



HAL
open science

Détection d'événements rares dans les simulations multi-agents

Yu-Lin Huang, Gildas Morvan, Frédéric Pichon, David Mercier

► **To cite this version:**

Yu-Lin Huang, Gildas Morvan, Frédéric Pichon, David Mercier. Détection d'événements rares dans les simulations multi-agents. 26èmes Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JF-SMA2018), Oct 2018, Métabief, France. hal-01910575

HAL Id: hal-01910575

<https://hal.science/hal-01910575>

Submitted on 1 Nov 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Détection d'événements rares dans les simulations multi-agents

Yu-Lin Huang
ylin.huang@univ-artois.fr

Gildas Morvan
gildas.morvan@univ-artois.fr

Frédéric Pichon
frederic.pichon@univ-artois.fr

David Mercier
david.mercier@univ-artois.fr

Univ. Artois, EA 3926, Laboratoire de Génie Informatique et d'Automatique de l'Artois (LGI2A), Béthune, France

1 Introduction

Imaginons un biologiste étudiant un réseau trophique et disposant, à des fins de prédiction, d'un très bon modèle multi-agents stochastique de celui-ci. Notre biologiste souhaite répondre à la question suivante : « Quelle est la probabilité qu'une ou plusieurs espèces du réseau disparaissent d'ici un certain temps ? »

L'approche classique pour y répondre consiste à simuler le modèle n fois pour estimer les probabilités d'apparition des différentes solutions. Pour déterminer la valeur minimale de n permettant d'obtenir des résultats statistiquement significatifs, l'algorithme suivant est généralement appliqué [1] :

1) Exécuter n_0 simulations.
2) Calculer $\lceil \max_{o \in O} \left(\frac{Z_{1-(\alpha/2)} \cdot s_0(o)}{\epsilon \cdot \bar{o}_0} \right)^2 \rceil$, où o est un observable, O l'ensemble des observables, ϵ l'erreur relative voulue de l'estimation, $1 - \alpha$ la probabilité que l'erreur relative réelle de l'estimation soit bien inférieure à ϵ , $Z_{1-(\alpha/2)}$ le $1 - \alpha$ quantile de la loi normale, $s_0(o)$ l'écart-type de o et \bar{o}_0 sa moyenne.
3) Si $n > n_0$, exécuter les $n - n_0$ simulations restantes.

Cette méthode est-elle applicable dans le cas général ? Les travaux menés sur le sujet répondent par la négative [2]. Afin de pallier ce problème, nous proposons dans cet article une nouvelle politique d'exécution de simulations multi-agents. L'objectif est de *biais*er la distribution originale des solutions afin de favoriser certaines, puis de la reconstruire *a posteriori* en exécutant un minimum de simulations.

Dans cet article, nous nous focalisons sur la première étape où il s'agit de biaiser la distribution originale.

2 Présentation de la méthode

Les quatre idées principales qui sous-tendent notre approche sont : **1)** une simulation peut

être, à chaque pas de temps, dans plusieurs états simultanément, **2)** un état peut être cloné (répliqué) et réinjecté dans une nouvelle simulation, **3)** une simulation peut-être échantillonnée dans le temps et ainsi *découpée* en plusieurs morceaux, **4)** parmi les différents états, il est possible de sélectionner à intervalle régulier les plus intéressants pour répondre à la question posée par le modélisateur.

La politique d'exécution est décrite dans la figure 1. k états initiaux sont répliqués n fois puis simulés sur t_s pas de temps. Les k plus intéressants sont sélectionnés puis à nouveau répliqués. Le processus se poursuit jusqu'au pas de temps final.

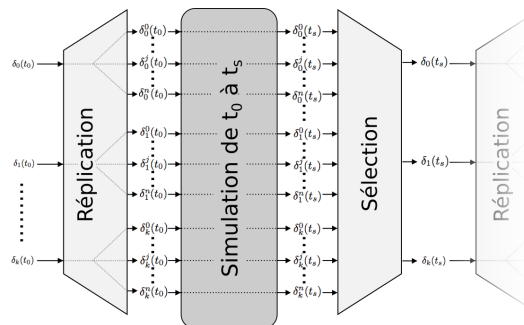


FIGURE 1 – Algorithme proposé

3 Exemples d'application

Nous allons dans cette section montrer l'intérêt de la politique d'exécution proposée en l'appliquant à des modèles académiques simples (marche aléatoire et proie-prédateurs).

Marche aléatoire. Le cas étudié ici est celui d'un agent se déplaçant selon une marche aléatoire suivant une loi normale de moyenne $\mu = 0$ et d'écart type $\sigma = 0.1$. L'événement rare considéré ici est le chemin menant aux valeurs les plus faibles. Nous sélectionnons la simulation dont la position est minimale ($k = 1$).

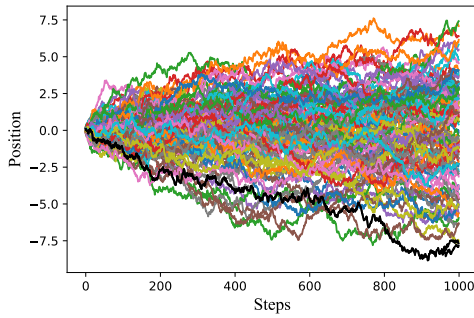


FIGURE 2 – Réalisations de la marche aléatoire avec $\sigma = 0.1$. Les courbes colorées représentent les réalisations avec l’approche classique, la courbe noire avec l’approche proposée.

La figure 2 montre des résultats obtenus par l’approche classique (courbes colorées, 100 simulations) et une réalisation avec l’approche proposée (courbe noire, $n = 2$, $t_s = 50$). Nous observons ici qu’avec seulement $n = 2$, le résultat obtenu par notre approche permet de biaiser la distribution originale des solutions pour obtenir la valeur quantile $q_{0.01}$ estimée par 100 simulations lancées classiquement.

Modèle proies-prédateurs. Nous considérons ici un modèle proies-prédateurs minimal, constitué d’agents « prédateurs » chassant des agents « proies », eux-même se nourrissant de la végétation disponible dans l’environnement.

Les régimes stationnaires (solutions) pouvant être obtenus avec ce modèle sont les suivants : R_1 : survie des proies et prédateurs, R_2 : extinction des prédateurs et survie des proies, R_3 : extinction des proies et des prédateurs. Dans la suite de cet article, nous considérons un paramétrage où les probabilités d’obtention des régimes R_2 et R_3 sont largement inférieurs au régime R_1 ($P(R_1) \simeq 0.974$, $P(R_2) \simeq 0.025$ et $P(R_3) \simeq 0.001$).

Pour appliquer la méthode proposée précédemment, il faut d’abord définir la méthode de sélection la plus appropriée. Si nous cherchons à obtenir les 3 régimes, il semble naturel de sélectionner les états selon les trois critères correspondants : 1) La norme $\|\cdot\|_2$ maximale du couple nombre de proies, nombre de prédateurs. 2) Le nombre de prédateurs minimum qui en même temps possède le nombre de proies maximum. 3) Le nombre de proies minimum qui en même temps possède le nombre de prédateurs maximum. Au moment du découpage, les simulations sont sélectionnées selon ces critères et

dupliquées $\lfloor \frac{n}{3} \rfloor \pm 1$ fois. Notons que cette méthode de sélection suppose une connaissance *a priori* des régimes.

Une autre façon d’envisager la sélection, sans introduire de connaissance *a priori*, est d’identifier les simulations les plus différentes. Pour ce faire, nous sélectionnons les k simulations situées sur l’enveloppe convexe du plan $n_{proies}/\Delta n_{proies}$, dupliquées $\lfloor \frac{n}{k} \rfloor \pm 1$.

La figure 3 montre la probabilité d’obtenir au moins une simulation de l’événement rare R_3 en lançant n simulations avec différentes méthodes de sélection et différentes valeurs de n pour $t_s = 50$. Ces résultats sont comparés avec la méthode de référence.

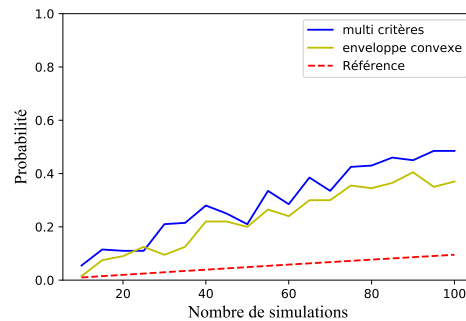


FIGURE 3 – Probabilité de détecter le régime R_3 en exécutant n simulations

4 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une nouvelle politique d’exécution de simulations multi-agents. Nous avons ensuite proposé des éléments de validation sur la base de deux exemples. Nous avons ainsi montré que des méthodes simples de sélection permettent de biaiser efficacement la distribution originale des solutions pour générer des événements rares.

Références

- [1] J. Banks, J.S. Carson II, B.L. Nelson, and D.M. Nicol. *Discrete-event system simulation*. Pearson, 5th edition, 2010.
- [2] P. L’Ecuyer, F. Le Gland, P. Lezard, and B. Tuffin. *Rare Event Simulation using Monte Carlo Methods*, chapter Splitting Techniques. Wiley, 2009.

Remerciements 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. La figure 1 a été réalisée par Yoann Kubera.