réseau selon les règles de conduite usuelles.

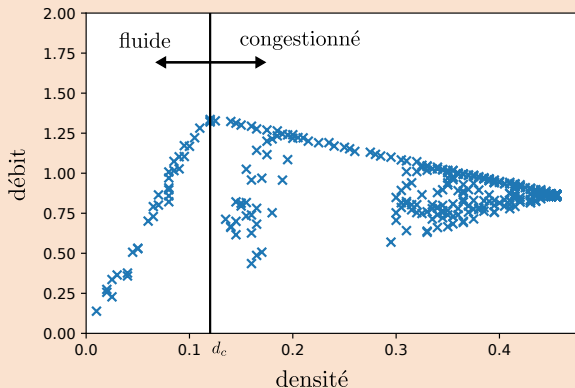


Trois zones considérées : Nord, Centre et Sud

Évaluation de SPSC

Application 3 : Modèle transport

Seuil de congestion au sein d'une seule voie



Solutions considérées pour une zone donnée

F : fluide, si au maximum 2 voies congestionnées

C : congestionnée, si au moins 7 voies congestionnées

Évaluation de SPSC

Application 3 : Modèle transport

Solutions considérées pour une zone donnée

F : fluide, si au maximum 2 voies congestionnées

C : congestionnée, si au moins 7 voies congestionnées

Solutions considérées pour Nord $\times$ Centre $\times$ Sud :

► $\mathcal{S}_1$: F $\times$ F $\times$ F

► $\mathcal{S}_2$: F $\times$ F $\times$ C

► $\mathcal{S}_3$: F $\times$ C $\times$ F

► $\mathcal{S}_4$: F $\times$ C $\times$ C

► $\mathcal{S}_5$: C $\times$ F $\times$ F

► $\mathcal{S}_6$: C $\times$ F $\times$ C

► $\mathcal{S}_7$: C $\times$ C $\times$ F

► $\mathcal{S}_8$: C $\times$ C $\times$ C

Solutions considérées pour une zone donnée

F : fluide, si au maximum 2 voies congestionnées

C : congestionnée, si au moins 7 voies congestionnées

Solutions considéré pour Nord × Centre × Sud :

- | | |
|-------------------------------------|-------------------------------------|
| ▶ $P_{réf}(S_1) \approx 0.00692$ | ▶ $P_{réf}(S_5) \approx 0.00018857$ |
| ▶ $P_{réf}(S_2) \approx 0.00022857$ | ▶ $P_{réf}(S_6) \approx 0.00021714$ |
| ▶ $P_{réf}(S_3) \approx 0.0048$ | ▶ $P_{réf}(S_7) \approx 0.00145714$ |
| ▶ $P_{réf}(S_4) \approx 0.00114286$ | ▶ $P_{réf}(S_8) \approx 0.00437143$ |

Simulation stochastique

- Méthode de Monte-Carlo

- Recherche d'évènements rares

- Simulation multi-agents

Partitionnement de données

- Définition du problème

- Principaux algorithmes

SPSC : une nouvelle politique d'exécution de simulations stochastiques

- Objectifs

- Présentation intuitive

- Présentation détaillée

- Extension probabiliste

- Implémentation

Évaluation de SPSC

- Mesures de performance

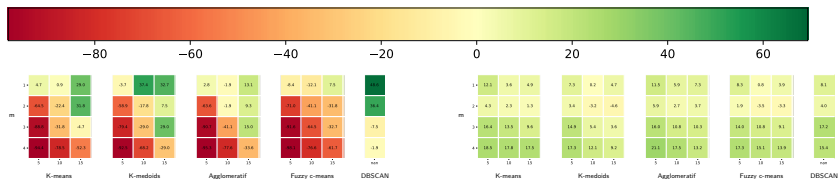
- Modèles de simulation

- Résultats et discussion

Conclusion et perspectives

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de proies prédateurs



(a) G_{Detect} (%)

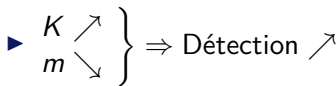
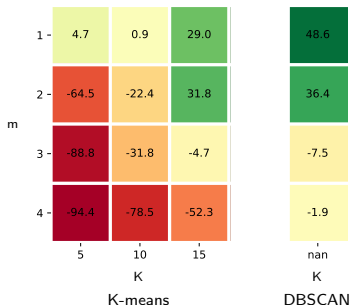
(b) $G_{\text{Precision}}$ (%)



(c) $G'_{\text{Precision}}$ (%)

Évaluation de SPSC

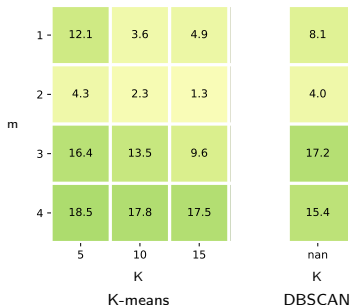
Résultats issus du modèle de proies prédateurs - Zoom sur les méthodes K-means et DBSCAN



$\mathcal{G}_{\text{Délect}} (\%)$

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de proies prédateurs - Zoom sur les méthodes K-means et DBSCAN



► $\left. \begin{matrix} K \nearrow \\ m \searrow \end{matrix} \right\} \Rightarrow \text{Détection} \nearrow$

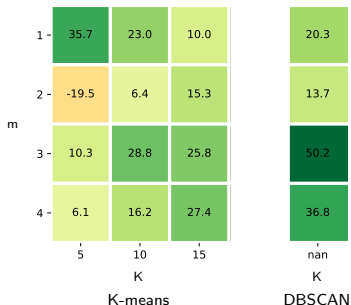
► En général, $\overline{Err}_{SPSC} < \overline{Err}_{MC}$

► $m \nearrow \Rightarrow \text{Estimation} \nearrow$

$\mathcal{G}_{\text{Précision}} (\%)$

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de proies prédateurs - Zoom sur les méthodes K-means et DBSCAN



► $\left. \begin{matrix} K \nearrow \\ m \searrow \end{matrix} \right\} \Rightarrow \text{Détection} \nearrow$

► En général, $\overline{Err}_{SPSC} < \overline{Err}_{MC}$

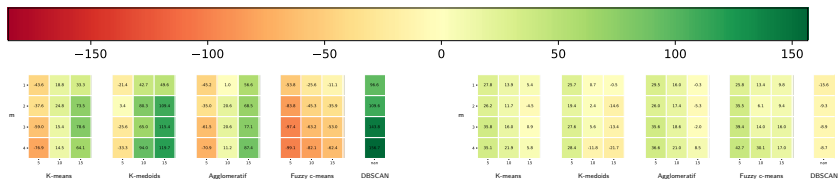
► $m \nearrow \Rightarrow \text{Estimation} \nearrow$

► La précision sans échec montre la robustesse lorsque les solutions sont bien détectées

$\mathcal{G}'_{\text{Précision}} (\%)$

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de virus



(a) $\mathcal{G}_{\text{Détection}} (\%)$

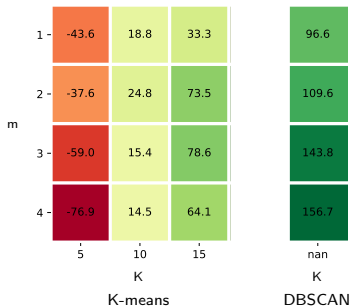
(b) $\mathcal{G}_{\text{Précision}} (\%)$



(c) $\mathcal{G}'_{\text{Précision}} (\%)$

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de virus - Zoom sur les méthodes K-means et DBSCAN



► $K \nearrow \Rightarrow$ Détection $\nearrow$

$\mathcal{G}_{\text{Délect}} (\%)$

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de virus - Zoom sur les méthodes K-means et DBSCAN

m	K-means			DBSCAN
	5	10	15	nan
	K			K
1	27.8	13.9	5.4	-15.6
2	26.2	11.7	-4.5	-9.3
3	35.8	16.0	0.9	-8.9
4	35.1	21.9	5.8	-8.7

- ▶ $K \nearrow \Rightarrow$ Détection $\nearrow$
- ▶ En général, $\overline{Err}_{SPSC} < \overline{Err}_{MC}$
- ▶ $K \searrow \Rightarrow$ Estimation $\nearrow$

$\mathcal{G}_{\text{Précision}} (\%)$

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de virus - Zoom sur les méthodes K-means et DBSCAN

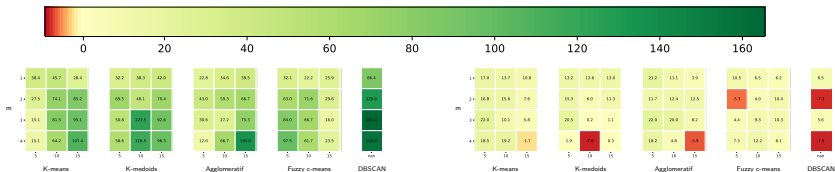
m	K-means			DBSCAN
	5	10	15	nan
	K			K
1	32.8	37.4	29.8	26.4
2	32.7	36.1	31.4	36.3
3	51.9	39.6	39.0	43.7
4	19.3	49.6	41.0	45.9

- ▶ $K \nearrow \Rightarrow$ Détection $\nearrow$
- ▶ En général, $\overline{Err}_{SPSC} < \overline{Err}_{MC}$
- ▶ $K \searrow \Rightarrow$ Estimation $\nearrow$
- ▶ La précision sans échec montre la robustesse lorsque les solutions sont bien détectées

$\mathcal{G}'_{\text{Précision}} (\%)$

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de transport



(a) $\mathcal{G}_{\text{Délect}} (\%)$

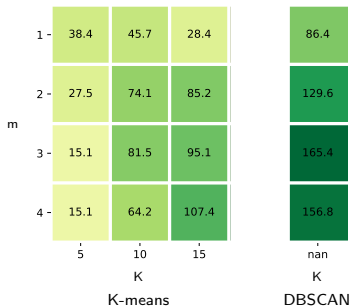
(b) $\mathcal{G}_{\text{Précision}} (\%)$



(c) $\mathcal{G}'_{\text{Précision}} (\%)$

Évaluation de SPSC

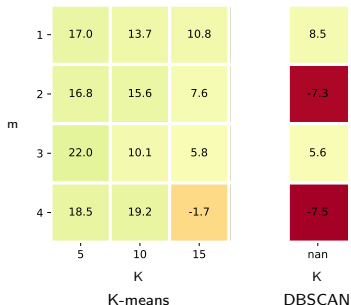
Résultats issus du modèle de transport - Zoom sur les méthodes K-means et DBSCAN



$\mathcal{G}_{\text{Délect}} (\%)$

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de transport - Zoom sur les méthodes K-means et DBSCAN



► $\left. \begin{matrix} K \nearrow \\ m \nearrow \end{matrix} \right\} \Rightarrow \text{Détection} \nearrow$

► En général, $\overline{Err}_{SPSC} < \overline{Err}_{MC}$

► $K \searrow \Rightarrow \text{Estimation} \nearrow$

$\mathcal{G}_{\text{Précision}} (\%)$

Évaluation de SPSC

Résultats issus du modèle de transport - Zoom sur les méthodes K-means et DBSCAN

m	1 -	26.9	29.9	11.2	25.9
	2 -	22.0	24.5	19.7	-2.0
	3 -	34.9	19.2	11.2	27.6
	4 -	22.4	25.0	8.8	11.5
		5	10	15	nan
		K-means			DBSCAN

► $\left. \begin{matrix} K \nearrow \\ m \nearrow \end{matrix} \right\} \Rightarrow \text{Détection} \nearrow$

► En général, $\overline{Err}_{SPSC} < \overline{Err}_{MC}$

► $K \searrow \Rightarrow \text{Estimation} \nearrow$

► La précision sans échec montre la robustesse lorsque les solutions sont bien détectées

$\mathcal{G}'_{\text{Précision}} \text{ (\%)}$

Simulation stochastique

- Méthode de Monte-Carlo

- Recherche d'évènements rares

- Simulation multi-agents

Partitionnement de données

- Définition du problème

- Principaux algorithmes

SPSC : une nouvelle politique d'exécution de simulations stochastiques

- Objectifs

- Présentation intuitive

- Présentation détaillée

- Extension probabiliste

- Implémentation

Évaluation de SPSC

- Mesures de performance

- Modèles de simulation

- Résultats et discussion

Conclusion et perspectives

SPSC

- ▶ Efficace pour détecter différentes solutions rares sous certains paramétrages
- ▶ Estimation plus précise en général et surtout dans le cas où les solutions sont détectées

	MC	Splitting	IS	SPSC
Connaissance de la distribution	pas besoin	pas besoin	forte	pas besoin
Connaissance sur les solutions	pas besoin	forte	faible	pas besoin
Solutions ciblées	multiples (fréquentes)	une seule (rare)	une seule (rare)	multiples (rares ou non)

Perspectives

- ▶ Étude portant sur les politiques de sélection et de clonage
- ▶ Outil potentiel de débogage
- ▶ Amélioration de l'extension probabiliste
- ▶ Problèmes plus complexes de simulation :
 - ▶ calibration
 - ▶ analyse de sensibilité
 - ▶ problèmes inverses
- ▶ Simulation multi-modale d'une ville réelle

Publications

- ▶ Yu-Lin, Huang et al. *Détection d'événements rares dans les simulations multi-agents*. In: Journées Francophones sur les Systemes Multi-Agents (**JFSMA**), Métabief, FRA (2018-10-10 - 2018-10-12). **TA: 50%**
- ▶ Yu-Lin, Huang et al. *SPSC: A New Execution Policy for Exploring Discrete-Time Stochastic Simulations* In: The 22nd International Conference on Principles and Practice of Multi-Agent Systems (**PRIMA 2019**), Pages 568-575, Torino, Italy (2019-10-28 - 2019-10-31). **TA: 26%**
- ▶ Yu-Lin, Huang et al. *SPSC: an efficient, general-purpose execution policy for stochastic simulations* In: Winter Simulation Conference(**WSC 2021**), Phoenix, AZ, US (2021-12-13 - 2021-12-16). **TA: 70%**
- ▶ Article de revue en préparation (Simulation Modelling Practice and Theory)

Merci de votre attention.

Les travaux présentés dans cet article ont été réalisés dans le cadre du projet ELSAT2020, cofinancé par l'Union Européenne avec le Fonds européen de développement régional, par l'État et la Région Hauts-de-France.

