

Rapport de stage



De l'utilité des leaders dans une société animale



Hadrien GASCUEL

M2 PV - 2017

Table des matières

1	Contexte biophysique et problématique	3
1.1	Motivations	3
1.2	Etat de l’art	3
1.3	Approche	4
2	Description du modèle	5
2.1	Modélisation des forces d’interactions interindividuelles	5
2.1.1	Force de positionnement	5
2.1.2	Force d’alignement	6
2.2	Modélisation des autres forces	7
2.2.1	Force de freinage	7
2.2.2	Force stochastique	7
2.3	Environnement des simulations	8
2.3.1	Arène à bord périodique	8
2.3.2	Calcul des forces à travers les bords - Méthode des images	8
3	Définition des tâches, des leaders et des paramètres	8
3.1	Les différents leaders	8
3.1.1	Informé ou charismatique	9
3.1.2	Oligarchie/Monarchie/Democratie	9
3.1.3	Emergence/Prédestination	10
3.2	Les différentes tâches	10
3.2.1	Définition d’une tâche	10
3.2.2	Inventaire des tâches	10
4	Méthodes	13
4.1	Ajustement des paramètres du modèle	13
4.1.1	Conditions initiales	13
4.1.2	Paramètres intrinsèques aux individus	13
4.1.3	Paramètres du modèle	13
4.2	Implémentation des simulations	14
4.3	Visualisation des simulations	14
4.4	Traitement des données	15
5	Résultats et discussions	15
6	Conclusions et perspectives	17

Abstract

De nombreuses études, tant sur le plan expérimental que sur celui de la modélisation, ont permis des avancées dans la compréhension des mécanismes régissant les prises de décisions dans les systèmes biologiques, comme par exemple les troupes (moutons, chevaux), les bancs de poissons ou encore les insectes. Elles ont commencé à établir un lien entre le comportement individuel et celui du mouvement collectif, et étudier en détail comment un petit nombre d'individus informés pouvaient influencer les décisions d'un grand groupe, par exemple pour trouver un abri ou une source de nourriture. Lors de cette étude, nous nous posons une question différente, indépendante de tout système biologique spécifique, à savoir, sous quelles conditions la présence d'un leader est-elle un avantage en matière d'efficacité, et à l'inverse sous lesquelles elle présente un inconvénient. Cette étude est construite sur des simulations numériques de tâches dans lesquelles l'efficacité peut être quantitativement évaluée.

1 Contexte biophysique et problématique

1.1 Motivations

L'étude que nous nous proposons de faire ici se base sur la volonté de mieux comprendre l'apport d'un leader quelle que soit la façon dont il est défini. En effet, de nombreuses sociétés animales à commencer par les sociétés humaines ont mis en place, afin de réaliser une tâche donnée, une forme de hiérarchie plus ou moins avancée.

L'objectif premier de ce stage est donc d'arriver à comprendre les besoins primaires qui poussent une société à mettre en place une telle hiérarchie. On prendra dans la résolution de ce problème la forme la plus simple de hiérarchie définie par un seul ou un faible nombre de leaders.

On ne s'attachera donc pas ici à vouloir modéliser une société animale spécifique répondant à des problèmes propres à son espèce, mais bien à construire des simulations basées sur un modèle numérique épuré soumis à des tâches simples.

1.2 Etat de l'art

De nombreux modèles existants décrivent les comportements collectifs d'espèces réelles. On peut par exemple citer les travaux réalisés pour modéliser les comportements d'insectes (fourmis [1], cafards [2]) ou encore ceux traitant des bancs de poissons [3, 4], jusqu'à la modélisation de vertébrés bien plus gros tels que les moutons [5] ou les chevaux [6].

À une échelle bien plus petite, on se doit de citer les travaux en lien avec le domaine cellulaire, les comportements collectifs de tels systèmes ayant tout autant leur importance. L'étude de la cicatrisation est en particulier la plus abondante dans ce type de contexte [7].

Toutes ces études présentent des modèles adaptés avec un degré de complexité plus ou moins grand, à la fois dû à l'espèce et aux comportements qu'elle produit mais également, bien évidemment, fonction de la question qui est posée.

Au niveau théorique, plusieurs études définissent et analysent les comportements dynamiques produits par les systèmes de particules auto-propulsées [8, 9, 10].

Ces études, en particulier, s'attellent à définir proprement l'espace des phases de tels modèles. Cependant, dans ces études, un seul type de particule est observée. En effet, le niveau de fidélité des résultats par rapport aux observations des comportements réels, permet le confort d'une telle simplification.

Cependant, dès lors que le thème du leadership est abordé, on ne peut plus se

permettre de garder cette simplification sous peine de passer à côté des comportements générés par une telle dualité. Dans les domaines cellulaires, une classe de cellules dites "leader" dans la formation de digitations, entre en jeu de manière plus ou moins importante selon les articles [11, 12, 13].

L'apport du domaine cellulaire a de plus permis le lancement d'études sur des modèles théoriques, de particules auto-propulsées hétérogènes, en lien avec les phénomènes de ségrégation cellulaire [14, 15]. Cependant, les phénomènes physiques régissant ces échelles étant fondamentalement différents (friction/adhésion, échanges chimiques, ...), on ne peut se rapprocher de telles représentations afin de concevoir un modèle de particules auto-propulsées hétérogènes à l'échelle animale.

D'autre part, des études s'attellent à représenter différentes sociétés animales lorsqu'elles sont confrontées à la réalisation de tâches spécifiques nécessitant un leader [1, 16, 6]. Certaines études vont jusqu'à tenter d'influencer les choix collectifs par l'introduction de robots agents [17].

La capacité à réaliser des tâches et à prendre des décisions collectives est, dans tous les cas, prépondérante dans l'étude de systèmes leaders/suiveurs. Pour les poissons par exemple, une approche possible peut être de regarder la réalisation face à un choix [18] et le transfert d'informations avant la prise de décision, [19] qui détermine alors les individus que l'on peut qualifier de leaders.

1.3 Approche

Répondre à la question de l'utilité des leaders dans une société animale, c'est répondre à une question théorique. Pour cela nous devons recourir à des simulations.

Premièrement, un modèle de population doit être construit avec le moins de paramètres possibles. Dans un second temps, les définitions d'une tâche d'intérêt et d'un leader, doivent être trouvées. Deux choses importantes doivent alors être gardées à l'esprit : l'indépendance du système vis-à-vis de tous systèmes biologiques d'une part, la capacité pour la tâche d'être réalisée à la fois avec et sans leader d'autre part.

On définira par la suite une efficacité à réaliser cette tâche, de manière à pouvoir obtenir deux courbes d'efficacité, l'une avec et l'une sans leader (cf Figure 1). Le paramètre en fonction duquel les courbes seront tracées, doit être défini. À première vue, la taille de population semble être un paramètre pertinent. Cependant, nous verrons par la suite que ce paramètre significatif a évolué.

À l'issue de ce travail, nous souhaitons obtenir la réponse à la question posée, sous la forme de l'existence d'un point de croisement, qui délimiterait alors deux zones. La première zone définirait l'espace des paramètres où le leader est plus

utile. L'autre, définirait l'espace des paramètres où il ne l'est pas.

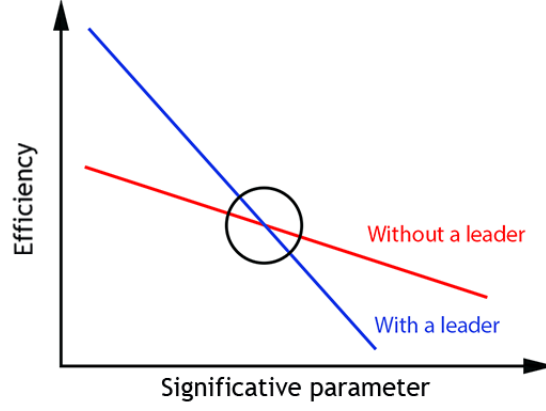


FIGURE 1 – Exemple de la forme sous laquelle nous souhaitons obtenir des résultats.

2 Description du modèle

Le modèle décrit ci-dessous comporte des caractéristiques qui prises séparément sont utilisées dans nombres d'études. Il est par contre à noter que la réunion de ces différents éléments d'interaction est une première. De plus, la différence majeure entre ce modèle et ce que l'on peut trouver dans la littérature (en particulier [8] et [20]) est le fait qu'il y ait un module de vitesse variable.

2.1 Modélisation des forces d'interactions interindividuelles

2.1.1 Force de positionnement

Le positionnement traduit la capacité des individus à s'attirer ou se repousser en fonction de leur distance les uns par rapport aux autres. De manière globale, pour le groupe, cette force doit traduire la cohésion ou la dissipation du groupe. Nous avons choisi ici d'utiliser le potentiel de Morse :

$$V(d) = K_p(1 - e^{-\frac{d-d_0}{a}})^2 + V(d_0) \quad (1)$$

Ce potentiel possède en effet les propriétés suivantes : une zone de répulsion à courte portée, une zone d'attraction à moyenne portée et une zone de non-effet au-delà (cf Figure 2). La force qui dérive de ce potentiel est la suivante :

$$F_p = 2K_p a \cdot e^{-\frac{d-d_0}{a}} (1 - e^{-\frac{d-d_0}{a}}) \quad (2)$$

Deux paramètres contrôlent cette force : K_p contrôle la profondeur du puits de potentiel, tandis que a contrôle la largeur de celui-ci. La direction de cette force

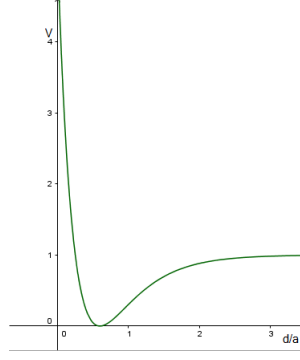


FIGURE 2 – Représentation du potentiel de Morse.

est toujours celle allant de l'individu i , celui dont on calcule le mouvement, vers l'individu j , celui avec qui i interagit. La force s'écrit donc sous la forme :

$$\vec{F}_{p_{ij}} = 2K_p a \cdot e^{-\frac{d_{ij}-d_0}{a}} (1 - e^{\frac{d_{ij}-d_0}{a}}) \frac{\vec{r}_i - \vec{r}_j}{|\vec{r}_i - \vec{r}_j|} \quad (3)$$

\vec{r}_i et \vec{r}_j sont les vecteurs positions des individus i et j .

2.1.2 Force d'alignement

L'alignement traduit la volonté pour les individus d'aller dans une même direction. De manière globale, cette force traduit la polarisation du groupe, c'est-à-dire la direction dans laquelle le groupe en tant qu'ensemble va, on peut donc discerner l'avant du groupe de l'arrière. Néanmoins dans notre cas les individus ne sont, de fait, pas polarisés, c'est-à-dire qu'on ne définit pas d'avant ni d'arrière aux individus.

Ce choix de simplification semble de prime abord assez fort, néanmoins celui-ci n'a pas donné lieu lors des simulations à des comportements aberrants ni même visiblement différents de leurs contreparties caractérisée par un avant et un arrière. De plus la perception étant isotrope, il n'était pas nécessaire de distinguer l'avant de l'arrière de nos individus.

La force d'alignement qui s'applique à l'individu i est un champ de forces constant généré par chaque individu j qui se trouve en interaction avec le premier. On peut l'écrire :

$$\vec{F}_{al} = K_{al} \sum_j \frac{\vec{v}_j}{|\vec{v}_j|} \quad (4)$$

Il peut sembler surprenant que la force d'alignement ne dépende que de la direction et non du module de vitesse, or les changements de vitesses liés à l'éloignement sont intégralement compris dans la force de positionnement. C'est donc bien un alignement en direction seulement qui est nécessaire pour compléter le modèle.

2.2 Modélisation des autres forces

2.2.1 Force de freinage

Une force de freinage nous est apparue nécessaire afin d'éviter des configurations spatiales du groupe où, soumis aux forces décrites précédemment, les individus pouvaient accélérer infiniment. Cela nous a donc semblé important d'ajouter une force limitant leur vitesse. Biologiquement cela pourrait se traduire par une limite des capacités physiques de l'animal. La force s'écrit :

$$\overrightarrow{F_{brake,i}} = -K_{brake} \overrightarrow{v_i} \quad (5)$$

Elle s'applique de manière discontinue dès que le module de vitesse dépasse la valeur limite fixée en paramètre. Une force de frottement fluide couplée à une condition de dépassement a été privilégiée à l'implémentation d'une borne supérieure du module de vitesse. Cette dernière avait pour effet de bloquer la direction des individus. On a donc opté pour cette construction afin d'obtenir des comportements visuels à la fois plus satisfaisants et moins abrupts.

Cette force est également appliquée à l'intérieur des cibles et ce, peu importe la vitesse, pour les tâches associées (cf section 3.2.2) afin que les individus adoptent un comportement d'arrêt comme pourraient l'avoir de réels individus dans une zone de nourriture.

2.2.2 Force stochastique

La force stochastique traduit le bruit aléatoire auquel est soumis tout système vivant. Cette force est construite de la manière suivante. Un nombre aléatoire a_k est tiré uniformément sur l'intervalle $[0, 0.5]$ puis est multiplié par un coefficient de normalisation b qui assure l'égalité $std(b.a_k) = 1$ (ici $b = \sqrt{12}$) et enfin on multiplie le tout par un coefficient de contrôle σ . On obtient donc la norme de la force aléatoire :

$$F_a = \sigma \sqrt{12} a_k \quad (6)$$

Pour ce qui est de la direction, on génère de manière aléatoire un angle sur l'intervalle $[-\pi, \pi]$, cela nous permet d'assurer une isotropie de la force, ce qui n'aurait pas été le cas en générant deux fois la norme de la force aléatoire pour la composante x et pour la composante y , en cartésien. On obtient donc la force suivante

$$\overrightarrow{F_a} = F_a (\cos(\theta_{sto}) \overrightarrow{e_x} + \sin(\theta_{sto}) \overrightarrow{e_y}) \quad (7)$$

2.3 Environnement des simulations

2.3.1 Arène à bord périodique

L'environnement dans lequel évolue la population a été choisie comme étant une arène carré de taille 20 unités de distance et possédant des bords périodiques. Le choix de tels bords vient des contraintes dues aux tâches, étant données que les premières étaient définies avec des cibles à atteindre, fixes dans l'espace. Ainsi si les individus rataient la cible, ils n'avaient alors plus aucun moyen d'y revenir. Cette solution a été préférée à la solution de bords réfléchissants, l'affinité et la réaction des espèces vis-à-vis des bords étant à lui seul une partie complexe à modéliser.

2.3.2 Calcul des forces à travers les bords - Méthode des images

Les forces d'interactions de positionnement étant calculées comme des fonctions de la distance, il est apparu très rapidement le besoin de calculer ces distances à travers les bords périodiques. Il est aisé d'imaginer que si un individu j se retrouve subitement de l'autre côté de l'arène en traversant le bord, l'individu i qui le suivait va tout aussi abruptement changer de direction et se diriger vers le point d'apparition de j de l'autre côté de l'arène. Afin de prévenir ces aberrations numériques, nous avons mis en place la méthode dite des images. Celle-ci consiste à copier intégralement l'arène et les individus présents à l'intérieur puis à coller ces copies de manière à entourer l'arène centrale. Pour calculer l'interaction ij il ne reste donc plus qu'à regarder laquelle parmi toutes les copies de j est la plus proche de i (Voir Figure 3).

3 Définition des tâches, des leaders et des paramètres

3.1 Les différents leaders

Une grande partie de la réflexion concerne la définition des leaders utilisée dans les simulations. De nombreuses propositions sont ressorties de cette réflexion, on se propose ici d'en résumer quelques exemples. Chacun des types suivants apporte des caractéristiques particulières et peut amener un degré supplémentaire de complexité tant pour le modèle et les comportements associés que dans la capacité de définir l'efficacité de la réalisation d'une tâche. On s'est donc cantonné à un seul type de leader, apportant le moins de complexité possible.

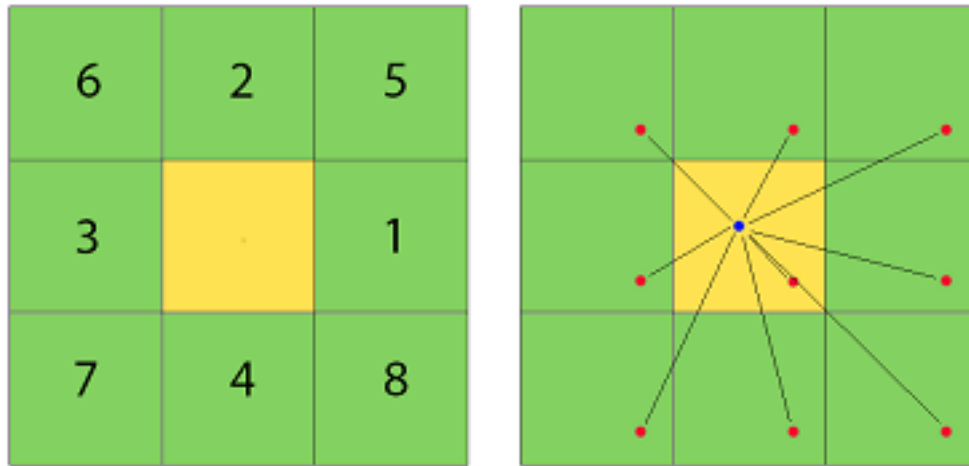


FIGURE 3 – À gauche : schéma de l'arène réelle en jaune et des arènes fantômes en vert avec leur numérotation.

À droite : schéma descriptif du calcul des forces par la méthode des images. Pour l'interaction entre l'individu bleu et le rouge, on regarde toutes les images générées par le rouge, on regarde laquelle est la plus près et enfin on calcule les forces d'interactions vis-à-vis de cette image.

3.1.1 Informé ou charismatique

Trois grandes classes de leadership ont été imaginées. Un leadership par l'information : dans ce cas, les individus leaders possèdent une information cruciale à la réalisation de la tâche. Un leadership par le charisme : dans ce cas, peu importe la pertinence de l'avis de l'individu leader, celui-ci entraîne, de par ses caractéristiques physiques, le reste des individus plus facilement. Un leadership composite : dans ce cas, on combine les deux aspects précédemment décrits.

3.1.2 Oligarchie/Monarchie/Démocratie

Au sein même de ces catégories, on peut décliner le leadership en plusieurs sous-groupes.

Un système de leadership basé sur une oligarchie : plusieurs individus sont alors considérés comme leaders équivalents.

Un système de leadership basé sur une monarchie : un seul individu est alors considéré comme leader.

Un système de leadership égalitaire : ici, toute la population est composée d'individus "leaders". Il est par contre plus difficile à mettre en place afin d'obtenir des courbes avec ou sans leader à moins de la coupler aux aspects décrits ci-dessous.

3.1.3 Emergence/Prédestination

Un aspect supplémentaire dans la définition concerne l'apparition du leadership, deux possibilités se présentent alors.

Un leadership émergeant : le leadership n'apparaît alors qu'au cours de la simulation. On peut par exemple imaginer l'acquisition de la position d'une source de nourriture au cours d'une phase d'exploration.

Un leadership prédestiné : on définit avant le début de la simulation qui sera le leader. Il peut par exemple être tiré au sort dans la population.

3.2 Les différentes tâches

3.2.1 Définition d'une tâche

La définition d'une tâche nécessite de valider plusieurs critères. Le plus primordial est la capacité de réalisation de cette tâche par l'ensemble du groupe, leader inclus, mais surtout sans celui-ci. On a ainsi l'obtention d'un groupe de contrôle pour tester l'efficacité du leader. On doit ensuite être capable de mesurer un certain nombre de valeurs pouvant faire office d'efficacité. Le plus simple auquel on puisse penser est un temps de réalisation.

L'efficacité est très souvent, dans la langue courante, synonyme de rendement. Il est néanmoins plus compliqué de définir une tâche à rendement par la nécessité d'une interaction avec des quantités dénombrables (par exemple, la quantité de nourriture). Or dans un souci d'attachement à la simplicité du modèle comme des tâches nous avons préféré nous tourner vers d'autres types d'efficacités.

3.2.2 Inventaire des tâches

J'expose ici un inventaire non exhaustif des tâches explorées. Les 4 types suivants ont été déclinés eux-mêmes en plusieurs réalisations avec des ajustements plus ou moins conséquents sur le modèle, les conditions d'arrêt ou les prises de mesures. Ils sont, en ce sens, représentatifs de la définition des tâches dans leurs grandes lignes, les déclinaisons étant affaires de détails.

Tâche à une cible

Cette tâche a, comme son nom l'indique, la caractéristique première de faire intervenir dans l'environnement de la population une zone particulière appelée cible. Celle-ci peut biologiquement s'apparenter à une source de nourriture. Numériquement, cette zone fait passer les individus se trouvant à proximité (dans un rayon de 4 unités autour du centre de la cible, elle-même possédant un rayon de taille 2) dans l'état "informé", ceux-ci sont alors soumis à un champ de forces constant

dirigé vers la cible. Cette zone a également la particularité d'appliquer une force de freinage (cf section 2.2.1) à tout individu se trouvant à l'intérieur.

L'objectif est ici de laisser le groupe évoluer afin qu'il trouve cette cible. Le groupe est à l'instant initial placé de manière à ce qu'il soit le plus loin possible de la cible peu importe la direction dans laquelle il partira par la suite.

Le leader possède la définition composite (voir section 3.1.1), il est donc à la fois informé dès le départ de l'emplacement de la cible et tend à aller dans sa direction. Il est de plus un individu charismatique qui attire et entraîne plus facilement les autres membres de son groupe.

On va réaliser 200 fois la simulation pour 0, 1 et 2 leaders et pour chaque taille de groupes (5, 10, 15, 20, 25) en arrêtant chaque fois la simulation lorsque 80% de la population totale atteint la cible. On prend alors la mesure du temps mis pour réaliser cette tâche. En réglant l'arrêt pour 80% et non 100, on évite ainsi les éventuelles pertes d'individus qui peuvent apparaître dans certains cas.

Tâche à deux cibles

Cette tâche, tout comme sa contrepartie à une seule cible, fait intervenir dans l'environnement deux zones de l'espace particulières ayant les mêmes propriétés que celles décrites précédemment.

Ici, tous les individus sont mis dans l'état "informé". La tâche n'est donc pas une tâche exploratoire mais la confrontation pour la population à deux choix distincts d'apparence équivalente.

Les individus sont placés à l'instant initial le plus loin possible des deux cibles et ce, peu importe la direction dans laquelle le groupe partira.

Le leader possède la définition composite (voir section 3.1.1), il est donc informé de l'emplacement des cibles mais cette fois, choisit aléatoirement parmi l'une des deux et ne sera donc attiré que par cette dernière. Il attire et entraîne de même que précédemment les autres membres du groupe.

On va réaliser 200 fois la simulation pour 0, 1 et 2 leaders et pour chaque taille de groupes (5, 10, 15, 20, 25) en arrêtant chaque fois la simulation lorsque 80% de la population au moins ont atteint l'une des deux cibles. On prend alors une mesure du pourcentage de la population présent dans la cible 1.

Tâche de regroupement

Cette tâche, à la différence des deux présentées précédemment, ne contient pas de zones cibles. Les individus sont placés, à l'instant initial, aléatoirement sur toute l'arène.

Le leader possède cette fois une définition uniquement charismatique (cf section

3.1.1) mais celle-ci se présente sous deux formes. Dans un cas, le leader est tout comme précédemment défini comme un individu qui attire et entraîne plus intensément les autres membres du groupe. Dans l'autre, le leader est cette fois défini comme étant visible de plus loin par ses congénères (typiquement deux fois plus loin).

On va réaliser 200 fois la simulation pour 0, 1 et 2 leaders et pour chaque taille de groupes (5, 10, 15, 20, 25) en arrêtant chaque fois la simulation lorsque qu'un groupe contenant 80% de la population totale au moins s'est formé. On mesure alors le temps mis pour réaliser cette tâche.

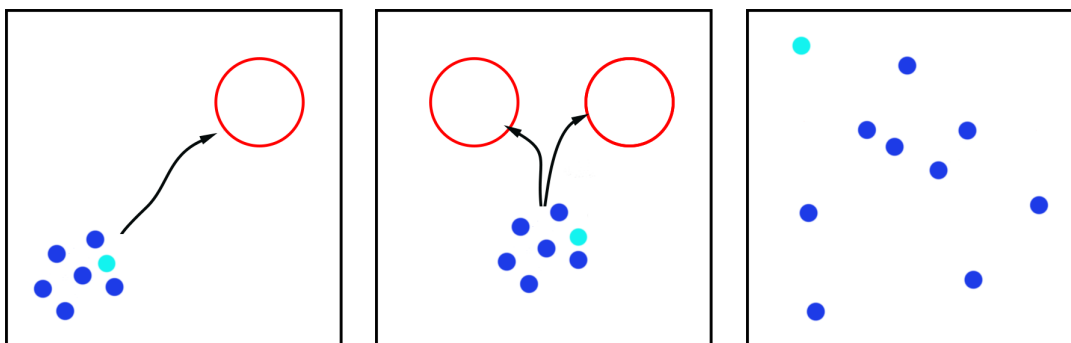


FIGURE 4 – Schéma représentatif de la tâche à une cible à gauche, la tâche à deux cibles au milieu et la tâche de groupement à droite

Tâche de convergence

Dans cette tâche, on définit deux directions : 0° et 45° qui biologiquement pourrait être la direction de deux sources potentiellement intéressante. On fait en sorte que les individus se répartissent à l'instant initial entre les deux directions de sorte que 80% choisissent 0° et 20% choisissent 45° . On a ainsi défini une majorité et une minorité franche au sein de la population. On laisse ensuite évoluer le système et lorsque la direction moyenne du groupe cesse de fluctuer, on arrête la simulation et l'on mesure le temps mis pour converger vers celle-ci ainsi que la direction individuelle. On répète ensuite l'opération 200 fois avant de changer le coefficient leader qui est ici notre paramètre significatif.

4 Méthodes

4.1 Ajustement des paramètres du modèle

4.1.1 Conditions initiales

Les conditions initiales incluant une position initiale et une vitesse initiale, sont générées aléatoirement en accord avec les tâches définies. La position dans le cas des tâches faisant intervenir des cibles ou celle de convergence a, par exemple, la particularité d'être générée aléatoirement sur une surface carrée 10 fois plus petite que l'arène et centrée sur la coordonnée la plus éloignée possible des cibles. Dans le cas de la tâche de regroupement, par contre, les individus sont répartis aléatoirement sur toute l'arène. La vitesse quant à elle est toujours générée aléatoirement en direction sur l'intervalle $[-\pi, \pi]$ et en module sur l'intervalle $[0, \frac{v_{lim}}{2}]$.

4.1.2 Paramètres intrinsèques aux individus

On compte dans cette catégorie 4 paramètres différents :

Le paramètre de positionnement préférentiel, il est réglé à 0.6 unités de distance. C'est ce paramètre qui donne le point d'équilibre de la force de positionnement.

Le paramètre de susceptibilité au positionnement préférentiel, il donne la tolérance à un positionnement non à l'équilibre. Ce paramètre est contenu dans le potentiel de morse (cf section 2.1.1) comme le paramètre a et est donné comme étant égal à 1 unité.

Le paramètre de perception, il donne le rayon du cercle centré sur l'individu i dans lequel tout individu j présent exerce alors une interaction avec le premier. Ce rayon de perception est fixé à 2 unités de distance.

Le dernier paramètre correspond à la vitesse limite des individus. Il entre en jeu dans l'application numérique de la force de freinage (cf section 2.2.1). Ce paramètre est fixé à 5 unités de vitesses.

4.1.3 Paramètres du modèle

Le jeu de ces paramètres est amené à varier selon les simulations. On en a défini 6 :

- Le coefficient gérant la force de positionnement K_p .(cf 2.1.1)
- Le coefficient gérant la force d'alignement K_{al} .(cf 2.1.2)
- Le coefficient gérant la force stochastique σ .(cf 2.2.2)
- Le coefficient gérant la force de freinage K_{brake} .(cf 2.2.1)
- Le coefficient gérant la force d'influence du leader K_{lead} .(cf 3.1.1)
- Le coefficient gérant la force de préférence à la direction choisie w .(cf 3.2.2)

La mise en place des valeurs de ces paramètres est le fruit de l’approche exploratoire suivante. La première étape vise à trouver un ordre de grandeur de ces paramètres. On regardait alors pour quatre valeurs (typiquement 0.1, 1, 10, 100) laquelle semblait le mieux convenir à la description d’un comportement animal de manière visuelle. La deuxième étape consistait en un réglage plus fin. On regardait à ce moment-là si le changement de valeur d’une unité d’ordre de grandeur équivalent (exemple : une variation de 10 si le palier 10 avait été choisi dans le réglage grossier) amenait le comportement du modèle à changer. Si oui, on se demandait alors si la variation apportait visuellement au modèle un changement acceptable, sinon on gardait le paramètre inchangé.

Ainsi les paramètres ont-ils été choisis comme suit :

$$K_p = 1.0u$$

$$K_{al} = 0.3u$$

$$\sigma = 5.0u$$

$$K_{brake} = 30.0u$$

$$K_{lead} = 10.0u \text{ Seulement dans le cas où il n'est pas paramètre significatif.}$$

$$w = 10.0u$$

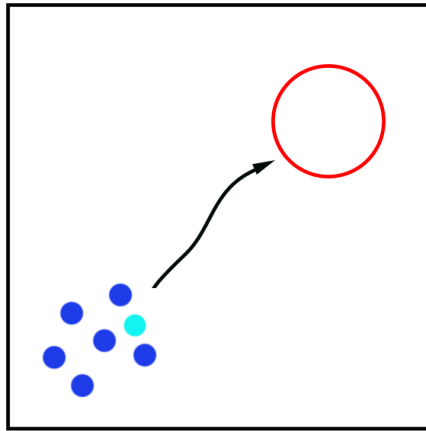
4.2 Implémentation des simulations

Tous les scripts de simulations ont été écrits et exécutés en Python version 3.6.0. Ce choix technique provient essentiellement de l’affinité avec le langage mais aussi de la connaissance de ce langage par l’ensemble de l’équipe d’accueil.

4.3 Visualisation des simulations

Deux possibilités ont été mise en place. La première fait intervenir l’interface graphique VMD. VMD pour Visual Molecular Data est un programme Open Source, édité par le Theoretical and Computational Biophysics Group de l’Université d’Illinois. VMD nous a permis la visualisation des simulations avec un simple fichier sortie. L’interface était également plus esthétique (cf video 5).

La deuxième est intégrée au sein du script python et utilise la bibliothèque matplotlib. Son utilisation plus minime, s’est faite en particulier lors de la nécessité de visualiser des vecteurs vitesses pour chaque particule.



Vidéo 5 – Visualisation d’une simulation dans le cadre de la tâche à une cible avec VMD (Cliquer sur l’image pour lancer).

4.4 Traitement des données

Le script de traitement de données a été réalisé entièrement avec la version 2016 de Matlab, ce choix s’expliquant également par l’affinité avec l’interface.

5 Résultats et discussions

Une grande partie du travail réalisé au cours de ce stage a été un travail exploratoire, il a donc permis de recentrer la question, de réduire les possibilités et de tester la faisabilité. Plusieurs tâches ont donc été testées. Ce sont celles présentées en section 3.2.2. Néanmoins, c’est la tâche de convergence qui a le plus retenu notre attention. Nous présentons ici les résultats qui découlent de cette tâche.

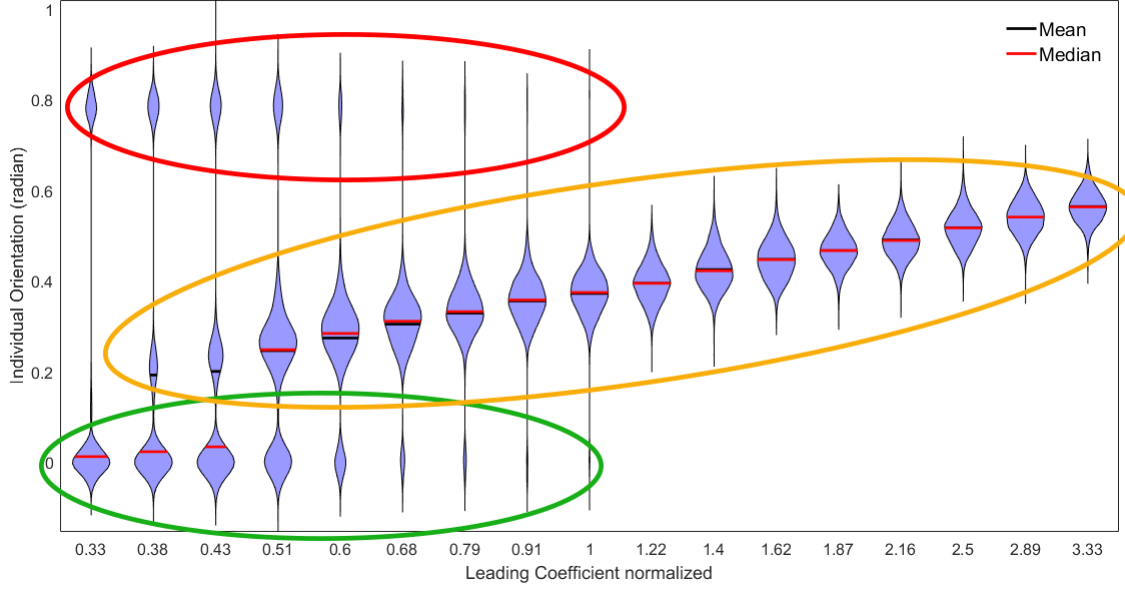


FIGURE 6 – Distribution individuelle en orientation en fonction du coefficient leader normalisé par la taille de population. En rouge la formation des groupes minoritaires préférant 45° . En vert les groupes majoritaires préférant 0° . En orange, l'effet fédérateur du leader qui amène tout le groupe vers une décision consensuelle.

Le tracé peut se faire sous la forme de distributions des directions individuelles pour chaque lot de 200 simulations en fonction du coefficient leader. De ce tracé, on a pu séparer deux types de réalisations qui sont les cas où le leader fait partie de la majorité et les cas où il ne l'est pas. Les cas de majorité n'apportent pas d'informations particulières, tout le groupe se dirigeant en bloc vers 0° .

Les cas de discordance (cf Figure 6) ont par contre montré une plus grande richesse. On peut diviser ce graphe en deux parties : pour les petits coefficients, on assiste à la scission du groupe de départ en deux sous-groupes, un par directions préférentielles ; dans la deuxième partie, pour des coefficients plus forts, on garde au contraire un groupe unique assez cohésif. Ce groupe prend alors une décision consensuelle située entre les deux directions préférentielles. Cette décision est ensuite modulée par la préférence du leader lorsqu'on augmente son influence, faisant tendre l'ensemble du groupe vers la direction 45° .

On a pu caractériser l'augmentation en traçant les moyennes des distributions directionnelles en fonction du coefficient leader normalisé par la taille de population. L'ajustement de la courbe obtenue a été fait avec une loi de puissance de paramètre $\frac{1}{4}$ (cf Figure 7).

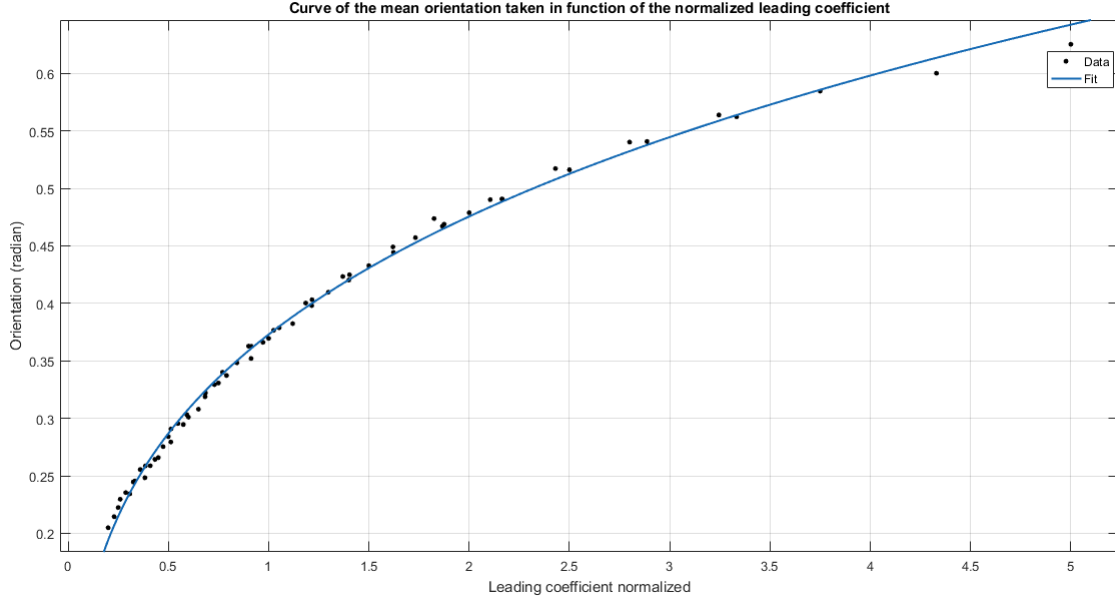


FIGURE 7 – Ajustement de la courbe de l’orientation moyenne du groupe à la fin d’une simulation, en fonction des coefficients leader normalisés par la taille du groupe. On ajuste avec un modèle de loi de puissance de paramètre $\frac{1}{4}$. Ici $R^2 = 0.9947$.

6 Conclusions et perspectives

L’objectif fixé dans la section 1.3 est quasiment réalisé. Pour réellement le finaliser, le travail en cours consiste à définir proprement l’efficacité de la réalisation d’une telle tâche. Cela nous permettra ainsi de tracer les deux courbes d’efficacité et voir s’il y a, ou pas, un point de croisement.

Ce travail n’est bien entendu qu’une prémisse. Plusieurs axes de poursuite peuvent alors être envisagés.

Tout d’abord le modèle utilisé ayant été construit spécialement pour les simulations, aucune analyse théorique n’a été effectuée dessus. Ainsi, l’analyse de l’espace des phases induit par un tel modèle est à mettre en place afin de bien comprendre l’ensemble des comportements induits par celui-ci. Ce modèle consiste, de plus, en un modèle de particules auto-propulsées hétérogènes, qui sont très peu analysés théoriquement, la littérature s’attachant plus aux systèmes homogènes [8] ou à représenter des systèmes plus précis et plus complexes [6]. C’est donc l’opportunité de réaliser ce genre d’analyse théorique plus générale.

Une deuxième possibilité rend compte de la capacité à définir des leaders différents de ceux utilisés (cf section 3.1.1) qui pourrait donner lieu à d’autres types de

tâches et donc d'avancées.

Enfin une étude plus détaillée et quantitative pourrait impliquer à la fois la physique statistique et non linéaire. On s'attacherait alors à tester les différents ingrédients du modèle et la robustesse des résultats vis-à-vis de tels changements. L'efficacité serait mesurée, au niveau du groupe comme au niveau de l'individu en termes de consommation énergétique, de précision avec laquelle la solution asymptotique est atteinte ou le type de convergence et le temps caractéristique mis pour atteindre l'état final.

Références

- [1] Bertrand Collignon, Axel Séguret, Yohann Chemtob, Leo Cazenille, and José Halloy. Collective departures in zebrafish : profiling the initiators. *arXiv preprint arXiv :1701.03611*, 2017.
- [2] Jean-Marc Amé, José Halloy, Colette Rivault, Claire Detrain, and Jean Louis Deneubourg. Collegial decision making based on social amplification leads to optimal group formation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(15) :5835–5840, 2006.
- [3] Daniel S Calovi, Ugo Lopez, Paul Schuhmacher, Hugues Chaté, Clément Sire, and Guy Theraulaz. Collective response to perturbations in a data-driven fish school model. *Journal of The Royal Society Interface*, 12(104) :20141362, 2015.
- [4] Iain D Couzin, Jens Krause, Nigel R Franks, and Simon A Levin. Effective leadership and decision-making in animal groups on the move. *Nature*, 433(7025) :513–516, 2005.
- [5] Jacques Gautrais, Pablo Michelena, Angela Sibbald, Richard Bon, and Jean-Louis Deneubourg. Allelomimetic synchronization in merino sheep. *Animal Behaviour*, 74(5) :1443–1454, 2007.
- [6] Bence Ferdinandy, Katalin Ozogány, and Tamás Vicsek. Collective motion of groups of self-propelled particles following interacting leaders. *arXiv preprint arXiv :1609.03212*, 2016.
- [7] Axel Buguin, Erwan Grasland, Laurence Petitjean, Mathieu Poujade, Myriam Reffay, Pascal Silberzan, Olivia du Roure, Marion Ghibaudo, Benoît Ladoux, Alexandre Saez, et al. Activité et réponse à une blessure d'un tapis de cellules. *Reflets de la physique*, (18) :18–21, 2010.
- [8] Tamás Vicsek, András Czirók, Eshel Ben-Jacob, Inon Cohen, and Ofer Shochet. Novel type of phase transition in a system of self-driven particles. *Physical review letters*, 75(6) :1226, 1995.

- [9] András Czirók and Tamás Vicsek. Collective behavior of interacting self-propelled particles. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 281(1) :17–29, 2000.
- [10] Tamás Vicsek and Anna Zafeiris. Collective motion. *Physics Reports*, 517(3) :71–140, 2012.
- [11] Myriam Reffay, Maria-Carla Parrini, Olivier Cochet-Escartin, Benoit Ladoux, Axel Buguin, S Coscoy, François Amblard, Jacques Camonis, and Pascal Silberzan. Interplay of rhoa and mechanical forces in collective cell migration driven by leader cells. *Nature cell biology*, 16(3) :217–223, 2014.
- [12] Laurence Petitjean. *Réponse active d’un épithélium à une stimulation mécanique*. PhD thesis, Paris 6, 2011.
- [13] Xavier Trepatt, Michael R Wasserman, Thomas E Angelini, Emil Millet, David A Weitz, James P Butler, and Jeffrey J Fredberg. Physical forces during collective cell migration. *Nature physics*, 5(6) :426–430, 2009.
- [14] Julio M Belmonte, Gilberto L Thomas, Leonardo G Brunnet, Rita MC De Almeida, and Hugues Chaté. Self-propelled particle model for cell-sorting phenomena. *Physical Review Letters*, 100(24) :248702, 2008.
- [15] Carine P Beatrice and Leonardo G Brunnet. Cell sorting based on motility differences. *Physical Review E*, 84(3) :031927, 2011.
- [16] Bertrand Collignon and Claire Detrain. Group recruitment and role of leaders in the ant tetramorium caespitum : theoretical and experimental approach. 2012.
- [17] José Halloy, Grégory Sempo, Gilles Caprari, Colette Rivault, Masoud Asadpour, Fabien Tâche, Imen Saïd, Virginie Durier, Stéphane Canonge, Jean Marc Amé, et al. Social integration of robots into groups of cockroaches to control self-organized choices. *Science*, 318(5853) :1155–1158, 2007.
- [18] Iain D Couzin, Jens Krause, Richard James, Graeme D Ruxton, and Nigel R Franks. Collective memory and spatial sorting in animal groups. *Journal of theoretical biology*, 218(1) :1–11, 2002.
- [19] Iain D Couzin, Christos C Ioannou, Güven Demirel, Thilo Gross, Colin J Torney, Andrew Hartnett, Larissa Conradt, Simon A Levin, and Naomi E Leonard. Uninformed individuals promote democratic consensus in animal groups. *science*, 334(6062) :1578–1580, 2011.
- [20] Jacques Gautrais, Francesco Ginelli, Richard Fournier, Stéphane Blanco, Marc Soria, Hugues Chaté, and Guy Theraulaz. Deciphering interactions in moving animal groups. *PLoS Comput Biol*, 8(9) :e1002678, 2012.

- [21] Daniel S Calovi, Ugo Lopez, Sandrine Ngo, Clément Sire, Hugues Chaté, and Guy Theraulaz. Swarming, schooling, milling : phase diagram of a data-driven fish school model. *New Journal of Physics*, 16(1) :015026, 2014.
- [22] G Grégoire and H Chaté. La forme des groupements d’animaux. *Pour La Science, Hors-série juillet septembre*, 2004.