



**HAL**  
open science

## **Exploration du modèle MUCAS basé sur les Boids de Reynolds pour l'obtention de différents comportements collectifs**

Jérémy Rivière, Aymeric Hénard, Étienne Peillard, Sébastien Kubicki, Gilles Coppin

### ► To cite this version:

Jérémy Rivière, Aymeric Hénard, Étienne Peillard, Sébastien Kubicki, Gilles Coppin. Exploration du modèle MUCAS basé sur les Boids de Reynolds pour l'obtention de différents comportements collectifs. Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA), Jul 2025, Dijon, France. <hal-05361608>

**HAL Id: hal-05361608**

**<https://hal.science/hal-05361608v1>**

Submitted on 21 Nov 2025

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.



Distributed under a Creative Commons CC BY-NC-ND 4.0 - Attribution - Non-commercial use - No Derivative Works - International License

# Exploration du modèle MUCAS basé sur les Boids de Reynolds pour l'obtention de différents comportements collectifs

Jérémy Rivière<sup>a</sup>  
jriviere@univ-brest.fr

Aymeric Hénard<sup>b</sup>  
aymeric.henard@imt-atlantique.fr

Étienne Peillard<sup>b</sup>  
etienne.peillard@imt-atlantique.fr

Sébastien Kubicki<sup>c</sup>  
sebastien.kubicki@enib.fr

Gilles Coppin<sup>b</sup>  
gilles.coppin@imt-atlantique.fr

<sup>a</sup>Univ Brest, CNRS, Lab-STICC, Brest, France

<sup>b</sup>IMT Atlantique, CNRS, Lab-STICC, Brest, France

<sup>c</sup>ENIB, CNRS, Lab-STICC, Brest, France.

## Résumé

*Le modèle des Boids de Reynolds est principalement connu pour sa faculté à générer un comportement collectif de déplacement coordonné (flocking). Les trois mécanismes à l'origine de l'auto-organisation des agents, l'attraction, la répulsion et l'alignement, rendent cependant possibles l'obtention d'autres comportements. Nous présentons dans cet article le modèle MUCAS à base de forces virtuelles, utilisant ces mécanismes pour générer plusieurs comportements différents d'auto-organisation spatiale. L'exploration interactive des paramètres d'intensité des forces virtuelles montre les relations entre eux et leur rôle dans l'obtention de ces comportements. Ce modèle met en avant la difficulté pour un utilisateur d'interagir avec les essaims, notamment à cause de leur manque de transparence. Pour améliorer cette transparence, nous proposons une visualisation des forces qui dominent la prise de décision des agents, et discutons des liens existants entre transparence et confiance dans le cadre de l'interaction humain-essaim de robots.*

**Mots-clés :** *Modèle de comportement, simulation, auto-organisation, interaction humain-essaim, intelligence en essaim*

## Abstract

*The Reynolds Boid model is best known for its ability to generate coordinated collective movement behaviour (i.e. flocking). However, its three self-organisation mechanisms - attraction, repulsion and alignment - make it possible to obtain other types of behaviours. In this article, we present a virtual force-based model that uses these mechanisms to generate five different spatial self-organisation behaviours. An interactive*

*exploration of the intensity parameters of the virtual forces shows the relationships between them and their role in obtaining these behaviours. This model highlights the difficulty for a user to interact with a swarm, in particular because of their lack of transparency. To improve this transparency, we propose a visualisation of the forces dominating the agents' decision process, and discuss the existing links between transparency and trust in human-swarm interaction.*

**Keywords:** *Behaviour model, simulation, self-organisation, human-swarm interaction, swarm intelligence*

## 1 Introduction

L'auto-organisation d'un système peut être définie comme "sa capacité à s'organiser de lui-même sans contrôle central interne ou externe, par le biais des interactions multiples et locales entre ses agents et son environnement" [4]. Parmi les comportements collectifs que l'auto-organisation permet d'obtenir, on peut distinguer ceux qui modifient l'organisation spatiale des agents (e.g. expansion, déplacement coordonné), des autres comportements (e.g. consensus, répartition de tâches). On retrouve ces **comportements d'auto-organisation spatiale** dans la littérature sur les essaims de robots en particulier, où la dimension spatiale est importante pour ces agents physiques. Le modèle des Boids de Reynolds [21] est un modèle fondateur, largement utilisé et repris dans les modèles actuels [14], dans le but de reproduire un comportement de déplacement coordonné (*flocking*) réaliste, semblable à ceux des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux. Le modèle de Reynolds utilise trois

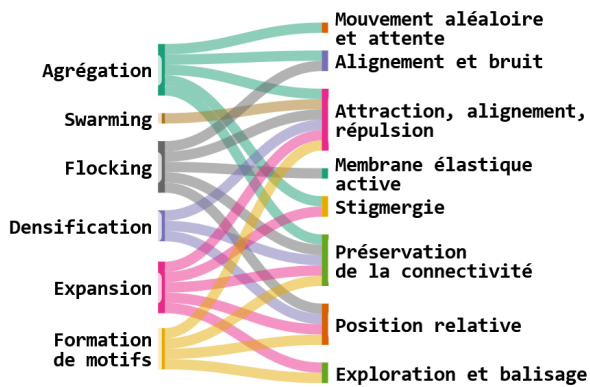


FIGURE 1 – Diagramme de Sankey de six comportements d'auto-organisation spatiale (à gauche) qui peuvent être obtenus par l'utilisation de méthodes d'auto-organisation (à droite). Adaptée de [14].

*mécanismes* d'auto-organisation, *i.e.* des éléments de base participant à l'auto-organisation, comme la stigmergie ou le mouvement aléatoire :

- L'**attraction** rapproche l'agent de ses voisins.
- L'**alignement** rapproche la vitesse de l'agent (*i.e.* sa vitesse et sa direction) de celle de ses voisins.
- La **répulsion** éloigne l'agent de ses voisins.

La composition de ces trois mécanismes forme la *méthode* d'auto-organisation "Attraction, alignement et répulsion", qui regroupe plusieurs modèles (dont celui de Reynolds, *e.g.* [6, 18, 21, 9]) implémentant ces mécanismes de façon différente. Individuellement, certains modèles permettent d'obtenir d'autres comportements d'auto-organisation spatiale que le *flocking* (*cf.* Figure 1). Cependant, à notre connaissance, il n'existe pas dans la littérature actuelle un unique modèle qui permettrait de reproduire tous ces comportements dans leur ensemble.

Une des manières d'obtenir un tel modèle est de doter les agents d'un comportement dont les paramètres peuvent être modifiés, changeant ainsi leur façon de s'auto-organiser pour mener à des comportements collectifs différents. De surcroît, permettre la modification de ces paramètres de façon interactive, en temps réel, par un utilisateur, aurait comme avantage de permettre un contrôle fin du système, ce qui peut être désirable dans le contexte de l'interaction avec un essaim de robots (*Human-Swarm Interaction - HSI*) [15]. En *HSI*, l'utilisateur peut par exemple avoir pour tâche de corriger les faiblesses de l'essaim de robots, telle que sa fragmentation (*i.e.* séparation en plusieurs groupes [3]) [11].

Or, contrôler un SMA *via* les paramètres des agents n'est pas simple : ces paramètres ont un effet indirect sur le comportement collectif [15] qui émerge de l'interaction entre de nombreux agents, ce qui rend le système peu transparent et complique la mise en place d'un modèle mental pour l'humain [23]. La transparence peut être définie comme la transmission d'informations pertinentes, visant à améliorer la compréhension du système par l'humain [23], et est donc clé pour que l'humain puisse **interagir de façon informée et efficace** avec les SMA [1].

Dans cet article, nous proposons le modèle MUCAS<sup>1</sup> basé sur la méthode "Attraction, alignement et répulsion". MUCAS se veut interactif : les paramètres au niveau *micro*, régissant le comportement des agents, peuvent être modifiés en cours de simulation pour obtenir plusieurs comportements collectifs au niveau *macro*, contrairement aux modèles existants. Dans le but d'améliorer la transparence de notre modèle, nous proposons également une visualisation qui substitue les agents par des flèches portant des informations sur leur prise de décision. Cette visualisation nous permet d'obtenir de nouveaux comportements, et d'illustrer ici les liens micro-macro lors de changements de paramètres. La section 2 présente tout d'abord en détails le modèle MUCAS et son implémentation, et compare ses règles de décision avec plusieurs modèles basés sur des forces virtuelles de la littérature. Elle présente également notre proposition de visualisation, que nous utilisons dans la section 3 lors d'une première exploration interactive des paramètres, qui met en avant les différents comportements atteignables, la manière de les obtenir et leurs liens dans l'auto-organisation. Nous discutons enfin des possibilités offertes par le modèle, ainsi que des liens existants entre transparence et confiance en *HSI*.

## 2 Présentation de MUCAS

MUCAS est un modèle à base d'agents dont la prise de décision est régie par des forces virtuelles, calculées à partir du voisinage de l'agent. Dans la perspective d'utiliser le modèle pour étudier les interactions humain-essaims, se baser sur des forces virtuelles et influencer le système *via* leur coefficient multiplicateur (*cf.* section 2.2) nous semble plus intuitif, et plus en phase avec un éventuel modèle mental du SMA construit par l'humain.

1. Modèle Unifié de Comportements d'Auto-organisation Spatiale. Ce modèle, limité à quatre comportements, a été présenté succinctement dans un précédent article [11]

## 2.1 Perception des agents

Dans MUCAS, chaque agent possède une aire de perception circulaire de rayon  $d$ , ainsi qu'un angle mort  $\alpha$  situé à l'arrière dans lequel aucun élément n'est perceptible (*cf.* Figure 3). Chaque agent perçoit de ses voisins les informations nécessaires à sa prise de décision : leurs positions relatives, et leurs vélocités.

## 2.2 Décision et action des agents

**Règles de décision.** Dans ce modèle, les forces proviennent de règles qui génèrent des vecteurs<sup>2</sup>, dont la norme et la direction varient en fonction de l'état de l'agent et de ses perceptions. L'intensité de chaque force (*i.e.* la norme du vecteur) dépend de paramètres que nous précisons ci-dessous, et est régulée par un *coefficient multiplicateur*, que Reynolds nomme "*strength*" [21], et qui permettront d'obtenir les différents comportements et d'*interagir avec le modèle*. La Table 1 résume les paramètres de MUCAS.

Le diagramme de causalité [7] de la Figure 2 illustre les différentes forces obtenues par les règles présentées ci-dessous, et leurs liens avec les principales propriétés au niveau global. Ces liens sont de causalité positive (flèche bleue) ou négative (disque rouge), et peuvent former des boucles de rétroaction renforçant ( $R+$ ) ou régulant ( $R-$ ) une dynamique du système. Une causalité positive exprime un changement dans le même sens (*e.g.* quand l'intensité de l'attraction augmente, la densité du SMA augmente), et une causalité négative un changement dans le sens inverse (*e.g.* quand l'intensité de la répulsion augmente, la densité du SMA diminue).

Les trois premières règles expriment les forces d'attraction, de répulsion et d'alignement. On appelle  $N$  l'ensemble des voisins de l'agent,  $\vec{P}$  la position de l'agent ( $\vec{P}_a$  la position du voisin  $a$  relative à l'agent), et  $\vec{V}$  sa vélocité, dont la direction représente son orientation actuelle et la norme sa vitesse ( $\vec{V}_a$  la vélocité du voisin  $a$ ).

**La règle d'attraction** de MUCAS est identique à la plupart des modèles de la littérature (*e.g.* [18, 24]). Elle calcule la position relative du centre de masse de son voisinage, et renvoie un vecteur dont la direction pointe vers ce centre de masse.

$$\vec{Attrac}(t) = \left( \frac{\sum_{a \in N} \vec{P}_a(t)}{nbVoisins} - \vec{P}(t) \right) \times atC$$

2. bidimensionnels sur un plan en 2D

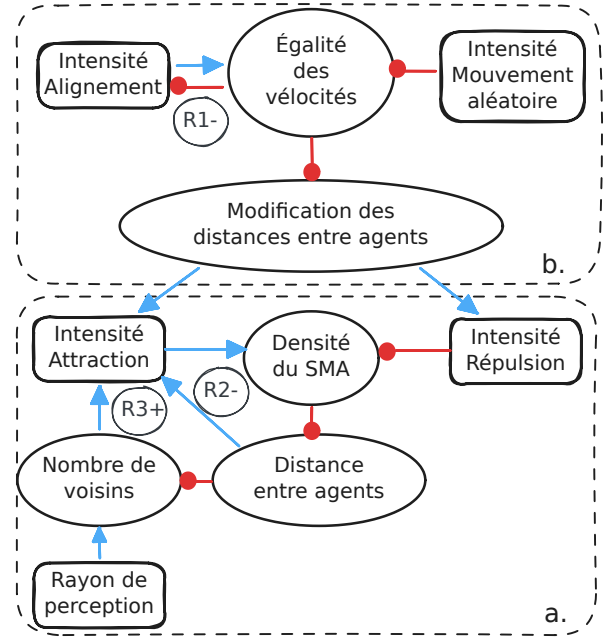


FIGURE 2 – Diagramme de causalité de MUCAS : a) effets de l'attraction et de la répulsion, b) effets de l'alignement et du mouvement aléatoire.

L'intensité de cette force dépend du coefficient  $atC$ , et de la distance au centre de masse : elle dépend donc des voisins et du rayon de perception  $d$  de l'agent. La Figure 2a) fait apparaître ces liens : plus le rayon de perception est grand, plus il peut y avoir de voisins éloignés perçus, ce qui éloigne la position du centre de masse et augmente l'intensité. Cette intensité est régulée ( $R_{2-}$ ) par les distances entre agents : quand elle augmente, la densité augmente également, la distance moyenne entre agents du SMA baisse, ce qui fait baisser en retour l'intensité de l'attraction. La boucle  $R_{3+}$  illustre un effet de seuil que nous détaillons ci-après (section 3.2).

Dans les modèles à base de forces virtuelles, le mécanisme de répulsion de Reynolds est interprété de multiples façons. Dans MUCAS, **la règle de répulsion** se rapproche de plusieurs modèles [6, 24]. Elle place les positions des voisins sur un cercle unitaire autour de l'agent, et en fait la moyenne. Elle renvoie un vecteur dont la direction pointe vers l'opposé de cette moyenne.

$$\vec{Rep}(t) = \frac{\sum_{a \in N} \frac{\vec{P}(t) - \vec{P}_a(t)}{\|(\vec{P}(t) - \vec{P}_a(t))\|}}{nbVoisins} \times repC$$

L'intensité de cette force dépend du coefficient  $repC$ , et de l'homogénéité des positions des voisins : plus les positions sont similaires, plus elle

| Paramètres | Bornes     | Description                                 | Valeurs à l'état initial |
|------------|------------|---------------------------------------------|--------------------------|
| $atC$      | [0; 5.0]   | Coef. multiplicateur de l'attraction        | 1.25                     |
| $alC$      | [0; 5.0]   | Coef. multiplicateur de l'alignement        | 0                        |
| $repC$     | [0; 5.0]   | Coef. multiplicateur de la répulsion        | 1.4                      |
| $maC$      | [0; 5.0]   | Coef. multiplicateur du mouvement aléatoire | 0                        |
| $frC$      | [0; 1.0]   | Coef. multiplicateur de la friction         | 0.1                      |
| $d$        | [0; 5.0]   | Rayon de perception (en unités)             | 1.5                      |
| $nc$       | 20.0       | Constante du non-chevauchement *            | 20.0                     |
| $sd$       | [0; 0.5]   | Distance de sécurité (en unités) *          | 0.09                     |
| $\alpha$   | [0; 360.0] | Angle mort (en degrés) *                    | 30.0                     |
| $vm$       | [0; 1.0]   | Vitesse max. (en unités par seconde) *      | 0.1                      |

TABLE 1 – Paramètres de MUCAS. Ceux marqués d'une astérisque (\*) ont une valeur fixe qui n'est pas modifiée lors de l'exploration, pour limiter la combinatoire.

est grande. L'originalité de cette règle est que son intensité ne dépend pas de la distance aux voisins. Nous avons notamment fait ce choix pour simplifier les rétroactions dans le modèle, et ainsi faciliter l'interaction. La Figure 2a) ne contient donc pas de lien entre distances entre agents et répulsion. L'intensité de la répulsion est seulement régulée par l'attraction : quand la répulsion augmente, la densité baisse, la distance entre agents augmente, ce qui renforce l'attraction. L'intensité de l'attraction est elle-même seulement régulée par les distances. Ensemble, les règles d'attraction et de répulsion mènent, après auto-organisation, à un **équilibre des distances** entre agents.

Dans la littérature, l'intensité de **la règle d'alignement** dépend soit directement de la vitesse du voisinage (*e.g.* [18]), soit de la différence entre cette vitesse et celle de l'agent (*e.g.* [9, 24]) : dans le deuxième cas, plus les directions sont différentes de celle de l'agent, plus l'intensité est forte. Dans MUCAS, la règle d'alignement est identique à celle de Mathews *et al.* [18] : elle calcule la moyenne des directions et des vitesses de ses voisins, et renvoie un vecteur dont la direction est la direction moyenne.

$$Align(t) = \frac{\sum_{a \in N} \vec{V}_a(t)}{nbVoisins} \times alC$$

L'intensité de l'alignement est la vitesse moyenne des voisins pondérée par le coefficient  $alC$ . Cette intensité est régulée par la boucle  $R_1$ - (Figure 2b) : quand celle-ci augmente, les vitesses s'égalisent, ce qui diminue en retour l'alignement. De plus, lorsque l'intensité de l'alignement est suffisamment grande, elle permet à elle seule d'obtenir un équilibre des distances, comme c'est le cas avec des modèles comme ce-

lui de Vicsek [25], sans attraction ni répulsion [14] : plus les vitesses s'égalisent, moins il y a de modifications de distances entre les agents, et moins il y a donc d'attraction et de répulsion. Cependant, les distances résultantes ne sont pas homogènes dans le SMA, contrairement à l'équilibre obtenu avec l'attraction et la répulsion.

La quatrième règle vise à formaliser un mécanisme de déplacement aléatoire, et ainsi à auto-propulser l'agent. **La règle de mouvement aléatoire** calcule un vecteur de direction aléatoire :

$$Aleat(t) = \frac{\vec{u}(X; Y)}{\|\vec{u}(X; Y)\|} \times maC$$

X et Y sont deux nombres générés aléatoirement dans  $[-0.5; 0.5]$  à chaque fois que la règle est appelée. L'intensité du mouvement aléatoire est égale au coefficient  $maC$ , et indépendante du voisinage. Cette règle favorise les modifications de distances (*cf.* Figure 2b), amenant l'agent à se rapprocher ou à s'éloigner de ses voisins, augmentant ainsi l'attraction et la répulsion.

**La règle de friction** vise à formaliser une des perspectives de Reynolds : "The speed limit parameter could be more realistically modeled as a frictional drag, a backward pointing force related to velocity." [21]. Cette règle réduit la norme du vecteur vitesse de l'agent au cours du temps, c'est-à-dire sa vitesse. Elle limite ainsi son inertie, permettant à l'accélération d'impacter sa vitesse en fonction du coefficient  $frC$ . Dans certains cas (*e.g.* pas de voisins et intensité de l'aléatoire nulle), la friction peut amener un agent à s'arrêter complètement.

$$Friction(t) = -\vec{V}(t) \times frC$$

Enfin, **la règle de non-chevauchement** repousse les agents trop proches les uns des autres. Elle

est utilisée lorsque l'intensité de la répulsion est trop faible et ne peut empêcher deux agents de partager des positions très similaires. Contrairement aux autres règles, son intensité est régulée par la constante  $nc$ , qui lui donne la priorité sur l'accélération de l'agent. Utilisée pour contrôler des robots, elle permet d'assurer leur intégrité physique [18], et dans l'implantation de se passer d'un moteur physique gérant les collisions. Similaire à la règle de répulsion, et identique à celle de Couzin *et al.* [6], elle s'applique sur l'ensemble des voisins  $A$ , avec qui la distance est inférieure à la distance de sécurité  $sd$ .

$$A = \{a \in N, \|\vec{P} - \vec{P}_a\| < sd\}$$

$$\vec{NC}(t) = \sum_{a \in A} \frac{\vec{P}(t) - \vec{P}_a(t)}{\|(\vec{P}(t) - \vec{P}_a(t))\|} \times nc$$

**Action : déplacement des agents.** MUCAS repose sur une conception mécanique du mouvement de l'agent : l'addition de ces différentes forces virtuelles produit une accélération qui modifie sa vitesse ("*Three behavioral urges [...] expressed as acceleration requests*" [21]). Une fois en mouvement, sa position change selon la direction et l'intensité du mouvement. L'**accélération** d'un agent est l'addition des forces résultant de ses six règles de décision :

$$\vec{A}(t) = \vec{Attrac}(t) + \vec{Align}(t) + \vec{Rep}(t) + \vec{Aleat}(t) + \vec{Friction}(t) + \vec{NC}(t)$$

La **vitesse** d'un agent est mise à jour à partir de son accélération, et du temps passé depuis la dernière mise à jour, selon la formule suivante :

$$\vec{V}(t) = \vec{V}(t-1) + \vec{A}(t) \times \Delta t$$

Si la magnitude de  $\vec{V}(t)$  est supérieure à la vitesse maximale ( $vm$ ) de l'agent, alors sa vitesse est proportionnellement réduite afin que sa magnitude soit égale à  $vm$ .

Enfin, la **position** d'un agent est mise à jour à partir de sa vitesse, et du temps passé depuis la dernière mise à jour, selon la formule suivante :

$$\vec{P}(t) = \vec{P}(t-1) + \vec{V}(t) \times \Delta t$$

### 2.3 Implantation et ordonnancement

Le modèle est implanté<sup>3</sup> dans le moteur de jeu Unity<sup>4</sup>. L'environnement des agents choisi pour

la simulation est continu, en 2D, et délimité par des murs infranchissables<sup>5</sup> et sans obstacle. Cette zone mesure 7 x 7 unités, et chaque agent est un cylindre avec un diamètre de 0.08 unité.

L'implantation a été réalisée afin de pouvoir rejouer des scénarios à l'identique, notamment pour explorer le modèle, modifier les paramètres à partir d'un état particulier de la simulation, et tester des alternatives. Pour cette raison, l'exécution doit être identique d'une simulation à l'autre. Un ordonnancement synchrone, simulant l'exécution concurrente des agents est utilisé : tous les agents décident de leur prochaine action en fonction du même état de l'environnement, puis les actions sont réalisées pour mettre à jour leur accélération, leur vitesse et leur position. La méthode `FixedUpdate`<sup>6</sup> du moteur physique de Unity est utilisée et appelée à intervalles fixes et réguliers toutes les 0.02 secondes. De plus, afin de pouvoir maîtriser la génération des valeurs aléatoires et de sauvegarder un état, un générateur de valeurs pseudo-aléatoires utilisant l'algorithme *MRG32k3a* [17] est utilisé. Les éventuels changements de paramètres provoqués par l'utilisateur sont également conservés.

### 2.4 Visualisation des forces

Dans la littérature en *HSI*, améliorer la transparence des essaims consiste en deux niveaux d'informations communiquées à l'opérateur : des informations atomiques, locales, portant sur les robots composant l'essaim (directions, états, liens etc.), et des informations globales, portant sur des caractéristiques de l'essaim (centre de masse, dispersion, vitesse etc.\*) [22]. Ces niveaux ont chacun leurs inconvénients : au niveau micro, le nombre important d'informations communiquées peut rapidement présenter une charge cognitive trop importante pour l'humain ; et au niveau macro, l'agrégation d'informations peut cacher des détails du niveau micro essentiels à la compréhension [12].

Nous proposons une **visualisation** qui a pour but d'explicitier les règles de décision des agents au niveau micro, en informant sur la dynamique des mécanismes *micro* d'auto-organisation des comportements [22] et en les reliant directement aux paramètres modifiables par l'utilisateur en temps réel. Cette visualisation est utilisée pour obtenir certains comportements de façon interactive (*cf.* section 3.5). Elle remplace les agents par des

3. Code source à <https://gitlabsticc.univ-brest.fr/jriviére/artuisis>

4. Page officielle : <https://unity.com>

5. Ce modèle visant à pouvoir simuler des essaims de robots, l'environnement n'est pas torique pour plus de réalisme.

6. <https://docs.unity3d.com/ScriptReference/MonoBehaviour.html>

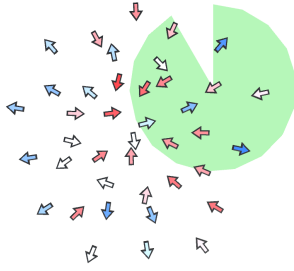


FIGURE 3 – État initial à l'équilibre (avec ajout de l'aire de perception d'un agent), obtenus avec les paramètres de la Table 1

flèches de couleurs différentes, montrant la **force dominante**, *i.e.* la force dont l'intensité est la plus grande à l'instant  $t$ , et qui a le plus d'impact sur son accélération : **rouge** pour l'attraction, **vert** pour l'alignement, **bleu** pour la répulsion et **blanc** pour une situation sans domination. Ces flèches de couleur utilisent différentes variables visuelles [16] pour transmettre différentes informations : leur forme pour la direction de l'accélération, leur couleur pour la force et l'intensité associée, et leur position au cours du temps pour la dynamique du système. La force de mouvement aléatoire n'apparaît pas, car son intensité n'est pas dépendante du voisinage des agents : elle peut changer drastiquement à chaque pas de temps, et si elle influence le comportement collectif, elle n'est pas influencée par lui en retour.

### 3 Exploration des paramètres

Nous avons mené une exploration de MUCAS afin d'identifier les différents comportements collectifs qu'il est possible d'obtenir **à partir d'un même état initial** en modifiant les coefficients multiplicateurs des principales forces par le biais d'une *IHM*, comme un utilisateur le ferait pour interagir avec le modèle. Pour chacun de ces comportements, nous détaillons en particulier les conditions d'obtention, et en expliquons les raisons d'un point de vue de l'auto-organisation. La visualisation que nous proposons est également utilisée pour illustrer l'obtention des comportements dans des captures d'écran (Figures 3 à 6) et des vidéos <sup>7</sup> de la simulation.

La méthode suivie pour l'exploration interactive du modèle est la suivante : à partir d'un état initial à l'équilibre décrit ci-dessous, les intensités des principales forces sont modifiées en faisant varier les coefficients multiplicateurs as-

sociés dans leur intervalle de valeurs. Le rayon de perception  $d$  des 40 agents varie également pour qualifier son influence sur les comportements collectifs obtenus, qui sont catégorisés visuellement dans un premier temps.

#### 3.1 État initial à l'équilibre

L'état initial utilisé dans l'exploration est un système **à l'équilibre** nécessaire à l'apparition des quatre premiers comportements, dans lequel les agents sont agrégés : à distance d'interaction, ni trop proches, ni trop éloignés les uns des autres (densité moyenne), ils ne se déplacent pas car l'intensité de l'alignement et du mouvement aléatoire est nulle. **Plusieurs valeurs de paramètres** menant à des états initiaux proches **ont été évaluées** lors de l'exploration pour généraliser les conditions d'obtention des comportements décrits ci-dessous. Pour cet article, nous illustrons ces conditions avec un exemple de valeurs des paramètres de l'état initial, indiquées dans la dernière colonne de la Table 1, et menant à l'équilibre montré par la Figure 3.

À l'état initial, sur la Figure 2b), la vélocité, provenant des forces d'alignement et de mouvement aléatoire, est nulle, et ne modifie donc pas les distances entre agents. L'équilibre des distances est donc obtenu grâce aux forces d'attraction et de répulsion. L'obtention de cet équilibre ne signifie pas que les coefficients  $atC$  et  $repC$  sont égaux. En effet, la valeur du rayon de perception des agents impacte plus fortement l'intensité de l'attraction, dépendante de la distance des voisins, que l'intensité de la répulsion. Ainsi, plus le rayon de perception est grand, plus l'intensité de l'attraction est grande, et donc plus  $repC$  doit être grand relativement à  $atC$ . Par exemple, deux équilibres similaires peuvent être obtenus (12.8 voisins en moyenne par agent), avec des rayons et des coefficients différents ( $d = 1.5$ ,  $atC = 1.25$  et  $repC = 1.4$  dans le 1<sup>er</sup> cas ;  $d = 1$ ,  $atC = 1.1$  et  $repC = 0.8$  dans le 2<sup>nd</sup>).

#### 3.2 Expansion et densification

La **densification** peut être définie comme un comportement montrant un rapprochement des agents agrégés, augmentant la densité du SMA. L'**expansion**, à l'inverse, est l'éloignement des agents agrégés, réduisant sa densité [14]. Ces deux comportements s'obtiennent principalement grâce aux mécanismes d'attraction et de répulsion, qui ont des liens de causalité directs avec la densité et permettent d'équilibrer les distances entre agents (*cf.* Figure 2a). Il est donc

7. <https://ubotv.univ-brest.fr/search/?q=artuisis+jfsma>

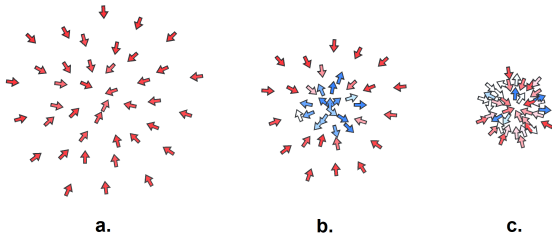


FIGURE 4 – Densification : paramètres de l'état initial (Table 1) et  $\nearrow atC$  à 1.5

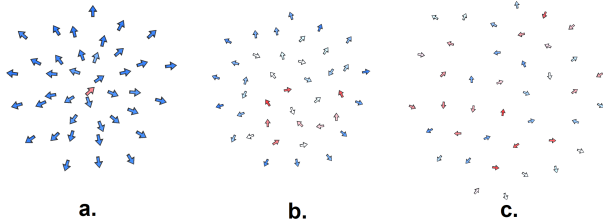


FIGURE 5 – Expansion : paramètres de l'état initial (Table 1) et  $\nearrow repC$  à 1.7

nécessaire de créer un déséquilibre, en faveur de l'attraction pour obtenir une **densification** ou de la répulsion pour obtenir une **expansion**, en modifiant  $atC$  ou  $repC$ .

La Figure 4 illustre les effets d'une augmentation de  $atC$  à partir de l'état initial : a) la plupart des agents s'orientent par "propagation" vers l'intérieur du SMA ; b) les agents se dirigent en un point unique de forte densité, où la répulsion commence à dominer ; c) le système se stabilise à une densité plus forte (38.7 voisins en moy. contre 12.8 à l'état initial). La Figure 5 illustre les effets d'une augmentation de  $repC$  à partir de l'état initial : a) les agents s'orientent vers l'extérieur du SMA, ceux restant au centre sont encore contraints par leurs voisins ; b) les distances entre les agents augmentent, ce qui libère de l'espace au centre, et l'attraction commence à compenser la répulsion pour plusieurs agents ; c) le système finit par se stabiliser à une densité plus faible (4.1 voisins en moyenne) que celle de l'état initial, et les agents sont répartis de façon homogène dans l'espace. Notons qu'un trop fort déséquilibre en faveur de la répulsion peut mener à une fragmentation du SMA. En effet, la répulsion n'étant pas régulée par la diminution des distances entre agents, c'est seulement l'attraction qui peut compenser ses effets. De plus, une intensité trop forte peut mener à une distance d'équilibre entre attraction et répulsion supérieure au rayon de perception des agents.

Il existe plusieurs *effets de seuil* liés à l'équilibre des distances et au nombre de voisins. Le premier est illustré par la boucle de renforcement  $R_{3+}$  de la Figure 2a) : une légère augmentation de l'attraction peut, par une diminution des distances entre agents, amener l'agent à percevoir de façon soudaine plus de voisins à la limite de son rayon de perception. L'attraction dépendant de la distance, la perception de ces nouveaux voisins va renforcer son intensité. Un autre effet peut survenir lorsque la densité du système est faible, et que l'intensité de l'attraction est fortement augmentée : le nombre de voisins étant limité, de multiples centres de gravité peuvent apparaître, fragmentant le SMA en plusieurs groupes.

### 3.3 Flocking et Swarming

Le **flocking** est un comportement montrant un agrégat d'agents se déplaçant de manière coordonnée, avec la même direction et à la même vitesse. A l'inverse, le **swarming** se caractérise par un agrégat d'agents se déplaçant de manière désordonnée à des vitesses variées [9].

L'alignement et le mouvement aléatoire sont les deux mécanismes principalement à l'origine de ces comportements (Figure 2b). Pour obtenir du **flocking**, il est nécessaire que les effets de l'alignement soient supérieurs à ceux du mouvement aléatoire : le coefficient de la règle d'alignement  $alC$  doit être supérieur à  $maC$ . La Figure 6i) illustre les effets d'une augmentation de  $alC$  à l'état initial : a) des alignements locaux commencent à apparaître, et b) l'alignement aboutit à un **consensus** sur la direction à suivre, et les agents se déplacent de façon coordonnée en direction de la gauche de l'écran. Plus l'intensité de l'alignement est grande, plus le consensus se fait rapidement. Lorsque la densité du SMA est faible (*e.g.* après une expansion), cela peut néanmoins mener à des consensus de directions différents, et provoquer l'apparition d'une fragmentation, l'attraction et la répulsion étant trop faibles pour compenser cet alignement. Sur la Figure 6i), la répartition des forces dominantes dans le SMA en **flocking** est typique : les agents dont l'alignement est la force dominante sont au centre et donnent la direction (en vert), tandis que la répulsion domine à l'avant (en bleu) et l'attraction à l'arrière (en rouge). Les agents aux bords n'ont pas de force dominante.

Pour obtenir du **swarming**, il est nécessaire que les effets de l'alignement ne compensent pas ceux du mouvement aléatoire : il faut donc diminuer  $alC$  et augmenter  $maC$  pour que les agents se

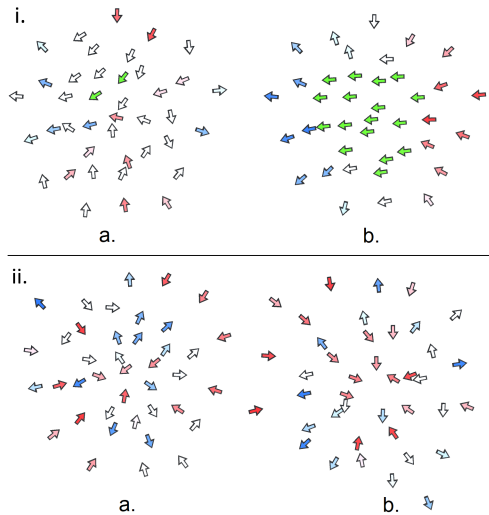


FIGURE 6 – i) *Flocking* : paramètres de l'état initial (Table 1) et  $\nearrow alC$  à 5. ii) *Swarming* : paramètres de l'état initial et  $\nearrow maC$  à 5.

déplacent d'eux-mêmes, sans pour autant quitter l'agrégat et provoquer une fragmentation. Sur la Figure 6ii),  $maC$  est augmenté à l'état initial : a) et b) montrent des directions d'agents très hétérogènes, données par le mouvement aléatoire (en blanc), par l'attraction quand les agents se sont trop éloignés (en rouge), et par la répulsion quand ils se sont trop rapprochés (en bleu).

### 3.4 Agrégation

L'agrégation est le regroupement d'agents de manière à ce qu'ils se trouvent à distance de perception [14]. Ce comportement nécessite tout d'abord une exploration de l'environnement usuellement provoquée par de l'auto-propulsion, avec une vitesse et une direction aléatoire données à l'initialisation ou générées pendant l'exécution. Le fait d'explorer favorise les rencontres entre agents, qui sont ensuite en mesure de rester agrégés grâce à l'équilibre des distances. Plus l'agrégat est important, plus les rencontres avec d'autres agents sont probables, augmentant encore sa taille et formant une boucle de renforcement. Dans MUCAS, à partir d'un état initial où les agents ne sont pas agrégés et sont répartis aléatoirement dans l'environnement, seules les règles de mouvement aléatoire et de friction dirigent le comportement des agents. Pour obtenir de l'agrégation, il faut augmenter le coefficient  $maC$  pour provoquer l'exploration et permettre aux agents de se percevoir et d'équilibrer leurs distances. L'augmentation simultanée du coefficient d'alignement  $alC$  permet aux agrégats

formés de se déplacer en *flocking*, et d'obtenir ainsi une simulation similaire aux implémentations "classiques" du modèle de Reynolds [13].

### 3.5 Comportements obtenus par interaction

En influençant les mécanismes d'auto-organisation de la Figure 2 **de la bonne façon et au bon moment**, il est possible d'obtenir d'autres comportements plus ou moins complexes. L'obtention de ces comportements se fait *via le contrôle interactif en temps-réel des paramètres* du modèle sur l'IHM : elle nécessite plusieurs étapes et de savoir quand, comment et avec quelle intensité interagir sur ces paramètres. Pour répondre à ces questions, la visualisation des forces dominantes est indispensable, car elle permet d'informer sur le sens des déséquilibres provoqués et sur les alignements temporaires d'agents. Quatre comportements peuvent ainsi être obtenus : le tore, le croissant, le demi-tour et le changement de direction du *flocking*.

Le **tore** est un motif en forme d'anneau, dont le centre est vide d'agents [6]. Il s'obtient lors d'une **expansion**, par une augmentation de l'alignement ( $\nearrow alC$ ) **juste avant** que l'espace ne se libère au centre, *i.e.* avant la Figure 5b. L'alignement force la direction des agents au centre vers l'extérieur, empêchant la répulsion de les rediriger vers l'espace central.

L'**expansion en croissant** est un motif dynamique dont les extrémités vont dans le sens opposé à la direction du SMA. Il s'obtient lors d'un **flocking**, par un déséquilibre des distances en faveur de la répulsion ( $\nearrow repC$ ). La répulsion force les agents à s'éloigner les uns des autres, ce qui les entraîne naturellement vers les bords du *flock*, leur vitesse étant limitée.

Lors d'une **expansion en croissant**, il est possible de forcer le SMA à effectuer un **changement de direction de 180°** en 2 étapes :

1. déséquilibrer les distances en faveur de l'attraction ( $\nearrow atC$ ) **dès que** les extrémités du croissant apparaissent
2. réduire de nouveau l'attraction **dès que** la direction du mouvement s'est inversée

L'étape 1 amène les agents des extrémités à revenir vers le centre du croissant, y formant progressivement une forte densité. La répulsion cherche à réduire cette densité en dirigeant les agents à l'opposé de la direction initiale, où ils ne sont pas contraints par leurs voisins. L'étape 2 vise à équilibrer les distances entre les agents et à permettre à l'alignement de conserver la direction.

Enfin, il est possible de **modifier la direction** d'un *flocking* en suivant également 2 étapes :

1. augmenter le mouvement aléatoire ( $\nearrow$  *maC*), jusqu'à équilibrer l'alignement, interrompant ainsi le mouvement coordonné
2. **dès qu'un consensus** temporaire dans la direction souhaitée est atteint par le SMA, diminuer le mouvement aléatoire

L'étape 1 permet à plusieurs consensus successifs de se créer, qui apparaissent sous la forme de plusieurs flèches orientées dans la même direction. Pour obtenir la direction désirée par le biais de l'étape 2, l'utilisateur doit être réactif, car le consensus est temporaire.

## 4 Discussion

L'exploration de MUCAS met en avant l'obtention de cinq comportements classiques de la robotique en essaim, qui ont été utilisés dans une étude utilisateur pour évaluer leur perception des fragmentations des essaims [11]. D'autres comportements plus complexes peuvent également être obtenus grâce à plusieurs interactions successives, qui nécessitent d'avoir lieu au bon moment, et d'agir sur le bon mécanisme avec la bonne intensité : un modèle mental complet du système est nécessaire, obtenu souvent par apprentissage [10]. Dans ce travail, l'exploration du modèle accompagnée de la visualisation que nous avons proposée nous ont guidés dans l'obtention de ces comportements. Afin d'étudier une possible généralisation, de futurs travaux chercheront à déterminer si la visualisation des mécanismes micro d'auto-organisation peut faciliter l'exploration des comportements collectifs et la construction d'un modèle mental.

La pertinence de notre visualisation, proposée pour améliorer la transparence du modèle, reste également à évaluer, en particulier en *HSI*. Dans ce domaine, la transparence contribue non seulement à la compréhension du système, mais est aussi un des facteurs de la mise en place d'une **confiance appropriée** dans le comportement du système autonome [5]. Ce niveau correct de confiance est particulièrement nécessaire aux nouveaux rôles de l'humain dans l'interaction : initialement *téléopérateur*, contrôlant un petit nombre de robots très peu autonomes (*e.g.* [19]), puis *opérateur* dans des schémas de contrôle semi-autonomes de systèmes multi-robots [8], il peut avoir aujourd'hui le rôle de *superviseur*, ou de *coéquipier* dans une coopération avec l'essaim (*Human-Swarm-Teaming*, [2]). Dans ces types d'interaction, maintenir une confiance appropriée dans le système autonome est primor-

dial : une trop grande confiance peut mener à trop se reposer sur le système et à le négliger, tandis qu'à l'inverse une confiance trop faible peut mener à une sous-utilisation du système, et à une surveillance et des interventions excessives [20].

## 5 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé le modèle à base d'agents MUCAS, inspiré des Boids de Reynolds et appartenant à la méthode d'auto-organisation "Attraction, Alignement et répulsion". Fonctionnant sur le principe des forces virtuelles, l'intensité de ses règles peut être modifiée en temps réel et permet d'obtenir des comportements et dynamiques variés sans avoir à changer de modèle, en s'appuyant sur une visualisation des forces dominant le comportement des agents. Dans les travaux futurs, nous prévoyons d'effectuer une analyse de sensibilité du modèle, ainsi qu'une exploration systématique des paramètres dans l'espace des phases du phénomène. Nous utiliserons également des métriques pour qualifier et cartographier les différents comportements obtenus, telles que la direction par rapport au centre de masse, la différence entre le mouvement individuel des agents et celui du SMA ou la moyenne de l'alignement local des agents du système. Ce modèle et ses comportements serviront également de références pour des études futures en *HSI*.

**Remerciements.** Ce travail fait partie du projet ANR ARTUISIS<sup>8</sup>, qui a été subventionné sous la référence ANR-21-CE33-0006.

## Références

- [1] J. A Adams, J. YC Chen, and M. A Goodrich. Swarm transparency. In *Companion of the 2018 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, pages 45–46, 2018.
- [2] K. J Behymer and J. M Flach. From autonomous systems to sociotechnical systems : Designing effective collaborations. *She Ji : The Journal of Design, Economics, and Innovation*, 2(2) :105–114, 2016.
- [3] A. Bonnefond, O. Simonin, and I. Guerin-Lassous. Extension des modèles de flocking aux environnements avec obstacles et communications dégradées. In *JFSMA*, 2021.

8. <https://siia.univ-brest.fr/artuisis/>

- [4] S. Camazine, J.-L. Deneubourg, N. R. Franks, J. Sneyd, G. Theraulaz, and E. Bonabeau. Self-organization in biological systems. In *Self-Organization in Biological Systems*. Princeton university press, 2020.
- [5] J. Y Chen, K. Procci, M. Boyce, J. Wright, A. Garcia, and M. Barnes. Situation awareness-based agent transparency. *US Army Research Lab.*, pages 1–29, 2014.
- [6] I. D Couzin, J. Krause, R. James, G. D Ruxton, and N. R Franks. Collective memory and spatial sorting in animal groups. *Journal of theoretical biology*, 218(1) :1–11, 2002.
- [7] Kim D. H. Guidelines for Drawing Causal Loop Diagrams. *The Systems Thinker*, 3(1) :5–6, 1992.
- [8] B. Doroodgar, M. Ficocelli, B. Mobedi, and G. Nejat. The search for survivors : Cooperative human-robot interaction in search and rescue environments using semi-autonomous robots. In *International Conference on Robotics and Automation*, pages 2858–2863. IEEE, 2010.
- [9] J. Harvey, K. E. Merrick, and H. A Abbass. Assessing human judgment of computationally generated swarming behavior. *Frontiers in Robotics and AI*, 5 :13, 2018.
- [10] J. D Hasbach, T. EF Witte, and M. Bennewitz. On the importance of adaptive operator training in human-swarm interaction. In *Proc. of the Second International Conference of Adaptive Instructional Systems, AIS 2020*, pages 311–329. Springer.
- [11] A. Hénard, A. Peillard, J. Rivière, S. Kubicki, and G. Coppin. Human Perception of Swarm Fragmentation. In *Proc. of the 2024 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, Boulder (Colorado), United States, March 2024.
- [12] A. J Hepworth, D. P Baxter, A. Hussein, K. J Yaxley, E. Debie, and H. A Abbass. Human-swarm-teaming transparency and trust architecture. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 8(7) :1281–1295, 2020.
- [13] E. Hermellin and F. Michel. Délégation GPU des perceptions agents : Application aux boids de reynolds. In *JFSMA*, pages 185–194, 2015.
- [14] A. Hénard, J. Rivière, E. Peillard, S. Kubicki, and G. Coppin. A unifying method-based classification of robot swarm spatial self-organisation behaviours. *Adaptive Behavior*, 31(6) :577–599, 2023.
- [15] A. Kolling, P. Walker, N. Chakraborty, K. Sycara, and M. Lewis. Human interaction with robot swarms : A survey. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 46(1) :9–26, 2016.
- [16] D. Kornhauser, U. Wilensky, and W. Rand. Design guidelines for agent based model visualization. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(2) :1, 2009.
- [17] P. L’ecuyer, R. Simard, E J. Chen, and W D. Kelton. An object-oriented random-number package with many long streams and substreams. *Operations research*, 50(6) :1073–1075, 2002.
- [18] A. Mathews, T. Graf, and K. SSB Kula-thunga. Biologically inspired swarm robotic network ensuring coverage and connectivity. In *2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pages 84–90. IEEE, 2012.
- [19] R. R Murphy. How robots helped out after the surfside condo collapse. *IEEE Spectrum*, pages 1–2, 2021.
- [20] S. Ososky, T. Sanders, F. Jentsch, P. Hancock, and J. YC Chen. Determinants of system transparency and its influence on trust in and reliance on unmanned robotic systems. *Unmanned systems technology XVI*, 9084 :112–123, 2014.
- [21] Craig W. Reynolds. Flocks, herds and schools : A distributed behavioral model. In *Proc. of the 14th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH ’87*, page 25–34, New York, NY, USA, 1987. Association for Computing Machinery.
- [22] J. Rivière, A. Hénard, E. Peillard, S. Kubicki, and G. Coppin. How to Grasp the Complexity of Self-Organised Robot Swarms? In *FRCCS 2023 : French Regional Conference on Complex Systems*, Le Havre, France, May 2023.
- [23] K. A Roundtree, M. A Goodrich, and J. A Adams. Transparency : Transitioning from human-machine systems to human-swarm systems. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, 13(3) :171–195, 2019.
- [24] E. Soria, F. Schiano, and D. Floreano. The influence of limited visual sensing on the reynolds flocking algorithm. In *2019 Third IEEE International Conference on Robotic Computing*, pages 138–145. IEEE, 2019.
- [25] T. Vicsek, A. Czirók, E. Ben-Jacob, I. Cohen, and O. Shochet. Novel type of phase transition in a system of self-driven particles. *Physical review letters*, 75(6) :1226, 1995.