



**HAL**  
open science

## **ABSG : un modèle d'agent socialement inspiré pour la formation de coalitions**

Mickaël Bettinelli, Michel Ocello, Damien Genthial

► **To cite this version:**

Mickaël Bettinelli, Michel Ocello, Damien Genthial. ABSG : un modèle d'agent socialement inspiré pour la formation de coalitions. Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, Jun 2021, Bordeaux, France. hal-04794824

**HAL Id: hal-04794824**

**<https://hal.science/hal-04794824v1>**

Submitted on 21 Nov 2024

**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.

# ABSG : un modèle d'agent socialement inspiré pour la formation de coalitions

Mickaël Bettinelli  
mickael.bettinelli@lcis.grenoble-inp.fr

Michel Occello  
michel.occello@univ-grenoble-alpes.fr

Damien Genthial  
damien.genthial@univ-grenoble-inp.fr

Univ. Grenoble Alpes, Grenoble INP\*, LCIS, 26000 Valence, France  
\*Institut d'ingénierie Univ. Grenoble Alpes

## Résumé

*Nous avons conçu un système d'aide à la décision dans le cadre de l'économie circulaire. Son but est de concevoir de nouveaux produits à partir de composants récupérés très variables. Ce système est ouvert, permettant d'ajouter ou de retirer des composants à tout moment. Les composants sont avatarisés en tant qu'agents virtuels et considérés comme un système multi-agent. Un utilisateur peut avoir besoin du système pour concevoir des produits. Les agents du système doivent donc former des coalitions qui représentent un produit. Nous proposons un nouveau modèle d'agent d'inspiration sociale adapté à ce système pour résoudre un problème de génération de structure de coalition. Ce modèle centré sur l'agent permet aux agents de savoir avec quel agent former une coalition basée sur les principes d'attraction des sciences humaines et sociales.*

**Mots-clés :** Formation de coalitions, système multi-agent, modèle d'agent

## Abstract

*We have designed a decision support system for the circular economy. Its goal is to design new products from highly variable post-used components. This system is open, allowing components to be added or removed at any time. Components are avatarized as virtual agents and seen as a multiagent system. A user can require the system to design products. Therefore agents of the system must form coalitions that represent a product. We propose a new socially inspired agent model adapted to this system to tackle a coalition structure generation problem. This agent-centered model allows agents to find out with which agent to form a coalition based on the Humanities and Social Sciences principles of attraction.*

**Keywords:** Coalition formation, multiagent system, agent model

## 1 Introduction

L'économie circulaire se concentre sur la réduction des déchets à travers la mise en place de stratégies de réutilisation dans un système de production. Le programme transdisciplinaire CIRCULAR (ANR-15-IDEX-02) est un projet qui développe les technologies et les conditions nécessaires pour rendre les nouveaux systèmes industriels circulaires capables de transformer des produits en fin de vie en nouveaux produits. Dans [4], les auteurs ont introduit un nouveau système d'aide à la décision capable de concevoir de nouveaux produits à partir d'un ensemble de composants récupérés. Le système d'aide à la décision doit regrouper des composants permettant de concevoir les produits requis par un utilisateur. Le système dépend d'un ensemble de composants autonomes et variables en nombre et en caractéristiques (par exemple, le prix, les dimensions, la forme, etc.). Cependant, il ne s'agit pas d'optimiser un ensemble de quantités fixes, mais de faire émerger de nouvelles structures en nombre variable à partir des caractéristiques de chaque composant. Ainsi, le système peut présenter plusieurs solutions et les composants peuvent participer à plusieurs conceptions de produits simultanément, éventuellement en conflit lorsque les composants utilisés ne sont pas suffisamment nombreux pour toutes les fabriquer. Ces conflits peuvent nécessiter l'intervention de l'utilisateur et le comportement du système doit donc pouvoir être explicable. En outre, certaines solutions peuvent être incomplètes ou de niveaux de qualité différents. Le système est dynamique, ouvert, à grande échelle et ces dynamiques ne dépendent que du comportement intrinsèque des composants et de leur capacité à évoluer avec les données.

Il est alors complexe d'identifier un état global du système et d'en déduire un modèle de résolution global. Le problème est donc de décomposer de manière adéquate la modélisation

d'un système composé d'une multitude d'agents autonomes. Nous nous tournons naturellement vers une méthode de résolution de problèmes incrémentale régie par une optimisation continue de l'interaction entre les éléments locaux : les systèmes multi-agents. Pour ce faire, nous avatarisons les composants en agents virtuels [14]. L'objectif des agents est décidé par l'utilisateur lorsqu'il demande au système de concevoir un produit. Ce faisant, il donne aux agents leurs désirs (*e.g.* un agent peut souhaiter faire partie d'une coalition avec un autre agent à bas prix). Ce problème de formation de groupe est appelé dans la littérature "problème de formation de coalitions" (CF) [17]. Comme les agents sont des entités autonomes, nous les considérons comme des humains qui ont des désirs, des croyances et des objectifs. C'est pourquoi nous nous inspirons des sciences humaines et sociales (SHS) et de la dynamique de groupe pour aborder notre problème de CF. Cependant, il s'agit d'un vaste problème comportant de nombreuses variantes. Comme nous le verrons dans les sections suivantes, nous nous concentrons plus spécifiquement sur le problème de la génération des structures de coalitions (CSG).

Nous présentons ABSG (Attraction Based Structures Generation), un modèle d'agent d'inspiration sociale conçu pour traiter un problème de formation de coalitions décentralisé dans un système ouvert et variable. La partie 2 fait une brève présentation de la littérature sur le sujet. La partie 3 définit le problème. La partie 4 présente les propriétés et la prise de décision de notre modèle d'agent. Nous présentons l'opérationnalisation de notre modèle dans la partie 5 et discutons de nos résultats expérimentaux dans la partie 6.

## 2 Revue de littérature

Le problème de CSG produit des groupes d'agents qui ont trois principales caractéristiques : (1) ils sont axés sur un objectif et ont une durée de vie courte, (2) ils sont formés avec un but et se séparent lorsque ce but n'existe plus et (3) les structures organisationnelles sont généralement plates [17]. Plusieurs approches sont utilisées pour aborder le problème de CSG, telles que, de manière non exhaustive : la programmation dynamique, le choix social informatique, l'intelligence distribuée, le multi-agent.

Les algorithmes de programmation dynamique sont des algorithmes créant des coalitions optimales. Le problème de formation de coalitions est traité par les CSP (Complete Set Partitio-

ning) dans lesquels l'objectif est de trouver, à partir d'un ensemble d'entités fini, un ensemble de coalitions dont la somme des scores est maximisée. Le premier algorithme de programmation dynamique pour un problème de partitionnement d'un ensemble a été proposé par [21]. Il a plus tard servi d'inspiration à Michalak *et al.* dans [13] qui ont réalisé un des algorithmes les plus rapides pour résoudre le problème de CSP : ODP-IP. Bien que trouvant des solutions optimales, les algorithmes produits dans cette discipline sont très sensibles à l'explosion combinatoire et ne peuvent traiter des problèmes de formation de coalitions possédant plus d'une trentaine d'agents.

Le choix social s'intéresse à la conception et à l'analyse de méthodes de prise de décisions collectives. Le problème de formation de coalitions est aussi référé comme un problème d'assortiment (*matching*) dans lequel on peut affecter des agents à d'autres agents mais aussi des agents à des ressources. Cette seconde alternative est très similaire au problème d'allocation de tâches [2]. Le problème de l'assortiment est introduit par David Gale et Lloyd Shapley [7]. Dans ce travail les auteurs proposent un algorithme de mariages stables dans lequel l'objectif est de regrouper des hommes et des femmes deux à deux de manière à respecter au mieux les préférences de tous. Le problème est plus tard étendu au problème hôpitaux/résidents [12] [5]. Cependant, ce n'est plus un problème liant deux éléments de deux ensembles, mais un élément d'un ensemble à plusieurs éléments d'un autre ensemble. Ce problème peut être rapproché de la formation de coalitions où les hôpitaux seraient des coalitions d'un nombre d'individus prédéfini. Contrairement au problème de formation de coalitions comme nous l'abordons, ce ne sont pas les membres qui veulent s'associer à d'autres membres mais les groupes qui possèdent des préférences sur les futurs membres.

L'intelligence distribuée se concentre sur la coordination dans l'espace de multiples entités, appelées agents ou particules, sans contrôle centralisé. Les agents permettent via leur comportement le calcul distribué d'une solution à un problème de coordination. L'approche la plus courante consiste à analyser la formation et la stabilité d'un unique essaim constitué de quelques dizaines d'individus homogènes. Les particules sont dites homogènes lorsque celles-ci sont toutes identiques et que rien ne permet de les distinguer. Au contraire, elles sont dites hétérogènes lorsqu'elles ont leurs propres caractéristiques.

téristiques modifiant leur comportement. Kumar *et al.* présentent une méthode parvenant à doter les agents d'un essaim d'un comportement ségréatif [11]. Leur méthode se base sur un champ de potentiel appliqué à chaque agent leur permettant de les agréger en un essaim stable. Inácio *et al.* utilisent une stratégie inspirée de l'optimisation par essais particuliers (PSO) pour la ségrégation d'agents hétérogènes [9]. De la même manière que dans [11], les agents possèdent un type leur servant à identifier les individus avec lesquels former un essaim. Bien que plus adapté à un passage à l'échelle que les méthodes de programmation dynamique, notre problème de formation de coalitions ne consiste pas à regrouper des agents selon un type en plusieurs groupes disjoints mais de faire émerger des coalitions, possiblement chevauchantes, en fonction des caractéristiques et des désirs variables des agents du système.

Le multi-agent s'intéresse aussi au problème de formation de coalitions. [18] présente la méthode SACF permettant de construire des coalitions dans un système ouvert. SACF est une méthode dynamique appliquée à un scénario de réseaux électriques intelligents où des agents peuvent former des coalitions afin de fournir de l'énergie à un réseau. Dans ce scénario, les agents doivent former des coalitions en interagissant uniquement avec le voisinage proche ce qui permet de limiter une explosion combinatoire liée aux problèmes de CSG. Les auteurs évaluent leur méthode jusqu'à 70 agents et montrent qu'elle est robuste à l'entrée et à la sortie des agents. En outre, leur méthode permet de former des coalitions d'une qualité très proche de l'optimum dans des expériences à petite échelle. Bien que leur approche donne de bons résultats, la dynamique de leur système est limitée. En effet, l'énergie que les agents peuvent apporter au réseau ne peut pas varier pendant l'expérience. La réorganisation des coalitions n'est donc pas traitée par cette méthode. Dans [1], les auteurs présentent deux méthodes pour construire des coalitions basées sur les caractéristiques et les préférences de plusieurs agents qui réduisent le nombre d'échecs dans la recherche de coalitions. Leur méthode permet à l'agent de prendre des décisions en fonction de préférences qui sont agrégées avec une intégrale de Choquet. Ce travail présente des similitudes avec le nôtre puisque nous utilisons également une notion de préférences, appelée attraction dans la suite. Cependant, leur objectif et les contraintes utilisées sont différentes. Alors que nous essayons de faire émerger les meilleures coalitions possibles dans

un système multi-agent ouvert et variable, ils essaient d'empêcher leur méthode de ne pas trouver de coalition dans un système multi-agent non variable. Même si leur méthode empêche l'échec dans le processus de CF, ils n'évaluent pas la qualité des coalitions formées.

### 3 Définition du problème

Les agents ont leurs propres caractéristiques et désirs qui peuvent être modifiés à tout moment. Au lancement du système, chaque individu ignore les caractéristiques et les désirs des autres agents. Leur objectif est de former des coalitions avec les agents qui répondent le mieux à leurs désirs. Pour ce faire, les agents peuvent interagir et échanger leurs caractéristiques et leurs désirs. Les agents utilisent ces informations pour évaluer leurs accointances en calculant une valeur d'attraction. L'attraction représente la mesure dans laquelle un agent est attiré par une de ses accointances en fonction de plusieurs facteurs (le traitement de l'attraction est expliqué dans les parties suivantes). Plus la valeur est faible, plus l'attrait est important. Les agents ont la possibilité de former, de rejoindre ou de quitter des coalitions en fonction de la valeur d'attraction qu'ils ont pour les autres agents et pour leurs coalitions.

Dans le problème de CSG, nous considérons un ensemble d'agents  $N$  tel que  $Agents = \{a_1, \dots, a_n\}$  dans un système ouvert où les agents peuvent entrer ou sortir à tout moment. Soit  $CS$  l'ensemble des coalitions réalisées par les agents de telle sorte que  $CS = \{Co_1, Co_2, \dots, Co_n\}$ . Une coalition  $Co_i$  est définie comme un tuple :  $Co_i = \langle i, A, s \rangle$  où  $i$  est l'identifiant du groupe,  $A \subset Agents$  et  $|A| \geq 2$  et  $s$  est un agent leader avec  $s \in A$ . Un leader est un chef de coalition qui donne l'autorisation aux autres membres de la modifier lorsque ceux-ci veulent proposer à un membre extérieur de la rejoindre ou s'ils souhaitent la quitter. La représentation des coalitions n'étant pas centralisée, son rôle permet aux membres de maintenir une représentation correcte de leur coalition.  $C$  et  $D$  sont des ensembles de caractéristiques et de désirs tels que  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ ,  $D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$  et  $|C| = |D|$  car une caractéristique  $c_i$  est la satisfaction d'un désir  $d_i$ .

Chaque agent est défini comme un tuple :  $a = \langle C^a, D^a, Acq^a, V^a, Coal^a, V^{ac} \rangle$  où :

- $C^a$  est un ensemble de caractéristiques :  $C^a = \{c_1^a, c_2^a, \dots, c_n^a\}$  tel que  $C^a \subset C$  ;

- $D^a$  est un ensemble de désirs :  $D^a = \{d_1^a, d_2^a, \dots, d_n^a\}$  appartenant à l'agent tel que  $D^a \subset D$ ;
- $Acq^a$  est une liste d'agents. Elle représente ses accointances ;
- $V^a$  est la liste des valeurs d'attraction liées à ses accointances telle que la valeur d'attraction pour l'accointance  $Acq_i^a$  est  $V_i^a$  et  $V_i^a \geq 0$ ;
- $Coal^a$  est la liste des coalitions auxquelles l'agent appartient ;
- $V^{ac}$  est la liste des valeurs d'attraction liées à ses coalitions de sorte que la valeur d'attraction pour la coalition  $Coal_i^a$  est  $V_i^{ac}$  et  $V_i^{ac} \geq 0$ .

Les agents choisissent de former ou de rejoindre une coalition avec d'autres agents qui répondent à leurs désirs de telle sorte que  $C^j \subset D^i$ . Les agents sont égoïstes, ils essaient d'atteindre leur propre but. Ils ne sont pas conscients de l'objectif global du système multi-agent. Nous partons du principe que la connaissance des agents est exacte, que les communications ne peuvent pas être perturbées et que les agents sont dans un réseau entièrement connecté.

## 4 Modèle d'agent

La figure 1 montre un aperçu du modèle d'agent ABSG, composé de trois principaux modules : (1) les mémoires, (2) le module social et (3) le module décisionnel. Les sections 4.1, 4.2 et 4.3 détaillent ces modules. Les agents ABSG fonctionnent à plusieurs, ils ont besoin d'un protocole d'interaction pour se comprendre. Les actions représentent les messages qu'un agent peut envoyer. Les perceptions sont les messages reçus des autres agents. La partie 4.4 explique comment les agents interagissent.

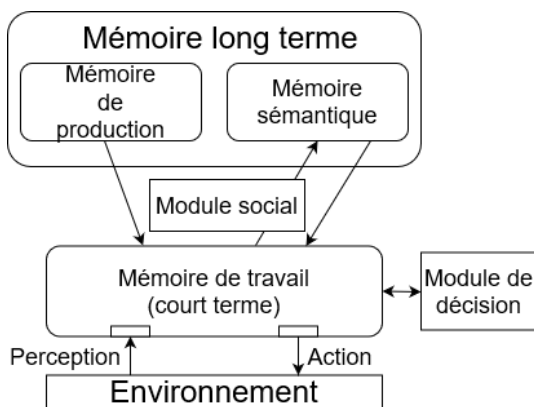


FIGURE 1 – Modèle ABSG

### 4.1 Mémoires

Comme décrit dans la partie précédente, nous sommes dans un contexte très variable où les agents peuvent être modifiés à tout moment. Notre modèle doit prendre en compte les modifications concernant l'agent lui-même et les autres agents de son environnement. Ainsi, les agents doivent être suffisamment adaptables pour former des coalitions avec de nouveaux entrants ou quitter une coalition en fonction des caractéristiques des autres membres. Pour répondre à ces besoins, notre modèle doit être capable de construire une représentation des agents et de leur environnement. Il doit stocker des informations sur ses propres caractéristiques et désirs et sur ses accointances (*e.g.* comment les contacter, quelles sont leurs caractéristiques, *etc.*). Ces informations peuvent être stockées dans trois types de mémoires : (1) une mémoire de travail, mémoire à court terme stockant les variables temporaires utilisées par le module de prise de décision, (2) une mémoire sémantique, mémoire à long terme stockant des faits sur l'environnement de l'agent, (3) une mémoire de production, mémoire à long terme stockant des règles de prise de décision.

### 4.2 Module social

En plus de la représentation des connaissances, ABSG doit prendre des décisions en fonction de son environnement. Nous avons donc intégré une heuristique de sélection d'action et un module d'évaluation de la qualité dans notre modèle d'agent. Comme les humains sont bien adaptés pour former des groupes et y travailler efficacement, nous nous inspirons du champ de la *dynamique de groupe* [6] en SHS. La *dynamique de groupe* est un domaine qui décrit ce que sont les groupes restreints, comment ils sont formés et comment ils sont maintenus. En utilisant cette approche, nous introduisons une nouvelle métrique dans notre modèle d'agent permettant d'estimer pas à pas la qualité des autres agents. Ce module produit une valeur d'attraction évaluant dans quelle mesure un agent répond aux désirs d'un autre agent. La valeur d'attraction est traitée en s'inspirant de l'intelligence distribuée [19][3]. Elle est initialisée de manière aléatoire, puis mise à jour dynamiquement et régulièrement pendant le temps d'exécution de l'agent en fonction de son environnement. L'équation traitant l'attraction la fait converger si les croyances des agents ne sont pas modifiées (*cf.* preuve [3]). Cette façon de traiter la valeur d'attraction pré-

sente deux avantages : premièrement, elle permet aux agents d'explorer des solutions avant de converger vers un état final, deuxièmement, elle permet à un observateur externe de suivre la progression du système dans la recherche de solutions.

L'attraction est une distance entre deux points virtuels dans un espace euclidien à une dimension. Le premier représente l'agent qui traite la valeur, le second représente l'agent pour lequel on veut connaître la valeur d'attraction. L'équation suivante permet de mettre à jour l'attraction entre les deux agents en calculant le mouvement du second point dans l'espace :

$$\dot{x}^i = f(|x^i - x^j|) \quad (1)$$

$$f(y) = -y \left( \frac{a}{\|y\|} - \frac{b}{\|y\|^4} \right) \quad (2)$$

où  $x^i$  et  $x^j$  sont les positions des individus  $i$  et  $j$  dans l'espace euclidien et  $i \neq j$ . L'agent  $i$ , qui traite la valeur, ne se déplace pas et se trouve toujours au point 0.  $f(y)$  est la fonction d'attraction/répulsion où  $a$  et  $b$  sont deux constantes et  $\|y\|$  la norme euclidienne donnée par  $\|y\| = \sqrt{y^T y}$  qui est la distance entre deux agents dans l'espace euclidien. Nous avons également créé deux fonctions paramétriques pour choisir les bonnes constantes  $a$  et  $b$ .

$$f_a(z) = \frac{0.05^z}{2} \quad f_b(z) = 20^{(3+z)} * z^3 \quad (3)$$

$z$  est un biais qui intègre les facteurs sociaux décrit dans les parties suivantes.  $f_a$  et  $f_b$  ont été établis empiriquement. Ils permettent de conserver un bon rapport entre  $a$  et  $b$  et gèrent bien la fonction d'attraction/répulsion quelle que soit la valeur de  $z$ . Cependant, ces fonctions n'ont pas été conçues pour être optimales.

Dans *la dynamique de groupe*, le sous-domaine *formation de groupes* se concentre sur les processus qui génèrent des liens d'attraction entre les membres des groupes. Le processus de formation de groupes est un phénomène complexe qui implique de nombreuses dimensions. Parmi ces dimensions, les principes d'attraction prennent une grande part [15, 6, 8] :

- principe de similarité (s) : les individus aiment les personnes qui leur ressemblent [20]. Dans notre système, la similarité est une distance entre les désirs de deux agents ;

- principe de complémentarité (c) : les individus aiment les personnes qui leur ressemblent et dont les qualités sont complémentaires aux leurs. Nous le représentons par la complémentarité des caractéristiques des agents ;
- principe d'attractivité physique (a) : les individus sont plus attirés par les personnes qui sont physiquement attractives. Dans notre système, l'attractivité physique est considérée comme l'adéquation entre les caractéristiques d'un individu et les désirs de l'autre ;
- principe du minimax (m) : les individus sont attirés par les personnes qui leur offrent une récompense maximale pour un coût minimal.

Les agents doivent être capables d'évaluer l'attrait qu'ils ont pour d'autres agents afin de former des groupes dans le système. Pour ce faire, nous construisons l'équation 4 qui intègre ces principes.

$$z = \frac{\frac{4}{3} * s * a}{c} + m \quad (4)$$

### 4.3 Module de décision

**Prise de décision.** La prise de décision du modèle ABSG est basée sur deux facteurs : (1) les règles de comportement issues de la mémoire de production, (2) la valeur d'attraction traitée pour les accointances ou les groupes. Les comportements sont un ensemble de règles qui indiquent comment un agent doit agir dans des situations spécifiques. Ils sont similaires à une déclaration "si/alors".

**Règle 1.** Si l'agent ne connaît pas les caractéristiques d'une de ses accointances, alors il les lui demande.

**Règle 2.** Si l'agent reçoit une demande de caractéristiques, alors il les envoie à l'accointance qui les demande.

**Règle 3.** Si l'agent a une valeur d'attraction inférieure à un seuil  $\alpha$  pour une de ses accointances, alors il lui envoie une requête de formation d'un groupe.

**Règle 4.** Si l'agent reçoit une demande de formation d'un groupe et que la valeur de l'attraction pour l'émetteur de la demande est inférieure à un seuil  $\alpha$ , alors il accepte la requête, sinon il la refuse.

**Règle 5.** Si l'accointance possédant la plus faible valeur d'attraction n'est pas dans le groupe qui possède la plus faible valeur d'attraction de l'agent, alors il lui envoie une requête à son accointance pour lui demander de rejoindre son groupe.

**Règle 6.** Si l'agent reçoit une demande pour rejoindre un groupe et que son attraction pour l'accointance émettrice est inférieure à un seuil  $\beta$ , alors il accepte, sinon il refuse.

**Règle 7.** Si l'attraction de l'agent pour un groupe est supérieure à un seuil  $\gamma$ , alors il le quitte en notifiant tous les autres membres de son départ.

**Règle 8.** Si un agent change de caractéristiques, alors il renvoie les nouvelles à toutes ses accointances.

Ces règles font partie du modèle ABSG et sont utilisées par les agents pour savoir quelle action exécuter en fonction de leur état actuel. Mais un agent doit choisir la bonne règle à appliquer. Pour cela, ils suivent un cycle de décision qui leur permet de sélectionner leur prochaine action.

**Cycle de décision.** Il est divisé en quatre phases :

- la phase d'élaboration : ABSG charge dans la mémoire de travail toutes les règles de production qui peuvent être déclenchées ;
- la phase de décision : ABSG choisit une règle à lancer. Si plusieurs règles peuvent être lancées, il choisit la règle de plus haute priorité qui est l'ordre dans lequel elles sont présentées dans la partie précédente ;
- la phase d'application : l'action de la règle sélectionnée est exécutée. La mémoire de travail et la mémoire sémantique sont modifiées ;
- la phase de socialisation : les valeurs d'attraction des connaissances et des coalitions sont mises à jour en fonction du nouvel état de la mémoire sémantique.

#### 4.4 Interactions

Les interactions permettent aux agents de s'auto-organiser en coalitions. Les messages transmettent des informations telles que les caractéristiques des agents ou des requêtes afin de former, rejoindre ou quitter un groupe. Nous utilisons le langage de communication des agents (FIPA-ACL) pour faire communiquer les agents.

La figure 2 illustre une instance du protocole interne d'un agent dans un scénario de formation de groupes. L'état 1 est le début, l'état 4 la fin, ! dénote les messages émis, ? les messages attendus et  $x$  l'identifiant de la nouvelle coalition.

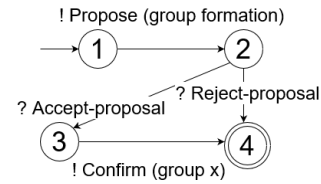


FIGURE 2 – Protocole de proposition de formation de groupe

## 5 Opérationnalisation

### 5.1 Facteurs sociaux

Nous caractérisons un agent par deux listes de décimaux. Elles sont la représentation des caractéristiques et des désirs des agents sous forme numérique.

- caractéristiques personnelles (C) : ce sont les caractéristiques physiques des agents (par exemple, poids, forme, dimensions, prix, *etc.*) ;
- désirs (D) : sont les caractéristiques des accointances avec lesquelles les agents aimeraient former un groupe (*e.g.* dimensions désirées, prix désiré, *etc.*) ;

Dans cette expérience, nous utilisons une liste de trois décimaux compris entre 0 et 1 pour représenter les informations de chaque module de nos agents. La taille des matrices n'a aucune importance pour le bon fonctionnement du système. Afin d'utiliser ces informations, nous devons intégrer les principes de l'attraction de la partie 4.2 à notre expérimentation.

**Similarité (s), Attrait physique.** Le principe de similarité est une distance entre les désirs de deux agents. Le principe de l'attractivité physique est une distance entre les désirs d'un agent et les caractéristiques d'un autre agent. Soit  $[M]$  le nombre d'éléments d'une matrice  $M$  à  $N$  dimensions.

$$s = \frac{\sqrt{u^T u}}{|D|} \quad u = x_D^i - x_D^j \quad (5)$$

où  $x_D^i$  et  $x_D^j$  sont les matrices des désirs des agents  $i$  et  $j$ . Le principe de l'attractivité physique est traité avec la même équation en remplaçant les matrices utilisées par la matrice de désir d'un agent et les caractéristiques de l'autre.

**Complémentarité (c).** C'est une distance entre les caractéristiques de deux agents :

$$c = 1 - \frac{\sqrt{u^T u}}{|C|} \quad u = x_C^i - x_C^j \quad (6)$$

où  $x_s^i$  et  $x_s^j$  sont les matrices des caractéristiques des agents  $i$  et  $j$ .

**Principe du minimax.** Il augmente l'attraction lorsqu'un individu rejette une proposition d'un autre. Il permet aux individus de cesser d'envoyer une demande lorsqu'elle a été rejetée plusieurs fois.

$$m = nbR * \epsilon \quad (7)$$

où  $nbR$  est le nombre de demandes rejetées par un agent et  $\epsilon$  un paramètre à ajuster.

## 6 Expériences et analyses

### 6.1 Méthodologie

Dans ces expériences, pour simuler une demande de produit d'un utilisateur, le but des agents est de former des coalitions contenant un nombre spécifique de membres tout en trouvant les meilleurs agents en fonction de leurs désirs et de leurs caractéristiques. Nous avons défini la taille idéale des coalitions à 4 pour les rendre réalisables dans les expériences à plus petite échelle. La valeur d'une coalition  $V(C)$  est une valeur comprise entre 0 et 1. Elle est utilisée comme mesure de la qualité pour un utilisateur extérieur. 0 représente la qualité la plus faible qu'une coalition peut avoir, 1 représente la qualité la plus élevée.

$$V(C) = \text{moyenne}(S_c, R_c) \quad (8)$$

où  $R_c$  est la distance moyenne entre les désirs de chaque agent d'une coalition et les caractéristiques de tous les autres membres.  $S_c$  est un ratio associé à la taille de la coalition défini comme

$$S_c = \frac{(|cs - O_s|)}{O_s} \quad (9)$$

où  $cs$  est la taille d'une coalition et  $O_s$  la taille optimale d'une coalition.  $O_s$  est fixé à 4 pour ces expériences.

La valeur d'attraction  $A(C)$  représente l'attraction qu'un agent exerce sur son groupe. Elle est traitée avec une équation proche de  $V(C)$ .  $A(C)$  est définie de telle sorte que :

$$A(C) = \gamma_S S_c + \gamma_A A_c \quad (10)$$

où  $A_c$  est l'attraction moyenne que les agents ont pour les autres membres de la coalition.

Les seuils utilisés dans la section 4.3 sont choisis empiriquement :  $\alpha = 5$ ,  $\beta = 20$ ,  $\gamma = 25$ . Plus les  $\alpha$  et les  $\beta$  sont petits, plus la qualité des coalitions est bonne et moins il y a de coalitions.

Dans les sections suivantes, nous évaluons cinq critères : (1) la durée des expériences, (2) la qualité des groupes formés, (3) la robustesse du système à la charge de communication, (4) la robustesse à l'ouverture, (5) la robustesse à la variabilité. Les caractéristiques et les désirs des agents sont générés de manière aléatoire pour les sections 6.2, 6.4 et 6.5 et de manière pseudo-aléatoire pour la section 6.3. Puisque nous avons besoin de connaître la meilleure solution pour évaluer la qualité de notre résultat, un script Python génère des agents afin que nous connaissions la valeur de la meilleure coalition possible. Les expériences sont effectuées cinq fois et moyennées. Elles sont exécutées sur un PC multi-cœur Intel i7-6600U CPU (2.60GHz), 16 Go, 64-bit, Manjaro Linux 20.1.

### 6.2 Durée des expériences

La figure 3 compare la durée d'exécution des algorithmes ODP et ODP-IP de [16] et celle du modèle ABSG. ODP-IP et ODP sont deux algorithmes exacts qui trouvent les meilleures coalitions possibles dans un système. Nous les exécutons sur la même machine qu'ABSG afin de comparer le temps d'exécution. ODP et ODP-IP sont plus rapides sur les premières expériences, le temps d'exécution augmente de façon exponentielle avec le nombre d'agents. Contrairement à ces deux algorithmes, le temps d'exécution d'ABSG est polynomial. ABSG devient plus rapide qu'ODP-IP à partir de 25 agents et plus rapide qu'ODP à partir de 23 agents. ABSG semble donc plus adapté pour traiter un nombre élevé d'agents comme notre système d'aide à la décision.

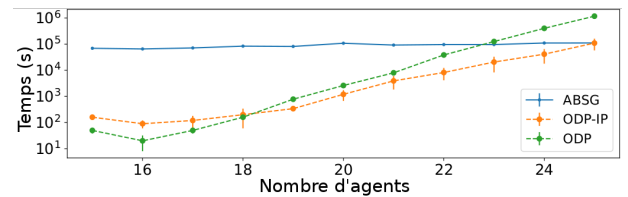


FIGURE 3 – Durée des expériences en fonction du nombre d'agents



### 6.3 Qualité des groupes

Nous avons généré les caractéristiques des agents pseudo-aléatoirement afin de connaître la valeur de la meilleure coalition que nos agents peuvent construire pendant l'exécution. La figure 4 compare nos résultats à la méthode SACF et à la méthode de Janovsky et DeLoach. Le modèle d'agents produit de bonnes coalitions avec une qualité moyenne de 97,5% et un écart-type moyen de 1,1%. La méthode SACF et le modèle ABSG sont tous deux conçus pour traiter un problème de CSG dans un environnement ouvert. Dans [18], la valeur de la coalition est corrélée à la somme des valeurs des membres de la coalition tandis que dans [10], elle est définie comme la moyenne des gains que chaque membre des coalitions obtient de par sa participation à celles-ci. Mais comme ces méthodes expriment leur résultat en pourcentage de la solution optimale qu'elles peuvent trouver, la principale différence avec nos résultats est probablement due au fait que notre modèle d'agent est conçu pour un système d'aide à la décision et que nous ne considérons que la meilleure coalition comme une solution. Contrairement à ABSG, les solutions de la méthode SACF et de la méthode de Janovsky et DeLoach sont une structure de plusieurs coalitions.

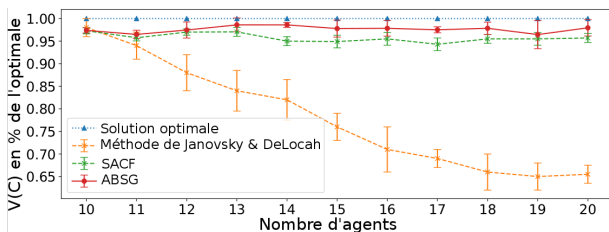


FIGURE 4 – Comparaison de la qualité des solutions pour l'ABSG, la méthode SACF et de la méthode de Jenovsky et DeLoach

### 6.4 Robustesse à la charge de communication

La figure 5 montre que le nombre de messages suit une augmentation polynomiale. Cela peut s'expliquer par le fait que les agents ne se connaissent pas au début de l'expérience. Ils doivent donc émettre des messages pour connaître les caractéristiques et les désirs des autres agents afin d'estimer leur attirance pour eux et de prendre des décisions. Au contraire, dans [18], les agents ne s'échangent pas d'information sur eux. Les messages leur servent uniquement à créer, rejoindre ou quitter des coalitions ce qui explique que leur méthode soit moins

émettrice de communications que ABSG.

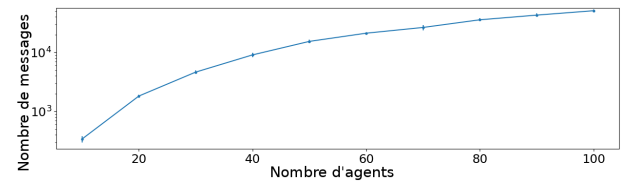


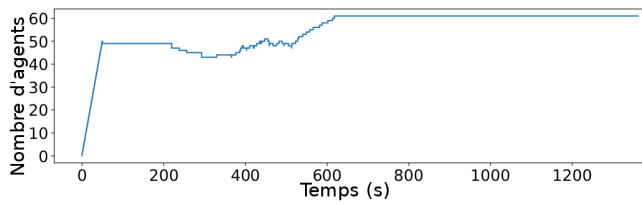
FIGURE 5 – Nombre de messages émis en fonction du nombre d'agents dans le système

### 6.5 Robustesse à l'ouverture

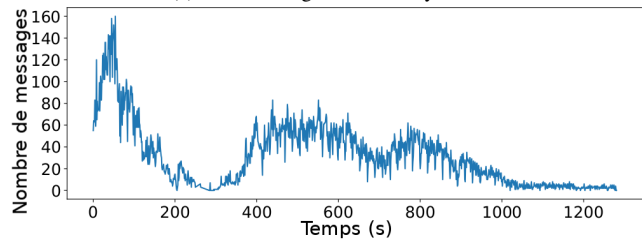
Nous voulons voir comment le système réagit lorsque nous ajoutons ou retirons des agents. Notez que, contrairement à la section 6.3, nous ne connaissons pas la valeur optimale qu'une coalition peut avoir. La figure 6a montre le nombre d'agents dans le système. Deux phases se chevauchent. Pendant la première (200s-500s), nous retirons aléatoirement des agents du système puis, pendant la seconde (400s-650s), nous en ajoutons de nouveaux. Tout en retirant des agents du système au cours de la première phase, le nombre de messages émis reste faible (figure 6b). D'abord parce que le système converge naturellement vers des solutions et que les agents réduisent leurs interactions. Mais nous retirons également les agents du système, laissant les agents restants avec moins d'accointances avec lesquelles interagir. Au contraire, la suppression d'agents ne semble pas avoir d'impact sur la qualité moyenne des coalitions (figure 6c). Cela peut être dû au fait que tous les agents éliminés ne faisaient pas partie d'une coalition à ce moment-là. Dans la deuxième phase, on peut voir que le lancement de nouveaux agents augmente le nombre de messages émis. Lorsqu'ils entrent dans le système, ils sont inconnus et les agents doivent envoyer leurs caractéristiques et leurs désirs à d'autres. La première fois, l'introduction de nouveaux agents diminue la qualité moyenne des coalitions. En effet, la valeur d'attraction des anciens agents pour les nouveaux est initialisée de manière aléatoire. Ensuite, lorsque le nombre d'agents dans le système est stable, de nouveaux agents entrent dans les coalitions et la qualité des coalitions augmente.

### 6.6 Robustesse à la variabilité

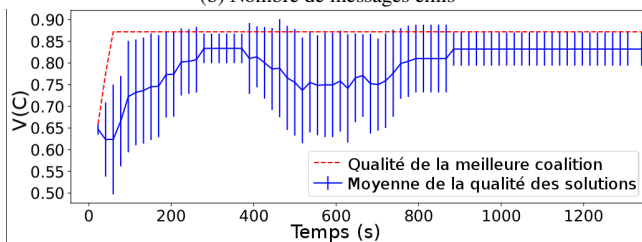
Dans cette expérience de 50 agents, nous voulons voir comment le système réagit si les agents changent aléatoirement leurs caractéristiques et leurs désirs. Dans cette expérience, nous ne connaissons pas la valeur optimale qu'une



(a) Nombre d'agents dans le système



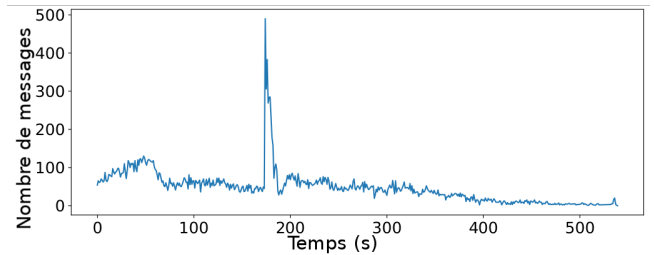
(b) Nombre de messages émis



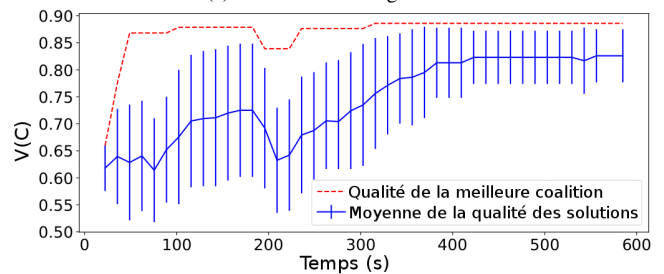
(c) Qualité des coalitions

FIGURE 6 – Expérimentation de l'ouverture

coalition peut avoir. À environ 200s, tous les agents modifient aléatoirement les valeurs de leurs caractéristiques et de leurs désirs, ce qui entraîne l'explosion des messages émis (figure 7a). Conformément à la règle 8, lorsque les agents reçoivent de nouvelles caractéristiques, ils doivent les envoyer à leurs accointances. La qualité des coalitions sont largement affectées par ces modifications (figure 7b). Lorsqu'ils reçoivent les nouvelles caractéristiques de leurs accointances, les agents mettent à jour toutes leurs valeurs d'attraction et se réorganisent, ce qui augmente la moyenne des qualités de coalition. Seules les coalitions détériorées par les changements de caractéristiques et de désirs des agents se réorganisent. Si une coalition reste de bonne qualité après la modification des agents, celle-ci n'est pas modifiée. Le système recherche des solutions de manière incrémentale et peut s'adapter à des modifications de ses agents sans avoir à reconstruire les coalitions en partant de zéro. En outre, on remarquera que le système est anytime, il est capable de délivrer une solution à tout moment.



(a) Nombre de messages émis



(b) Qualité des coalitions

FIGURE 7 – Expérimentation de la variabilité

## 7 Conclusion

Nous avons présenté le modèle d'agent ABSG conçu pour résoudre le problème de génération de structures de coalitions. Ce modèle est basé sur les principes d'attraction des SHS et permet aux agents de former des coalitions. Les coalitions sont construites sur la base d'une valeur d'attraction que chaque agent du système estime pour ses accointances. Cette valeur est prise en compte par les agents pour former des coalitions, les rejoindre ou les quitter. Les résultats expérimentaux montrent qu'ABSG est plus adapté pour une application à grande échelle que les algorithmes d'optimisation. Nous montrons également que les coalitions formées par les agents d'ABSG sont proches de l'optimum lors d'expériences à petite échelle. En outre, ABSG produit de meilleures coalitions que certaines autres approches similaires de la littérature. Nous montrons également qu'ABSG est adapté à un système ouvert et variable où les agents peuvent être modifiés à tout moment dans des expériences à grande échelle. Les travaux futurs consisteront à intégrer pleinement le modèle d'agent dans un système d'aide à la décision et à le tester sur un cas d'étude réel.

## Références

- [1] Samir Aknine, Suzanne Pinson, and Melvin F Shakun. A multi-agent coalition formation method based on preference mo-

- dels. *Group Decision and Negotiation*, 13(6) :513–538, 2004.
- [2] Elliot Anshelevich and Wennan Zhu. Ordinal approximation for social choice, matching, and facility location problems given candidate positions. *ACM Transactions on Economics and Computation (TEAC)*, 9(2) :1–24, 2021.
- [3] Mickael Bettinelli, Occello Michel, and Genthial Damien. Coalition formation problem : a group dynamics inspired swarming method. *HAL preprint hal-02903531*, 2020.
- [4] Mickaël Bettinelli, Michel Occello, Damien Genthial, and Daniel Brissaud. A decision support framework for remanufacturing of highly variable products using a collective intelligence approach. *Procedia CIRP*, 90 :594–599, 2020.
- [5] Felix Brandt, Vincent Conitzer, Ulle Endriss, Jérôme Lang, and Ariel D Procaccia. *Handbook of computational social choice*. Cambridge University Press, 2016.
- [6] Donelson R Forsyth. *Group dynamics*. Cengage Learning, 2010.
- [7] David Gale and Lloyd S Shapley. College admissions and the stability of marriage. *The American Mathematical Monthly*, 69(1) :9–15, 1962.
- [8] David Dryden Henningsen, Mary Lynn Miller Henningsen, and Paul Booth. Predicting social and personal attraction in task groups. *Groupwork*, 23(1) :73–93, 2013.
- [9] Fabrício R Inácio, Douglas G Macharet, and Luiz Chaimowicz. Pso-based strategy for the segregation of heterogeneous robotic swarms. *Journal of Computational Science*, 31 :86–94, 2019.
- [10] Pavel Janovsky and Scott A DeLoach. Multi-agent simulation framework for large-scale coalition formation. In *2016 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (WI)*, pages 343–350. IEEE, 2016.
- [11] M. Kumar, D. P. Garg, and V. Kumar. Segregation of heterogeneous units in a swarm of robotic agents. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 55(3) :743–748, 2010.
- [12] David F Manlove. Hospitals/residents problem. 2008.
- [13] Tomasz Michalak, Talal Rahwan, Edith Elkind, Michael Wooldridge, and Nicholas R Jennings. A hybrid exact algorithm for complete set partitioning. *Artificial Intelligence*, 230 :14–50, 2016.
- [14] Michael Mrissa, Lionel Médini, Jean-Paul Jamont, Nicolas Le Sommer, and Jérôme Laplace. An avatar architecture for the web of things. *IEEE Internet Computing*, 19(2) :30–38, 2015.
- [15] Theodore M Newcomb. Some varieties of interpersonal attraction. 1960.
- [16] Talal Rahwan, Tomasz P Michalak, Edith Elkind, Michael Wooldridge, and Nicholas R Jennings. An exact algorithm for coalition structure generation and complete set partitioning. DCS, 2013.
- [17] Talal Rahwan, Tomasz P Michalak, Michael Wooldridge, and Nicholas R Jennings. Coalition structure generation : A survey. *Artificial Intelligence*, 229 :139–174, 2015.
- [18] Gabriel De O. Ramos, Burguillo Juan C., and Ana L.C. Bazzan. Self-adapting coalition formation among electric vehicles in smart grids. In *2013 IEEE 7th International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems*, pages 11–20, 2013.
- [19] Hong Shi and Guangming Xie. Collective dynamics of swarms with a new attraction/repulsion function. *Mathematical Problems in Engineering*, 2011, 2011.
- [20] Elaine Walster, Vera Aronson, Darcy Abrahams, and Leon Rottman. Importance of physical attractiveness in dating behavior. *Journal of personality and social psychology*, 4(5) :508, 1966.
- [21] D Yun Yeh. A dynamic programming approach to the complete set partitioning problem. *BIT Numerical Mathematics*, 26(4) :467–474, 1986.