

Impact du mécanisme chaotique sur l'optimisation d'un modèle de mobilité pour un essaim de drones devant réaliser une couverture de zone

M. Rosalie¹, G. Danoy², S. Chaumette³ & P. Bouvry²

¹ SnT, Université du Luxembourg, Luxembourg

² CSC-FSTC/SnT, Université du Luxembourg, Luxembourg

³ Univ. Bordeaux, LaBRI, UMR5800, F-33400, Talence, France

`martin.rosalie@uni.lu`

Résumé. À travers l'utilisation d'attracteurs chaotiques solutions d'équations différentielles ordinaires, cet article met en évidence que l'utilisation de mécanismes chaotiques peut contribuer à l'amélioration de la *diversification* de métaheuristiques sous réserve de trouver un système dynamique adapté au problème considéré. Ici, nous nous intéressons à la diversification d'un algorithme de type colonie de fourmis pour un problème de couverture de zone par un essaim de drones autonomes. Nous montrons que les performances de couverture sont améliorées à l'aide de mécanismes chaotiques issus du système de Ma et du système de Rössler.

Abstract. Solution of differential equations system can be chaotic attractors with various chaotic mechanisms. In this paper we highlight that the use of these chaotic mechanisms permits to enhance the diversification of metaheuristics. We applied our approach to the coverage problem using a swarm of UAVs where the diversification of an ant colony algorithm is enhanced by chaos coming from Ma system and Rössler system.

1 Introduction

Des travaux récents utilisent des systèmes en régime chaotique pour améliorer les performances de certaines métaheuristiques. Le chaos y remplace l'aléatoire pour améliorer le caractère exploratoire des algorithmes (aussi appelé *diversification*). Gandomi *et al.* exploitent cette approche pour de l'optimisation par essaims de particules (Particle Swarm Optimization) [1] et pour de l'optimisation basée sur le comportement de lucioles (Firefly Algorithm) [2]. Dans les deux cas, les auteurs testent leurs algorithmes avec plusieurs applications chaotiques (application logistique, application tente, etc.) et comparent les performances résultantes sur des problèmes connus en prenant comme critère un taux de succès d'obtention de la solution optimale. Nous avons pour notre part récemment contribué à ce domaine en proposant le modèle de mobilité CACOC (Chaotic Ant Colony Optimization for Coverage) [3]. Ce dernier combine le système de Rössler avec un algorithme de type colonies de fourmis pour obtenir un algorithme de couverture de zone par un essaim de drones autonomes.

Après avoir décrit le problème considéré dans cet article, nous présentons des modèles de mobilité aléatoires et chaotiques pour la couverture d'une zone. Ces modèles sont ensuite évalués à l'aide de différentes mesures d'efficacité de la couverture. Une fois le meilleur modèle identifié, il est possible de l'introduire dans un modèle de colonie de fourmis. L'ensemble de cet article détaille le travail qui a été nécessaire pour que cette approche soit validée par l'intermédiaire du modèle CACOC [3].

2 Définition du problème

Dans le présent article, nous nous intéressons à la coordination entre des drones autonomes à l'aide d'une métaheuristique : le principe de colonie de fourmis [4]. Les fourmis déposent des phéromones au sol pour aider les autres fourmis de la colonie. Ces phéromones, répulsives pour les autres membres de la colonie, s'évaporent avec le temps. Ce mécanisme oriente de fait les autres fourmis pour qu'elles aillent

visiter d'autres zones. Cependant dans ce type d'algorithme, lorsqu'il n'y a pas de phéromones pour guider les fourmis, leur comportement est généralement aléatoire. Dans cet article, nous cherchons à améliorer les performances d'une méthode de colonie de fourmis uniquement avec une meilleure diversification en remplaçant donc l'aléatoire par un mécanisme chaotique. Nous allons ainsi définir le comportement d'un essaim dont le but est de couvrir une zone. Pour cette démarche, il existe des modèles de mobilité pour les drones utilisant des variables aléatoires [5] ou des systèmes chaotiques [6]. Nous proposons une nouvelle approche originale où nous prenons en compte les propriétés dynamiques issues du gabarit des attracteurs chaotiques [7].

3 Modèles de mobilité

3.1 Modèle n°1 aléatoire

Kuiper & Nadjm-Tehrani [5] utilisent un modèle de mobilité aléatoire pour des drones. Les auteurs considèrent que la vitesse des drones est constante et qu'à chaque étape, le drone doit choisir sa prochaine direction de vol : aller de l'avant (A), aller à 45° sur la gauche (L) ou aller à 45° sur la droite (R). Enfin, les drones volent à des altitudes différentes pour éviter les collisions. Ces aptitudes sont communes à l'ensemble des modèles de mobilité présentés dans cet article. Dans le modèle aléatoire de Kuiper & Nadjm-Tehrani [5] la prochaine direction dépend de la précédente (Tab. 1). Le comportement est symétrique car les probabilités sont les mêmes pour les choix L et R . Dans leur article [5], ce modèle sert de diversification à un algorithme de colonie de fourmis, c'est-à-dire quand il n'y a pas de phéromones pour guider les drones.

Table 1. Dépendance des actions du modèle de mobilité aléatoire [5].

Dernière action	Probabilité d'action		
	Gauche (L)	Avant (A)	Droite (R)
Gauche (L)	0.70	0.30	0
Avant (A)	0.10	0.80	0.10
Droite (R)	0	0.70	0.30

3.2 Modèle n°2 MAMM

Comme le modèle de mobilité n°1 aléatoire utilise le précédent choix pour obtenir le suivant, nous cherchons à retrouver ce genre de comportement à l'aide d'un système dynamique en régime chaotique pour pouvoir comparer chaos et aléatoire. Nous choisissons d'utiliser des attracteurs solutions de systèmes d'équations différentielles ordinaires en régime chaotique (Fig. 1a). Ces attracteurs ont des structures particulières qu'il est possible d'étudier et de classer à partir de leur gabarit [7]. Pour réaliser une telle étude d'un attracteur, nous construisons une application de premier retour depuis une section de Poincaré. Cette application détaille la position relative de la trajectoire solution entre ses passages successifs dans la section de Poincaré. Il est alors permis d'identifier si des transitions sont possibles entre certaines portions de l'application. Nous l'utilisons pour construire un modèle de mobilité basé sur une dynamique chaotique qui dépend de l'organisation relative des orbites d'un attracteur. Au sein de l'application de premier retour ces orbites sont représentées par des points périodiques. La résolution du système différentiel fait que les orbites vont être approchées momentanément par la solution. Il est alors important de construire une partition de l'application de telle sorte que ces orbites correspondent à des motifs intéressants pour l'exploration et la couverture d'une zone car il est garanti qu'à un moment donné, ce motif va être réalisé.

Nous avons choisi le système de Ma [8] car il possède la particularité d'avoir une application de premier retour qui permet de reproduire la structure de dépendance du modèle aléatoire (Tab. 1). Le système de Ma est ainsi un bon candidat malgré le fait qu'il y ait une branche additionnelle à l'application de premier retour qui ne perturbe en rien les propriétés dynamiques du système [9]. Nous prenons l'attracteur solution du système pour les paramètres $a = 0.00001$, $b = 0.00001$ et $c = 1.063$ (Fig. 1a). À partir de la section de Poincaré considérée (voir [9] pour une analyse détaillée de cet attracteur), une application de premier retour est construite et les orbites périodiques structurant l'attracteur sont extraites (Fig. 1b).

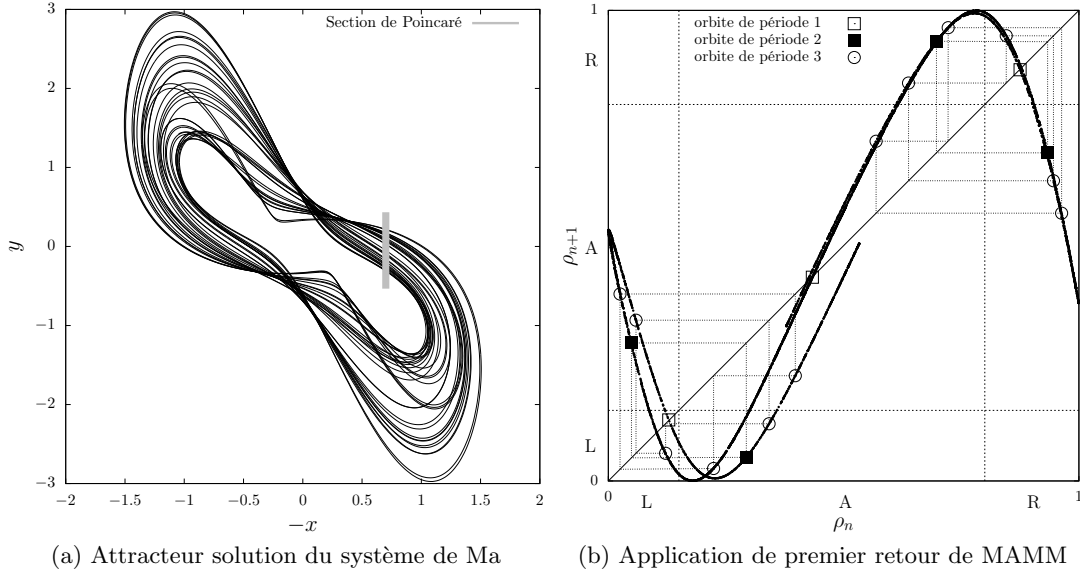


Figure 1. (a) Attracteur solution du système de Ma avec une section de Poincaré pour les paramètres $a = 0.00001$, $b = 0.00001$ et $c = 1.063$. (b) Application de premier retour partitionnée en L, A, R. Les points périodiques des orbites sont indiqués pour montrer les motifs qu'elles impliquent au niveau du modèle de mobilité : période 1 (L, A, R), période 2 (LA, RA) et période 3 (LLA, LAA, RRA, RAA).

La partition que nous avons réalisée a pour objectif d'utiliser la dynamique du système avec trois branches dans l'application pour obtenir le modèle de mobilité avec les trois possibilités d'orientation des drones (L, A ou R). On retrouve la notion de dépendance par l'intermédiaire de l'application de premier retour où la prochaine décision dépend de la précédente. Cette partition permet d'obtenir plusieurs motifs sur les orbites de période inférieure à quatre : principalement des virages plus ou moins large (L, R, LA, RA, LLA, LAA, RRA et RAA) avec une ligne droite pour l'orbite de période 1 encodée A. Cette partition reproduit la structure symétrique du modèle aléatoire n°1 dans lequel les mêmes transitions sont autorisées (Tab. 1). Nous avons choisi de nommer ce modèle n°2 MAMM (*MA Mobility Model*).

3.3 Modèle n°3 MAMM2

Nous avons basé cette première partition sur les trois branches de l'application de telle sorte que cela corresponde à la partition réalisée lors de l'étude dynamique d'un attracteur chaotique (voir [7] pour des exemples d'application sur le système de Rössler). À partir du système de Ma, nous proposons de changer la partition de l'application en modifiant les intervalles dont dépendent les actions et le nommons MAMM2. Nous proposons de raccourcir les intervalles liés au changement de direction L et R de telle sorte que la transition de L vers L soit impossible ainsi que celle de R vers R. Il s'ensuit que les virages serrés (L et R) ne sont plus réalisables et deviennent alors des lignes droites (A). Les orbites périodiques de période inférieure à quatre entraînent les virages caractérisés par les séries de symboles LA, RA, LAA et RAA comme l'illustre la Fig. 2a. Nous supposons que ce modèle de mobilité permet une meilleure couverture de zone que MAMM car il y a moins d'orbites qui entraînent des virages et il y a réciproquement plus d'orbites à l'origine de lignes droites.

3.4 Modèle n°4 CROMM

En comparaison avec le modèle précédent, nous utilisons le système de Rössler pour obtenir un comportement asymétrique pour les drones. Nommé CROMM pour *Chaotic Rössler Mobility Model*, nous reprenons ici la partition de l'application de premier retour présentée dans un de nos article précédent [3]. Cette partition est particulière car elle ne prend pas en compte la symétrie gauche-droite comme c'est le

cas pour les autres modèles. Sur l'application de premier retour (Fig. 2b), nous avons mis en avant deux orbites entraînant une ligne droite (orbite encodée A) et un virage (orbite encodée RA).

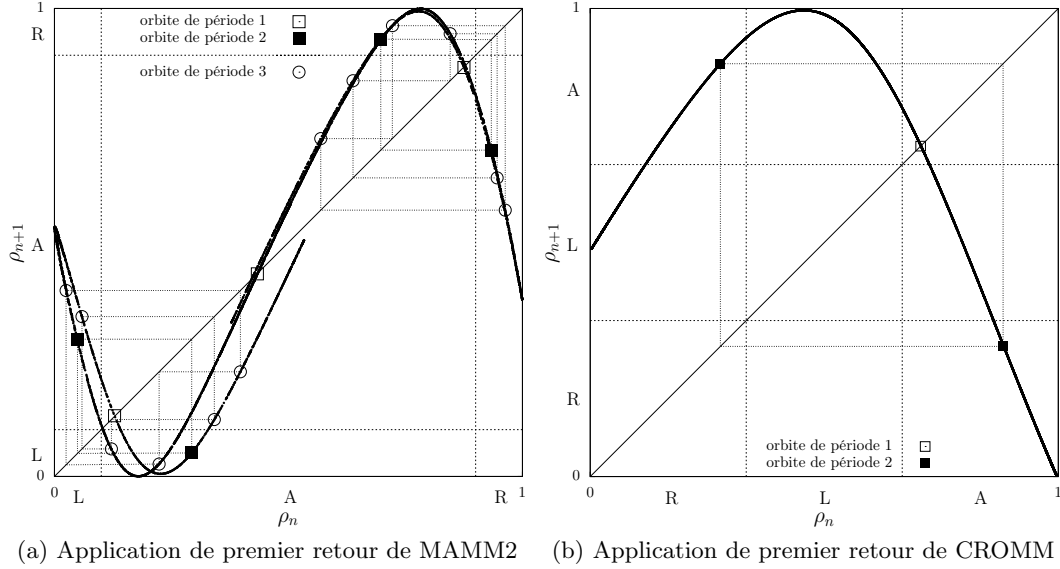


Figure 2. (a) Modification de la partition de l'application de la Fig. 1 pour obtenir le modèle de mobilité n°3 MAMM2. (b) Application de premier retour obtenue à partir d'un attracteur solution du système de Rössler pour les paramètres $a = 0.1775$, $b = 0.215$ et $c = 5.995$. Les points périodiques représentent les orbites de période 1 (A) et 2 (RA).

4 Expérimentations

Pour tester les modèles de mobilité, nous effectuons des simulations (Tab. 2 pour les paramètres). Pour évaluer leur performances, nous utilisons trois mesures : le pourcentage de couverture totale de la zone, l'équité de la couverture et la couverture récente. Étant donné que la zone à couvrir est découpée en 100×100 cellules, le pourcentage de couverture donne le nombre de cellules visitées sur l'ensemble de la simulation et la couverture récente indique ce pourcentage uniquement lors des 100 dernières itérations. À partir de la couverture totale, nous calculons la pente moyenne sur les 500 premières itérations ; cela permet de voir comment les drones se répartissent initialement. L'équité de la couverture est donnée par l'écart-type du nombre de visites d'une cellule par rapport à l'ensemble des cellules (voir [10] pour plus de détails). Plus la pente de cette mesure est faible, plus la couverture est équitable.

La figure 3 présente les résultats pour les quatre modèles de mobilité et les quatre mesures de performance décrits. Le modèle aléatoire se révèle plus performant que le modèle MAMM sauf pour la

Table 2. Paramètres d'expérimentations.

Nom du paramètre	Valeur du paramètre
Zone de simulation	
Aire Géographique	100 m $\times$ 100 m
Nombre de cases	100 $\times$ 100
Drone	
Vitesse	1 m/s
Action possible	tout droit (A), 45° à gauche (L), 45° à droite (R)
Position initiale des drones	au milieu en bas de la zone
Expérimentations	
Modèle de mobilité	[1, 2, 3, 4]
Nombre de drones	10
Étapes de simulation	4000
Nombre de tests indépendants	30 par modèle

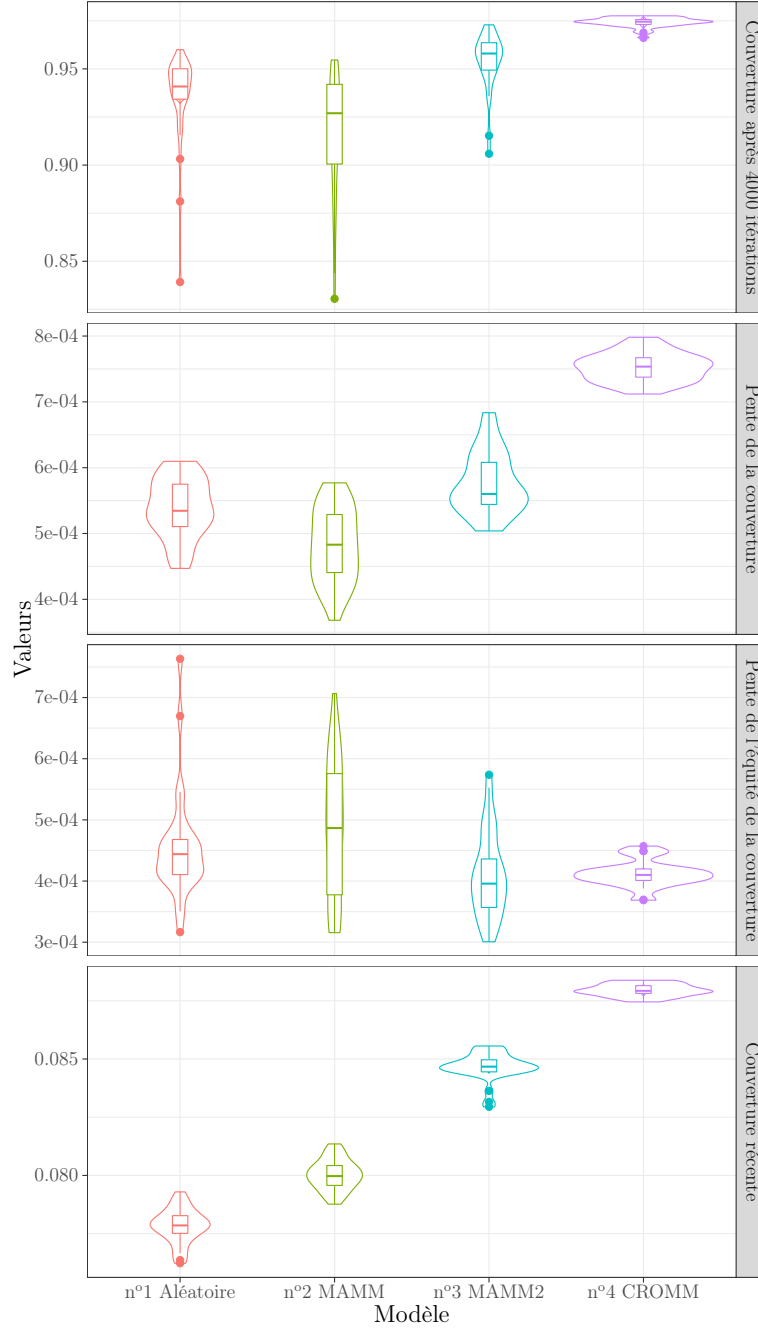


Figure 3. Comparaison des performances des modèles de mobilité : moyenne, écart-type et estimation de la distribution des valeurs pour les 30 simulation effectuées.

couverture récente. Nous pouvons supposer que le déterminisme joue un rôle particulier pour cette mesure. Comme supposé lors de la description du modèle n°3 MAMM2, ce dernier est meilleur que MAMM pour les quatre mesures. Le rôle associé aux orbites (virages ou lignes droites) influence la couverture d'une zone. Enfin, le modèle n°4 CROMM est plus performant que les précédents sauf pour l'équité où même si la moyenne n'est pas la meilleure, l'écart-type est vraiment faible par rapport à MAMM2. Le caractère asymétrique du modèle avec la proportion associée au choix A couplé aux virages par le biais de l'orbite encodée *RA* explique les très bonnes performances de ce modèle de mobilité.

5 Conclusion

Nous avons introduit trois modèles de mobilité construits à partir d'applications de premier retour issues d'attracteurs chaotiques. Après avoir mesuré les performances de ces différentes méthodes nous pouvons proposer un modèle de mobilité déterministe et imprévisible meilleur qu'un modèle aléatoire. Ces bonnes performances pour la résolution du problème de couverture viennent du fait que nous avons augmenté le nombre de fois où la partition A (pour *avant*) est visitée. Pour le modèle MAMM2, nous avons augmenté la taille de cette partition alors que pour le modèle CROMM, nous avons fait en sorte qu'une grande portion de l'application entraîne le choix A à l'étape suivante tout en gardant des proportions équivalentes pour les trois choix : A, L et R. De plus nous avons utilisé les orbites comme garantes de l'exécution de motifs exploratoires comme des lignes droites et de grands virages. La combinaison du modèle CROMM avec un algorithme de colonie de fourmis a été réalisée et a donné d'excellent résultats sur ce que nous avons nommé le modèle CACOC (Chaotic Ant Colony Optimization for Coverage) [3].

En résumé, nous avons montré qu'à travers l'utilisation d'un système dynamique en régime chaotique, nous avons pu améliorer la diversification d'un algorithme de couverture de zone. Nous avons détaillé les méthodes que l'on peut utiliser pour réaliser une partition d'une application de premier retour. Étant donné la richesse de la littérature sur les applications chaotiques, cette nouvelle méthode peut être appliquée pour de nombreux problèmes d'optimisation.

Remerciements : Les résultats présentés dans cet article ont été obtenus grâce aux équipements de Calcul Haute-Performance de l'Université du Luxembourg [11] (pour plus de détails, voir le site <http://hpc.uni.lu>).

Références

1. A. H. GANDOMI, G. J. YUN, X.-S. YANG & S. TALATAHARIX, Chaos-enhanced accelerated particle swarm optimization, *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, **18**, 327–340, 2013.
2. A. H. GANDOMI, X.-S. YANG, S. TALATAHARIX & A. H. ALAVI, Firefly algorithm with chaos, *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, **18**, 89–98, 2013.
3. M. ROSALIE, G. DANOY, S. CHAUMETTE & P. BOUVRY, From random process to chaotic behavior in swarms of UAVs, in proceedings of the *6th ACM International Symposium on Design and Analysis of Intelligent Vehicular Networks and Applications (DIVANet 2016)*, ACM, New York, NY, USA, 9–15, 2016.
4. M. DORIGO, Optimization, learning and natural algorithms, Ph. D. Thesis, *Politecnico di Milano*, Italy, 1992.
5. E. KUIPER & S. NADJM-TEHRANI, Mobility Models for UAV Group Reconnaissance Applications, in proceedings of the *International Conference on Wireless and Mobile Communications (ICWMC'06)*, IEEE, 33–39, 2006.
6. L. S. MARTINS-FILHO & E. E. N. MACAU, Trajectory Planning for Surveillance Missions of Mobile Robots, *Autonomous Robots and Agents*, Springer Berlin Heidelberg, 109–117, 2007.
7. M. ROSALIE, Templates and subtemplates of Rössler attractors from a bifurcation diagram, *Journal of Physics A : Mathematical and Theoretical*, **49** (31), 315101, 2016.
8. J. H. MA & Y. S. CHEN, Study for the bifurcation topological structure and the global complicated character of a kind of nonlinear finance system (I), *Applied Mathematics and Mechanics*, **22**(11), 1119–1128, 2001.
9. M. ROSALIE, Lois de composition de surface branchée pour la description d'attracteurs bornés par des tores de genre élevé, Ph. D. Thesis, *Université de Rouen*, France, 2014.
10. J. SCHLEICH, A. PANCHAPAKESAN, G. DANOY & P. BOUVRY, UAV fleet area coverage with network connectivity constraint, in proceedings of the *11th ACM international symposium on Mobility management and Wireless access (MobiWac'13)*, ACM, 2013.
11. S. VARRETTE, P. BOUVRY, H. CARTIAUX & F. GEORGATOS, Management of an Academic HPC Cluster : The UL Experience, in proceedings of the *2014 Intl. Conf. on High Performance Computing & Simulation (HPCS 2014)*, IEEE, 959–967, 2014.