



HAL
open science

Visualisations des mécanismes micro pour appréhender la complexité des systèmes distribués auto-organisés

Jérémy Rivière, Aymeric Henard, Sébastien Kubicki, Etienne Peillard, Gilles Coppin

► To cite this version:

Jérémy Rivière, Aymeric Henard, Sébastien Kubicki, Etienne Peillard, Gilles Coppin. Visualisations des mécanismes micro pour appréhender la complexité des systèmes distribués auto-organisés. 2025. ⟨hal-05299370v2⟩

HAL Id: hal-05299370

<https://hal.science/hal-05299370v2>

Preprint submitted on 12 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.



HAL Authorization

Visualisations des mécanismes *micro* pour appréhender la complexité des systèmes distribués auto-organisés

Visualisations of *Micro* Mechanisms to Grasp the Complexity of Distributed Self-Organised Systems

JÉRÉMY RIVIÈRE, Univ Brest, CNRS, Lab-STICC, France
AYMERIC HENARD, IMT Atlantique, CNRS, Lab-STICC, France
SÉBASTIEN KUBICKI, ENIB, CNRS, Lab-STICC, France
ETIENNE PEILLARD, IMT Atlantique, CNRS, Lab-STICC, France
GILLES COPPIN, IMT Atlantique, CNRS, Lab-STICC, France

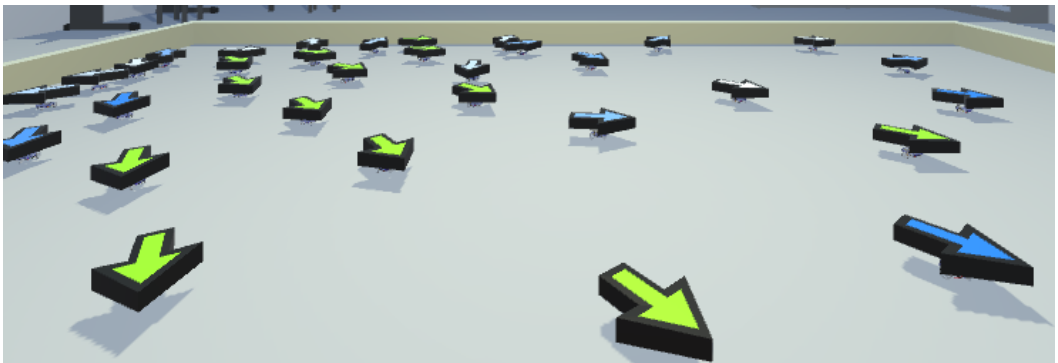


Fig. 1 – Visualisation augmentée de la force virtuelle la plus influente du comportement de chaque robot.

Malgré une autonomie grandissante, les systèmes distribués auto-organisés, tels les essaims de robots, nécessitent encore la présence de l'humain dans la boucle- ou sur la boucle, pour superviser leur comportement. Cependant, interagir avec ces systèmes, dont le comportement global émerge des interactions entre ses agents, nécessite de nouveaux paradigmes. L'amélioration de leur transparence reste un axe de recherche actuel : quelles informations sur le système sont pertinentes et nécessaires à la compréhension de l'humain de ce que fait le système ? Sous quelles formes transmettre ces informations à l'humain ? Dans cet article, nous développons notre proposition de transmettre de façon située les mécanismes *micro* d'auto-organisation qui mènent aux comportements collectifs. Nous présentons une première visualisation en 2D et en Réalité Augmentée appliquée à un essaim de robots, et les résultats préliminaires de son utilisation pour l'exploration du modèle de l'essaim d'une part, et d'autre part d'une expérimentation utilisateur pour anticiper et corriger des fragmentations (*i.e.* la séparation de l'essaim en plusieurs groupes).

Despite their growing autonomy, self-organising distributed systems, such as swarms of robots, still require human supervision to monitor their behaviour. Interacting with these systems, however, which exhibit emergent behaviour resulting from interactions between their agents, requires new paradigms. One current area of research is improving the transparency of these systems: what information about the system is relevant

Authors' Contact Information: Jérémy Rivière, jriviere@univ-brest.fr, Univ Brest, CNRS, Lab-STICC, Brest, France; Aymeric Henard, aymeric.henard@imt-atlantique.fr, IMT Atlantique, CNRS, Lab-STICC, Brest, France; Sébastien Kubicki, kubicki@enib.fr, ENIB, CNRS, Lab-STICC, Brest, France; Etienne Peillard, etienne.peillard@imt-atlantique.fr, IMT Atlantique, CNRS, Lab-STICC, Brest, France; Gilles Coppin, gilles.coppin@imt-atlantique.fr, IMT Atlantique, CNRS, Lab-STICC, Brest, France.

IHM '25, Toulouse, France

2025. ACM ISBN XXX-X-XXXX-XXXX-X/XX/XX
<https://doi.org/10.1145/nnnnnnn.nnnnnnn>

and necessary for humans to understand what the system is doing? What form should this information take? In this article, we present our proposal to improve the transparency by transmitting in a situated way the *micro* self-organisation mechanisms that lead to collective behaviour. We present a preliminary visualisation conveyed both in 2D and Augmented Reality applied to a swarm of robots and the initial results of using it to explore the swarm model and a user experiment to anticipate and correct fragmentation (*i.e.*, the separation of the swarm into several groups).

CCS Concepts: • **Human-centered computing** → **Visualization theory, concepts and paradigms**; *Mixed/augmented reality*; • **Computer systems organization** → *Self-organizing autonomic computing*; • **Computing methodologies** → *Distributed artificial intelligence*; • **Theory of computation** → *Self-organization*.

Mots Clés et Phrases Supplémentaires: Transparence, Systèmes Distribués Autonomes, Interaction Humain-Essaim, Robotique en Essaim, Visualisation, Etudes Utilisateurs, Réalité Augmentée

Additional Key Words and Phrases: Transparency, Autonomous Distributed Systems, Human-Swarm Interaction, Robot Swarms, Visualisation, User Study, Augmented Reality

Reference Format:

Jérémy Rivière, Aymeric Henard, Sébastien Kubicki, Etienne Peillard, and Gilles Coppin. 2025. Visualisations des mécanismes *micro* pour appréhender la complexité des systèmes distribués auto-organisés. In *IHM '25: Actes étendus de la 36^e conférence Francophone sur l'Interaction Humain-Machine, Novembre 4–7, 2025, Toulouse, France*. ACM, New York, NY, USA, 10 pages. <https://doi.org/10.1145/nnnnnnn.nnnnnnn>

1 Introduction

La tendance à l'ubiquité des systèmes informatiques [40], couplée à l'essor de l'autonomie de ces systèmes, a conduit à de grands systèmes **distribués**, composés de sous-parties (*d'agents*) autonomes qui **s'auto-organisent**, sans contrôle central interne ou externe [6]. Contrairement aux systèmes autonomes "classiques" où l'intelligence est centralisée, le comportement "intelligent" de ces systèmes résulte plutôt des interactions entre les nombreux agents qui le composent. Ces systèmes, comme les Systèmes Multi-Agents (SMA) ou les essaims de robots, montrent des comportements collectifs qui peuvent être plus adéquats dans certains contextes que des systèmes centralisés : ils ont des propriétés de robustesse, de résilience et d'adaptabilité qui peuvent s'avérer très utiles pour, par exemple, couvrir ou explorer une zone, ou détecter des intrus dans des réseaux [18, 34]. Malgré l'autonomie croissante de ces systèmes, la présence de l'humain reste indispensable, que ce soit dans un rôle de coéquipier ou de supervision- où il peut avoir à détecter et corriger les faiblesses de l'autonomie, ou se charger d'une tâche trop sensible, par exemple [23].

Cependant, interagir avec ce type de systèmes est difficile du fait de leur nature. Tout d'abord, là où l'incarnation de l'intelligence dans les systèmes centralisés est un avantage pour l'interaction, dans les systèmes distribués autonomes, l'intelligence est désincarnée, diffuse et parfois émergente. De plus, quel que soit son rôle durant l'interaction, l'humain a besoin de maintenir un niveau de conscience de la situation, et d'être en mesure de percevoir, comprendre et anticiper le comportement du système *i.e.* de s'en construire un modèle mental [23, 32]. Ce besoin participe à l'efficacité de l'interaction, notamment du contrôle, et à la mise en place d'un niveau de confiance approprié dans le système : en robotique en essaim, un niveau trop élevé de confiance peut mener à négliger sa surveillance et à trop compter sur lui, ou à l'inverse, avec un niveau trop faible, à une surveillance et des corrections excessives, et une sous-utilisation du système [8, 28].

Plusieurs exemples, dans le domaine de la robotique en essaim, illustrent cette problématique. Dans [9], les auteurs ont mis en place un scénario d'expérimentation dans lequel un essaim autonome patrouille une zone donnée pour tenter de détecter, puis d'intercepter, des intrus qui surviennent au bout de vingt minutes. Durant ce scénario, des sujets jouent le rôle d'opérateurs

humains et surveillent la situation. Ils peuvent intervenir à volonté, par exemple en envoyant des robots choisis dans certaines zones, influençant ainsi le comportement autonome de patrouille. Les résultats ont montré qu'ils sont intervenus à l'excès, estimant que leur présence est indispensable au système, alors même que ces interventions diminuent la performance de l'essaim. Pour expliquer cette dichotomie, les auteurs mettent en avant la difficulté, pour les sujets, d'estimer la performance du système, ce qui les mène à un manque de confiance envers l'essaim, et à une surveillance et des interventions excessives. Dans [39], les auteurs ont mis en évidence un phénomène contre-intuitif, la *Neglect Benevolence*, que l'on pourrait définir comme le temps qu'il est nécessaire d'attendre *avant* d'exercer un contrôle pour effectuer une tâche de la façon la plus efficace. Ce phénomène apparaît lorsque l'essaim a un comportement auto-organisé qui a besoin de temps pour se stabiliser : l'envoi d'un contrôle par l'opérateur le plus tôt possible, durant cette période, n'aboutit pas à la meilleure performance. Pour déterminer le meilleur moment pour interagir, l'opérateur humain a donc besoin de percevoir l'état de l'essaim et la dynamique de son comportement.

Dans la littérature, plusieurs axes de recherche ont pour but d'améliorer la conscience situationnelle et/ou la construction d'un modèle mental dans l'interaction avec les systèmes distribués auto-organisés. Le premier consiste en un entraînement et un apprentissage de l'humain, pour la mise en place progressive d'un modèle mental du système. Selon [16], plusieurs approches peuvent être utilisées, comme par exemple "embrasser la complexité", *i.e.* explorer le système en appliquant des contrôles et en observant ce qu'il se passe, suivant un processus essais-erreurs. Ces approches ont cependant plusieurs inconvénients : elles sont coûteuses en temps, l'apprentissage peut être incomplet (*i.e.* la précision du modèle mental insuffisante), et l'entraînement doit être repris à zéro avec un nouvel utilisateur, ou un nouveau comportement / système.

Le second axe de recherche, relativement récent, propose d'utiliser un système tiers pour soutenir l'interaction, comme par exemple un système prédictif [21] ou un agent intelligent qui suit les évolutions du système, fait des inférences sur son comportement, et répond aux questions de l'utilisateur (voir par exemple [20, 35]). Cependant, l'utilisation de ces systèmes d'aide soulève certaines questions. Tout d'abord, il n'a pas été montré dans la littérature qu'un système prédictif ou un agent intelligent soit capable d'expliquer comment se forme tel ou tel aspect du comportement collectif, et les moyens de le contrôler correctement [19]. Quel peut être, justement, le niveau de conscience de la situation de ces IA ? Deuxièmement, l'utilisation d'un système autonome de plus ajoute une autre couche en laquelle l'humain doit avoir un niveau de confiance approprié [28]. Enfin, cela pourrait éloigner encore l'humain de la boucle de contrôle, augmentant les effets négatifs liés à la position de l'humain en-dehors de la boucle (*out-of-the-loop* [16]) et sur la boucle (*on-the-loop* [2]).

Notre proposition se situe dans le troisième axe de recherche, qui vise à améliorer la **transparence** de ces systèmes, *i.e.* à identifier et à transmettre à l'humain les informations sur le système qui sont **pertinentes** et **nécessaires** [1, 11, 32]. Dans les domaines des SMA et de la robotique en essaim, l'amélioration de la transparence peut passer par l'utilisation de visualisations qui mettent en évidence différents aspects des agents ou du système, en vue de faciliter la prédiction de son état futur, d'identifier la tâche en cours ou de montrer les effets du contrôle par l'humain (cf. section 2). Le bon niveau de transparence reste cependant à déterminer : trop de transparence par exemple peut mener à une surcharge cognitive et visuelle, et avoir des effets négatifs, sur l'utilisabilité et sa compréhension du système. C'est particulièrement vrai lorsque le système est constitué de plusieurs dizaines, voire centaines, d'agents, et dont le comportement émerge des interactions entre ces agents. Une des questions de recherche toujours ouverte est la suivante : quelles seraient les informations pertinentes et le bon niveau de transparence pour aider à percevoir, comprendre et anticiper le comportement global du système ?

Notre proposition est que le niveau d'informations pertinentes à communiquer à l'opérateur se situe sur les **mécanismes d'auto-organisation** des comportements [18]. Elle consiste à identifier comment, dans le modèle d'auto-organisation du système, les interactions au niveau *micro* influencent le niveau *macro*, et de quelle façon, puis à mettre en place des visualisations appropriées pour transmettre ces informations. Cette proposition s'inspire d'une hypothèse émise tout d'abord par Kolling et al. [23], mais très peu reprise à notre connaissance : » *The swarm models (e.g. bio-inspired models) may offer suitable metaphors to facilitate the understanding of swarm dynamics as well as the impact of control inputs.* ». Cette proposition est détaillée en section 3, ainsi qu'un premier travail dans le domaine de l'interaction avec un essaim de robots (*Human-Swarm Interaction- HSI*) appliquant la proposition : les mécanismes d'un essaim de robots, permettant d'obtenir plusieurs comportements collectifs, sont transmis à l'humain *via* une visualisation ad-hoc, remplaçant les robots dans une vue 2D ou s'ajoutant en Réalité Augmentée au-dessus d'eux. Nous discutons les résultats de ce travail et détaillons les travaux futurs envisagés en section 4.

2 Travaux connexes

Un des premiers travaux reliant transparence et conscience situationnelle est le modèle SAT (*Situation Awareness-base Agent Transprency*) proposé par Chen et al. [7, 8]. Dans le cadre d'une interaction avec un agent autonome *cognitif*, c'est-à-dire conscient et guidé par un but, ce modèle met en avant les différents niveaux d'informations que l'agent doit fournir à son *coéquipier* humain :

- au niveau 1, l'état courant de l'agent - ses perceptions, ses buts, ses plans ;
- au niveau 2, son processus de décision - comment s'explique son comportement actuel ;
- au niveau 3, une projection des conséquences de ses actions, de ses états futurs, et l'incertitude associée.

Ce modèle a été ensuite largement repris pour guider la transparence des systèmes autonomes en interaction avec un humain. En interaction humain-robot, notamment, on retrouve beaucoup de travaux qui proposent de communiquer à l'opérateur l'état dans lequel se trouve un robot (*e.g.* [27]), une explication de sa décision [3] ou son intention (*e.g.* le chemin planifié [26]), notamment en utilisant la Réalité Augmentée pour la visualisation [25]. Cependant, le modèle SAT s'applique mal aux interactions avec les systèmes distribués auto-organisés comme les essaims de robots, notamment à cause du comportement émergent du système résultant des interactions entre *des agents qui n'ont pas de vision du but recherché, ni des moyens pour y parvenir* [23, 32].

| Catégorie | Valeurs possibles | | |
|---------------------------------|-------------------|-------------|---------------------------|
| Type d'information transmise | Micro | | Macro |
| Emplacement de la visualisation | Localisée | | Flottante |
| Niveau de visualisation | Robot | Groupe | Essaim |
| Fréquence de la visualisation | Systématique | | Conditionnelle |
| Quantité d'information | Ajout | Duplication | Agrégation / Remplacement |

TABLE 1 – Catégorisation des types de visualisation dans la littérature sur les essaims de robots.

Dans la littérature sur la robotique en essaim, on peut identifier différentes catégories de visualisations, qui sont résumées dans le tableau 1.

Les visualisations d'informations *macro* se situent au niveau de l'essaim ou d'un groupe lorsqu'elles sont localisées, et souvent affichées de manière systématique. Ces informations sont agrégées pour

simplifier la vue et abstraire les robots de l'essaim. Elles peuvent porter sur des caractéristiques de l'essaim (e.g. centroïde [38], densité [37], enveloppe convexe [33]), l'état de l'essaim par le biais d'indicateurs (e.g. dispersion, force [15]), et sur les tâches ou la mission en cours (e.g. [31]). Ces visualisations sont évaluées sur leur impact dans l'accomplissement de certaines tâches par l'humain, ou dans la reconnaissance du comportement de l'essaim et la prévision de son état futur. Elles peuvent cependant cacher des détails du niveau *micro* nécessaires à la compréhension du comportement [19].

La majorité des visualisations qui transmettent des informations *micro* (sur les robots) porte sur le niveau 1 du modèle SAT : perceptions des robots (e.g. portée [24], données des capteurs [14]), actions (trajectoires passées [4], direction suivie [12]), états courants (au sein d'une machine à états finis) [26] ou rôles actuels [27]. Ces visualisations sont localisées, au niveau des robots, souvent affichées de manière systématique, et l'information est ajoutée sur les robots simulés dans des environnements 2D et 3D ou sur de vrais robots à l'aide de la RA. Peu de travaux portent sur le niveau 3 du modèle SAT : Walker et al. [39] ont proposé une interface qui calcule la position probable des robots dans un futur proche, par une extrapolation de leur vélocité à l'instant t , mais ne semble pas prendre en compte les (souvent nombreuses) interactions qui influencent les actions de chaque agent. A notre connaissance, aucun travail dans la littérature sur les essaims de robots ne propose de visualisation du niveau 2 du modèle SAT, dans sa définition d'*explication* du comportement : dans ces systèmes, il est en effet difficile d'expliquer le comportement global émergent et les liens entre le *micro* et le *macro*. Certaines visualisations proposées peuvent s'en approcher, si l'on considère que des informations portant sur les interactions et les liens entre agents du système se rapportent à ce niveau. Ainsi, on retrouve des visualisations qui jouent sur la transparence ou les couleurs pour mettre en évidence des groupes (e.g. [38]) ou les interactions entre robots, i.e. les robots qui se perçoivent *via* leurs capteurs ou qui forment des groupes (e.g. [22]). Cependant, les visualisations proposées ne sont pas évaluées pour leur impact sur l'amélioration de la compréhension du comportement de l'essaim par l'humain.

3 Proposition : visualisation augmentée des mécanismes d'auto-organisation

Notre proposition consiste à concevoir des visualisations abordables qui se placent au niveau 2 du modèle SAT, mais adapté à l'interaction avec un système constitué d'agents autonomes : ces visualisations ont pour objectif d'**expliquer** les causes et le processus de formation du comportement collectifs. Pour construire ces visualisations, nous partons de l'hypothèse de Kolling et al. [23], qui propose de se baser sur les modèles de comportement des essaims. Nous proposons d'aller plus loin, et de préciser cette hypothèse : le niveau d'informations pertinentes à communiquer à l'humain se situe selon nous sur les *mécanismes* d'auto-organisation des comportements, i.e. les briques de base qui participent au processus d'auto-organisation, menant au comportement collectif [18]. Pour mettre en œuvre cette proposition, quatre étapes sont nécessaires, que nous avons appliquées à l'interaction avec un essaim de robots dans la section suivante :

- (1) Identifier ces mécanismes dans le système ;
- (2) Déterminer et formaliser le rôle et les effets de ces mécanismes sur le comportement collectif ;
- (3) Identifier les informations *micro* représentant les effets de ces mécanismes ;
- (4) Construire des métaphores de visualisations qui transmettent ces informations.

3.1 Application aux essaims de robots

En robotique en essaim, les comportements collectifs d'auto-organisation spatiale montrent des robots qui se déplacent pour modifier la façon dont ils sont organisés dans l'espace [5]. Un premier travail [18] nous a permis d'identifier les différents mécanismes qui sont utilisés pour obtenir ces

comportements dans les modèles de la littérature. Des comportements différents peuvent être obtenus par les mêmes mécanismes, et différents mécanismes peuvent mener aux mêmes comportements. Par exemple, le *flocking* (*i.e.* le mouvement coordonné d'agents dans une même direction, à la même vitesse) peut être obtenu par le modèle Boids [29], qui utilise les mécanismes d'attraction, de répulsion et d'alignement ; par le modèle de Vicsek [36], qui utilise seulement l'alignement et du bruit ; et par un modèle [13] utilisant les mécanismes de lien élastique et d'auto-propulsion.

Nous avons étendu le modèle des Boids de Reynolds [29] pour créer le modèle à base d'agents MUCAS, qui permet l'obtention de plusieurs comportements collectifs par le **contrôle interactif** des paramètres *micro* des agents [30] : l'agrégation, la densification, l'expansion, le *flocking* et le *swarming*. Dans ce modèle, le comportement d'un agent est influencé par les autres agents qu'il perçoit dans son voisinage : la position et la vitesse (direction et vitesse) des voisins créent des forces virtuelles d'attraction, de répulsion et d'alignement, qui, additionnées, forment un vecteur d'accélération qui influence la vitesse de l'agent (*cf.* Figure 2). Les mécanismes identifiés de ce modèle sont ces trois forces, auxquelles est ajoutée une force d'auto-propulsion (mouvement aléatoire). Les paramètres que peut contrôler l'utilisateur sont les coefficients multiplicateurs de ces forces. En modifiant leur valeur, il peut modifier l'importance et l'intensité de chaque force, et ainsi influencer le comportement collectif. Pour contrôler de façon efficace ce système, l'utilisateur a donc besoin de **comprendre** les liens entre ces paramètres et le comportement collectif, et notamment les effets de l'augmentation ou de la diminution de l'intensité d'une force sur le niveau *macro*.

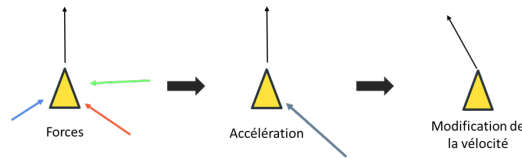


Fig. 2 – Influence des forces virtuelles sur la vitesse de l'agent.

La seconde étape consiste donc à déterminer ces effets. Nous avons pour cela proposé un diagramme de causalité [10] (voir Figure 3). Ces diagrammes utilisent des liens de causalité positive (bleu) ou négative (rouge) pour relier des propriétés à différentes échelles. Une causalité positive exprime un changement dans le même sens (*e.g.* quand l'intensité de l'alignement augmente, les vitesses s'égalisent), et une causalité négative exprime un changement dans le sens inverse (*e.g.* quand l'intensité de la répulsion augmente, la densité du SMA diminue). Ces liens peuvent former des boucles de rétroaction renforçant ($R+$) ou régulant ($R-$) une dynamique du système. La Figure 3 montre ainsi les effets des quatre mécanismes sur certaines propriétés globales, que nous avons explorés dans [30] pour les relier à chaque comportement collectif.

La troisième étape demande d'identifier les informations qu'il faudrait transmettre à l'humain pour expliquer ces effets. Les robots interagissent entre eux en se repoussant, en s'attirant et en s'alignant. Chaque robot est donc poussé à aller dans une direction particulière (accélération) qui est à la fois le résultat de ses interactions, mais aussi la cause de nouvelles interactions, **et qui va former le comportement collectif**. Les informations que nous avons donc proposé de transmettre portent, pour chaque robot, sur cette accélération :

- la direction de l'accélération, qui peut être différente de sa direction actuelle ;
- la nature de la *force dominante*, *i.e.* qui influence le plus la direction de cette accélération ;
- l'intensité de cette influence.

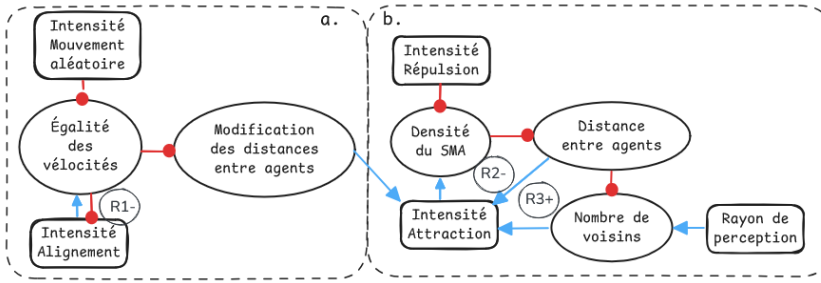


FIG. 3 – Diagramme de causalité de MUCAS : effets de l’attraction et de la répulsion (a) et de l’alignement et du mouvement aléatoire (b) sur certaines propriétés spatiales au niveau *macro*.

| Information communiquée | Variable visuelle |
|------------------------------|---|
| Direction de l’accélération | Orientation de la flèche |
| Nature de la force dominante | Couleur de la flèche : bleu pour la répulsion, rouge pour l’attraction, vert pour l’alignement, et blanc quand il n’y a pas de force dominante. |
| Intensité de l’influence | Intensité de la couleur (de blanc- peu intense- à la couleur liée à la nature de la force) |

TABLE 2 – Informations communiquées par les différentes variables visuelles dans la visualisation proposée.

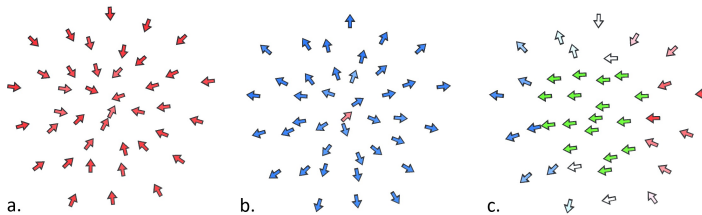


FIG. 4 – Visualisations de la force dominante au début d’une densification (a), d’une expansion (b), et lors d’un *flocking* après auto-organisation (c).

Dans la quatrième et dernière étape, la visualisation de ces informations a pris la forme géométrique d’une flèche, dont les propriétés sont résumées dans le Tableau 2. Ces flèches viennent s’ajouter au-dessus des robots en Réalité Virtuelle ou Augmentée (voir Figure 1), ou remplacer les agents dans une vue 2D, du dessus, du système (Figure 4). Sur la Figure 4a., les flèches rouge pointent majoritairement vers l’intérieur, montrant un comportement collectif de densification provoqué par une forte intensité de l’attraction, qui domine l’accélération des agents au niveau individuel. La Figure 4b. montre sensiblement le même phénomène avec la répulsion comme force dominante (sauf au centre de l’essaim, où l’agent est contraint par ses voisins proches) et l’expansion comme comportement collectif. Enfin, sur la Figure 4c., les agents se sont auto-organisés en *flocking* ; les agents au centre sont dominés par la force d’alignement et vont dans la même direction, repoussant les agents devant eux, et attirant ceux à l’arrière de l’essaim.

4 Discussions et travaux futurs

La visualisation des forces dominantes nous a permis d’obtenir quatre autres nouveaux comportements de façon interactive, en modifiant les bons paramètres au bon moment et avec la bonne

intensité [30] : il nous a par exemple été possible de provoquer un demi-tour de l'essaim pendant le *flocking* en jouant seulement sur les paramètres de répulsion et d'attraction. Dans un autre travail à paraître [17], cette visualisation a également été évaluée pour déterminer si elle pouvait aider à anticiper, dans une première tâche, et à éviter dans une seconde tâche, la fragmentation de l'essaim en plusieurs sous-groupes. Plusieurs visualisations ont été évaluées, ainsi que des comportements collectifs différents¹. Lors de la première tâche, 51 participants devaient juger si oui, ou non, une fragmentation allait apparaître dans les secondes suivant la fin de chacun des 24 clips vidéo de 6-7 secondes. Lors de la seconde tâche, un choix entre deux modifications de paramètres était proposé aux participants pour empêcher la fragmentation d'apparaître, sans que l'effet de ces paramètres ne leur ait été expliqué au préalable. Si cette visualisation a été préférée par les participants pour la seconde tâche, les résultats montrent cependant qu'elle n'aide pas de façon significative à anticiper et à corriger les fragmentations, comparées aux autres visualisations et à la baseline. La nature de la seconde tâche, qui demandait aux participants de comprendre mais aussi de prévoir le comportement de l'essaim a peut-être eu une influence sur ces résultats. De plus, dans certains comportements collectifs, la visualisation des forces dominantes changeait à une fréquence trop importante, ce qui a pu mener à une surcharge cognitive et visuelle des participants.

Plusieurs aspects de la visualisation des forces dominantes restent à évaluer. Premièrement, les résultats ci-dessus ont confirmé que l'affichage systématique de ces informations peut présenter une charge visuelle ou cognitive trop importante pour l'humain [19], en particulier lorsque le système est composé de dizaines, voire de centaines d'agents. Des stratégies de visualisation adaptatives devraient être considérées et évaluées, tout en s'assurant que les informations nécessaires sont toujours transmises : différentes pistes de travail sont suivies, comme passer d'une fréquence systématique à conditionnelle en choisissant seulement certaines flèches à afficher selon le contexte, leur impact ou l'attention actuelle de l'opérateur ; ou comme agréger dynamiquement certaines informations au niveau de groupes pour réduire la quantité d'informations transmises. Deuxièmement, la seconde tâche de l'expérimentation actuelle mesurait seulement la capacité des sujets à prévoir le comportement de l'essaim selon le contrôle appliqué. Nous souhaitons mener une nouvelle expérimentation se concentrant sur l'impact de cette visualisation dans la compréhension intuitive du comportement. Enfin, si on considère que les informations identifiées comme nécessaires sont correctes, d'autres mises en œuvre de leur visualisation (flèche, couleurs, etc.) pourront également être testées dans cette nouvelle étude.

De façon plus générale, d'autres études sont prévues pour évaluer la pertinence de notre proposition. Tout d'abord, son impact sur l'amélioration de la qualité et de la rapidité de l'apprentissage d'un utilisateur, notamment dans une approche d'exploration du modèle, est à quantifier. Une évaluation utilisateurs sur le moyen terme, mesurant la progression de leur apprentissage avec et sans ce type de visualisation sera nécessaire, et pourra également étudier les liens entre apprentissage, visualisation et niveau de confiance de l'humain dans le système. En dehors des essaims de robots, il sera intéressant d'évaluer la proposition à d'autres cas d'application impliquant des systèmes distribués autonomes artificiels (e.g. réseaux de capteurs en télécommunication) ou naturels (colonies d'abeilles, climat, écosystèmes) avec lesquels l'humain est amené à interagir.

1. Différentes vidéos illustrant ces deux travaux sont disponibles ici <https://ubotv.univ-brest.fr/search/?q=artuisis>

Remerciements

Ce travail fait partie du projet ANR ARTUISIS², qui a été subventionné sous la référence ANR-21-CE33-0006.

Références

- [1] J. A Adams, J. YC Chen, and M. A Goodrich. 2018. Swarm transparency. In *Companion of the 2018 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*. 45–46.
- [2] A. Agrawal and J. Cleland-Huang. 2021. Explaining autonomous decisions in swarms of human-on-the-loop small unmanned aerial systems. In *Proc. of the AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing*, Vol. 9. 15–26.
- [3] Sule Anjomshoe, Amro Najjar, Davide Calvaresi, and Kary Främling. 2019. Explainable agents and robots : Results from a systematic literature review. In *18th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2019), Montreal, Canada, May 13–17, 2019*. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 1078–1088.
- [4] Daniel Biediger, Arun Mahadev, and Aaron T Becker. 2019. Investigating the survivability of drone swarms with flocking and swarming flight patterns using virtual reality. In *2019 IEEE 15th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*. IEEE, 1718–1723.
- [5] Manuele Brambilla, Eliseo Ferrante, Mauro Birattari, and Marco Dorigo. 2013. Swarm robotics : a review from the swarm engineering perspective. *Swarm Intelligence* 7 (2013), 1–41. doi:10.1007/s11721-012-0075-2
- [6] S. Camazine, J.-L. Deneubourg, N. R Franks, J. Sneyd, G. Theraulaz, and E. Bonabeau. 2020. Self-organization in biological systems. In *Self-Organization in Biological Systems*. Princeton university press. doi:10.1515/9780691212920
- [7] Jessie YC Chen, Shan G Lakhmani, Kimberly Stowers, Anthony R Selkowitz, Julia L Wright, and Michael Barnes. 2018. Situation awareness-based agent transparency and human-autonomy teaming effectiveness. *Theoretical issues in ergonomics science* 19, 3 (2018), 259–282.
- [8] J. Y Chen, K. Procci, M. Boyce, J. Wright, A. Garcia, and M. Barnes. 2014. Situation awareness-based agent transparency. *US Army Research Lab.* (2014), 1–29.
- [9] Gilles Coppin and François Legras. 2011. Autonomy spectrum and performance perception issues in swarm supervisory control. *Proc. of the IEEE* 100, 3 (2011), 590–603. doi:10.1109/JPROC.2011.2174103
- [10] Kim D. H. 1992. Guidelines for Drawing Causal Loop Diagrams. *The Systems Thinker* 3, 1 (1992), 5–6.
- [11] Abhinav Dahiya, Alexander M Aroyo, Kerstin Dautenhahn, and Stephen L Smith. 2023. A survey of multi-agent human–robot interaction systems. *Robotics and Autonomous Systems* 161 (2023), 104335.
- [12] M. Daily, Youngkwan Cho, K. Martin, and D. Payton. 2003. World embedded interfaces for human-robot interaction. In *36th Annual Hawaii International Conference on System Sciences, 2003. Proceedings of the*. 6 pp.–. doi:10.1109/HICSS.2003.1174285
- [13] Eliseo Ferrante, Ali Emre Turgut, Cristián Huepe, Alessandro Stranieri, Carlo Pinciroli, and Marco Dorigo. 2012. Self-organized flocking with a mobile robot swarm : a novel motion control method. *Adaptive Behavior* 20, 6 (2012), 460–477.
- [14] Fabrizio Ghiringhelli, Jérôme Guzzi, Gianni A. Di Caro, Vincenzo Caglioti, Luca M. Gambardella, and Alessandro Giusti. 2014. Interactive Augmented Reality for understanding and analyzing multi-robot systems. In *2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. 1195–1201. doi:10.1109/IROS.2014.6942709
- [15] Ellen Haas, MaryAnne Fields, Susan Hill, and Christopher Stachowiak. 2009. *Extreme scalability : Designing interfaces and algorithms for soldier-robotic swarm interaction*. Technical Report.
- [16] J. D Hasbach, T. EF Witte, and M. Benniswitz. 2020. On the importance of adaptive operator training in human-swarm interaction. In *Proc. of the Second International Conference of Adaptive Instructional Systems, AIS 2020*. Springer, 311–329.
- [17] A. Hénard, E. Peillard, J. Rivière, S. Kubicki, and G. Coppin. 2025. Towards Augmented Reality Support for Swarm Monitoring : Evaluating Visual Cues to Prevent Fragmentation. In *24th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR 2025), Daejeon, South Korea*.
- [18] A. Hénard, J. Rivière, E. Peillard, S. Kubicki, and G. Coppin. 2023. A unifying method-based classification of robot swarm spatial self-organisation behaviours. *Adaptive Behavior* 31, 6 (2023), 577–599. doi:10.1177/10597123231163948
- [19] A. J Hepworth, D. P Baxter, A. Hussein, K. J Yaxley, E. Debie, and H. A Abbass. 2020. Human-swarm-teaming transparency and trust architecture. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica* 8, 7 (2020), 1281–1295.
- [20] A. J Hepworth, A. SM Hussein, D. J Reid, and H. A Abbass. 2024. Contextually aware intelligent control agents for heterogeneous swarms. *Swarm Intelligence* 18, 4 (2024), 275–310.

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

- [21] Laine G. Jeston-Fenton, Shadi Abpeikar, and Kathryn Kasmarik. 2022. Visualisation of Swarm Metrics on a Handheld Device for Human-Swarm Interaction. In *2022 26th International Conference Information Visualisation (IV)*. 149–154. doi:10.1109/IV56949.2022.00032
- [22] A. Kolling, K. Sycara, S. Nunnally, and M. Lewis. 2013. Human swarm interaction : An experimental study of two types of interaction with foraging swarms. *Journal of Human-Robot Interaction* 2, 2 (2013).
- [23] A. Kolling, P. Walker, N. Chakraborty, K. Sycara, and M. Lewis. 2016. Human Interaction With Robot Swarms : A Survey. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* 46, 1 (2016), 9–26. doi:10.1109/THMS.2015.2480801
- [24] Kent Libby, L Zhong, and NM Van Stralen. 2020. Diagnosing Robotic Swarms 2 (Dr. Swarm2). Retrieved December 13 (2020), 2020.
- [25] Zhanat Makhataeva and Huseyin Atakan Varol. 2020. Augmented reality for robotics : A review. *Robotics* 9, 2 (2020), 21.
- [26] Alan G. Millard, Richard Redpath, Alistair M. Jewers, Charlotte Arndt, Russell Joyce, James A. Hilder, Liam J. McDaid, and David M. Halliday. 2018. ARDebug : An Augmented Reality Tool for Analysing and Debugging Swarm Robotic Systems. *Frontiers in Robotics and AI* 5 (2018). doi:10.3389/frobt.2018.00087
- [27] Genki Miyauchi, Yuri K Lopes, and Roderich Groß. 2023. Sharing the Control of Robot Swarms Among Multiple Human Operators : A User Study. In *2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 8847–8853.
- [28] S. Ososky, T. Sanders, F. Jentsch, P. Hancock, and J. YC Chen. 2014. Determinants of system transparency and its influence on trust in and reliance on unmanned robotic systems. *Unmanned systems technology XVI* 9084 (2014), 112–123.
- [29] Craig W. Reynolds. 1987. Flocks, Herds and Schools : A Distributed Behavioral Model. In *Proc. of the 14th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH '87)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 25–34. doi:10.1145/37401.37406
- [30] J. Rivière, A. Hénard, E. Peillard, S. Kubicki, and G. Coppin. 2025. Exploration du modèle MUCAS basé sur les Boids de Reynolds pour l'obtention de différents comportements collectifs. In *33èmes Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA 2025)*, Dijon, France.
- [31] K. A Roundtree, J. R Cody, J. Leaf, H Onan D., and J. A Adams. 2019. Visualization design for human-collective teams. In *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, Vol. 63. SAGE Publications Sage CA : Los Angeles, CA, 417–421.
- [32] K. A Roundtree, M. A Goodrich, and J. A Adams. 2019. Transparency : Transitioning from human-machine systems to human-swarm systems. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making* 13, 3 (2019), 171–195.
- [33] K. A Roundtree, M. D Manning, and J. A Adams. 2018. Analysis of human-swarm visualizations. In *Proc. of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, Vol. 62. SAGE Publications Sage CA : Los Angeles, CA, 287–291.
- [34] Imtithal A Saeed, Ali Selamat, Mohd Foad Rohani, Ondrej Krejcar, and Junaid Ahsenali Chaudhry. 2020. A systematic state-of-the-art analysis of multi-agent intrusion detection. *IEEE Access* 8 (2020), 180184–180209. doi:10.1109/ACCESS.2020.3027463
- [35] David Sobrín-Hidalgo, Miguel A González-Santamarta, Ángel M Guerrero-Higueras, Francisco J Rodríguez-Lera, and Vicente Matellán-Olivera. 2024. Explaining autonomy : Enhancing human-robot interaction through explanation generation with large language models. *arXiv preprint arXiv :2402.04206* (2024).
- [36] T. Vicsek, A. Czirók, E. Ben-Jacob, I. Cohen, and O. Shochet. 1995. Novel type of phase transition in a system of self-driven particles. *Physical review letters* 75, 6 (1995), 1226. doi:10.1103/PhysRevLett.75.1226
- [37] Michael Walker, Thao Phung, Tathagata Chakraborti, Tom Williams, and Daniel Szafir. 2023. Virtual, Augmented, and Mixed Reality for Human-robot Interaction : A Survey and Virtual Design Element Taxonomy. *J. Hum.-Robot Interact.* 12, 4, Article 43 (jul 2023), 39 pages. doi:10.1145/3597623
- [38] Phillip Walker, Michael Lewis, and Katia Sycara. 2016. The effect of display type on operator prediction of future swarm states. In *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. 002521–002526. doi:10.1109/SMC.2016.7844619
- [39] P. Walker, S. Nunnally, M. Lewis, A. Kolling, N. Chakraborty, and K. Sycara. 2012. Neglect benevolence in human control of swarms in the presence of latency. In *2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. IEEE, 3009–3014. doi:10.1109/ICSMC.2012.6378253
- [40] Michael Wooldridge. 2009. *An introduction to multiagent systems*. John Wiley & sons.