



HAL
open science

Allocation par enchères et planification hiérarchique pour un système multirobot, application au cas de la chasse aux mines

Antoine Milot, Estelle Chauveau, Simon Lacroix, Charles Lesire Cabaniols

► To cite this version:

Antoine Milot, Estelle Chauveau, Simon Lacroix, Charles Lesire Cabaniols. Allocation par enchères et planification hiérarchique pour un système multirobot, application au cas de la chasse aux mines. JFSMA 2022: 30èmes Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, Jun 2022, Saint-Etienne, France. hal-03694348

HAL Id: hal-03694348

<https://hal.science/hal-03694348v1>

Submitted on 13 Jun 2022

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.

Allocation par enchères et planification hiérarchique pour un système multirobot

Application au cas de la chasse aux mines

A. Milot^{a,b,c}
antoine.milot@laas.fr

E. Chauveau^b
estelle.chauveau@naval-group.com

S. Lacroix^a
simon.lacroix@laas.fr

C. Lesire^c
charles.lesire@onera.fr

^aLAAS-CNRS, Université de Toulouse, CNRS, 7, Avenue du Colonel Roche, 31031 Toulouse, France

^bNaval Research, Naval Group, 99 Avenue Pierre-Gilles de Gennes, 83190 Ollioules, France

^cONERA/DTIS, Université de Toulouse, 2 avenue Edouard Belin, 31055 Toulouse, France

Résumé

Cet article présente une approche pour accomplir une mission de chasse aux mines avec un système multirobot décentralisé. Afin de prendre efficacement des décisions, l'approche décrite mêle allocation par enchères et planification hiérarchique. Des processus de supervision et de réparation sont également intégrés afin de rendre l'approche réactive et robuste à l'occurrence d'événements lors de l'exécution.

Mots-clés : *Système Multirobot, Allocation de tâches, Enchères, Planification hiérarchique*

Abstract

This paper presents an approach to handle a minehunting mission with a decentralized multi-robot system. To make efficient decisions, the described framework merges auctions to allocate tasks with hierarchical planning. It is responsive and robust to the occurrence of events during the execution phase, thanks to supervision and plan repair processes.

Keywords: *Muli-Robot System, Task allocation, Auctions, Hierarchical planning*

1 Introduction

Afin de réduire les coûts, gagner en efficacité, et supprimer les risques humains, de nombreuses marines explorent activement l'utilisation de systèmes multirobots (MultiRobot System - MRS) pour les missions de chasses aux mines sous-marines [1, 2, 7]. En effet, compte tenu des conditions sous-marines et de la présence d'explosifs, les unités robotiques sont plus adaptées à ces missions que les humains.

Une mission de chasse aux mines est composée de trois objectifs : 1. Détection 2. Identification 3. Neutralisation. La mission consiste tout d'abord à résoudre un problème de couverture

(“coverage”), car on ne peut pas prévoir la présence et le nombre de mines dans la zone. Cependant, au cours de la mission, il est nécessaire de réagir à divers événements, et en particulier à la découverte d'un objet suspect. Ces événements mettent continuellement à l'épreuve le système qui doit s'adapter afin de les prendre en compte : une mission chasse aux mines implique un fort besoin de *réactivité*. D'autres contraintes intrinsèques à la mission, telle que la garantie de couverture complète d'une zone, s'ajoutent à ces difficultés.

En raison de leur charge utile limitée, les robots ont des capacités hétérogènes et doivent coopérer pour accomplir la mission. En fonction de ses capacités et de la situation actuelle, chaque robot peut réaliser différemment un objectif donné : un point essentiel au déploiement d'un MRS est le problème Multi-Robot Task Allocation (MRTA), qui optimise la répartition au sein de la flotte des tâches à réaliser, en fonction de la situation actuelle.

Enfin, en milieu sous-marin les communications, qui sont le plus souvent réalisées par le biais d'ondes acoustiques, jouent un rôle majeur dans le déploiement du MRS. Bien qu'offrant de grandes portées, le son ne permet pas de communiquer à un débit élevé. De plus, la vitesse du son dans l'eau dépend de paramètres environnementaux tels que la salinité et la température, ce qui entraîne des pertes et des retards dans les messages. Les communications sous-marines constituent un véritable défi pour le MRS et doivent être prises en compte dans la conception du système [3].

Dans le but de surmonter ces challenges, nous proposons une approche mettant en place des algorithmes de décision, supervision et réparation dans le cadre d'une mission multirobot sous contraintes de communication. La complexité de

la mission considérée est principalement due à deux éléments : la présence d'objectifs dépendants entre eux et nécessité de réparer le plan de mission en ligne, par exemple en incluant de nouveaux objectifs. Notre approche est basée sur deux concepts clés : l'allocation par enchères et la planification hiérarchique.

La section suivante donne une vue d'ensemble de l'approche proposée, que nous formalisons et illustrons dans la section 3. La section 4 discute ses avantages et limites et la positionner par rapport aux travaux connexes de l'état de l'art.

2 Vue d'ensemble de l'approche

Nous proposons une architecture décentralisée reposant sur l'allocation par enchères et la planification hiérarchique [13]. Une vue d'ensemble du schéma de décision est présentée dans la Fig. 1.

Lors de l'allocation de tâches par le biais d'enchères, les robots concernés sont en concurrence les uns avec les autres afin d'acheter des parties de la mission [5]. Un tour d'enchère comporte quatre étapes essentielles : 1. **Annnonce** : un commissaire-priseur ouvre le tour en diffusant l'information sur la tâche à vendre; 2. **Estimation des mises** : chaque enchérisseur estime son coût pour accomplir la tâche et envoie sa mise au commissaire-priseur; 3. **Détermination du gagnant** : une fois que le commissaire-priseur a reçu toutes les mises, ou qu'une condition d'arrêt est atteinte, il résout le Winner Determination Problem (WDP) pour trouver une allocation; 4. **Récompense** : si un gagnant a été trouvé à l'étape précédente, le commissaire-priseur l'informe de sa récompense.

Afin de résoudre efficacement les problèmes d'estimation des mises et le WDP, nous nous appuyons sur le concept de Hierarchical Task Network (HTN) et la planification hiérarchique associée [4]. Un HTN intègre des connaissances expertes en décomposant une tâche complexe en des tâches plus simples. Cela permet de réduire la complexité du problème grâce à la spécification de la mission. Les enchères et HTNs nous permettent d'entremêler l'allocation et la décomposition, un élément important pour résoudre efficacement le problème MRTA.

2.1 Allocation de tâches par enchères

Les enchères sont un moyen *décentralisé* et *flexible* d'allouer des tâches. Comme chaque robot peut mettre des tâches en vente, de nouvelles tâches peuvent facilement être ajoutées

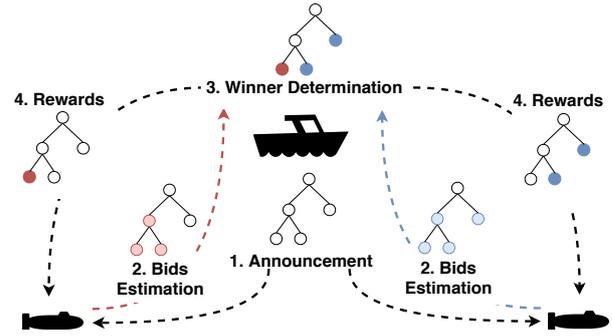


FIGURE 1 – Vue d'ensemble du schéma de décision. Les objectifs de mission décomposés en un HTN sont mis aux enchères. Chaque robot enchérit sur les sous-tâches, un processus de détermination du vainqueur (WDP) attribue les tâches et les envoie aux robots (“rewards”).

à la mission en cours. Les enchères ne nécessitent pas de communications parfaites, où tous les membres du système doivent en permanence rester en contact. En cas de message perdu, le processus peut toujours se poursuivre avec les robots connectés restants.

En utilisant les enchères, les robots sont encouragés à coopérer localement. En raison de la distribution géographique des tâches dans une mission de chasse aux mines, cette coopération locale a du sens au niveau de la définition de la mission. Enfin, le passage à l'échelle est facilité par la conception décentralisée du système.

2.2 Intérêt des HTNs au sein d'enchères

Bien que les éléments à vendre dans les enchères soient généralement des tâches uniques, nous utilisons dans notre approche des HTNs. Ce choix est guidé par la complexité réduite des problèmes de planification hiérarchique [8].

La mise aux enchères de HTNs présente d'autres avantages. En vendant des HTNs, on peut facilement allouer des parties entières de la mission. Lors de la mise aux enchères des noeuds d'un HTN, les enchérisseurs ont la possibilité d'acheter directement une branche du HTN. Ce processus permet d'entrelacer allocation et décomposition, un élément clé pour obtenir de meilleures performances tout en résolvant un problème MRTA complexe.

La formulation des mises et la résolution d'une enchère peuvent être des problèmes difficiles, en particulier lorsque l'on considère des tâches dépendantes. Par exemple, il peut être plus intéressant pour un robot d'acheter une tâche à la condition de pouvoir également en acheter une

autre. Les HTNs incluent des dépendances hiérarchiques entre les tâches et permettent donc aux robots d’acheter un ensemble de tâches sans trop augmenter la complexité du problème de planification.

Cependant, certaines tâches peuvent être directement liées par des contraintes spécifiques à la mission qui ne peuvent pas être représentées dans un HTN classique. Par exemple, en fonction du degré de retour d’information requis par l’opérateur, une tâche d’identification peut devoir nécessiter un flux de données en direct. Dans ce cas, compte tenu des contraintes de communication, la découverte d’un objet suspect entraîne la création de deux tâches qui doivent être exécutées simultanément par deux robots : une tâche *identification* et une tâche *relais de communication*. Les deux tâches sont alors liées par une contrainte de synchronisation qui doit être prise en compte par le processus d’allocation. De telles contraintes compliquent le problème MRTA, mais peuvent cependant être traitées grâce au formalisme HTN. Ainsi, des contraintes spécifiques liant les tâches entre-elles peuvent être considérées.

2.3 Connaissances Multirobot vs. locales

Nous exploitons les HTNs à deux niveaux, ils sont soit locaux à un robot et décrivant ses capacités, soit basés sur la spécification de la mission et connus de tous les robots. Cette dualité entre le niveau *multirobot* (tâches à allouer) et le niveau *local* (comment accomplir les tâches) est un point clé de notre approche. Le protocole résultant est décrit dans la Fig. 2.

Notre système a besoin en entrée d’un HTN initial, appelé *Multi-Robot Graph*, décrivant les tâches à vendre. Au commencement, la mission consiste en une tâche *couvrir la zone de mission*. Cette zone pouvant être divisée, par exemple, en sous-zones *A* et *B* (pouvant elles-mêmes être divisées et ainsi de suite), la couverture de la *zone de mission* peut être accomplie en couvrant *A* et *B*. Cette partition de la *zone de mission* peut par exemple être établie par un opérateur humain en s’appuyant sur la connaissance de la zone et les paramètres des capteurs utilisés pour la détection. La partition est ensuite encapsulée dans le *Multi-Robot Graph* initial.

Une fois le *Multi-Robot Graph* défini, le commissaire-priseur le transmet aux enchérisseurs. Les enchérisseurs utilisent ensuite leurs connaissances *locales* pour estimer les mises. Enfin, le commissaire-priseur insère les mises reçues dans un HTN décrivant le WDP et le

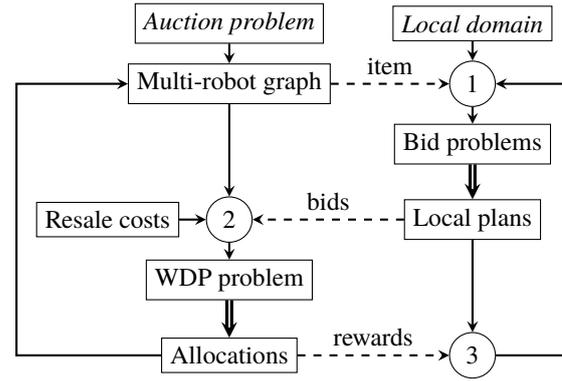


FIGURE 2 – Description du protocole. Les rectangles représentent des structures de données gérées par les robots. Les blocs de gauche sont gérés par le commissaire-priseur, les blocs de droite par chaque enchérisseur. Les flèches en pointillés représentent les données échangées entre le commissaire-priseur et les enchérisseurs. Les cercles indiquent les processus qui agrègent les informations pour construire de nouvelles structures. Les doubles flèches indiquent les appels à un planificateur HTN.

résout pour trouver une allocation. Lors de la construction du WDP, un processus de vente est également intégré. Selon la façon dont ce processus de vente est conçu, on peut contrôler le comportement d’allocation. Par exemple, nous pouvons implémenter des préférences sur l’urgence de la vente d’une tâche.

Dans des travaux antérieurs [12], nous avons testé une preuve de concept de notre architecture de décision pour résoudre une seule enchère. Nous avons obtenu des résultats prometteurs en termes de qualité de la solution, de durée et de contrôle de l’allocation.

2.4 Utilisation en ligne

Lorsque le système évolue dans un environnement complexe et contraint, le besoin de réactivité va au-delà de la seule capacité à intégrer de nouvelles tâches. En raison d’incertitudes et d’événements imprévus, un robot peut en effet ne pas être en mesure d’accomplir une tâche qu’il a précédemment achetée.

Par exemple, une tâche peut avoir été achetée pour un certain coût (e.g. une durée). Mais pendant l’exécution, des événements imprévus tels que des courants plus forts qu’attendu, peuvent avoir un impact sur le coût réel de la tâche : le plan engagé pendant l’allocation de la tâche n’est plus valide et une action de réparation est nécessaire. L’approche proposée, qui entrelace

enchères et planification hiérarchique, peut gérer de tels événements, en permettant aux robots de revendre les tâches qu'ils ne peuvent pas réaliser correctement. Bien que les robots ne puissent proposer de nouvelles décompositions, ils peuvent bénéficier de la structure hiérarchique sous-jacente aux tâches à réparer en remettant directement en vente des portions du HTN utilisé durant le processus de décision initial.

Un autre besoin, intrinsèque à la nature même de la mission, est de pouvoir intégrer de nouveaux objectifs durant la mission. En effet, lors d'une tâche de couverture un agent peut détecter un objet suspect. Cet objet doit alors être identifié afin de déterminer s'il s'agit d'une mine ou non. Cette situation mène donc à la création d'une nouvelle tâche d'identification. Cependant, par souci de charge utile les robots dédiés aux tâches de couverture ne peuvent identifier ces objets. Le robot ayant détecté l'objet va donc ouvrir une nouvelle enchère en tant que commissaire-priseur afin d'allouer ce nouvel objectif d'identification.

Ces processus spécifiques à la détection et la réparation de problèmes confèrent au système une certaine robustesse face aux imprévus.

3 Formalisation de l'approche

Dans cette section nous détaillons et formalisons les étapes de notre protocole d'enchères.

3.1 Notations

Chaque enchère correspond à un problème MRTA à résoudre. Étant donné $R = (r_1, \dots, r_n)$ un ensemble de n robots et un ensemble $Q = (t_1, \dots, t_s)$ de s tâches, résoudre le problème MRTA consiste à trouver une allocation $A : Q \rightarrow R$, i.e. allouer chaque tâche $t \in Q$ à un robot $r \in R$.

Dans ce document, nous utilisons les notations suivantes, inspirées de celles utilisées par [6, 9]. Par \mathcal{L} , nous désignons un langage du premier ordre composé d'ensembles finis de constantes, de prédicats, de symboles de tâches primitives et complexes, d'un ensemble infini de symboles de variables et d'un ensemble infini de labels désignés par \mathbb{L} . Étant donné un ensemble de termes x_1, \dots, x_k issus de ce langage, et s un symbole de tâche, nous désignons par $t = s(x_1, \dots, x_k)$ une tâche (aussi appelée *instance de tâche*). Une tâche complexe t peut être décomposée par une méthode $m = (t, tn)$, où $tn = (L, \prec, \alpha)$ est un réseau de tâches où $L \subset \mathbb{L}$ est un ensemble de labels, \prec est un ordre partiel strict sur L et $\alpha : L \rightarrow T_P \cup T_C$, établit une correspondance

vers les sous-tâches de la méthode. Nous désignons ensuite un domaine de planification \mathcal{D} par $(\mathcal{L}, T_P, T_C, M)$ où \mathcal{L} est le langage sous-jacent, T_P et T_C sont les ensembles de tâches primitives et complexes, et M l'ensemble des méthodes de décomposition. Enfin, nous définissons un problème de planification comme suit : $\mathcal{P} = (\mathcal{D}, s_I, tn_I)$ où s_I est l'état initial, et tn_I est le réseau de tâches initial.

Résoudre un problème $\mathcal{P} = (\mathcal{D}, s_I, tn_I)$ consiste à trouver un *réseau de tâches solution* tn tel que tn est *primitif* et *exécutable* dans s_I , i.e. qu'il existe une séquence des tâches de tn , qui respecte les contraintes d'ordonnancement, dans laquelle les préconditions d'une tâche sont valides dans l'état résultant de l'application de la tâche précédente.

3.2 Exemple d'illustration

Pour illustrer notre approche, nous considérons une mission de type *Home Port Survey* dans la rade de Brest en France. L'objectif est de couvrir la rade afin de s'assurer, avec un certain niveau de confiance, qu'aucune mine n'est présente (ou qu'elles ont toutes été localisées). Comme il s'agit d'une mission d'inspection d'une zone allée, il n'y a pas de contraintes de temps ou de discrétion.

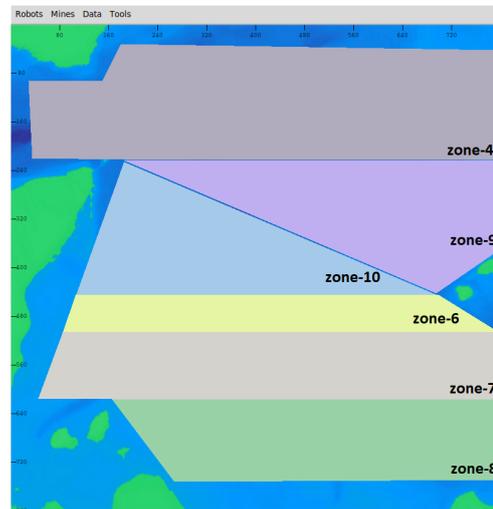


FIGURE 3 – Vue de dessus de la partition de l'ensemble de la zone de mission.

En entrée de notre système, nous considérons deux types d'information : 1. Une description des objectifs initiaux de la mission (appelés tâches multirobots); 2. Une description des capacités locales de chaque enchérisseur (i.e. comment l'enchérisseur peut accomplir une tâche multirobot). Dans notre approche, ces informa-

tions sont définies en utilisant un langage de modélisation appelé Hierarchical Domain Definition Language (HDDL) [9].

Les objectifs initiaux de la mission sont uniquement des tâches de couvertures. Ces tâches sont basées sur une partition de la zone de mission, illustrée Fig. 3.

3.3 Initialisation d'une enchère

Notre approche vise à résoudre un problème MRTA défini par un problème d'enchère $\mathcal{P}_{auc} = (\mathcal{D}_{auc}, s_I, tn_I)$ formulé par le commissaire-priseur. \mathcal{D}_{auc} est un domaine décrivant la décomposition haut-niveau des tâches à l'échelle multirobot. En effet, ce domaine décompose les tâches qui peuvent être allouées, i.e. *quoi*, sans prendre en considération *comment* un robot va accomplir les tâches en termes d'actions spécifiques (telles que *goto*, *dive*, *use-sas-sonar*...). L'état initial s_I est déterminé par le commissaire-priseur et tn_I est le réseau de tâches initial du problème. Nous considérons que tous les effets multirobots sont inclus dans la description du problème et que les actions locales n'ont pas d'impact sur eux.

Résoudre \mathcal{P}_{auc} signifie résoudre le problème MRTA associé à cette enchère. Cependant, comme le schéma de décision est décentralisé, lorsque les robots enchérissent sur une tâche, nous devons déterminer à quelle instance de cette tâche dans le plan multirobot final cette mise est associée. Par conséquent, nous ne pouvons pas raisonner uniquement sur \mathcal{P}_{auc} et nous devons identifier chaque instance de tâche.

Pour ce faire, nous utilisons \mathcal{P}_{auc} comme entrée du processus d'enchère. À partir de ce problème d'enchère, nous construisons le *Multi-Robot Graph* (noté \mathcal{H}), sa construction est détaillée dans [13]. Le *Multi-Robot Graph* décrit la décomposition hiérarchique des tâches, tandis que les labels leur confèrent une unicité en les identifiant. Pendant un tour d'enchère, les robots utilisent les labels pour partager des informations relatives au *Multi-Robot Graph*. La Fig. 4 représente le *Multi-Robot Graph* résultant pour le problème *Home Port Survey*.

A chaque tour, le commissaire-priseur envoie \mathcal{H} aux enchérisseurs avec des informations complémentaires provenant du problème d'enchère. Un *article à vendre* δ est alors défini comme un tuple $(\mathcal{H}_\delta, s_\delta, L_\delta)$, où \mathcal{H}_δ est le *Multi-Robot Graph* représentant la décomposition hiérarchique entre les tâches labélisées et les contraintes de précedence associées (incluses dans les méthodes de

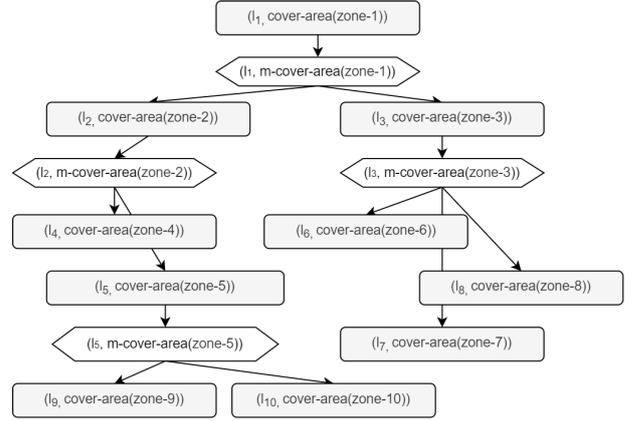


FIGURE 4 – *Multi-Robot Graph* initial pour un problème *Home Port Survey*. Les rectangles arrondis et les hexagones représentent respectivement des tâches et des méthodes labélisées.

décomposition); s_δ est un ensemble de formules atomiques sur les constantes de \mathcal{H}_δ ; L_δ est l'ensemble des labels de tâches dans \mathcal{H}_δ qui sont *vendables*, i.e. sur lesquelles les robots peuvent produire des mises.

Par exemple, au premier tour du problème *Home Port Survey*, le commissaire-priseur envoie δ_1 avec \mathcal{H}_{δ_1} (illustré sur la Fig. 4) et $L_{\delta_1} = \{l_1, l_2, l_3, l_4, l_5, l_6, l_7, l_8, l_9, l_{10}\}$.

3.4 Estimation des mises

Une fois qu'un article à vendre δ est reçu, l'enchérisseur doit calculer une mise pour chaque tâche labélisée réalisable parmi L_δ , i.e. chaque tâche exécutable par l'enchérisseur. La valeur de la mise correspond au coût d'exécution de cette tâche. Par conséquent, pour chaque $l \in L_\delta$, nous construisons un problème de planification $\mathcal{P}_l = (\mathcal{D}_l, s_l, tn_l)$ et utilisons un planificateur HTN pour le résoudre.

Pour estimer cette mise, les robots doivent indiquer *comment* ils comptent effectuer les tâches primitives de \mathcal{H}_δ . Ils peuvent en effet devoir effectuer des actions spécifiques, comme se déplacer jusqu'à l'emplacement de la tâche, activer des capteurs ou des actionneurs particuliers, etc. Nous considérons que les descriptions des tâches spécifiques à chaque robot sont définies dans un *problème local*. Ce problème local a les contraintes suivantes : tout d'abord, les tâches que le robot peut décomposer localement doivent être les mêmes que celles du problème d'enchère (i.e. partager les mêmes symboles et constantes). Deuxièmement, nous considérons raisonnablement que les problèmes locaux et multirobots ne partagent aucun prédicat. Ainsi, une tâche

multirobot dans le problème d’enchère ne peut pas dépendre d’un prédicat qui ne pourrait être validé que par l’action locale spécifique d’un robot. Inversement, les actions locales d’un robot ne peuvent pas dépendre des effets des tâches multirobots.

L’agrégation de l’article à vendre et du problème local correspond à l’étape ① de la Fig. 2. Elle consiste, pour chaque label $l_\delta \in L_\delta$ sur lequel l’enchérisseur veut produire une mise, à étendre \mathcal{H}_δ de la manière suivante : chaque tâche feuille l de \mathcal{H}_δ qui est soit une descendante de l_δ , soit qui a déjà été allouée à l’enchérisseur lors des tours précédents, est remplacée par une tâche complexe avec exactement une méthode ordonnée, composée (dans l’ordre) de (1) une action $start(l)$ représentant le début de l , et contenant seulement les préconditions de l , (2) une tâche complexe qui sera décomposée dans le problème local de l’enchérisseur, et (3) une action $end(l)$ représentant la fin de l , et contenant seulement les effets de l . Les autres tâches primitives sont comptabilisées à un coût de 0. Essentiellement, $start(l)$ et $end(l)$ permettent d’insérer les actions locales du robot entre les préconditions et les effets de la tâche l qui ont été définis dans \mathcal{H} .

La Fig. 5 illustre ce processus en montrant l’extension de la tâche labélisée l_4 du problème *Home Port Survey*. Les tâches en jaune correspondent à la décomposition introduite précédemment. Les tâches en orange correspondent au “Task Décomposition Graph” construit avec le domaine local d’un enchérisseur. Par exemple, résoudre ce problème d’estimation de mise peut conduire à une séquence d’actions telle que $[start(l_4) \rightarrow goto(zone-4) \rightarrow \dots \rightarrow end(l_4)]$.

De plus, l’enchérisseur construit s_l en fusionnant s_δ avec son propre état initial qui inclue ses propres informations locales (par exemple, sa position actuelle, son énergie. . .). tn_l est défini par la tâche racine de \mathcal{H}_δ .

Enfin, pour chaque tâche labélisée sur laquelle nous voulons estimer une enchère, nous construisons un domaine et un problème (incluant la décomposition mentionnée précédemment, et les états initiaux provenant à la fois de l’objet à vendre et du problème local). Nous nous appuyons sur le formalisme HDDL pour définir ces domaine et problème. Dans ce problème, les actions primitives sont soit les actions $start$ et end introduites précédemment, qui ont un coût nul, soit les actions locales de l’enchérisseur, qui peuvent avoir un coût non unitaire. Un planificateur HTN résout alors ce problème, en produisant à la fois un plan local pour réaliser la

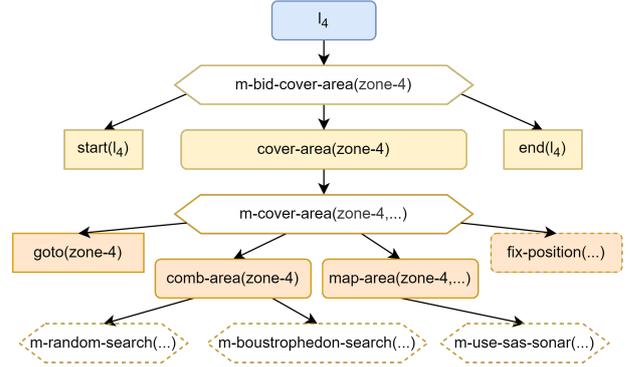


FIGURE 5 – Illustration de la décomposition de la tâche étiquetée l_4 pour l’estimation de la mise du problème *Home Port Survey*. Les hexagones représentent les méthodes, les rectangles arrondis représentent les tâches complexes tandis que les rectangles pointus représentent les tâches primitives, les lignes pointillées représentent les noeuds avec des décompositions cachées. Les noeuds bleus représentent des éléments de \mathcal{H} . La décomposition spécifique pour l’estimation de la mise est représentée en jaune. Les noeuds de décomposition locale sont représentés en orange.

tâche et un coût associé à ce plan. Les actions $start$ et end dans le plan permettent de vérifier les préconditions et effets de la tâche.

Pour finir, l’enchérisseur retourne au commissaire-priseur un ensemble B contenant des triplets (l, c, P) , où $l \in L_\delta$ est un label de tâche, c la valeur de la mise associée, i.e. le coût renvoyé par le planificateur, et P le plan de l’enchérisseur sur les tâches multirobots (i.e. composés des labels de tâches primitives de \mathcal{H}_δ).

3.5 Résoudre le WDP

À la fin d’un tour d’enchères, le commissaire-priseur résout le WDP pour déterminer les allocations de tâches. Étant donné L_δ l’ensemble des labels des tâches à vendre et $R = (r_1, \dots, r_n)$ l’ensemble des enchérisseurs participant à l’enchère, nous notons B_{r_i} l’ensemble des mises reçues de l’enchérisseur r_i portant sur des labels dans L_δ . L’ensemble de toutes les mises reçues est désigné par $\mathcal{B} = \bigcup_{r_i \in R} B_{r_i}$. Les mises d’un en-

chérisseur sont indépendantes entre elles et une tâche ne doit être allouée qu’à un seul enchérisseur. La résolution du WDP consiste par conséquent à trouver un ensemble de mises gagnantes $\mathcal{B}_w \subset \mathcal{B}$ tel que chaque enchérisseur gagne au plus une mise et que chaque $l \in L_\delta$ soit gagné par au plus un enchérisseur. Cette résolution se

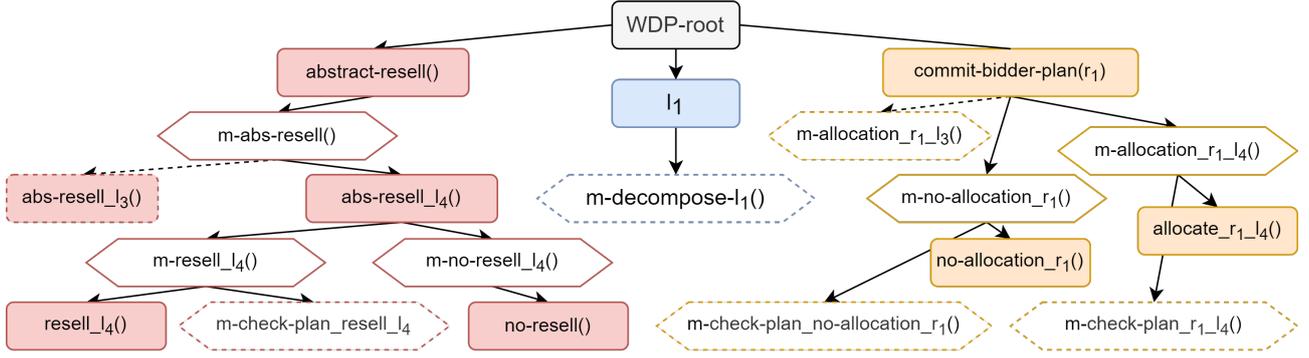


FIGURE 6 – Extrait du HTN correspondant au WDP d’un tour d’enchère du problème *Home Port Survey*. Les hexagones représentent les méthodes, les rectangles arrondis représentent les tâches complexes tandis que les lignes pointillées représentent les noeuds avec des décompositions cachées. Les parties rouges, bleues et oranges correspondent respectivement au processus de revente, aux informations du *Multi-Robot Graph*, et à l’encodage de l’enchérisseur r_1 .

fait en optimisant un critère, ici nous minimisons le total des coûts des mises retenues.

Afin de déterminer cet ensemble de mises gagnantes, le commissaire-priseur doit construire \mathcal{D}_{wdp} et $\mathcal{P}_{wdp} = (\mathcal{D}_{wdp}, s_{wdp}, tn_{wdp})$ un domaine et un problème de planification dédiés à la résolution du WDP.

Pour ce faire, nous agrégeons les informations de \mathcal{H}_δ avec les mises reçues (étape ② dans la Fig. 2). Afin de supporter les problèmes partiellement ordonnés contenant des tâches liées par différentes contraintes (e.g. des contraintes causales), il est important de prendre en compte les intentions des enchérisseurs sur les tâches multirobots. Sans cela, la résolution du WDP pourrait mener à des incohérences et des impossibilités d’exécutions – ces problèmes sont détaillés dans [13]. Par conséquent, avec chaque mise est envoyé le plan multirobot déterminé par l’enchérisseur au cours du processus d’estimation. Ce plan intègre les tâches multirobots que l’enchérisseur compte accomplir (soit déjà acquises, soit sur lesquelles il mise), et les tâches multirobots que l’enchérisseur souhaite que d’autres accomplissent (car nécessaires à ses objectifs).

Dans le but d’assurer la cohérence de l’allocation, il est donc nécessaire d’encoder dans le WDP les plans des enchérisseurs. Pour ce faire, nous associons aux tâches du *Multi-Robot Graph* des prédicats dédiés à la vérification des plans et, pour chaque enchérisseur, nous construisons un nouvel HTN dédié à l’encodage de ses plans (i.e. un pour chaque mise et un, le cas échéant, pour le plan validé au tour précédent). Grâce à ces nouveaux prédicats et aux HTNs nous assurons la cohérence des allocations entre elles. De plus,

nous devons également intégrer la contrainte d’indépendance des mises du schéma Sequential Single-Item (SSI) qui impose qu’un robot puisse remporter au plus une mise par tour d’enchère. Cette propriété est assurée par la décomposition du HTN dédié à l’encodage des plans du bidder, une seule méthode peut être retenue dans la solution et, par conséquent, un seul plan.

Il peut ne pas être possible d’allouer toutes les tâches en un seul tour d’enchère. Pour résoudre le WDP il devient alors nécessaire de spécifier les tâches qui ne seront pas allouées à ce tour, i.e. qui seront revendues à un tour ultérieur. L’encodage de cette propriété est fait grâce à une action de *revente* (ou *resell*) correspondant à la non-attribution de cette tâche. Similairement au HTN dédié à l’encodage du plan d’un enchérisseur, nous créons un HTN dédié à la revente des tâches.

Enfin, tn_{wdp} est défini par la tâche racine de \mathcal{H}_δ , la tâche racine du HTN de revente, et chaque tâche racine des HTNs dédiés aux enchérisseurs. Et l’état initial s_{wdp} est le même que s_δ . La Fig. 6 illustre le HTN résultant du processus de construction du WDP en incluant les possibilités d’allocation de l_4 au robot r_1 et de revente.

Comme nous ne pouvons pas forcer le WDP à allouer exactement une tâche à chaque robot, nous ne pouvons pas fixer le coût des actions *resell* à 0 : ces tâches seraient systématiquement revendues lors de l’optimisation du plan d’allocations. Par conséquent, nous devons définir des *coûts de revente* (ou *resale costs*) pour avoir un comportement d’allocation sain et efficace. Bien que ces coûts puissent être définis en fonction du domaine d’application, nous avons proposé dans [12] deux stratégies génériques pour les dé-

finir, basées sur les mises reçues pour une tâche.

En résumé, le commissaire-priseur crée, à partir de \mathcal{H}_δ et des mises reçues, un nouveau problème de planification \mathcal{P}_{wdp} correspondant au WDP de ce tour d’enchères. Ce problème, traduit en un domaine et un problème HDDL, est ensuite résolu par un planificateur HTN qui retourne un plan contenant soit une action d’allocation, soit une action de revente pour chaque tâche. Le commissaire-priseur envoie ensuite des messages de récompense avec les mises gagnantes pour les tâches allouées. Les gagnants gardent la trace de leur récompense et s’engagent à faire le plan associé à la mise gagnante (processus ③ dans la Fig. 2). Enfin, le commissaire-priseur intègre les plans joints aux mises gagnantes dans le \mathcal{H}_δ ¹ et un nouveau tour débute avec les tâches à revendre.

3.6 Illustration

Pour illustrer la finalité de notre approche, nous considérons le déploiement d’un MRS sur la mission de *Home Port Survey*. Ce MRS est composé de trois *explorers* (appelés *AUVE1*, *AUVE2* et *AUVE3*) et d’un *identifiant* (appelé *AUVi1*). Ces deux types de robots sont respectivement responsables des tâches de couverture et d’identification.

Les objectifs de couverture de la zone sont mis en vente au cours d’une première enchère tel que décrit dans la Sec. 3.3. Considérons les résultats d’allocation du Tab. 1 pour la première enchère se déroulant sur trois tours. À la fin du premier tour, il est implicite que la résolution du WDP a mené à la revente de $\{l_5, l_6, l_8, l_9, l_{10}\}$. Pour débuter le tour suivant, le commissaire-priseur envoie donc un nouvel article à vendre composé de : \mathcal{H}_{δ_2} , i.e. \mathcal{H}_{δ_1} mis à jour avec les choix d’allocation de l_4 et l_7 ; et $L_{\delta_2} = \{l_5, l_6, l_8, l_9, l_{10}\}$.

Au terme de cette première enchère, *AUVE1*, *AUVE2* et *AUVE3* ont acquis des tâches multi-robots en s’engageant sur les plans associés. Par exemple, le plan multirobot de *AUVE3* à la fin de cette enchère est la séquence l_6, l_7, l_8 .

Par la suite nous considérons qu’un objet suspect a été détecté par *AUVE2* qui débute alors une seconde enchère pour allouer un nouvel objectif d’identification tel que décrit dans la Sec. 2.4. Cet objectif est acquis par *AUVi1*. Enfin, considérons que, durant l’exécution de son plan, *AUVE3* rencontre une panne de cap-

1. Cette étape, qui supprime également les décompositions obsolètes de \mathcal{H} , est assez simple, et n’est donc pas détaillée.

Robots	Tour 1	Tour 2	Tour 3
<i>AUVE1</i>	l_4		
<i>AUVE2</i>		l_5	
<i>AUVE3</i>	l_7	l_6	l_8

TABLE 1 – Allocations de la première enchère pour le *Home Port Survey*.

teur qui l’empêche de terminer l_8 . Similairement à l’intégration d’un nouvel objectif, il devient commissaire-priseur d’une troisième enchère ayant pour but la revente sa tâche l_8 . Cette tâche est réallouée à *AUVE2*. La Fig. 7 illustre l’état final du système pour cet exemple. Tous les robots ont accompli leurs tâches multirobots et la mission est terminée.

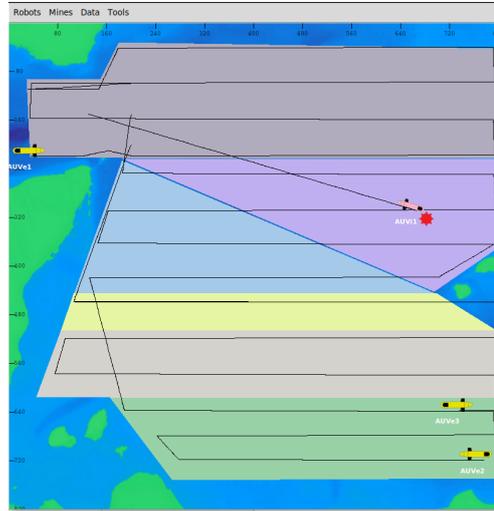


FIGURE 7 – Illustration du système dans son état final. Toutes les zones ont été couvertes et une mine a été identifiée.

4 Discussion

Dans cet section, nous résumons les atouts de l’approche et ses limites.

4.1 Avantages de l’approche

Par l’utilisation de HTNs au sein d’enchères notre approche permet d’intriquer allocation et décomposition, un des éléments primordiaux pour résoudre des problèmes MRTA difficiles. De plus, les problèmes de planification résultants bénéficient de l’usage de planificateurs hiérarchiques pour les résoudre efficacement [12].

L’approche supporte dans sa version actuelle des problèmes partiellement ordonnés incluant des contraintes causales. Elle intègre également des

processus de supervision et réparation permettant de réagir aux aléas d'une mission de chasse aux mines. Par exemple, dans [14] nous avons procédé à l'allocation en ligne d'un nouvel objectif et la réallocation d'anciens.

En outre, l'approche proposée est flexible et générique. La modélisation de la mission pour générer les entrées nécessaires en est la clé de voûte. Or, le formalisme HTN facilite grandement cette étape de modélisation, et permet d'ajouter aisément de nouvelles contraintes.

Nous pouvons également tirer parti des paramètres d'enchères pour obtenir du système différents comportements. Dans notre approche, nous utilisons simplement un coût comme valeur de la mise. Il existe cependant dans le corpus de la littérature sur les enchères des moyens de définir la valeur d'une mise [5] en utilisant des informations plus descriptives. Par exemple, nous pourrions définir à *quel point l'enchérisseur estime bien accomplir la tâche*.

Le processus de revente est également un moyen pratique de contrôler l'allocation. En fonction de sa conception, on peut par exemple optimiser la qualité de la solution ou minimiser le nombre de tours nécessaires. Nous renvoyons le lecteur à [12] pour des informations plus complètes sur la façon dont cela est accompli.

Grâce à ces avantages, le système peut être adapté à l'évolution rapide des doctrines dans le domaine de la chasse aux mines. On peut également l'utiliser sur des missions très différentes : dans [13] nous avons testé notre approche sur une mission plus classique de logistique.

4.2 Perspectives et limites

Bien que l'implémentation actuelle de notre approche intègre déjà la capacité d'allouer des tâches de manière décentralisée et de gérer la réparation de plans, il s'agit toujours d'un travail en cours d'évolution. Il reste par conséquent quelques défis à relever.

Le plus important est d'améliorer la description existante de la mission pour qu'elle corresponde à un cas d'utilisation plus réaliste. Actuellement, notre approche repose en effet sur une exécution séquentielle des tâches, alors que certaines tâches nécessitent des contraintes autres que des contraintes de précédence ou de causalité. Par exemple, la tâche *relais de communication* devra être exécutée dans un intervalle de temps spécifique. Afin d'implémenter ces nouvelles tâches, nous devons améliorer l'approche en intégrant

des contraintes temporelles, ce que nous comptons faire à l'aide du formalisme HTN. Cela permettra d'ajouter de nouvelles tâches pour supporter les relais de communication, la recharge des AUVs, ou encore l'utilisation d'une mule de données. Un autre avantage sera de faire une meilleure utilisation des robots souvent inactifs, tels que les *identifiers*, afin d'accomplir des tâches de soutien.

Notre approche comporte cependant certaines limites inhérentes à sa conception. Bien que guidé par les contraintes de l'environnement sous-marin, le choix d'une architecture décentralisée établit d'office un compromis entre la robustesse du système et la qualité des solutions. Dans les enchères, la qualité de la solution d'allocation dépend principalement de la diversité des enchérisseurs capables de communiquer avec le commissaire-priseur. Comme notre système est destiné à être utilisé dans des environnements de communication difficiles, nous comptons étudier l'impact de la qualité des communications sur les performances de la mission. De plus, certains messages importants, tel qu'un message de récompense, peuvent être perdus. Par conséquent, des méthodes de réparation spécifiques, comme remettre en vente l'objet de la récompense, doivent être mises en oeuvre.

Par ailleurs, la complexité du WDP est un écueil habituel des enchères. Bien qu'elle soit réduite par l'utilisation de la planification HTN, nous devons encore étudier soigneusement les variables qui l'affectent le plus.

4.3 Travaux connexes

Enchères sur des HTN Les fondamentaux des schémas d'enchères sur des HTNs ont été posés dans [17]. Cette approche a également été étendue pour permettre aux enchérisseurs d'acheter puis de revendre des tâches en proposant éventuellement une nouvelle décomposition [11, 10]. Cependant, dans ces approches, le WDP est résolu par un algorithme cupide couplé à un parcours en largeur de l'arbre. Les allocations de tâches sont décidées localement, sans raisonner sur l'ensemble du problème. Bien qu'il s'agisse d'un algorithme efficace en termes de temps de calcul, la qualité des allocations est discutable. Dans [12] nous avons comparé notre approche à cet algorithme et l'avons globalement surpassé. De plus, ces approches ne considèrent pas les contraintes temporelles et causales entre les tâches, et ne peuvent pas facilement les intégrer en raison de l'algorithme spécifique du WDP.

Enchères sur des tâches avec contraintes temporelles Un schéma d'enchère séquentielle pour des tâches comprenant des contraintes temporelles a été proposé dans [15]. Le commissaire-priseur y maintient un réseau temporel (Simple Temporal Network - STN) des éléments en vente. Cependant, cette approche est utilisée pour l'allocation des tâches d'un STN déjà précalculé, tandis que dans notre approche nous visons à résoudre à la fois l'allocation et la sélection des tâches à effectuer afin d'accomplir la mission.

Enchères et contraintes de communication L'impact de l'instabilité des communications sur différentes approches basées enchères et les mesures possibles pour limiter cet impact ont été étudiés dans [16]. La qualité d'allocation du WDP étant intrinsèquement liée à la diversité des mises à considérer, l'influence de la qualité des communications n'est pas à négliger. L'utilisation d'accusés de réception est proposée comme un moyen simple de réduire la perte d'information, les messages d'enchères étant peu volumineux cette solution semble applicable au monde sous-marin sans saturer la bande passante. Néanmoins en s'appuyant sur notre approche, il apparaît également intéressant d'explorer un design du coût de revente incluant la qualité des communications. Cela permettrait de faire émerger des tendances d'allocation optimistes ou pessimistes qui soient fonction du réseau de communication du commissaire-priseur à un instant donné.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté formellement une approche pour accomplir une mission de chasse aux mines avec un système multirobot autonome. L'approche repose sur des allocations par enchères et la planification hiérarchique et encapsule des processus de décision, de supervision et de réparation, apportant réactivité et robustesse au système. Puis nous avons résumé les avantages et limites de l'approche.

Les travaux futurs consisteront à améliorer la modélisation de la mission et à démontrer l'applicabilité de l'approche sur des problèmes plus réalistes intégrant des contraintes temporelles telles que des intervalles de temps. Nous étudierons aussi attentivement l'impact de la qualité des communications sur les performances du système et les moyens possibles pour en limiter les conséquences.

Références

[1] Next-generation MCM systems for the Belgian and Netherlands Navies. *Mer et Marine*, 2019.

- [2] George Allison. Uncrewed minehunters to replace conventional vessels. *UK Defence Journal*, 2020.
- [3] Francesco Amigoni, Jacopo Banfi, and Nicola Basilico. Multirobot exploration of communication-restricted environments : A survey. *IEEE Intelligent Systems*, 2017.
- [4] Pascal Bercher, Ron Alford, and D. Höller. A Survey on Hierarchical Planning - One Abstract Idea, Many Concrete Realizations. In *Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence (IJCAI)*, Macao, China, 2019.
- [5] M.B. Dias, R. Zlot, N. Kalra, and A. Stentz. Market-Based Multirobot Coordination : A Survey and Analysis. *Proceedings of the IEEE*, 2006.
- [6] Kutluhan Erol, James Hendler, and Dana S Nau. HTN planning : Complexity and expressivity. In *AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, Seattle, WA, USA, 1994.
- [7] Gabriele Ferri, Andrea Munafò, Alessandra Tesei, Paolo Braca, Florian Meyer, Konstantinos Pelekankakis, Roberto Petroccia, João Alves, Christopher Strode, and Kevin LePage. Cooperative robotic networks for underwater surveillance : an overview. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2017.
- [8] Ilche Georgievski and Marco Aiello. HTN planning : Overview, comparison, and beyond. *Artif. Intell.*, 2015.
- [9] Daniel Höller, Gregor Behnke, Pascal Bercher, Susanne Biundo, Humbert Fiorino, Damien Pellier, and Ron Alford. HDDL : An Extension to PDDL for Expressing Hierarchical Planning Problems. In *AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, New York City, NY, USA, 2020.
- [10] Alaa M. Khamis, Ahmed M. Elmogy, and Fakhri O. Karray. Complex Task Allocation in Mobile Surveillance Systems. *International Journal on Intelligent and Robotic Systems*, 64(1), 2011.
- [11] Yabo Liu, Jianhua Yang, Yao Zheng, Zhaohui Wu, and Min Yao. Multi-Robot Coordination in Complex Environment with Task and Communication Constraints. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 10(5), 2013.
- [12] Antoine Milot, Estelle Chauveau, Simon Lacroix, and Charles Lesire. Market-based Multi-robot coordination with HTN planning. In *Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2021.
- [13] Antoine Milot, Estelle Chauveau, Simon Lacroix, and Charles Lesire. Solving Hierarchical Auctions with HTN Planning. In *4th ICAPS workshop on Hierarchical Planning (HPlan)*, 2021.
- [14] Antoine Milot, Estelle Chauveau, Simon Lacroix, Charles Lesire, and Loïc Tacher. Autonomous and responsive multi-robot system for minehunting. In *OCEANS 2021 Chennai*, 2022.
- [15] Ernesto Nunes and Maria Gini. Multi-robot auctions for allocation of tasks with temporal constraints. In *AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, Austin, TX, USA, 2015.
- [16] Michael Otte, Michael J. Kuhlman, and Donald Sofge. Auctions for multi-robot task allocation in communication limited environments. *Autonomous Robots*, 2019.
- [17] Robert Zlot and Anthony Stentz. Market-based Multirobot Coordination for Complex Tasks. *The International Journal on Robotics Research*, 25(1), 2006.