



HAL
open science

Extension des Modèles de Flocking aux Environnements avec Obstacles et Communications Dégradées

Alexandre Bonnefond, Olivier Simonin, Isabelle Guérin-Lassous

► **To cite this version:**

Alexandre Bonnefond, Olivier Simonin, Isabelle Guérin-Lassous. Extension des Modèles de Flocking aux Environnements avec Obstacles et Communications Dégradées. JFSMA 2021 - 29èmes Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, Jun 2021, Bordeaux, France. hal-03369148

HAL Id: hal-03369148

<https://hal.science/hal-03369148>

Submitted on 7 Oct 2021

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.

Extension des Modèles de Flocking aux Environnements avec Obstacles et Communications Dégradées

Alexandre Bonnefond^{1,2}, Olivier Simonin¹, Isabelle Guerin-Lassous²

¹ CHROMA team, CITI, INSA Lyon & Inria

² DANTE team, LIP, Lyon 1 & Inria

prenom.nom@inria.fr

Résumé

Dans ce papier, nous étudions des modèles de flocking existants et proposons des extensions afin d'améliorer leurs performances dans des environnements ayant des obstacles impactant les communications. Souvent décrits comme des systèmes robustes, il y a cependant un manque de compréhension quant à la comparaison de ces modèles et à l'impact de la qualité des communications sur l'échange des données de contrôle. Nous étendons deux modèles standards afin de renforcer leurs capacités à rester connectés dans des environnements avec différentes distributions d'obstacles. En tenant compte de la propagation radio, nous modélisons comment les obstacles impactent les communications dans un simulateur que nous utilisons notamment pour optimiser les paramètres du flocking. Les résultats des simulations montrent l'efficacité des modèles proposés et la façon dont ils s'adaptent à ces nouvelles contraintes environnementales.

Mots-clés

Modèles de flocking, robotique en essaim, simulation des communications.

Abstract

In this paper, we study existing flocking models and propose extensions to improve their abilities to deal with environments having obstacles impacting the communication quality. Often depicted as robust systems, there is yet a lack of understanding how flocking models compare and how they are impacted by the communication quality when they exchange control data. We extend two standard models to improve their ability to stay connected while evolving in environments with different obstacles distributions. By taking into account the radio propagation, we model the obstacles' impact on communications in a simulator that we use to optimize flocking parameters. The simulation results show the efficiency of the proposed models and how they adapt to different environmental constraints.

Keywords

Flocking models, swarm robotics, simulation of communications.

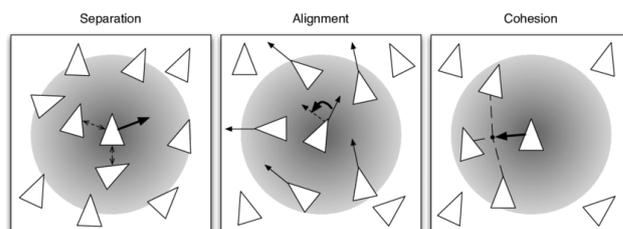


FIGURE 1 – Flocking : les 3 interactions définies par Reynolds (illustration de Bouraqadi et Doniec [1])

1 INTRODUCTION

Depuis sa formulation par Craig Reynolds [2] en 1987, le principe du flocking n'a cessé de susciter un intérêt grandissant. Fondé sur trois interactions simples entre agents, la cohésion, la séparation et l'alignement (voir Fig. 1) le flocking est un modèle décentralisé qui permet à un essaim de se déplacer dans divers types d'environnements. Si ce modèle a été initialement pensé comme un contrôleur fondé sur les perceptions locales, le développement des drones autonomes et leurs moyens de communications permettent d'adapter le flocking à ce type d'agents. Les drones sont capables aujourd'hui d'échanger avec leurs voisins proches, via un canal de communication haute fréquence, les informations nécessaires au flocking comme leur vitesse et leur position. Ainsi, la plupart des travaux récents [3][4][5][6] considèrent des flockings exploitant les communications. Cependant, ils ne prennent pas en compte les caractéristiques des communications et comment elles sont impactées par la présence d'obstacles. Des hypothèses trop simples sont un frein pour la définition de modèles exploitables en conditions réelles. Les travaux de [7] donnent une bonne idée des effets de communication réalistes sur un comportement émergent. Cependant, les contrôleurs proposés sont trop simples pour refléter comment les modèles de flocking standards sont affectés.

Le but de cet article est de comparer les modèles de flockings et d'examiner comment ils sont impactés par la qualité des communications pour l'échange de données de contrôle, cette qualité variant selon la distribution des obstacles. Dans ce cadre, nous proposons d'étendre deux modèles de référence (Olfati-Saber [3] et Vásárhelyi/

Vicsek [5]) pour améliorer leur robustesse à la présence d'obstacles et leur décentralisation. Les modèles sont évalués à l'aide du simulateur de flockings de Viragh *et al.* [8]. Nous étendons ce simulateur pour à la fois disposer de modèles de communication plus réalistes et d'environnements plus variés contenant des obstacles. En combinant cet outil avec un processus d'optimisation des paramètres nous montrons que les modèles de flocking proposés sont plus robustes dans les environnements très contraints.

En Section 2, nous présentons les modèles de flocking existants avec un focus sur les deux modèles de référence étendus dans cet article. Ces extensions sont présentées en détail en Section 3. La Section 4 présente les modèles de communication réalistes introduits dans les simulations, et comment ils permettent de redéfinir la notion de voisinage. Nous comparons alors ces différents modèles en Section 5 en considérant des environnements variés en termes d'obstacles. Finalement, nous concluons et discutons de la poursuite de ces travaux.

2 Modèles de flocking existants

Les modèles de flocking sont généralement utilisés pour réaliser le déplacement collectif d'une flotte d'agents ou de robots. Ces modèles reposent sur trois interactions fondamentales introduites par Reynolds [2] :

- **La séparation** des voisins pour éviter les collisions
- **L'alignement** avec les voisins pour une direction/vitesse proche des voisins
- **L'attraction** vers les voisins pour maintenir la cohésion.

On note N le nombre d'agents dans le système. Chaque agent i est défini par sa position \mathbf{q}_i et sa vitesse \mathbf{v}_i (les notations en gras représentent des vecteurs). Chaque agent a un ensemble de voisins N_i avec lesquels il interagit :

$$N_i = \{j \in \llbracket 1, \dots, N \rrbracket; j \neq i : \|\mathbf{q}_j - \mathbf{q}_i\| \leq r\} \quad (1)$$

où r est la distance inter-agent maximum sous laquelle deux agents sont considérés voisins.

La plupart des modèles de flocking sont définis sur la base de ces trois interactions, mais lorsqu'elles sont traduites en contrôle bas-niveau plusieurs variantes et extensions existent. Parmi ces modèles de flocking, on trouve dans la littérature les approches leader-follower [9][6], champs de potentiels [10], behavior-based [11], les structures virtuelles [12] ou encore les modèles construits par apprentissage par renforcement [13] [14]. Selon l'approche choisie ce ne sont pas les mêmes caractéristiques qui sont mises en avant et le comportement du flocking peut être différent.

Aujourd'hui le flocking est utilisé pour répondre à différentes problématiques et le modèle de Reynolds est intégré dans des contrôleurs multi-agent plus complexes comme celui d'Olfati-Saber [3] (noté O-S plus loin). Dans son travail, en 2006, l'auteur définit un cadre mathématique approprié afin d'assurer la stabilité de son modèle. Cet aspect est primordial dans la théorie du contrôle et garantit un comportement non chaotique ce qui est indispensable pour des applications basées sur l'utilisation de drones par

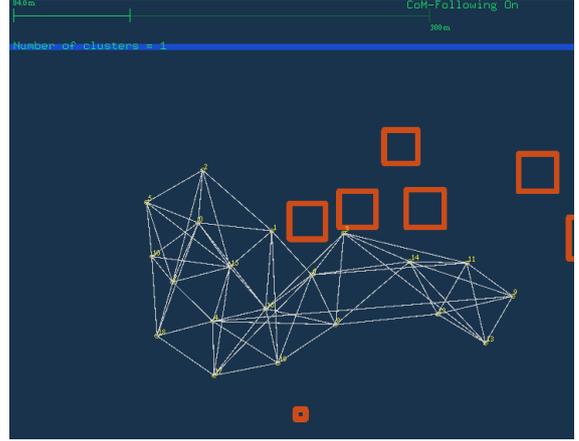


FIGURE 2 – Représentation des agents avec les liens de communication effectifs (utilisés pour interagir) utilisant le modèle d'Olfati-Saber (O-S), obstacles en orange

exemple. Olfati-Saber introduit également des fonctionnalités telles que l'évitement d'obstacles ainsi qu'une "rétroaction de navigation" donnant aux agents une direction globale dans laquelle se diriger. Cette dernière caractéristique est capitale pour éviter la fragmentation de la flotte (*i.e.* la formation de multiple clusters). Pour ces raisons, ce modèle a été largement réutilisé dans la littérature [15] [14] [16] avec quelques modifications afin de servir différents objectifs. La dynamique utilisée par Olfati-Saber est basée sur une régulation en vitesse ($\dot{\mathbf{q}}$), par un double intégrateur :

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{q}}_i = \mathbf{v}_i \\ \dot{\mathbf{v}}_i = \mathbf{u}_i \end{cases}, \quad (2)$$

et l'entrée du contrôle \mathbf{u}_i , appliquée à chaque agent i repose sur la somme de 3 forces :

$$\mathbf{u}_i = \mathbf{f}_i^g + \mathbf{f}_i^d + \mathbf{f}_i^r, \quad (3)$$

où \mathbf{f}_i^g est un terme basé sur un gradient combinant à la fois la séparation et l'attraction, \mathbf{f}_i^d est le terme d'alignement de vitesse qui agit comme une force de frottement visqueux et \mathbf{f}_i^r est la rétroaction de navigation. Ce dernier terme agit comme si il y avait un leader virtuel dont la position et la vitesse seraient connues par tous les agents. Nous verrons dans la Section 3 que nous utilisons le travail d'O-S comme première couche pour construire un nouveau modèle qui répond à nos attentes. Néanmoins, comme nous considérons uniquement un *pur flocking* dans ce papier, que nous définissons comme un flocking sans direction préférentielle ou but de haut niveau connu des agents, nous ne prendrons pas en compte ce terme de rétroaction. La Fig. 2 représente l'évolution des agents utilisant le modèle d'O-S. On se rend compte de la régularité du "maillage" formé par les agents, un des critères qui fait la réputation de ce modèle.

Un autre formalisme majeur du flocking a été introduit par Vicsek [17] en 1995 et considère que les agents sont "auto-propulsés". Cette caractéristique, qui dérive d'observations

des matériaux ferromagnétiques, sera très importante dans notre formulation dans le sens où elle mène à un *flocking pur* (comme défini plus haut). S'appuyant sur cette idée, Vásárhelyi et al. ont développé un framework [5] qui rassemble un simulateur incluant les caractéristiques d'un environnement réaliste telles que les délais de communication, l'inertie, la fréquence de fonctionnement des capteurs, les approximations des capteurs embarqués et les bruits ambiants. Le modèle est défini par une équation d'accélération \mathbf{a}_i pour chaque agent i (voir [8]). En omettant le bruit, cette accélération est colinéaire à la différence entre les vecteurs vitesse désirée \mathbf{v}_i^d et vitesse actuelle \mathbf{v}_i . Elle est également bornée par une accélération maximum :

$$\mathbf{a}_i = \eta_i + \frac{\mathbf{v}_i^d - \mathbf{v}_i - \mathbf{v}_i^s}{|\mathbf{v}_i^d - \mathbf{v}_i - \mathbf{v}_i^s|} \cdot \min \left\{ \frac{\mathbf{v}_i^d - \mathbf{v}_i - \mathbf{v}_i^s}{\tau_{CTRL}}, a_{max} \right\}, \quad (4)$$

où η_i représente le bruit extérieur (tel que l'effet du vent), \mathbf{v}_i^s correspond au bruit interne sur la mesure de vitesse (due aux approximations du GPS), τ_{CTRL} est le temps d'établissement du contrôleur en vitesse, a_{max} est l'accélération maximum fixée et \mathbf{v}_i^d est la vitesse désirée qui est bornée :

$$\mathbf{v}_i^d = \frac{\tilde{\mathbf{v}}_i^d}{|\tilde{\mathbf{v}}_i^d|} \min\{|\tilde{\mathbf{v}}_i^d|, v^{max}\}, \quad (5)$$

où v^{max} est la vitesse maximale autorisée pour chaque agent et $\tilde{\mathbf{v}}_i^d$ est définie de la manière suivante :

$$\tilde{\mathbf{v}}_i^d = \frac{\mathbf{v}_i}{|\mathbf{v}_i|} v^{flock} + \mathbf{v}_i^{rep} + \mathbf{v}_i^{frict} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{wall} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{obstacle} \quad (6)$$

où \mathbf{v}_i est la vitesse réelle de l'agent i , v^{flock} est la vitesse souhaitée, \mathbf{v}_i^{rep} est le terme de répulsion basé sur le modèle du demi ressort, \mathbf{v}_i^{frict} est le terme d'alignement qui synchronise le mouvement au sein de la flotte, \mathbf{v}_{is}^{wall} et $\mathbf{v}_{is}^{obstacle}$ correspondent aux termes utilisés pour l'évitement d'obstacles et de murs. La combinaison de cette loi de contrôle ajoutée aux expériences réelles en extérieur présentées dans l'article font de ce framework une piste très intéressante pour nos travaux et c'est pour cette raison que nous allons nous en inspirer pour proposer une version étendue. La Fig. 3 représente l'évolution des agents avec le modèle de Vásárhelyi. Bien que le maillage créé par les agents semble moins régulier que pour le modèle d'O-S (Fig. 2), il n'en est pas moins robuste comme le montrent les résultats de la Section 5.

Bien que ces différents modèles atteignent de bonnes performances en simulation, en termes de stabilité et de robustesse, de nombreux problèmes surgissent quand il s'agit de passer à des expériences à grande échelle (avec des vrais drones en extérieur). En effet, comme expliqué dans l'article [5], en pratique, de nombreuses pertes de communication surviennent et c'est un inconvénient majeur lorsque l'on travaille avec des drones.

3 Extension des modèles de flocking

Afin d'éviter les désavantages rencontrés par les modèles présentés en section 2 quand ils sont mis dans un environ-

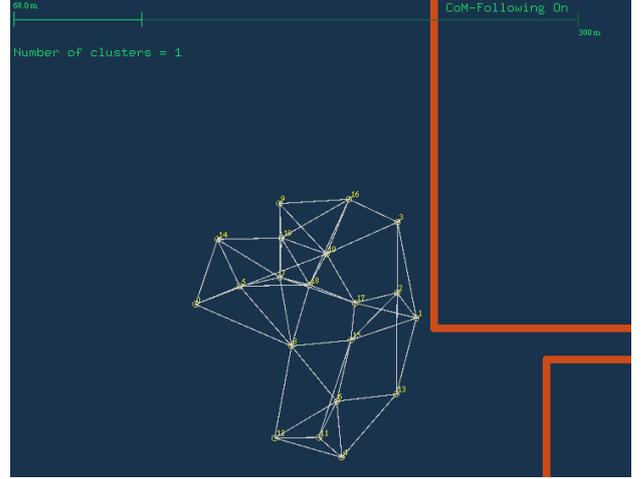


FIGURE 3 – Représentation des agents avec les liens de communication effectifs (utilisés pour interagir) utilisant le modèle de Vásárhelyi.

nement plus réaliste, nous proposons de nouveaux modèles de flocking. Ces derniers exploitent les interactions fondamentales des modèles précédents [5] et [3] avec de nouvelles fonctionnalités visant à plus de robustesse en présence d'obstacles.

3.1 Modèle VAT : Vásárhelyi + Attraction

De par sa stabilité, le contrôleur en vitesse de Vásárhelyi défini en (6) ne contient pas de terme d'attraction dans sa forme initiale. Cependant, une fois mis dans un environnement fortement contraint (incluant des délais et des erreurs dans les communications, approximation de position et présence de multiples obstacles) nous nous sommes rendu compte que la fréquence des coupures de communication augmentait rapidement menant à un accroissement du nombre de fragmentations de la flotte. Nous avons donc décidé d'introduire un terme d'attraction basé sur le modèle du demi-ressort afin d'améliorer la cohésion de la flotte dès que possible :

$$v_{ij}^{att} = \begin{cases} p^{att}(r_0^{att} - q_{ij}) \frac{\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_j}{q_{ij}}, & \text{si } q_{ij} > r_0^{att} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (7)$$

où p^{att} est un gain linéaire, $q_{ij} = |\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_j|$ est la distance entre les agents i et j et r_0^{att} est la portée d'attraction en-dessous de laquelle les agents arrêtent de s'attirer pour éviter les collisions. Ajouter ce terme à la loi de contrôle doit être fait en accord avec le terme de répulsion afin d'éviter de créer un phénomène oscillatoire instable. Par conséquent, r_0^{att} doit être suffisamment grande pour que les agents aient une marge de déplacement entre l'attraction et la répulsion. Notre première proposition consiste donc en un contrôleur basé vitesse dénoté VAT (ajout de \mathbf{v}_i^{att} à l'eq. (6)) :

$$\tilde{\mathbf{v}}_i^d = \frac{\mathbf{v}_i}{|\mathbf{v}_i|} v^{flock} + \mathbf{v}_i^{rep} + \mathbf{v}_i^{att} + \mathbf{v}_i^{frict} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{wall, obst} \quad (8)$$

Les interactions avec les murs et les obstacles sont concenées dans le même terme $\sum_s \mathbf{v}_{is}^{wall,obst}$ et l'équation (5) reste valide. Cette vitesse désirée englobe 12 paramètres agissant sur chaque terme de cette loi et produisant des comportements différents. Nous verrons dans la section 5.2 comment ces paramètres sont optimisés afin d'atteindre un comportement optimal.

3.2 Modèle VOS : Vásárhelyi + Olfati-Saber

Le second modèle que nous proposons, dénoté VOS, est basé sur une combinaison du modèle d'Olfati-Saber [3] pour sa stabilité ainsi que certaines parties du modèle de Vásárhelyi [5] afin d'avoir l'auto propulsion et l'évitement d'obstacles. Pour cela, nous avons développé une structure de contrôle imbriquée alliant les deux contrôleurs :

$$\begin{cases} \mathbf{u}_i = \alpha \mathbf{f}_i^g + \beta \mathbf{f}_i^d & (9a) \\ \tilde{\mathbf{v}}_i^d = \frac{\mathbf{v}_i}{|\mathbf{v}_i|} v^{flock} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{wall,obst} + \int_{T_s} \mathbf{u}_i dt & (9b) \end{cases}$$

\mathbf{u}_i correspond à l'éq. (3) d'O-S sans la rétroaction de navigation \mathbf{f}_i^g . En effet son calcul centralisé était introduit pour gérer la fragmentation. Or nous voulons développer un système de flocking totalement décentralisé. Dans 9a, α et β sont des coefficients multiplicateurs qui compensent le délai introduit par l'intégration. Dans 9b, $\tilde{\mathbf{v}}_i^d$ de l'éq. (2) d'O-S est étendue en introduisant le terme d'auto propulsion de Vásárhelyi (v^{flock}), qui permet de gérer localement la fragmentation. Nous ajoutons aussi un terme d'évitement des obstacles de l'environnement, semblable à celui de Vásárhelyi. Enfin, $T_s = 1/f_s$ avec f_s la fréquence nominale du contrôleur. Les équations qui en découlent englobent 10 paramètres qui nécessiteront une optimisation (voir la section 5.2).

4 Communications et voisinage en présence d'obstacles

Comme mentionné dans l'introduction, la plupart des simulations de flocking considèrent des communications idéales et ne prennent pas en compte l'impact de l'environnement sur la qualité des communications, provoquant un écart conséquent avec les conditions d'expérimentation réelles. Ainsi, nous proposons un modèle de communication fondé sur l'estimation de la propagation radio, intégrant la traversée des obstacles. Cela nous permet de raffiner la définition du voisinage et de mieux estimer avec qui chaque agent interagit.

Généralement, les simulations de flocking utilisent un seuil de distance en-dessous duquel la communication est possible et inversement (paramètre r de l'éq. 1). Avec ce type d'approche, les communications sont parfaites [3][15], ou plus réalistes avec la prise en compte de délais et pertes de paquets aléatoires comme dans [5] [8]. Dans [4], les auteurs utilisent le BER (Bit Error Rate) combiné au SNR (Signal to Noise Ratio) afin de caractériser la qualité de communication et intègrent cela dans un index de performance exprimant une balance entre la distance inter-agent

et la qualité de communication. Cependant, il n'y a aucun obstacle dans les environnements simulés par les auteurs. Dans [18], les auteurs développent un système hybride de propagation combinant une étape de prédiction et une étape d'apprentissage de l'affaiblissement de propagation. Ils utilisent l'outil SPLAT! ¹ afin de prédire les fluctuations du champ de propagation en fonction de la topologie d'une zone. Bien que cette méthode donne une bonne estimation des mesures radio, elle ne se soucie pas de l'adaptation du système multi-agent face à ces variations. Sur le même sujet, dans [7], l'auteur explique comment un comportement émergent, tel que le flocking, est impacté lorsque l'on utilise un modèle de propagation relativement réaliste et que l'on modifie les pertes dues aux effets tels que le shadowing, le SNR, le jamming et autres spécificités de la couche physique de la technologie de communication radio utilisée. Cependant l'étude sur la dynamique du flocking mis en place est peu approfondie dans cet article.

Dans la suite, nous introduisons une étape d'estimation de la propagation radio en utilisant le modèle *log distance path loss* (noté LDPL) à la fois dans le vide mais aussi au sein des obstacles et nous regardons comment des environnements hétérogènes affectent la qualité de communication et donc la stratégie de flocking.

4.1 Modèle de perte *Log distance* en environnements avec obstacles

Au lieu d'utiliser un modèle de communication basé uniquement sur la distance inter-agent, nous souhaitons modéliser de manière plus précise la manière dont évoluent les ondes radio avec l'environnement et par conséquent savoir comment sont affectées les interactions pour un voisinage donné. Pour ce faire, nous considérons le modèle LDPL qui prédit la perte de puissance qu'un signal subit en fonction de l'environnement [19]. Il se formule de la façon suivante :

$$PL = P_{Tx_{dBm}} - P_{Rx_{dBm}}, \quad (10)$$

$$PL = \begin{cases} PL_0 + 10\gamma \log_{10} \frac{d}{d_0} + X_g, & \text{si } d \geq d_0 \\ PL_0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (11)$$

où, PL est l'affaiblissement du signal entre l'émetteur et le récepteur considérés et séparés d'une distance d mesuré en décibels (dB), $P_{Tx_{dBm}}$ est la puissance du signal émis par l'émetteur en dBm , $P_{Rx_{dBm}}$ est la puissance du signal reçu par le récepteur en dBm , PL_0 est l'affaiblissement du signal sur une distance de référence d_0 calculé en utilisant le modèle de Friis d'affaiblissement en espace libre sans obstacle (une valeur de 6m a été choisie pour d_0), γ est le coefficient de l'affaiblissement qui dépend de l'environnement et X_g est un bruit qui représente les variations de l'affaiblissement causées par les obstacles et les chemins multiples. Cette variable suit une distribution normale centrée en zero et un écart type σ dB . Ce modèle sera appelé **regular** par la suite. La courbe verte de la Figure 4 représente l'évolution de $P_{Rx_{dBm}}$ en fonction de la distance entre le

1. Informations pour SPLAT! : <https://www.qsl.net/kd2bd/splat.html>

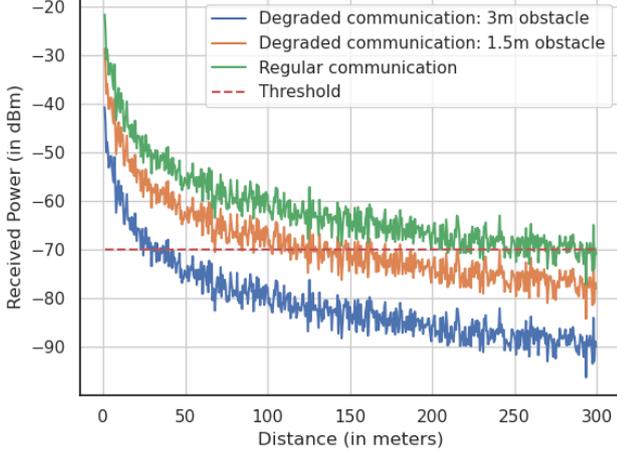


FIGURE 4 – Évolution de la puissance reçue en fonction de la distance inter-agent. La courbe verte représente un chemin sans obstacle, la courbe orange représente un chemin qui intègre un obstacle de 1.5 mètres et la courbe bleue intègre un obstacle de 3 mètres de long.

récepteur et l'émetteur, dans un environnement où il n'y a pas d'obstacles et lorsque $P_{Tx_{dBm}} = 20dBm$. Nous pouvons voir qu'il faut environ 300 mètres pour atteindre le seuil de puissance $P_{min} = -70dBm$ correspondant au niveau minimum de puissance requis pour établir une communication entre les agents.

Dans la formule précédente, l'environnement est modélisé par, entre autres, le paramètre γ et X_g . Afin de prendre en compte l'impact des différents obstacles sur la qualité de communication, nous ajoutons un modèle de dissipation au sein des obstacles créant des pertes majeures en termes de puissance reçue. L'affaiblissement du signal résultant s'exprime de la façon suivante :

$$PL = \begin{cases} PL_0 + 10\gamma \log_{10}\left(\frac{d - d_{obst}}{d_0}\right) & \text{si } d - d_{obst} \geq d_0 \\ + X_g + PL_{obst}(d_{obst}), & \\ PL_0 + PL_{obst}(d_{obst}), & \text{sinon} \end{cases} \quad (12)$$

où, d_{obst} est la distance parcourue par le signal au sein d'un obstacle (voir Fig. 5) et PL_{obst} est l'affaiblissement du signal en dB dû à l'obstacle. PL_{obst} est définie de la manière suivante :

$$PL_{obst}(d_{obst}) = 10\gamma_{obst} \log_{10}(d_{obst}) + K \quad (13)$$

où γ_{obst} est le coefficient d'affaiblissement pour un obstacle et K est une constante. Nous supposons que $d_{obst} \geq 1m$. Nous appellerons ce modèle **degraded**. Les courbes orange et bleu dans la Figure 4 représentent l'évolution de $P_{Rx_{dBm}}$ en fonction de la distance entre le récepteur et l'émetteur sur un chemin comprenant un obstacle tel que $d_{obst} = 1.5m$ et $d_{obst} = 3m$. Dans cette configuration, nous avons $\gamma_{obst} = 4$, $P_{Tx_{dBm}} = 20dBm$ et $K = 0$. Nous pouvons voir que ce modèle de communication a un impact très négatif sur la qualité de communication puisqu'il

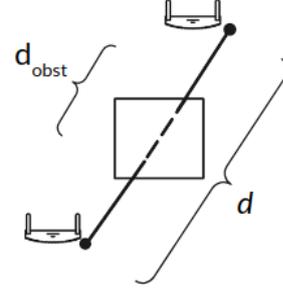


FIGURE 5 – Représentation du chemin parcouru par un signal entre deux nœuds et traversant un obstacle.

ne faut plus que 30 mètres pour perdre la communication entre deux agents qui ont un obstacle de 3 mètres entre eux.

4.2 Redéfinition du voisinage

En utilisant le nouveau modèle de propagation proposé à la section précédente, nous pouvons redéfinir le voisinage d'interaction N_i pour chaque agent i :

$$N_i = \{j \in \llbracket 1, \dots, N \rrbracket; j \neq i : PL_{ij} \leq P_{threshold}\} \quad (14)$$

où PL_{ij} est l'affaiblissement du signal (Eq. 12) mesuré entre j (émetteur) et i (récepteur) et $P_{threshold} (\neq P_{min})$ est le seuil de puissance en-dessous duquel la communication n'est plus possible. Aussi, nous introduisons un autre seuil N_{max} , ajustable, qui agit sur la cardinalité de N_i :

$$N_i = \begin{cases} N_i, & \text{if } |N_i| \leq N_{max} \\ N_i^{filtered}, & \text{sinon} \end{cases} \quad (15)$$

où $N_i^{filtered}$ correspond à un sous-ensemble de N_i où les agents correspondant à la puissance reçue la plus faible sont récursivement retirés jusqu'à ce que $|N_i| = N_{max}$. Ce seuil est très important car il permet de limiter le voisinage et donc le coût de calcul au niveau de chaque agent, tout en conservant les voisins les mieux connectés.

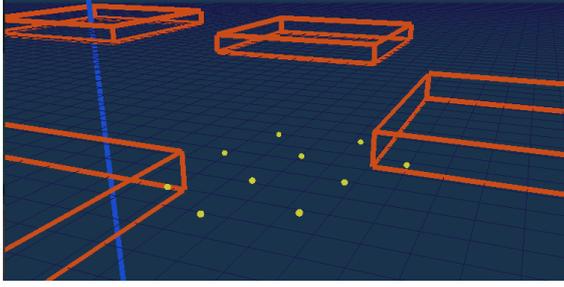
Avec cette nouvelle définition du voisinage, basée sur un modèle de communication plus réaliste, nous pouvons étudier l'évolution d'une flotte d'agents dans des environnements fortement contraints par de nombreux obstacles.

5 Comparaison des modèles

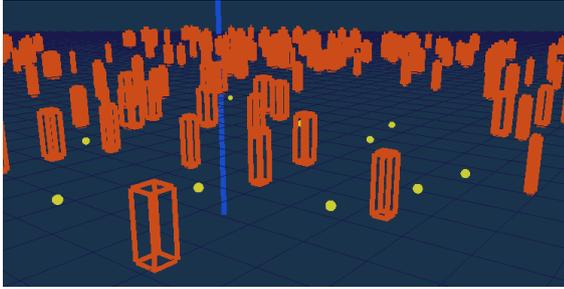
5.1 Outil de simulation

Le simulateur que nous utilisons est une extension de l'outil² développé par Viragh et al. [8] illustré par la figure 6. C'est un simulateur multi-agent qui introduit des variables aléatoires pour modéliser les différents bruits ajoutés sur des variables telles que la position GPS ou encore les communications. Cela rajoute une complexité tant pour la résolution des équations différentielles stochastiques (EDS),

2. Accès au projet initial ici : <https://github.com/csviragh/robotsim>



(a) Vue 3D de l'environnement "City"



(b) Vue 3D de l'environnement "Forest"

FIGURE 6 – Illustration des environnements tests avec le simulateur [8]

en utilisant la méthode d'*Euler-Marayuma* [8], mais aussi pour l'optimisation des paramètres (voir Section 5.2). Nous avons décidé d'utiliser ce simulateur plutôt que les simulateurs plus courants tels que ARGoS ou GAZEBO pour deux raisons principales. La première vient du fait que le modèle initial de Vásárhelyi est déjà implémenté et nous offre donc une comparaison fidèle avec nos modèles. La deuxième est due au fait que nous utilisons ce simulateur principalement sur des serveurs de calculs pour réaliser l'optimisation des paramètres de flocking et donc sans visualisation. Ce simulateur est adapté à ce type d'optimisation, la visualisation n'étant utilisée que pour observer un comportement pour un jeu de paramètres donné.

Les hyper-paramètres utilisés pour une expérience tels que sa durée T ou encore le pas de calcul de la méthode d'Euler sont réglables. La distribution des obstacles est quant à elle définie par plusieurs paramètres tels que sa densité D qui se mesure de la manière suivante :

$$D = 100 \times \frac{\sum_s A_s}{A_{arena}}, \quad (16)$$

où A_s est la surface de l'obstacle s et A_{arena} est la surface de l'arène. La Figure 6(b) montre une vue 3D de l'environnement appelé "Forest" pour sa quantité d'obstacles.

De nombreuses fonctionnalités ont été ajoutées à ce simulateur afin de répondre à nos besoins comme la détection des clusters, en appliquant l'algorithme *Depth First Search* (DFS) sur le graphe des agents connectés, mais aussi la possibilité de changer à la volée le modèle de flocking ou encore le mode de communication (regular/degraded).

5.2 Optimisation des paramètres

Comme nous l'avons mentionné dans la Section 3, les modèles que nous étudions ont de nombreux paramètres qui doivent être optimisés afin d'obtenir le meilleur comportement possible. En s'inspirant du travail de [5], nous avons défini plusieurs métriques permettant d'évaluer les performances de nos modèles de flocking :

- **Velocity** :

$$\Psi_{vel} = \frac{1}{T} \frac{1}{N} \int_0^T \sum_{i=1}^N |\mathbf{v}_i(t)| dt, \quad (17)$$

qui caractérise la vitesse moyenne de la flotte.

- **Collision** (entre agents) :

$$\Psi_{col} = \frac{1}{T} \frac{1}{N(N-1)} \int_0^T \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N \Theta(q_{ij}(t) - r^{coll}) dt, \quad (18)$$

mesure le ratio de collisions, avec Θ la fonction de Heaviside et r^{coll} la distance minimale autorisée entre deux agents.

- **Connected** :

$$\Psi_{clust} = \frac{1}{T} \int_0^T |\overline{O}(t)| dt, \quad (19)$$

$$O(t) = \{i \in \llbracket 1, \dots, N \rrbracket : |N_i(t)| = 0\}, \quad (20)$$

$\overline{O}(t)$ représente l'ensemble des agents connectés au temps t , c.à.d. le complémentaire des agents isolés $O(t)$.

- **Wall** (collision) :

$$\Psi_{wall} = \frac{\int_0^T \sum_{i=1}^N \Theta(\tilde{q}_{is}(t)) \tilde{q}_{is}(t) dt}{\int_0^T \sum_{i=1}^N \Theta(\tilde{q}_{is}(t)) dt}, \quad (21)$$

où \tilde{q}_{is} prend des valeurs positives en-dehors de l'arène et à l'intérieur d'un obstacle, et inversement. Ψ_{wall} caractérise la distance moyenne passée à l'intérieur des obstacles.

- **Cluster Correlation** :

$$\Psi_{corr} = \frac{1}{T} \frac{1}{N} \int_0^T \sum_{i=1}^N \frac{1}{|N_i| - 1} \sum_{j \in N_i} \frac{\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j}{|\mathbf{v}_i| |\mathbf{v}_j|} dt, \quad (22)$$

qui donne une mesure de l'alignement moyen par cluster.

- **Cluster Received Power** :

$$\Psi_{pow} = \frac{1}{T} \frac{1}{N} \int_0^T \sum_{i=1}^N \frac{1}{|N_i| - 1} \sum_{j \in N_i} P_{Rx_{ij}}(t) dt, \quad (23)$$

qui mesure la puissance reçue moyenne par cluster.

Ces métriques permettent de définir les conditions nécessaires pour obtenir un comportement optimal : $\Psi_{vel} \rightarrow v^{flock}$, $\Psi_{col} \rightarrow 0$, $\Psi_{clust} \rightarrow 1$, $\Psi_{wall} \rightarrow 0$, $\Psi_{corr} \rightarrow 1$, $\Psi_{pow} \geq P_{min}$. Les résultats obtenus sont passés dans des

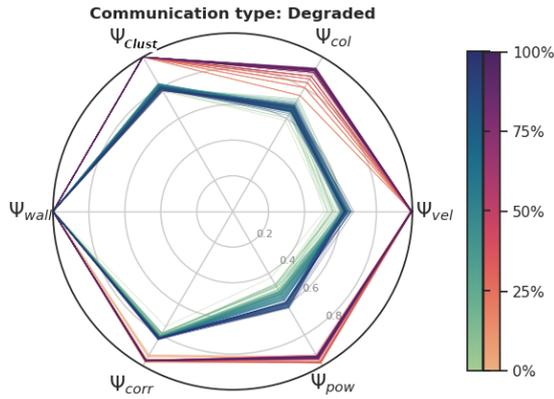


FIGURE 7 – Évolution des métriques durant l’optimisation en utilisant une communication dégradée dans l’environnement generic.

fonctions non linéaires pour normaliser les valeurs entre 0 et 1 (la fonction sigmoïd par exemple), 0 étant le pire cas et 1 le meilleur, et ce afin de définir un problème d’optimisation multi-objectif.

Dans ce papier nous utilisons un algorithme génétique multi-objectif appelé *NSGA-III* [20][21]. Ce dernier n’est cependant pas adapté aux problèmes stochastiques mais en évaluant la même solution plusieurs fois et en utilisant la variance résultante comme contrainte de l’optimisation nous avons pu palier ce problème. Cela mène à des solutions plus robustes et par conséquent moins impactées par le caractère aléatoire d’une expérience.

La stratégie est ici d’optimiser les modèles VAT et VOS sur un environnement "générique", *i.e.* avec une densité moyenne d’obstacles et avec un modèle de communication dégradé. Le nombre d’agents utilisé lors de l’optimisation et les simulations, dont les résultats sont donnés en Section 5.3, est toujours le même, $N = 10$. Nous utilisons ensuite ces versions optimisées avec différentes distributions d’obstacles afin de comparer leurs performances. L’environnement générique a $N_{obst} = 90$ obstacles uniformément distribués dans une arène de $1250m^2$. Chaque obstacle est représenté par un carré dont le côté L suit une distribution normale (Gaussienne) $L \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma)$, centrée sur $\mu = 24$ mètres et un écart type $\sigma = 12$ mètres. La densité de cet environnement est $D = 3.3\%$.

Le processus d’optimisation est présenté en Fig. 7 où l’on peut observer l’évolution de la moyenne des métriques sur le front de Pareto à chaque génération pour les deux modèles (VOS en bleu et VAT en rouge). L’échelle de couleurs donne une information sur l’avancement de l’optimisation basée sur le nombre maximum de générations. Bien que VOS semble être bien moins performant que VAT, il existe une raison à cela. C’est notamment parce que son front de Pareto contient plus de solutions avec des variances plus grandes. La Table 1 regroupe les valeurs moyennes des métriques après 100 évaluations des solutions optimisées dans l’environnement *generic* avec une communication *degraded*. On se rend compte ici que les deux modèles ont des performances relativement similaires sauf pour la métrique

TABLE 1 – Métriques de VAT et VOS en env. GENERIC

	Vel	Col	Clust	Wall	Corr	Pow
VAT	0.999	0.99	0.94	1	0.86	0.202
VOS	0.612	0.88	0.92	1	0.784	0.26

TABLE 2 – Performances de VA dans [5]

	Vel	Col	Clust	Wall	Corr	Pow
VA	0.938	0.945	1	0.997	0.916	N/A

velocity qui est plus basse pour le modèle VOS. Ces solutions et leurs performances vont être comparées en détail dans la prochaine sous-section.

5.3 Résultats et analyse

Notre but ici est de comparer les modèles VAT (Sec.3.1) et VOS (Sec.3.2) dans des environnements différents et avec des stratégies de communication différentes (regular et degraded). La comparaison est basée sur deux environnements différents (voir Fig. 6) :

1. **Forest** : $N_{obst} = 500$; $L \sim \mathcal{N}(4, 2)$; $D = 0.7\%$.
2. **City** : $N_{obst} = 15$; $L \sim \mathcal{N}(200, 20)$; $D = 36.5\%$.

Nous allons également faire une comparaison avec le modèle de Vásárhelyi, noté VA, que nous simulerons en utilisant les paramètres optimaux fournis dans [5]. Ce modèle repose sur les équations 4, 5 et 6 mais est désormais soumis à la nouvelle définition du voisinage basée sur la puissance reçue. Les tables 3 et 4 regroupent les résultats de 100 évaluations stochastiques des modèles optimaux. Les valeurs moyennes des métriques normalisées entre 0 et 1 (1 étant le meilleur cas, 0 le pire) ainsi que leurs variances sont affichées. La dernière ligne correspond à l’inter-distance moyenne entre agents (en mètre). Afin d’être cohérent dans nos résultats, nous utilisons les mêmes hyper-paramètres à savoir, le temps d’expérience $T = 600s$, la précision de la méthode d’Euler $\Delta t = 0.01s$, le délai introduit dans les communications $t_d = 0.2s$ (représentant un délai d’accès au médium radio, le délai de transmission d’un paquet et le délai de propagation) et la fréquence de communication synchronisée avec la fréquence du GPS $f_{GPS} = 5Hz$. Une présentation de ces modèles est proposée dans la vidéo au lien³.

La première observation importante ici est que le modèle VA a de moins bonnes performances que dans [5] (voir Table 2). Cela peut s’expliquer par le fait que l’auteur se base sur de petites arènes dans ses essais, menant indirectement à un effet de cohésion (d’où l’absence de force d’attraction). Afin d’éviter ce comportement avantageux, nous utilisons une arène de 1250m de long. Par ailleurs, la distribution des obstacles n’est pas explicitement mentionnée dans [5] bien que celle-ci ait un fort impact sur les valeurs des métriques. Aussi, le fait de considérer notre nouveau

3. vidéo : https://team.inria.fr/chroma/files/2021/03/JFSMA_2021.mp4

TABLE 3 – FOREST

	Regular			Degraded		
	VA	VAT	VOS	VA	VAT	VOS
Vel	0.975	0.946	0.032	0.975	0.955	0.055
σ	0.010	0.03	0.052	0.008	0.023	0.063
Col	0.301	1	0.793	0.286	0.961	0.799
σ	0.429	0.099	0.382	0.429	0.172	0.380
Clust	0.637	0.98	0.923	0.508	0.938	0.868
σ	0.148	0.085	0.13	0.118	0.121	0.163
Wall	1	1	1	1	1	1
σ	0	0	0	0	0	0
Corr	0.133	0.712	0.54	0.128	0.698	0.531
σ	0.068	0.106	0.12	0.06	0.12	0.112
Pow	0.033	0.53	0.517	0	0.045	0.031
σ	0.049	0.11	0.074	0	0.079	0.066
Dist	132.3	37.9	49.9	132.5	42.11	54.37

modèle de propagation ajoute une nouvelle contrainte qui n'était pas considérée dans l'article initial. Les inconvénients de ne pas ajouter un terme d'attraction sont quant à eux encore plus visibles dans l'environnement *forest* où la métrique *cluster* est relativement basse, ce qui signifie que le phénomène de fragmentation a eu lieu à maintes reprises (Clust=0.637 dans Table 3). Il est également intéressant de remarquer que le fait d'ajouter un terme d'attraction ne crée pas de collisions supplémentaires bien que cela soit contre-intuitif. Ceci s'explique par le fait que le terme d'attraction est actif uniquement au-dessus d'une certaine valeur de distance inter-agent et avec une inertie résultante bornée pour les agents, ce qui prévient les risques d'oscillations et donc de collisions. Le fait que le modèle VAT soit aussi conçu et optimisé dans un contexte de communication **dégradé**, et donc bénéficie du *neighbour filtering*, participe à expliquer les écarts entre VAT et VA.

5.3.1 Maintien de la connectivité

L'un de nos objectifs dans cet article est d'implémenter un modèle capable d'éviter les fragmentations à répétition. Nous pouvons voir dans les deux tables que cet objectif est globalement atteint. En effet, pour VAT et VOS, la moyenne de la métrique *cluster* est haute, $0.868 \leq \text{Clust} \leq 0.985$. Cela démontre que même si quelques fragmentations se sont produites, les clusters résultants ont réussi à réparer les connexions détruites afin de former un seul et unique groupe. Malgré nos efforts, des fragmentations partielles restent possibles, notamment dans l'environnement *forest* où les nombreux obstacles créent de fréquentes interruptions de communication et donc d'interaction entre agents (voir vidéo).

5.3.2 Puissance reçue et collisions

La distance inter-agent est une composante résultante de toutes les interactions et est principalement modifiée lors de l'optimisation de la métrique *received power* ainsi que *collision*. Les agents doivent évoluer dans un intervalle de distance avec les autres qui est pré-défini : pas trop près

TABLE 4 – CITY

	Regular			Degraded		
	VA	VAT	VOS	VA	VAT	VOS
Vel	0.999	1	0.484	0.999	1	0.501
σ	1.1e-5	0	0.095	4.8e-5	0	0.101
Col	0.71	0.999	0.918	0.654	1	0.86
σ	0.442	0.09	0.264	0.47	0	0.33
Clust	0.671	0.985	0.939	0.54	0.915	0.925
σ	0.18	0.065	0.142	0.197	0.17	0.165
Wall	1	1	1	1	1	1
σ	0	0	0	0	0	0
Corr	0.605	0.912	0.886	0.73	0.945	0.894
σ	0.165	0.067	0.082	0.112	0.04	0.073
Pow	0.512	0.797	0.684	0.335	0.777	0.573
σ	0.205	0.092	0.073	0.286	0.16	0.204
Dist	82.19	29.4	44.3	86.76	33.8	45.55

afin d'éviter les collisions sans pour autant aller trop loin et perdre la connexion avec le groupe. Il est important de comprendre que dans ces tables, une valeur faible de *received power* ne veut pas dire que la connexion est perdue mais qu'elle est faible et donc sujette à des pertes de paquets et autres erreurs. Par exemple dans la Table 4, nous avons Pow = 0.573 pour le modèle VOS avec une communication *degraded* mais cela est équivalent à une valeur de $P_R = -59.4dBm$, ce qui signifie qu'en moyenne, la communication était possible. En comparaison, dans la Table 3, pour le modèle VAT avec une communication *degraded*, Pow = 0.045 $\simeq -71.7dBm$ ($-70dBm$ étant la valeur seuil en deçà de laquelle la communication n'est plus possible). Cela confirme le fait que, même si la communication est en moyenne impossible, dès qu'ils le peuvent, les agents arrivent à garder une formation de flotte (la métrique de *cluster* étant haute).

5.3.3 Overfitting de l'environnement

Comme mentionné plus haut, les modèles que nous simulons ne sont pas optimisés sur les environnements que nous utilisons pour la comparaison. Par conséquent, il y a un risque d'overfitting sur une distribution d'obstacles donnée. Nous pouvons observer cela pour le modèle VOS dans la Table 3 où la moyenne de la métrique *velocity* est basse, $0.032 \leq \text{Vel} \leq 0.055$, ce qui équivaut à environ 60% de la vitesse désirée v^{flock} . Bien que dans la Table 1, Vel= 0.612, il y a approximativement 5 fois moins d'obstacles dans cet environnement *generic* où l'optimisation est effectuée. Dans *forest*, il y a énormément d'obstacles proches les uns des autres entraînant un "effet de cage" et empêchant la flotte de voler à la vitesse désirée. Cela crée aussi de fortes oscillations $0.531 \leq \text{Corr} \leq 0.54$ et quelques collisions $0.793 \leq \text{Col} \leq 0.799$ (voir vidéo). Le modèle VOS n'est par conséquent pas robuste à la variation des distributions d'obstacles.

5.3.4 Communications Regular/Degraded

Les effets résultant de la communication *degraded* peuvent s'observer dans les deux tables. De plus, la dernière ligne qui concerne la distance inter-agent montre que ce type de communication va provoquer l'augmentation de la distance moyenne entre les agents, ce qui cause la plupart du temps de la fragmentation. Cependant, le modèle VAT semble être très résilient et robuste aux pertes introduites par le mode *degraded*, ce qui en fait un modèle particulièrement performant.

6 CONCLUSION

Dans cet article, nous avons proposé deux nouveaux modèles de flocking basés sur l'état de l'art (VAT Vásárhelyi + Attraction et VOS Vásárhelyi + Olfati-Saber) dans le but d'être robuste à des communications dégradées par la présence d'obstacles. Nous avons comparé ces modèles par simulation utilisant un modèle de propagation réaliste intégrant un modèle de perte (LDPL) au sein des obstacles. Cela nous a permis d'analyser comment les modèles de flocking sont affectés ou au contraire robustes à des communications dégradées par les obstacles de l'environnement. Parmi les solutions proposées, et après leur optimisation, nous pouvons affirmer que le modèle VAT donne des résultats plus encourageants que VOS ainsi que le modèle initial de Vásárhelyi.

Bien que l'optimisation ait été réalisée ici uniquement sur l'environnement "generic", il pourrait être intéressant de systématiquement optimiser les modèles dans chacun des environnements utilisés. La suite de notre travail consistera à implémenter des stratégies de flocking adaptatives capables de se comporter de manière optimale dans des environnements hétérogènes avec différents types de communication. Nous prévoyons aussi de mesurer les performances des modèles avec des drones quadricoptère lors d'expérimentation réelles.

Remerciements

Ce travail a été réalisé dans le cadre du projet "DYNA-FLOCK" co-financé par Inria et AID-DGA (convention N° 2019 65 0072 0072 00 470 75 01). Les expérimentations ont été réalisées avec le support de la plateforme Grid5000, supportée par un groupe d'intérêt scientifique géré par l'INRIA et incluant le CNRS, RENATER et de nombreuses universités ainsi que d'autres organisations (voir <https://www.grid5000.fr>).

Références

- [1] Noury Bouraqadi and Arnaud Doniec. Flocking-based multi-robot exploration. In *4th National Conference on "Control Architectures of Robots"*, Toulouse, France, 2009.
- [2] Craig W. Reynolds. Flocks, herds and schools : A distributed behavioral model. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, 21(4) :25–34, 1987.
- [3] Reza Olfati-Saber. Flocking for multi-agent dynamic systems : algorithms and theory. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 51(3) :401–420, 2006.
- [4] Heng Li, Jun Peng, Weirong Liu, Jing Wang, Jiangang Liu, and Zhiwu Huang. Flocking control for multi-agent systems with communication optimization. pages 2056–2061, 06 2013.
- [5] G Vásárhelyi, C Virágh, G Somorjai, T Nepusz, AE Eiben, and T Vicsek. Optimized flocking of autonomous drones in confined environments. *Science Robotics*, 3(20), 2018.
- [6] G. Wen, Z. Duan, H. Su, G. Chen, and W. Yu. A connectivity-preserving flocking algorithm for multi-agent dynamical systems with bounded potential function. *IET Control Theory Applications*, 6(6) :813–821, 2012.
- [7] B. Fraser, R. Hunjet, and C. Szabo. Simulating the effect of degraded wireless communications on emergent behavior. In *2017 Winter Simulation Conference (WSC)*, pages 4081–4092, 2017.
- [8] Csaba Virágh, Gábor Vásárhelyi, Norbert Tarcai, Tamás Szörényi, Gergo Somorjai, Tamás Nepusz, and Tamás Vicsek. Flocking algorithm for autonomous flying robots. *Bioinspiration & Biomimetics*, 9(2) :025012, may 2014.
- [9] G. W. Gamage, G. K. I. Mann, and R. G. Gosine. Leader follower based formation control strategies for nonholonomic mobile robots : Design, implementation and experimental validation. In *Proceedings of the 2010 American Control Conference*, pages 224–229, 2010.
- [10] S. S. Ge and Cheng-Heng Fua. Queues and artificial potential trenches for multirobot formations. *IEEE Transactions on Robotics*, 21(4) :646–656, 2005.
- [11] T. Balch and R. C. Arkin. Behavior-based formation control for multirobot teams. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 14(6) :926–939, 1998.
- [12] N. H. M. Li and H. H. T. Liu. Formation uav flight control using virtual structure and motion synchronization. In *2008 American Control Conference*, pages 1782–1787, 2008.
- [13] Chao Wang, Jian Wang, Yuan Shen, and Xudong Zhang. Autonomous navigation of uavs in large-scale complex environments : A deep reinforcement learning approach. *Transactions on Vehicular Technology*, 68(3) :2124–2136, 2018.
- [14] Ronny Lim and W. Sheng. Hybrid system of reinforcement learning and flocking control in multi-robot domain. 2016.
- [15] H. M. La and W. Sheng. Flocking control of a mobile sensor network to track and observe a moving target. In *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 3129–3134, 2009.

- [16] Guanghui Wen, Zhisheng Duan, Housheng Su, Guanrong Chen, and Wenwu Yu. A connectivity-preserving flocking algorithm for nonlinear multi-agent systems with bounded potential function. *Proceedings of the 30th Chinese Control Conference, CCC 2011*, 01 2011.
- [17] Tamás Vicsek, András Czirok, Eshel Ben-Jacob, Inon Cohen, and Ofer Shochet. Novel type of phase transition in a system of self-driven particules. *Physical review letters*, 75(6) :1226, 1995.
- [18] Eric Frew Spencer Watza, Ramya Kanlapuli. Hybrid rf propagation model using itm and gaussian processes for communication-aware planning. In *RSS 2017 RCW Workshop*, 2017.
- [19] Theodore Rappaport. *Wireless Communications : Principles and Practice*. Prentice Hall PTR, USA, 2nd edition, 2001.
- [20] K. Deb and H. Jain. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part i : Solving problems with box constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 18(4) :577–601, 2014.
- [21] J. Blank and K. Deb. Pymoo : Multi-objective optimization in python. *IEEE Access*, 8 :89497–89509, 2020.