

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université de Mustapha Stambouli
MASCARA

Faculté Des Sciences Exactes



جامعة مصطفى اسطمبولي

معسكر

كلية العلوم الدقيقة

THESE

En vue de l'obtention du diplôme

Doctorat LMD

Spécialité : Informatique

Option : Intelligence Artificielle

Présentée Par

RECHACHE Khelifa

Coopération émergente dans les systèmes multi robots mobiles basée sur un modèle de décomposition multi niveaux des tâches complexes.

Soutiendra publiquement le: 19-12-2024

Devant les jurys composé de:

REBBAH Mohamed	Professeur	Université Mustapha Stambouli -Mascara	Président
TEGGAR Hamza	MCA	Université Mustapha Stambouli -Mascara	Directeur de thèse
HOUARI Amina	MCA	Université Mustapha Stambouli -Mascara	Examinateur
MEKKAOUI Kheireddine	MCA	Université MOULAY Taher -Saida	Examinateur
BOUFERA Fatma	MCA	Université Mustapha Stambouli -Mascara	Invitée (Co-Encadreur)

2024- 2025

Dédicace

À l'âme de mon père, que Dieu lui fasse miséricorde.

À ma chère mère, pour son amour, son soutien et ses prières inestimables.

À ma précieuse épouse, pour sa patience, son encouragement et son dévouement indéfectibles.

À mes enfants, Muhammad Nadir, Hadeel Shorouk et Lukman Habib Al-Rahman, qui sont ma fierté et ma source de motivation.

À mon frère, sa femme et leurs enfants, Qadiru, Nasirha, Hala et Aisha, pour leur soutien et leur bienveillance.

Puisse cette réalisation être un hommage à chacun d'entre vous.

Remerciement

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de thèse, M. Hamza Tegggar, pour son encadrement, sa disponibilité et ses conseils avisés tout au long de ce parcours. Son expertise et son soutien constant ont été essentiels à l'accomplissement de ce travail.

Je remercie également ma co-encadrante, Mme Fatma Boufera, pour sa précieuse aide, ses orientations et son dévouement qui ont enrichi cette thèse. Son soutien scientifique et moral a grandement contribué à la réussite de ce projet.

Je souhaite également exprimer ma reconnaissance aux membres du jury. M. le Président du jury, ainsi que les examinateurs, pour avoir accepté d'évaluer ce travail. Leurs remarques et suggestions constructives ont permis d'améliorer considérablement la qualité de cette recherche.

Un grand merci à mes collègues de travail pour leur camaraderie, leur aide et les échanges constructifs qui ont nourri mon inspiration et ma détermination. Votre soutien a été d'une grande valeur tout au long de ce chemin.

À vous tous, merci infiniment.

Résumé

Le défi majeur dans la prise de décision au sein des systèmes multi-robots mobiles (SMRM) sans communication réside dans la nécessité de coordonner efficacement des robots pour accomplir des tâches complexes, tout en assurant une répartition optimale des responsabilités. Sans communication explicite, chaque robot doit être capable de percevoir son environnement, d'évaluer ses capacités et de décider des actions à entreprendre de manière autonome. Cela implique de surmonter les difficultés liées à l'incertitude, à la gestion des conflits potentiels entre robots, tout en maintenant une coopération harmonieuse et efficace au sein du système. Cette étude aborde le problème de la coordination dans les systèmes multi-robots coopératifs exécutant des tâches complexes. Nous analysons le comportement coopératif dans les systèmes multi-robots mobiles, en mettant l'accent sur la précision d'exécution des tâches par des robots hétérogènes. De plus, nous évaluons la capacité et la compatibilité des tâches attribuées aux robots afin d'optimiser leur exécution, sans recours à une communication directe entre les robots ou à une unité de décision centrale. Un modèle de sélection des tâches pour les systèmes multi-robots distribués hétérogènes est proposé STMRDH. Ce modèle repose sur deux processus : le premier décompose les tâches complexes en tâches élémentaires, et le second assigne ces tâches élémentaires aux robots mobiles pour une exécution en temps réel. Étant donné que la distribution des tâches élémentaires est un problème NP-difficile, nous recommandons des solutions approximatives. Un système flou, appelé Prise de Décision Floue pour la Sélection des Tâches (PDE-ST), est proposé pour résoudre ce problème en utilisant la logique floue. Ce système permet aux robots de choisir de manière autonome les tâches qu'ils effectueront dans le futur. L'approche utilise deux systèmes flous en cascade : le premier calcule l'utilité du robot, puis active le second système flou pour calculer l'utilité de la tâche. En utilisant les résultats du système de décision flou dans notre modèle, chaque robot peut décider de manière autonome quelles tâches accomplir. Les résultats d'une simulation de robots mobiles transportant des marchandises démontrent l'efficacité de cette approche de prise de décision floue.

Mots clés : Robots Mobiles, systèmes multi-robots distribués hétérogènes, Attribution des tâches, Précision, Utilité, Décision floue

ملخص

يكن التحدي الرئيسي في عملية صنع القرار في أنظمة الروبوتات المتعددة المتقلة الخالية من الاتصالات في الحاجة إلى تنسيق الروبوتات بشكل فعال لإنجاز المهام المعقدة، مع ضمان التوزيع الأمثل للمسؤوليات. بدون التواصل الصريح، يجب أن يكون كل روبوت قادرًا على إدراك بيئته، وتقييم قدراته، واتخاذ القرار بشأن الإجراءات التي يجب اتخاذها بشكل مستقل. ينطوي ذلك على التغلب على الصعوبات المتعلقة بعدم اليقين، وإدارة الصراعات المحتملة بين الروبوتات، مع الحفاظ على التعاون المتناغم والفعال داخل النظام. تتناول هذه الدراسة مشكلة التنسيق في الأنظمة التعاونية متعددة الروبوتات التي تؤدي مهام معقدة. نقوم بتحليل السلوك التعاوني في الأنظمة المتقلة متعددة الروبوتات، مع التركيز على دقة تنفيذ المهام بواسطة الروبوتات غير المتجانسة. بالإضافة إلى ذلك، نقوم بتقييم قدرة وتوافق المهام الموكلة إلى الروبوتات من أجل تحسين تنفيذها، دون اللجوء إلى الاتصال المباشر بين الروبوتات أو إلى وحدة اتخاذ القرار المركزية. يُقترح نموذج اختيار المهام لأنظمة الروبوتات المتعددة الموزعة غير المتجانسة. يعتمد هذا النموذج على عمليتين، لأولى تقوم بتحليل المهام المعقدة إلى مهام أولية، والثانية تقوم بتعيين هذه المهام الأولية للروبوتات المتقلة لتنفيذها في الوقت الفعلي. وبما أن توزيع المهام الأولية يمثل مشكلة صعبة، فإننا نوصي بحلول تقريبية. تم اقتراح نظام غامض يسمى اتخاذ القرار الغامض لاختيار المهام لحل هذه المشكلة باستخدام المنطق الغامض. يسمح هذا النظام للروبوتات باختيار المهام التي ستؤديها في المستقبل بشكل مستقل. يستخدم هذا النهج نظامين غامضين متتاليين الأول يحسب فائدة الروبوت، ثم ينشط النظام الغامض الثاني لحساب فائدة المهمة. باستخدام نتائج نظام القرار الغامض في نموذجنا، يمكن لكل روبوت أن يقرر بشكل مستقل المهام التي يجب القيام بها. وتظهر نتائج محاكاة الروبوتات المتقلة التي تنقل البضائع فعالية هذا النهج الغامض في اتخاذ القرار.

الكلمات المفتاحية الروبوتات المتقلة، أنظمة الروبوتات المتعددة الموزعة غير المتجانسة، تخصيص المهام، الدقة، المنفعة، القرار الغامض

Abstract

The major challenge in decision-making within mobile multi-robot systems (MMRS) without communication lies in the need to efficiently coordinate robots to accomplish complex tasks while ensuring an optimal distribution of responsibilities. Without explicit communication, each robot must be capable of perceiving its environment, assessing its capabilities, and autonomously deciding on the actions to take. This involves overcoming challenges related to uncertainty, managing potential conflicts between robots, and maintaining harmonious and effective cooperation within the system. This study addresses the coordination problem in cooperative multi-robot systems performing complex tasks. We analyze cooperative behavior in mobile multi-robot systems, focusing on task execution accuracy by heterogeneous robots. Additionally, we evaluate the capacity and compatibility of tasks assigned to robots to optimize their execution without direct communication between the robots or a central decision-making unit. A task selection model for heterogeneous distributed multi-robot systems, STMRDH, is proposed. This model is based on two processes : the first decomposes complex tasks into elementary tasks, and the second assigns these elementary tasks to mobile robots for real-time execution. Since the distribution of elementary tasks is NP-hard, we recommend approximate solutions. A fuzzy system called Fuzzy Decision Making for Task Selection (FDM-TS) is proposed to solve this problem using fuzzy logic. This system allows robots to autonomously choose the tasks they will perform in the future. The approach uses two cascading fuzzy systems : the first calculates the robot's utility, and then activates the second fuzzy system to calculate the task's utility. By using the fuzzy decision system's output in our model, each robot can autonomously decide which tasks to perform. The results of a simulation involving mobile robots transporting goods demonstrate the effectiveness of this fuzzy decision-making approach.

Keywords : Mobile Robots, Heterogeneous Distributed Multi-Robot Systems, Task Assignment, Precision, Utility, Fuzzy Decision-Making

Table des matières

Introduction Générale	1
Contributions	3
1 Les Systèmes Multi-Robots (SMR)	6
1.1 Robot mobile	6
1.1.1 Aperçue historique	6
1.1.2 Exemples d'applications	8
1.1.3 Les plates formes de robot mobile	9
1.2 Robot mobile autonome	11
1.2.1 Types de navigation	12
1.3 Les systèmes Multi-Robots mobiles (SMRM)	18
1.3.1 Utilisation des systèmes multi-robots	18
1.3.2 Caracteristiques propres aux systemes multi-robot mobiles	20
1.3.3 Motivations d'utilisation du système multi-robots (SMR)	22
1.3.4 Les type des systèmes multi-robots	23
1.3.5 Robotique collectives et intelligence artificielle	23
1.3.6 Les types d'interaction dans les systèmes multi-robots	28
1.3.7 Architectures de contrôle : cognitive et réactive	39
1.4 conclusion	40
2 Problématique de coopération émergente dans un système multi-robot	42
2.1 Contex du travail de thèse	43
2.1.1 Introduction au concept d'émergence	43
2.1.2 Emergence de la coopération :	45
2.2 Problématiques de coopération dans SMRM	48
2.2.1 Formes de coopération	49
2.2.2 Tâche coopérative interactive	51
2.2.3 Planification dans SMRM	55
2.2.4 Problématique de Planification des tâches	57
2.2.5 Les mécanismes décisionnels pour l'allocation de tâches dans SMRMH. 62	
2.3 Conclusion	70
3 État de l'art sur les approches d'allocation de tâches dans les SMRM	72
3.1 Allocation de Tâches dans SMR	73
3.1.1 Principaux aspects de classification du problème d'allocation de tâches dans SMRM	73
3.1.2 Taxonomies des approches d'allocation de tâches	76
3.1.3 La fonction d'utilité	80
3.2 Les approches d'allocation de tâches	81

3.2.1	La complexité des approches dans l'allocation de tâches	81
3.2.2	Allocation émergente	83
3.3	Conclusion	97
4	<i>Les stratégies d'allocation de tâches proposée dans les SMRMH.</i>	98
4.1	Description du modèle coopératif émergent	99
4.1.1	Formulation du problème	100
4.1.2	Le modèle (STM RDH)	102
4.1.3	Représentation de la décomposition de tâches complexes	102
4.1.4	Sélection de tâches dans des systèmes multi-robots distribués hétérogènes (STM RDH).	104
4.2	Approche proposée	111
4.2.1	Prise de Décision dans l'Exécution de Tâches Simples. PD-ETS. (stratégie simple)	111
4.2.2	Prise de décision floue dans la sélection des tâches (PDF-ST)	113
4.2.3	Algorithmes de prise de décision floue (PDF-ST)	121
4.3	Conclusion	123
5	<i>Simulation et validation expérimentale du modèle STM RDH</i>	125
5.1	Architecture du modèle (STM RDH)	126
5.2	Experimentation du modèle STM RDH	127
5.2.1	Le scénario suivi dans le modèle STM RDH	127
5.2.2	Environnement de simulation réaliste	128
5.2.3	Cycle de décision pour accomplir une tâche complexe	129
5.3	L'analyse des résultats	132
5.4	Comparaison des résultats entre deux approches : STM RDH vs. ADTP	136
5.5	Conclusion	139
	Bibliographie	144

Table des figures

1.1	Robot tortue l'un des premiers robots mobiles	7
1.2	Le robot Beast un des robots plus complexe	7
1.3	Un robot utilisait des capteurs	7
1.4	Le robot appelé le Stanford Cart date	8
1.5	petite robot	8
1.6	La robotique de services Hospitalier	8
1.7	La robotique de loisir (jouets, robot compagnon)	9
1.8	La robotique industrielle ou agricole	9
1.9	La robotique en environnement dangereux	9
1.10	Des plats formes de robots catégorie de classer holonome	10
1.11	Exemple des robots classer holonome	10
1.12	Présentation des robots de type voiture classer non holonome	11
1.13	L'interaction automatique d'un robot de manière rationnelle avec son environnement	12
1.14	Les différents stratégies de navigation	13
1.15	Illustration des architectures classiques des contrôleurs pour les robots mobiles : Délibérative (A), Réactive (B) et Hybride (C) (Voir le texte pour la description détaillée).	15
1.16	Contrôle cognitif versus réactif (Adouane, 2005)	17
1.17	Robots utilisés dans des missions commerciales	18
1.18	Robots utilisés dans des missions militaires	19
1.19	Robots utilisés dans des tâches civiles, y compris des opérations de sauvetage en mer	20
1.20	La 1er image montre la quete de nourriture des fourmis en essaims. La 2ème image montre la taille du robot Alice, développé par Gilles Caprari et Roland Sigwart à l'École Polytechnique Fédérale de Lausanne. Elle peut être comparée à une certaine fourmi – ici l'ouvrière <i>Dinoponera gigantea</i>	26
1.21	Ces robots, développés au MIT et appelés « R1 », tentent de rechercher et de collecter des palets éparpillés sur la table.	27
1.22	Une classification possible de la coordination dans le SRM	31
2.1	L'image ullistre la compréhension du phénomène déemergence.	43
2.2	Accomplissement d'une tâche dans un système multi-robots	51
2.3	Processuse de planification de tâches	56
2.4	Illustration de décomposition d'une tâche complexes en tâches composées simples et tâches élémentaires	60
2.5	Illustration montrant la répartition des tâches entre robots hétérogène.	61
2.6	Principaux mécanismes de coordination d'allocation de tâches.	64

2.7	L'auto-organisées de fourmis	68
2.8	Alice	69
2.9	foot	70
3.1	Ensemble de Robots mobiles dans un environnement Z	74
3.2	Ensemble de tâches de Robots mobiles dans un environnement Z	74
3.3	Méthodes de planification multi-robot	75
3.4	Exemples des Modèles de résolution le problème de l'attribution de tâches	76
3.5	Taxonomis MRTA de (Gerkey <i>et al.</i> , 2004)	76
3.6	Mono-Tâche Robot vs Multi-Tâches Robot	77
3.7	Mono-Robot Tâche vs Multi-Robot Tâches	78
3.8	classification des approches d'allocation de tâches	83
3.9	Classification de méthodes approximatives pour l'allocation de tâches multi-robots.	92
4.1	Aperçu schématique du modèle de Sélection de Tâches dans des Sys- tèmes Multi-Robots Distribués Hétérogènes.	101
4.2	Les processus du modèle (STM RDH)	102
4.3	Décomposition d'une tâche complexe en 3 niveaux	103
4.4	illustre l'importance de calculer l'utilité de chaque robot en fonction de sa capacité concernant les tâches simples t_i qui le satisfont.	107
4.5	Estimation des erreurs dans l'exécution de tâches complexes	116
4.6	Observation du type de tâche simple type t_i	116
4.7	Utilitaire de Robot	116
4.8	Utilitaire de Robot	119
4.9	Observation sur la densité de robots actifs	119
4.10	Utilitaire de Future tâches	119
5.1	Estimation des erreurs dans l'exécution de tâches complexes	126
5.2	Binary environment occupancy networks (see online version with co- lors).	129
5.3	Description of robot behavior combination.	131
5.4	Résultats de la simulation du modèle : comparaison entre la stratégie simple $E(T)$ et la stratégie PDF-ST.. . . .	134
5.5	Résultats des tests en augmentant le nombre de tâches complexes : com- paraison entre la stratégie simple $E(T)$ et la stratégie PDF-ST.	135
5.6	Résultats des tests avec l'augmentation du nombre de robots : comparai- son entre la stratégie simple $E(T)$ et la stratégie PDF-ST.. . . .	135
5.7	Résultats de comparaison entre STM RDH et ADTP en termes de préci- sion des erreurs et de temps d'achèvement des tâches.	138
5.8	Comparaison des résultats entre STM RDH et ADTP en termes de temps d'exécution des tâches et d'augmentation de NB_r	139

Liste des tableaux

3.1	Montre des exemples de la taxonomie (MRTA de (Gerkey et Mataric :, 2002))	96
4.1	Variables du premier système (SF-UR).	117
4.2	Les Règles d'inférence du SF-UR.	117
4.3	Variables d'entrée du deuxième système SF-UT.	120
4.4	Les Règles d'inférence du SF-UT.	120
5.1	Les résultats expérimentaux comparant la stratégie simple à la prise de décision floue..	133
5.2	Comparaison des résultats de simulation entre le modèle (ADTP) dans les systèmes multi-robots homogènes et le modèle (STMRDH) dans les systèmes multi-robots hétérogènes.	137

Introduction générale

L'évolution rapide de la robotique a donné naissance à des systèmes de plus en plus sophistiqués, capables de relever des défis complexes dans divers domaines, tels que l'exploration spatiale, la surveillance environnementale, la logistique, et les opérations de sauvetage. Les robots autonomes jouent un rôle essentiel dans ces applications, avec une importance croissante accordée aux systèmes multi-robots hétérogènes. Contrairement aux systèmes traditionnels composés de robots homogènes aux capacités identiques, les systèmes robotique hétérogènes sont constitués de robots aux caractéristiques variées, offrant une flexibilité accrue pour répondre à des missions diversifiées en exploitant les forces spécifiques de chaque robot.

L'un des principaux avantages des systèmes robotiques hétérogènes est leur capacité à optimiser la performance globale du système en répartissant les tâches selon les compétences spécifiques de chaque robot. Toutefois, cette hétérogénéité engendre des défis significatifs en matière de coordination, d'allocation des ressources et de gestion des tâches. La coopération émergente entre robots dans ces systèmes est essentielle pour surmonter ces défis. Cette coopération repose sur une décomposition de tâches complexe, permettant de diviser les missions en sous-tâches plus spécifiques et de les attribuer aux robots les mieux adaptés, en fonction de leurs capacités individuelles.

Pour intégrer efficacement ces robots dans un système hétérogène, il est nécessaire d'adopter une approche multidisciplinaire. Celle-ci combine des stratégies avancées de coopération, des algorithmes d'optimisation, et des techniques de communication robustes. Cette approche favorise non seulement l'amélioration de l'efficacité du système, mais aussi une meilleure résilience face aux imprévus et aux environnements dynamiques.

Dans cette perspective, la coopération dans les systèmes robotiques peut être réalisée de manière centralisée ou décentralisée. La coopération centralisée repose sur une

autorité centrale qui coordonne la répartition des tâches en utilisant une vue d'ensemble du système, mais peut présenter des limites en termes de scalabilité et de réactivité dans des environnements dynamiques. À l'inverse, la coopération décentralisée distribue la prise de décision parmi les robots eux-mêmes, offrant une flexibilité accrue et une meilleure adaptabilité aux changements rapides de l'environnement tout en préservant une autonomie élevée pour chaque robot.

Problématiques

La problématique de notre étude porte sur la conception et l'optimisation de stratégies de coopération dans les systèmes multi-robots hétérogènes (SMRH). Ces systèmes, composés de robots aux capacités et caractéristiques variées, offrent une flexibilité accrue et une meilleure performance globale lorsqu'ils sont correctement orchestrés. Cependant, cette hétérogénéité pose des défis complexes, notamment en matière de coordination, d'allocation des tâches et de gestion des ressources.

Le contrôle décentralisé, qui permet à chaque robot de prendre des décisions autonomes en fonction de ses propres capacités et des informations locales, se présente comme une solution prometteuse pour surmonter ces défis. Cependant, il reste à démontrer comment ce type de contrôle peut être optimisé pour favoriser une coopération émergente efficace entre les robots, surtout lorsque les tâches à accomplir sont complexes et nécessitent une décomposition en sous-tâches adaptées aux compétences spécifiques de chaque robot.

Ainsi, la problématique centrale de cette étude est de déterminer comment concevoir et mettre en œuvre des stratégies de coopération émergentes, basées sur la décomposition des tâches complexes, qui maximisent l'efficacité et la résilience des SMRH dans des environnements dynamiques et incertains. Cette investigation vise à répondre aux questions suivantes :

1. Comment structurer la décomposition des tâches pour qu'elle soit à la fois adaptable aux capacités hétérogènes des robots et efficace en termes de coopération émergente?
2. Quelles sont les meilleures pratiques pour assurer une allocation des sous-tâches

qui optimise la performance globale du système tout en maintenant une autonomie élevée pour chaque robot ?

3. Quels algorithmes et mécanismes de décision décentralisée permettent d'atteindre un équilibre optimal entre coopération et autonomie dans des contextes où les conditions de l'environnement peuvent changer rapidement ?

L'objectif de notre étude est donc de répondre à ces questions en explorant des approches de coopération émergentes basées sur la décomposition des tâches complexes, afin de proposer des solutions robustes et efficaces pour les SMRH dans des environnements dynamiques et incertains.

Contributions

Dans cette thèse, nous présentons un mécanisme de sélection de tâches appelé Sélection de Tâches dans les Systèmes Multi-Robots Distribués Hétérogènes (STMRDH), conçu pour améliorer l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots hétérogènes (SMRH), notamment dans des environnements dynamiques et incertains. L'objectif central est de décomposer les tâches complexes en sous-tâches spécifiques, tout en intégrant la logique floue pour permettre une prise de décision autonome par les robots. Cette approche permet aux robots de transformer les informations collectées en variables linguistiques, leur offrant ainsi une capacité de raisonnement semblable à celle des humains.

En termes de contributions, nous proposons un cadre de décomposition hiérarchique des tâches au sein du modèle STMRDH, qui permet une répartition optimisée des sous-tâches. La répartition des sous-tâches en fonction des capacités des robots dans ce modèle favorise une coopération autonome et émergente entre les robots, sans nécessiter de communication explicite. Nous facilitons ce processus grâce au système FDM-TS, qui utilise des algorithmes de logique floue dans un processus de prise de décision modulaire et adaptable, en se basant sur des variables telles que l'observation du type de tâche incomplète, la densité des robots actifs et l'estimation de l'utilité future de la tâche. Ce processus se déroule en deux étapes : le Système Flou d'Utilité pour

Robot (SF-UR) et le Système Flou d'Utilité des Tâches (SF-UT), qui ajustent et priorisent les tâches en fonction des conditions observées et des capacités des robots. Cette contribution était une étude publiée dans :

- Khelifa, R., Hamza, T., Fatma, B. (2025). Fuzzy task assignment in heterogeneous distributed multi-robot system. *Artificial Intelligence Review*, 58(1), 1-33.
- Khelifa, R., Hamza, T. et Fatma, B. (2024). Efficiency of fuzzy task assignment in heterogeneous multi-robot system. *Journal of Control Engineering and Applied Informatics*, 26(3) :61–72

Nous avons également eu une contribution antérieure dans ce contexte, représentée par une étude sur la sélection de tâches dans les systèmes multi-robots qui a été présentée lors d'une communication internationale

- Khelifa, R., Hamza, T. et Fatma, B. (2022). Fuzzy decision-making for task selection in multi-robots systems . In *International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing (ICAISC) held in Krakow, Poland*.

Structure de la thèse

Cette thèse explore l'évolution de la robotique et l'importance croissante de l'autonomie et de la coopération dans les systèmes multi-robots pour accomplir des tâches complexes. L'objectif principal est d'optimiser l'allocation des tâches dans des systèmes hétérogènes en utilisant une approche décentralisée basée sur la logique floue pour améliorer la coopération et l'efficacité dans SMR.

La thèse est structurée comme suit :

Chapitre 1 : Généralités sur la robotique et les systèmes multi-robots

Ce chapitre présente l'évolution historique de la robotique, les caractéristiques des robots autonomes et l'importance des systèmes multi-robots. Il introduit les concepts de coopération et d'auto-organisation nécessaires pour accomplir des tâches complexes, positionnant ainsi la thèse dans le contexte des recherches actuelles.

Chapitre 2 : Problématiques et enjeux dans les systèmes multi-robots

Nous abordons le concept d'émergence dans les systèmes multi-robots, en examinant les défis de la coopération, de la coordination et de l'auto-organisation. Le chapitre

souligne les problématiques spécifiques à l'allocation des tâches, notamment pour les robots hétérogènes, et les besoins en architectures de planification adaptées.

Chapitre 3 : État de l'art sur l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots

Ce chapitre passe en revue les diverses approches d'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots, y compris les stratégies centralisées et décentralisées. Il examine les défis actuels comme la scalabilité et la coordination, tout en discutant des perspectives de recherche sur la coopération émergente et l'allocation distribuée.

Chapitre 4 : Contributions méthodologiques pour l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots hétérogènes

Dans ce chapitre, nous introduisons le modèle STMRDH, qui intègre la décomposition des tâches complexes en sous-tâches spécifiques, et utilise la logique floue pour optimiser l'allocation des tâches dans des systèmes multi-robots hétérogènes. Les algorithmes de prise de décision floue, tels que le PDF-ST, permettent aux robots d'adapter leurs actions en temps réel sans communication explicite, tout en tenant compte de la diversité des capacités des robots.

Chapitre 5 : Évaluation expérimentale et comparaison des modèles d'allocation des tâches

Le chapitre compare les stratégies d'allocation des tâches simples et celles basées sur la logique floue, démontrant que cette dernière est plus efficace en termes de gestion des ressources et de temps d'exécution. La comparaison des modèles STMRDH et ADTP montre que STMRDH est supérieur, surtout avec un grand nombre de robots.

Conclusion générale

Dans cette conclusion, nous synthétisons les contributions méthodologiques et expérimentales de la thèse, en soulignant les avancées réalisées dans l'optimisation de l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots hétérogènes. Nous discutons des implications pratiques de nos résultats, en considérant les applications potentielles dans le domaine de la robotique multi-robots. Enfin, nous identifions les limites de notre étude et proposons des perspectives de recherche pour continuer à améliorer l'efficacité et la coopération dans ces systèmes complexes.

Chapitre 1

Les Systèmes Multi-Robots (SMR)

Dans ce chapitre, nous présenterons l'état de l'art des systèmes de robots mobiles, en illustrant les types et les classifications les plus importants des architectures de contrôle pour lesquelles ils sont conçus. Outre des généralités sur les systèmes robotiques collectifs, sur laquelle notre étude se concentre davantage, et les caractéristiques qui les distinguent. Eu égard aux objectifs et aux travaux réalisés dans ce domaine.

1.1 Robot mobile

De manière générale, le terme "robots mobiles" désigne l'ensemble des machines équipées d'une base mobile. Il est souvent utilisé pour décrire les robots à roues. Cependant, les robots mobiles se distinguent principalement par leur mode de locomotion, qu'ils soient terrestres, sous-marins ou aériens. Un robot mobile est une machine dotée de capacités perceptives et décisionnelles, lui permettant d'agir de manière autonome en fonction de sa perception de l'environnement.

1.1.1 Aperçue historique

- En 1920, le terme "robot" apparaît pour la première fois dans la pièce de théâtre R.U.R. (Rossum's Universal Robots) de Karel Kapek .

- Dans les années 1950, les tortues, l'un des premiers robots mobiles, sont développées par le neurophysiologiste William Grey Walter à l'Institut de neurologie de Bristol (Figure 1.1). Ces robots utilisaient quelques composants analogiques et possédaient des fonctions simples, telles que se diriger vers une source lumineuse ou s'arrêter devant un obstacle, dans un environnement entièrement préparé.

- Dans les années 1960, des robots plus complexes apparaissent, capables d'accom-

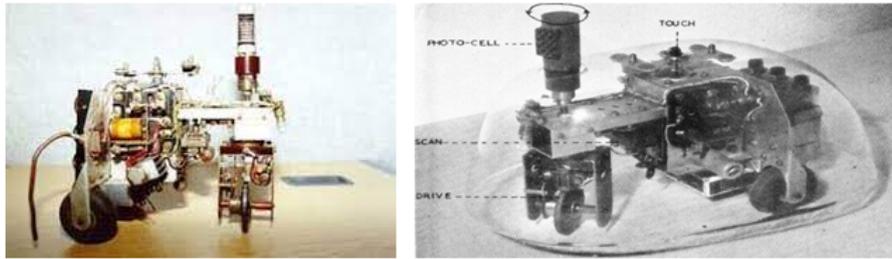


FIGURE 1.1 – Robot tortue l'un des premiers robots mobiles

plir des tâches similaires. Par exemple, le robot "Beast" (Figure 1.2) de l'université Johns Hopkins, pouvait se déplacer au centre des couloirs à l'aide de capteurs ultrasonores et cherchait des prises électriques.



FIGURE 1.2 – Le robot Beast un des robots plus complexe

- En 1967, le lien entre la recherche en intelligence artificielle et la robotique se renforce avec Shakey (Figure 1.3), le premier robot mobile contrôlé par ordinateur, développé par le Stanford Research Institute. Ce robot utilisait des capteurs tels qu'un télémètre à ultrasons et une caméra.



FIGURE 1.3 – Un robot utilisait des capteurs

- À la fin des années 1970, un robot appelé Stanford Cart (Figure 1.4) a été fabriqué. En 1977, le robot Hilare est construit par le LAAS.

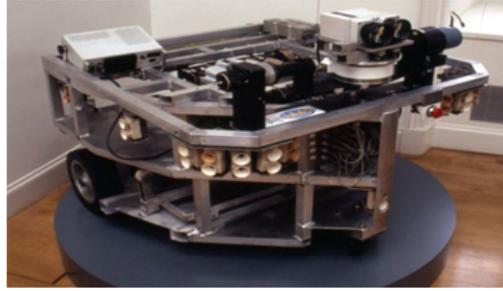


FIGURE 1.4 – Le robot appelé le Stanford Cart date

- À partir des années 1990, une nouvelle approche robotique basée sur la perception est appliquée, permettant de passer de grands robots à des robots plus petits, plus réactifs et mieux adaptés à leur environnement (Figure 1.5). Ces robots, développés par Rodney Brooks (Filliat, 2011).



FIGURE 1.5 – petite robot

1.1.2 Exemples d'applications

Dans le domaine de la robotique mobile, de nombreuses perspectives de développement existent aujourd'hui, avec des applications variées dans des secteurs tels que le commerce, la gestion, et la recherche...etc. citons :



FIGURE 1.6 – La robotique de services Hospitalier



FIGURE 1.7 – La robotique de loisir (jouets, robot compagnon)



FIGURE 1.8 – La robotique industrielle ou agricole



FIGURE 1.9 – La robotique en environnement dangereux

1.1.3 Les plates formes de robot mobile

Il existe de nombreux types de bases mobiles utilisées en robotique, en particulier les plates-formes mobiles au sol pour l'environnement intérieur. Dans le cas de robot à roues, une plate-forme est dite holonome lorsque que le nombre de degrés de libertés contrôlables est égal au nombre total de degrés de liberté. Un robot se déplaçant dans

un plan possède trois degrés de liberté indépendants (deux translations et une rotation) (Filliat, 2011)

- Une translation pour avancer ou reculer
- Une translation vers la droite ou la gauche
- Une rotation de tourner vers la droite ou vers la gauche

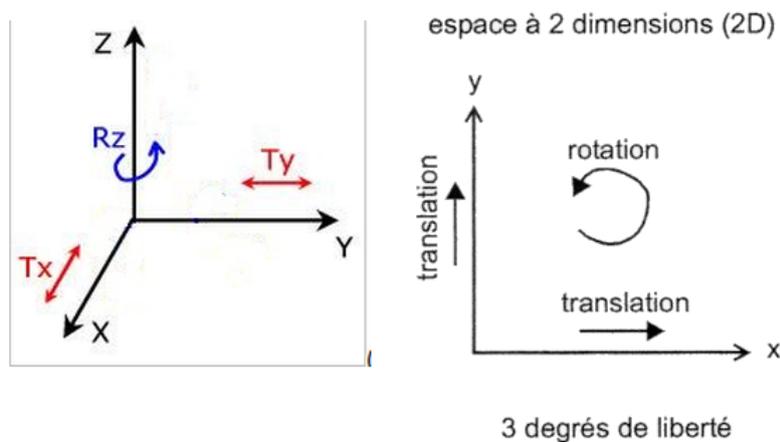


FIGURE 1.10 – Des plats formes de robots catégorie de classer holonome

Des plats formes de robots entre dans les la première catégorie classer holonome (figure¹ 1.10) comme : Les plates-formes différentielles et Les plates-formes omnidirectionnelles. Les plates-formes à pattes.

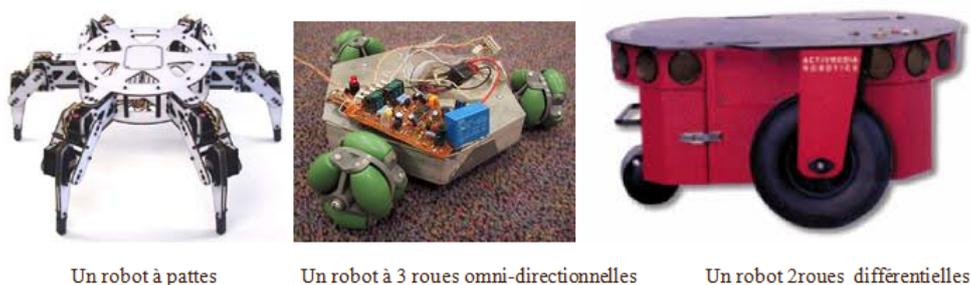


FIGURE 1.11 – Exemple des robots classer holonome

Autres plates formes non holonome, dans le cas de deux degrés de liberté telles que les voiture (figure² 1.11).

1. <https://intelligence-artificielle-robotique.weebly.com/>
2. <https://intelligence-artificielle-robotique.weebly.com/>

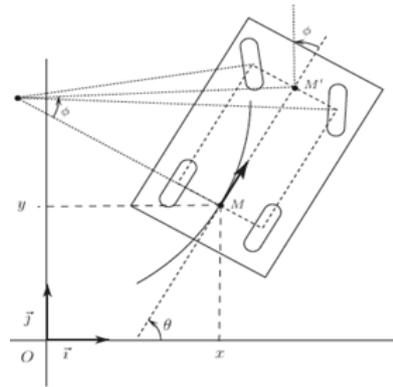


FIGURE 1.12 – Présentation des robots de type voiture classer non holonome

1.2 Robot mobile autonome

Un robot mobile est un agent physique capable d'accomplir des tâches dans son environnement, équipé de systèmes de perception, de décision et d'action. L'objectif est de permettre au robot d'interagir de manière autonome et rationnelle avec son environnement, sans intervention humaine (Latombe, 1991; Abdelmadjid, 2016).

Une machine autonome se définit comme l'intégration d'un système d'intelligence artificielle, associé à des capacités de perception et de modélisation de son environnement ainsi que de son propre état. Elle doit également être capable d'agir en fonction de sa condition et de l'environnement, en suivant le modèle (Percevoir-Décider-Agir) (Reignier, 1994; Abdelmadjid, 2016).

- **Percevoir** : Cette étape consiste à établir un lien entre le robot et son environnement, notamment en ce qui concerne ses déplacements. Son objectif est de fournir et structurer les informations nécessaires pour prendre des décisions sur les mouvements à effectuer. Le robot utilise divers capteurs pour mesurer à la fois son état interne et les caractéristiques de l'environnement dans lequel il évolue.
- **Décider** : Une fois que le robot est capable de percevoir le monde à travers des capteurs visuels, tactiles ou auditifs, il peut alors prendre des décisions sur la manière d'agir. Il doit également apprendre à réagir dans un environnement spécifique, se localiser et cartographier l'espace. L'intégration de toutes ces fonctions cognitives permet au robot de naviguer de manière autonome.
- **Agir** : Cette phase consiste à exécuter les mouvements ou actions décidés par le

système de prise de décision du robot. En fonction de l'action requise, les instructions sont interprétées puis transmises aux différents systèmes d'actionnement pour être mises en œuvre.

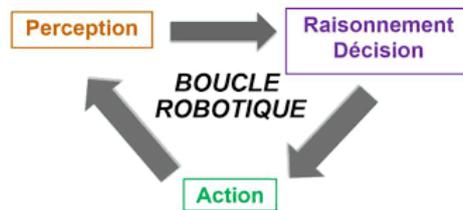


FIGURE 1.13 – L'interaction automatique d'un robot de manière rationnelle avec son environnement

1.2.1 Types de navigation

Selon Levitt et Lawton (1990), la navigation est définie comme l'ensemble des techniques permettant de connaître trois éléments essentiels. Premièrement, il s'agit de déterminer la position (coordonnées) du robot mobile par rapport à un point de référence fixe et précis. Ensuite, il est nécessaire de mesurer le chemin à suivre pour atteindre la cible tout en respectant des contraintes et des normes influencées par divers facteurs, tels que les caractéristiques du robot, l'environnement et la nature de la tâche à accomplir. Enfin, il faut calculer d'autres informations liées au déplacement du robot mobile, telles que la distance, la durée, la vitesse de déplacement et l'heure estimée d'arrivée.

A- stratégies de navigation

Pour qu'un robot mobile atteigne une destination donnée, diverses stratégies peuvent être mises en œuvre. Elles lui permettent de se déplacer vers sa cible en fonction des classifications établies par (Trullier et Meyer, 1997; Trullier *et al.*, 1997). Cette classification distingue les stratégies sans modèle interne des stratégies avec modèle interne et comporte cinq catégories, allant des plus simples aux plus complexes (Filliat, 2011) :

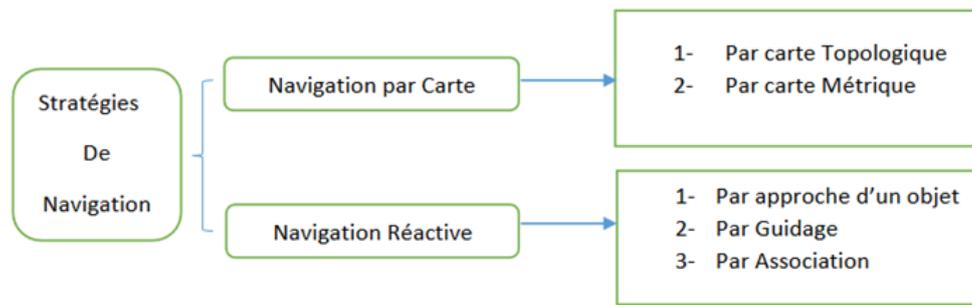


FIGURE 1.14 – Les différents stratégies de navigation

- **Navigation topologique.** contient deux catégories, considérées comme un modèle interne :

1. - Par carte topologique, est un graphe qui permet de calculer différents chemins entre deux lieux arbitraires, décrivant chaque lieu avec un ensemble de caractéristiques spécifiques, qui permettront au robot de le reconnaître. Cependant, ce modèle permet uniquement de planifier des déplacements entre des lieux connus et de suivre des chemins connus.
2. - Par carte métrique, utilisant une représentation géométrique du monde, qui peut être donnée par un utilisateur, ou construite par le robot lui-même. Elle représente une extension de la précédente car elle permet au robot de planifier des chemins au sein de zones inexplorées de son environnement. Elle mémorise pour cela les positions métriques relatives des différents lieux, en plus de la possibilité de passer de l'un à l'autre. Ces positions relatives permettent, par simple composition de vecteurs, de calculer une trajectoire allant d'un lieu à un autre, même si la possibilité de ce déplacement n'a pas été mémorisée sous forme d'un lien

- **La navigation réactive.** contient trois catégories utilisent des actions réflexes pour guider le robot :

1. Approche d'un objet : cette stratégie de base permet de se diriger vers un objet visible depuis la position courante du robot. Elle est en général réalisée par la perception de l'objet. Elle est également utilisé des actions réflexes, dans lesquelles chaque perception est directement associée à une action. C'est une stratégie locale, fonctionne uniquement dans la zone de l'environnement pour laquelle le but est visible. Filiatt2011

2. Navigation par Guidage : cette capacité permet d'atteindre un but qui n'est pas un objet matériel directement visible, mais un point de l'espace caractérisé par la configuration spatiale d'un ensemble d'objets remarquables, ou amers, qui l'entourent ou qui en sont voisins. Elle consiste alors à se diriger dans la direction qui permet de reproduire cette configuration. Cette stratégie utilise également des actions réflexes et réalise une navigation locale qui requiert que les amers caractérisant le but soient visibles. (Filliat, 2011)
3. Navigation par association : cette stratégie est la première capacité réalisant une navigation globale, qui permet de rejoindre un but depuis des positions pour lesquelles ce but ou les amers qui caractérisent son emplacement sont invisibles. Elle requiert une représentation interne de l'environnement qui consiste à définir des lieux comme des zones de l'espace dans lesquelles les perceptions restent similaires, et à associer une action à effectuer à chacun de ces lieux(Filliat, 2011).

B- Architecture de contrôle d'un robot mobile

On peut utiliser la définition de (Arkin, 1998); de l'art de concevoir de telles architecture *Robotic architecture is the discipline devoted to the design of highly specific and individual robots from a collection of common software building blocks.*

Sur la base de cette définition, une architecture doit être conçue pour un robot précis, par l'utilisation des modules génériques. Plus généralement il existe également des règles de conception relativement générales qui permettent de réaliser ces implémentations. En fonction de ces règles, les architectures de contrôle peuvent être classées en trois grandes catégories sont :

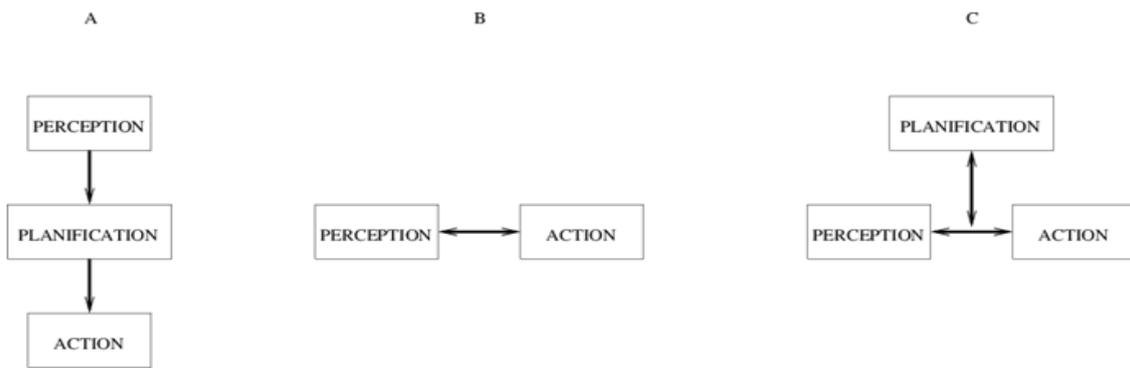


FIGURE 1.15 – Illustration des architectures classiques des contrôleurs pour les robots mobiles : Délibérative (A), Réactive (B) et Hybride (C) (Voir le texte pour la description détaillée).

a-) **Architecture délibérative**

Ces architectures fonctionnent selon un cycle rigide de modéliser les connaissances de l’environnement, planification de l’action, que le robot doit entreprendre. Les méthodes délibératives permettent de calculer au préalable un chemin ou un ensemble de trajectoires en se basant sur une connaissance a priori de l’environnement (Sempé, 2004). En effet, le contrôle de robot mobile introduit les notions de rationalité, d’adaptabilité, de modalisation de l’environnement, etc. Pour cela cette architecture est appelée aussi l’architecture de contrôle cognitive (Dombre et Chatila, 2007).

Le robot commence à traiter les données collectées par ses capteurs. Ensuite, il apprend à connaître les données collectées de son environnement immédiat. Ensuite, il compose une représentation de la scène dans son ensemble, et s’en sert pour composer un plan.

Cette architecture présente des inconvénients en ce qu’elle a rapidement montré ses limites et son incapacité à fonctionner dans un environnement non statique et simplifié à l’extrême. Un autre inconvénient de ces architectures réside dans le fait que les techniques de contrôle des robots mobiles employant ce type d’architecture peuvent être très coûteuses en termes de calcul pour la prise de décision, et donc peu adaptées à des domaines dans lesquels les buts à atteindre sont fréquemment modifiables (Werger, 1999)

b-) **Architectures réactives**

Affronter les limites de l’architecture de contrôle délibérative dans des en-

vironnements dynamiques et inconnus; L'approche interactive a été développée à partir des années 1980 (Seraji et Howard, 2002). Aucune modélisation de l'environnement ou planification d'itinéraire requise à l'avance. C'est l'action immédiatement après la perception (Ye et Wang, 2000). Cette architecture crée des commandes de contrôle basées sur l'environnement actuellement perçu. Ainsi, les robots qui utilisent cette architecture sont généralement efficaces pour la tâche spécifique pour laquelle ils ont été conçus à l'origine, plus précisément dans un environnement dynamique et incertain (Hela Ben, 2018)

Les réussites de ces architectures sont liées au couplage direct entre le module de perception et l'action qui permet une adaptation très rapide des phénomènes dynamiques de l'environnement. Par conséquent, l'architecture réactive démontre une bonne robustesse dans des environnements complexes (Filliat, 2011). Par contre même si ce type d'architecture permet à un robot de réagir en temps réel à de nombreuses situations, les limites sont rapidement atteintes lorsque on confie au robot une suite de tâches à réaliser et qui nécessite une vue globale de l'environnement (Sempé, 2004).

Diriger le robot crée un choix à chaque instant pour activer ses comportements. Ce problème est connu dans la littérature scientifique sous le nom de sélection de l'action. La solution proposée par Brooks (Brooks *et al.*, 1990), l'architecture de subsomption est devenue un classique et utilise une hiérarchie des comportements qui se déclenchent donc selon un ordre de priorité en fonction des perceptions du robot (Filliat, 2011).

Comparaison entre les deux architectures

(Arkin, 1998; Adouane, 2005) ont comparé les caractéristiques des deux types architectures de contrôle. La Figure 1.16 détermine la comparaison entre les deux architectures selon les degrés d'intelligences.

délibérative	<i>réactive</i>
Vitesse de la réponse 	
Capacités prédictives 	
Dépendance à la précision, modèle du monde complet 	
<ul style="list-style-type: none"> • Modélisation explicite de l'environnement • Vitesse de réponse relativement lente dans certains environnements • Haut niveau d'intelligence • Planification sophistiquée et préalable de la tâche. • Peut tenir compte de son passé. 	<ul style="list-style-type: none"> • Absence d'une modélisation explicite. • Fonctionne en temps réel. • Peu ou pas d'intelligence • Fonctionne en stimulus-réponse • Pas de mémoire de son histoire.

FIGURE 1.16 – Contrôle cognitif versus réactif (Adouane, 2005)

c-) Architectures hybrides

Cette approche combine l'aspect de temps réel et la rapidité des réponses retrouvées dans l'approche réactive dans des environnements dynamiques ou inconnus, et l'efficacité de la planification de l'approche délibérative. L'architecture hybride a été initialement développée par (Arkin, 1998) et (Murphy, 2000).

L'architecture de contrôle hybride a été développée pour présenter de nouvelles approches pour obtenir des systèmes de contrôle de supervision qui utilisent des architectures de contrôle réactives et délibératives (Minguez et Montano, 2005), (Du *et al.*, 2007).

Les architectures hybrides cherchent à capitaliser sur les avantages des deux approches précédentes en fournissant une réaction de bas niveau (planification des actions pour éviter les obstacles) et un contrôle délibérative de haut niveau (planification des tâches). Il s'agit d'un système de commande basé capteur pour la navigation des robots mobiles sans collision dans des environnements inconnus, encombrés et dynamiques.

1.3 Les systèmes Multi-Robots mobiles (SMRM)

À la fin du dernier siècle, l'idée d'utiliser un groupe de robots mobiles dans un environnement a émergé parmi de nombreux chercheurs en robotique. Ces robots évoluent dans un environnement spécifique, inspiré de la nature, où des créatures opèrent en groupe, coopérant pour accomplir des tâches souvent complexes. Par exemple, au début des années 1990, des travaux ont exploré des robots mobiles collecteurs d'objets (Beckers.R *et al.*, 2000a). Les auteurs (Brooks *et al.*, 1990; Caloud *et al.*, 1990; Fukuda *et al.*, 2003; Mataric.M.J, 1992) ont particulièrement étudié les systèmes multi-robots mobiles (SMRM) dans le cadre de tâches coopératives. Plus récemment, de nombreux robots mobiles autonomes ont été proposés pour divers domaines, comme nous le verrons dans la prochaine section dédiée aux applications de ces systèmes.

1.3.1 Utilisation des systèmes multi-robots

Domaines d'application de la robotique Multiples

□ Domaines industriels et commerciaux

Les robots ont été intégrés dans les chaînes d'assemblage industrielles, où des équipes de robots sont utilisées pour le transport de marchandises au sein des usines de fabrication et la gestion des entrepôts, entre autres.

Par exemple, la société Amazon utilise des robots pour optimiser la gestion de ses entrepôts :



FIGURE 1.17 – Robots utilisés dans des missions commerciales .

Amazon a été un pionnier dans l'intégration de robots au sein de ses centres de distribution. En 2011, la société a commencé à déployer 1 300 robots de Kiva Systems, une start-up robotique de Boston. En raison de son intérêt pour cette

technologie, Amazon a acquis Kiva Systems en 2012. Aujourd'hui, environ 15 000 robots Kiva sont répartis dans dix entrepôts³.

Actuellement, Amazon développe un nouveau type de robot destiné à effectuer des tâches de picking, qui sont actuellement réalisées par des employés. Depuis des années, la société de Jeff Bezos automatise progressivement ses entrepôts afin d'améliorer sa productivité et de gérer l'augmentation continue des commandes en ligne. À l'heure actuelle, près de 14 % des 185 centres logistiques d'Amazon sont partiellement robotisés. La majorité de ces robots sont des chariots automatisés, chargés de transporter les produits jusqu'aux employés en charge de la préparation des colis. Cependant, Amazon s'attèle désormais au développement de robots capables d'intervenir lors de la phase de tri et de mise en boîte, connue sous le nom de "picking".⁴

- **Domaine militaire** Les robots sont de plus en plus présents dans le secteur militaire. Actuellement, on observe des équipes de robots mobiles, discrètes et équipées de nombreux capteurs, qui sont idéales pour des missions d'espionnage. On trouve également des équipes de robots conçus pour détecter et désamorcer des mines antipersonnel, ainsi que pour des missions d'exploration spatiale, ..etc⁵.

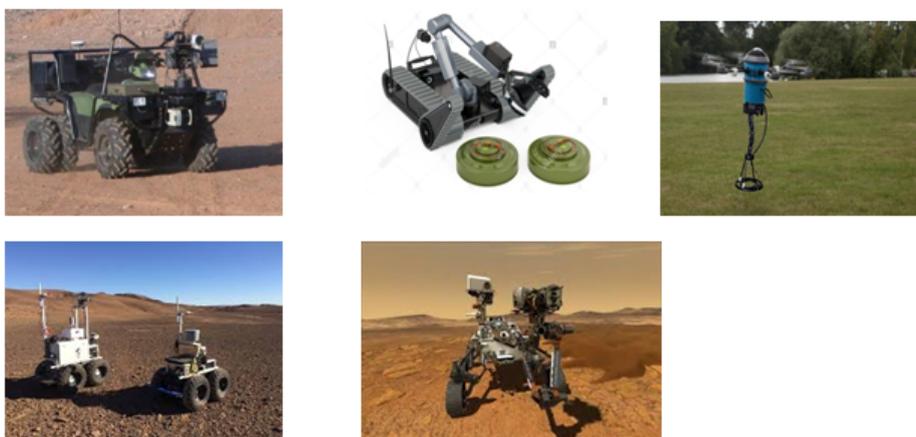


FIGURE 1.18 – Robots utilisés dans des missions militaires

3. <https://www.affde.com/fr/Will-Robots-Take-Over-Ecommerce-Warehouses.html>

4. www.usine-digitale.fr/article/amazon-developpe-de-nouveaux-robots-pour-automatiser-le-picking-dans-ses-entrepots.N754669

5. <https://intelligence-artificielle-robotique.weebly.com/>

□ **Utilisation civile**

De plus en plus de tâches sont confiées aux robots. Ils servent à remplacer les personnes qui sont chargées de tâches civiles complexes (Nettoyer la ville, Mission de sauvetage de la population, s'occuper des lieux publics...) (la-robotique-actuelle)

Un exemple de sauvetage en mer Lorsqu'une catastrophe telle qu'un naufrage est signalée, une équipe robotique multi-robots est déployée en mer pour collecter des données et effectuer des opérations de sauvetage. Une équipe de recherche et de sauvetage automatisée (SAR : Vigil R6-WT Airborne UAV pendant la mission SAR) est Airborne sur un véhicule aérien sans pilote (UAV) pour collecter des données, déterminer l'emplacement et obtenir une perception plus précise de l'environnement à l'aide de capteurs et de caméras de surveillance⁶.



FIGURE 1.19 – Robots utilisés dans des tâches civiles, y compris des opérations de sauvetage en mer

1.3.2 Caractéristiques propres aux systèmes multi-robot mobiles

Les utilisations susmentionnées se situent dans des domaines variés en raison des caractéristiques qui distinguent ces multiples systèmes de robots mobiles, notamment :

1. Collaboration : Les robots d'un système multi-robot doivent être capables de travailler ensemble de manière coordonnée pour atteindre un objectif commun. Cela nécessite des mécanismes de communication et de coordination.
2. Distribution : Les robots dans un système multi-robot sont souvent répartis dans un espace ou une zone de travail, ce qui peut nécessiter des capacités de localisation et de navigation pour éviter les collisions et se déplacer efficacement.

6. <https://intelligence-artificielle-robotique.weebly.com/>

3. Hétérogénéité : Les robots au sein d'un système multi-robot peuvent avoir des capacités, des tailles, des vitesses et des fonctions différentes. La gestion de cette hétérogénéité est un défi important.
4. Flexibilité : Les systèmes multi-robot doivent être flexibles pour s'adapter à des environnements changeants ou à des tâches variables. Cela peut nécessiter des capacités d'adaptation et d'apprentissage.
5. Redondance : La redondance des robots dans un système multi-robot peut permettre de compenser les pannes ou les erreurs individuelles. Les systèmes multi-robot peuvent être plus robustes que les systèmes mono-robot.
6. Communication : Les robots doivent être capables de communiquer entre eux pour échanger des informations, coordonner leurs actions et partager des données importantes.
7. Planification multi-agent : La planification pour les systèmes multi-robot consiste à déterminer comment chaque robot doit agir pour atteindre l'objectif global tout en évitant les conflits et en optimisant les performances.
8. Sécurité : Les systèmes multi-robot doivent être conçus pour éviter les collisions et les situations dangereuses, en particulier lorsque les robots interagissent avec des êtres humains ou des objets sensibles.
9. Scalabilité : Les systèmes multi-robot doivent être conçus pour fonctionner efficacement avec un nombre variable de robots, de quelques unités à des centaines, voire des milliers, en fonction des besoins de la tâche.
10. Gestion de la coordination : La coordination des robots peut être réalisée de manière centralisée (avec un contrôleur central) ou décentralisée (avec des algorithmes de coordination distribuée). Le choix dépend des besoins spécifiques de la tâche.

1.3.3 Motivations d'utilisation du système multi-robots (SMR)

L'utilisation d'une équipe de robots intégrant certains concepts sociaux, plutôt que de se limiter à un robot unique, peut considérablement améliorer les capacités des systèmes robotiques. La coordination de plusieurs robots au sein d'un même système, bien que réalisable, reste un défi complexe. Une équipe de robots peut être comparée à des groupes d'individus partageant un objectif commun, tels qu'une équipe sportive ou de travail, capables de collaborer et de se soutenir mutuellement. Plus précisément, la coopération entre plusieurs robots dans un système devrait offrir les avantages suivants (Beaudry, 2008) :

- Le temps nécessaire pour accomplir une tâche donnée peut souvent être réduit en le répartissant entre plusieurs robots. Ceci est particulièrement valable pour les tâches facilement dégradables (Mataric et J, 1994).
- Certaines tâches ne peuvent pas être effectuées par des robots uniques et nécessitent la mise en commun des ressources de plusieurs robots ; Ils font partie de robots d'équipe collaboratifs (Correll et al, 2005; Kube.C et Ronald, 1997).
- Ajouter des robots à un groupe existant. Augmente les performances du système collectif, y compris l'extension et/ou l'amélioration de l'ensemble de tâches : un groupe de robots peut être en mesure d'accomplir de nouvelles tâches ou même d'améliorer des tâches déjà terminées.
- Tolérance aux pannes : un groupe de robots peut continuer à fonctionner même si des pannes surviennent au sein d'un ou plusieurs robots du groupe. Par exemple, un robot en panne peut être remplacé dans l'accomplissement de ses tâches (Beaudry, 2008).
- Réduction des coûts : Bien que ce point ne soit pas toujours correct, il peut être possible de développer un ensemble de robots relativement simples à moindre coût par rapport à un seul robot plus complexe, afin d'effectuer le même ensemble de tâches (Beaudry, 2008).
- Grâce à tous ses systèmes perceptifs, l'hétérogénéité des robots améliore la maîtrise de l'environnement .De plus, ce contraste permet à chaque robot d'effectuer des visualisations spécialisées basées sur ses capteurs. (Hamza, 2021).

- Un groupe de robots a plus de ressources qu'un robot individuel. Par exemple, un groupe peut travailler sur plusieurs fronts simultanément (ou utiliser directement le plus grand nombre de capteurs disponibles) pour explorer plus efficacement un environnement inconnu(Hamza, 2021).

De cela et de ce qui a été mentionné dans les sections précédentes, on peut dire que l'utilisation de systèmes robotiques mobiles est possible dans plusieurs domaines, offrant des avantages, qui peuvent fournir des capacités nouvelles et importantes par rapport aux solutions traditionnelles utilisées pour un seul robot. Aussi dans les systèmes robotiques mobiles, on peut dire que l'inclusion d'autres robots dans un système unifié facilite l'exécution de tâches complexes de manière performante dans un environnement.

1.3.4 Les type des systèmes multi-robots

- **Un système multi-robot homogène** est constitué d'un groupe de robots dont les capacités physiques et comportementales sont identiques(Dahl *et al.*, 2009), ainsi que leur matériel et logiciel (Verma.Janardan.Kumar et Ranga.Virender, 2021). Ces robots doivent coopérer pour accomplir des tâches telles que soulever, transporter, pousser et installer des objets, des actions qu'un robot seul ne pourrait pas réaliser.
- **Les systèmes de robots multiples hétérogènes** quant à eux, regroupent des robots différents. Ces différences peuvent se situer au niveau des logiciels, du matériel (capacités distinctes), ou des deux (Verma.Janardan.Kumar et Ranga.Virender, 2021). Par exemple, une équipe peut inclure à la fois des robots statiques et des robots mobiles. Dans une tâche de déplacement, les robots statiques équipés de manipulateurs peuvent soulever un objet, tandis que les robots mobiles sont chargés de le transporter (L. ZINEB, 2015).

1.3.5 Robotique collectives et intelligence artificielle

L'évolution de l'intelligence artificielle (IA) au cours des dernières décennies a donné naissance à diverses approches, classées en plusieurs grandes catégories telles que l'approche symbolique (logique, représentation des connaissances), la neuro-informatique,

les méthodes évolutionnaires, ainsi que les approches bio-inspirées. Ces dernières, introduites dans les années 1980, ont apporté des contributions significatives au domaine (Simonin, 2010).

- Les systèmes intelligents s'intègrent de plus en plus dans la réalité, interagissant directement avec les humains : cela inclut l'évolution vers des systèmes multi-robots, des robots humanoïdes, des habitats intelligents et des réseaux de capteurs.
- L'approche symbolique se révèle insuffisante pour représenter des problèmes enracinés dans des contextes réels et dynamiques.
- Les systèmes et les problématiques deviennent de plus en plus complexes et distribués à travers des réseaux interconnectés (machines, robots, Web).

Dans les années 1980, Marvin Minsky, dans son livre *La société de l'esprit* (1988), présente un concept fondamental de l'intelligence artificielle moderne : l'intelligence humaine est constituée d'une multitude de capacités élémentaires interagissant entre elles, dont l'organisation découle d'expériences continues entre l'individu et son environnement. Minsky a été le premier à utiliser le terme « agent » pour désigner ces capacités élémentaires.

Le développement de l'intelligence artificielle distribuée ne relève pas seulement d'un effort individuel, mais également collectif. Les chercheurs en informatique (Steels L) et en éthologie (Deneubourg J.L. et Goss S) ont contribué à établir le domaine des systèmes multi-agents (SMA).

→ **A- Modèle Systèmes Multi-Agents**

Les systèmes multi-agents (SMA) mettent en œuvre un ensemble de concepts et de techniques qui permettent à des agents hétérogènes, ou à des parties d'agents, de collaborer dans des modèles d'interaction complexes (Ferber, 1995). Un système multi-agents simule le comportement et le raisonnement de l'esprit humain, en tant qu'ensemble d'agents en interaction, souvent selon des modèles de coopération, et coordination, ainsi qu'on les trouve parfois à la base de la robotique cognitive et coopération entre robots.

Selon Ferber, les configurations d'interaction désignent les différentes manières dont les agents interagissent dans un système multi-agent, en tenant compte des interdépendances qui les lient. Parmi ces configurations, on trouve :

- **Collaboration** : Dans cette configuration, les agents travaillent ensemble pour atteindre un objectif commun. Ils partagent des informations et des ressources pour résoudre des problèmes collectivement.
- **Compétition** : Les agents ont des buts incompatibles. Les agents sont en concurrence les uns avec les autres pour atteindre leurs objectifs individuels. Cette configuration peut être utilisée lorsque les agents ont des objectifs contradictoires.
- **Coordination collaborative** : Dans les systèmes les plus complexes, Les agents interagissent pour s'assurer qu'ils n'interfèrent pas les uns avec les autres. L'objectif est de garantir que chaque agent puisse accomplir ses tâches sans perturbation.
- **Négociation** : Les agents négocient entre eux pour parvenir à un accord sur la manière de résoudre un problème ou de partager des ressources. Cela implique souvent des concessions mutuelles.
- **Coalition** : Dans cette configuration, les agents forment des groupes ou des coalitions pour travailler ensemble vers des objectifs communs. Les coalitions peuvent être temporaires et se dissoudre une fois l'objectif atteint.
- **Autonomie** : Il s'agit en fait, pour chaque agent, d'un cadre mono-agent. Les agents fonctionnent de manière indépendante, sans beaucoup d'interaction avec les autres agents. Cette configuration est utilisée lorsque les agents ont des objectifs très distincts et n'ont pas besoin de coopérer ou de coordonner étroitement.
- **Conflit** : Les agents peuvent entrer en conflit les uns avec les autres, ce qui signifie qu'ils ont des objectifs contradictoires et essaient activement de les poursuivre au détriment des autres.
- **Communication** : Les agents échangent des informations pour partager leur connaissance et leur compréhension du monde. Cela peut aider à améliorer la prise de décision et la coordination.

De nombreux problèmes peuvent survenir dans les systèmes interactifs et collaboratifs, notamment dans les systèmes automatisés, qui imitent les comportements humains, tels que :

- Comment allouer les tâches?
- Comment faire coopérer plusieurs agents a une même tâche?
- Comment faire communiquer?
- Comment faire résoudre les conflits?

Pour résoudre ces problèmes, (Simonin, 2010; Ferber, 1995) proposent un modèle de systèmes multi-agents (SMA) coopératifs et situés. Ce modèle concerne spécifiquement des robots autonomes engagés dans des tâches distribuées, et il peut être appliqué à différentes échelles en termes de nombre d'agents. Le SMA permet de gérer la plupart des situations d'interaction entre agents situés, notamment l'attraction vers un objectif et l'évitement d'obstacles.

→ **B- Modèle de la robotique en essaims.**

Au début des années 90, de nombreux chercheurs dans le domaine des robots mobiles (Beckers.R *et al.*, 2000b) ont étudié les comportements sociétaux inspirés de la vie biologique, notamment la vie des fourmis et leur collecte de nourriture, ainsi que les oiseaux et leur coalescence dans le ciel avec d'autres sociétés terrestres et marin formant le système d'essaim.⁷



FIGURE 1.20 – La 1er image montre la quete de nourriture des fourmis en essaims. La 2ème image montre la taille du robot Alice, développé par Gilles Caprari et Roland Sigwart à l'École Polytechnique Fédérale de Lausanne. Elle peut être comparée à une certaine fourmi – ici l'ouvrière *Dinoponera gigantea*.

7. <https://sciences.brussels/printemps2/archives/sites/www.ulb.ac.be/actusciences/dossiers/fourmis/docs/LaRecherche.pdf>

Les chercheurs ont ensuite pu appliquer ces concepts à la robotique, donnant naissance à ce que l'on désigne aujourd'hui sous le terme de robotique en essaim (swarm robotics en anglais). Son principe repose sur le fait de permettre à chaque robot d'agir selon des règles comportementales simples, en fonction de la perception qu'il a de son environnement immédiat.

Definitions

Intelligence en essaim : Capacité d'un groupe d'agents asynchrones à générer un comportement émergent et à optimiser leurs actions afin d'atteindre cet objectif collectif fixé à l'avance.

La robotique en essaim (swarm robotics) est un domaine scientifique très vaste présentant de nombreuses méthodes pour atteindre un comportement émergent (Higgins et al. 2009, Shia 2010). Nous définissons simplement un comportement émergent :

Comportement émergent : Action collective d'un groupe d'agents, non implémentée de façon explicite, conséquence d'actions individuelles non prédictives (Sousse-lier.t.2013).

Dans (Mataric et J, 1994) il a également étudié les comportements intelligents interactifs dans un groupe organisé selon certains modèles. Pour un exemple de (Matirac'), dans l'expérience de l'agrégation des palets, chaque robot perçoit les palets qui l'entourent grâce à ses capteurs, et agit suivant des règles comportementales du type : s'il y a plus de trois objets dans le tas, je les laisse en place ; s'il y en a un ou deux, je les prends avec ma pince.

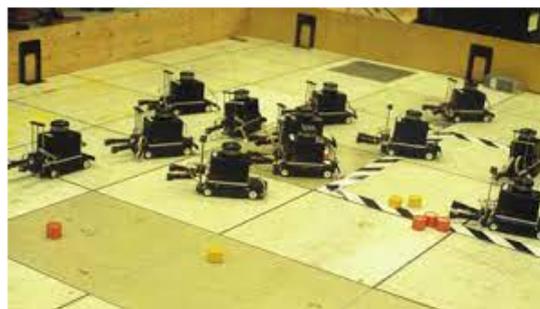


FIGURE 1.21 – Ces robots, développés au MIT et appelés « R1 », tentent de rechercher et de collecter des palets éparpillés sur la table.

1.3.6 Les types d'interaction dans les systèmes multi-robots

L'interaction constitue un processus fondamental dans le fonctionnement des robots mobiles au sein d'un système collectif. En l'absence d'interaction, les robots ne forment qu'un groupe de corps isolés incapables d'atteindre les objectifs visés. Au contraire, ils requièrent une synergie et des mécanismes au sein du système de groupe. Ainsi, le concept d'interaction se définit comme la capacité d'un groupe de robots à se représenter et/ou à communiquer.

Des situations peuvent servir des points de rencontre pour les robots, introduisant des éléments dynamiques qui facilitent des relations locales et temporaires, telles que la communication, ainsi que des domaines attractifs ou répulsifs. Cette flexibilité dans les relations entre les robots leur confère la capacité de créer, maintenir ou rompre des connexions, leur offrant ainsi un certain degré d'autonomie.

La constitution d'un système multi-robots favorise le processus d'interaction entre eux. Ce processus interactif présente des caractéristiques spécifiques qui influencent l'efficacité du groupe dans l'exécution de tâches complexes. L'objectif est de comprendre comment ces caractéristiques engendrent un ensemble de comportements coopératifs, permettant ainsi l'accomplissement de tâches complexes.

Coopération

Le terme coopération fait référence à une caractéristique de l'interaction ou de l'intégration de plusieurs robots dans des systèmes robotiques mobiles. Cela implique que les robots doivent communiquer, échanger des informations ou interagir d'une manière ou d'une autre pour accomplir une tâche commune. La propriété de coopération entre robots a été largement discutée dans la communauté scientifique et diverses définitions ont été proposées. Entre eux : (Arrichiello, 2006)

* Un comportement collaboratif conjoint qui est dirigé vers un objectif dans lequel il y a un intérêt commun ou une récompense.

- Une forme d'interaction, généralement basée sur la communication.
- S'unir pour faire quelque chose qui crée un résultat progressif tel qu'augmenter les performances ou gagner du temps.

Selon (Gerkey et Mataric :, 2002) des équipes de robots efficaces doivent travailler ensemble sur des tâches, en partageant efficacement la charge de travail de la même manière. La clé pour exploiter le potentiel des systèmes multi-robots est la coopération. Les robots doivent, dans la mesure du possible, coopérer fortement afin de maximiser leurs performances globales. Les robots modernes sont équipés de communications à large bande passante et d'un large éventail de capteurs et d'actionneurs ; ces ressources peuvent et doivent être exploitées pour parvenir à un comportement coopératif au niveau du groupe. Comme le conclut la citation de (Parker, 1999), les questions centrales qu'on doit traiter dans un système multi-robots, quel que soit le domaine d'application, est :

- Comment faire coopérer efficacement les robots pendant une mission, d'une manière ou d'une autre, soit automatiquement, soit éventuellement ?
- Par l'intervention d'un opérateur externe, avec quelles ressources ?
- Comment les robots sont coopérer ? (Le *et al.*, 2010)

Types de coopération

Dans les systèmes multi-robots, deux types de coopérations peuvent être distinguées (Gerkey et Mataric :, 2002).

- **La coopération émergente** Ce type de coopération apparaît souvent dans le modèle de robots en essaim (Parker, 2008). Inspiré de la vie biologique (fourmis, abeilles, etc.), pour développer des comportements similaires. La collaboration émergente est généralement appliquée à des groupes de robots homogènes qui s'appuient sur une redondance des compétences des ressources à travers le groupe pour obtenir une bonne performance globale. Une des difficultés que rencontre cette option est de déterminer les comportements individuels des robots, car ils sont loin de la tâche générale, aussi que le nombre de robots nécessaires à la coopération émergente.
- **La coopération intentionnelle** (Parker, 1999) sans conditions préalables. Cette forme de coopération est le mécanisme de coopération dans les systèmes robotiques mobiles à travers l'échange d'informations et la négociation directement liés à la tâche à accomplir. Ce type de coopération nécessite donc une commu-

nication explicite. Par conséquent, nous avons constaté qu'il utilise les capacités d'équipes de robots hétérogènes en les exploitant pour effectuer des actions supplémentaires directement liées à la tâche à accomplir. Ces actions sont obtenues en analysant la tâche correspondante. Cette étape descendante est plus facile à mettre en œuvre que l'étape ascendante dans une collaboration émergente (Gerkey *et al.*, 2004).

Coordinations

La coordination peut être définie comme un mécanisme utilisé dans les systèmes multi-robots afin de réaliser la coopération qui émerge entre eux. Dans le SMR la coordination assure le contrôle des actions coopératives entre les robots membres du système et prend en compte le protocole de coordination. Ce protocole est une série de règles respectées par les robots du système au cours de l'accomplissement de tâches. La coordination Dans Ferber (1995) défini comme une coopération dans laquelle les actions effectuées par chaque agent robotique prennent en compte les actions exécutées par les autres agents robotiques de manière que l'ensemble du processus finisse par être une opération cohérente et performante. Par conséquent, un mécanisme de coordination efficace est essentiel pour contrôler les actions coopératives entre les robots dans le but d'aider chaque robot à sélectionner des actions de manière à maximiser l'efficacité des objectifs au niveau du système. Les performances de MRS dépendent fortement de l'efficacité de la technique de coordination et de contrôle de l'exécution des mouvements des robots. La coordination peut être classée, en méthodes, et en approches basées sur divers critères, tels que le mode de communication, la prise de décision, l'adaptation et le protocole. Une classification possible de la coordination dans le SRM est illustrée à la figure suivante (Verma, Janardan, Kumar et Ranga, Virender, 2021).

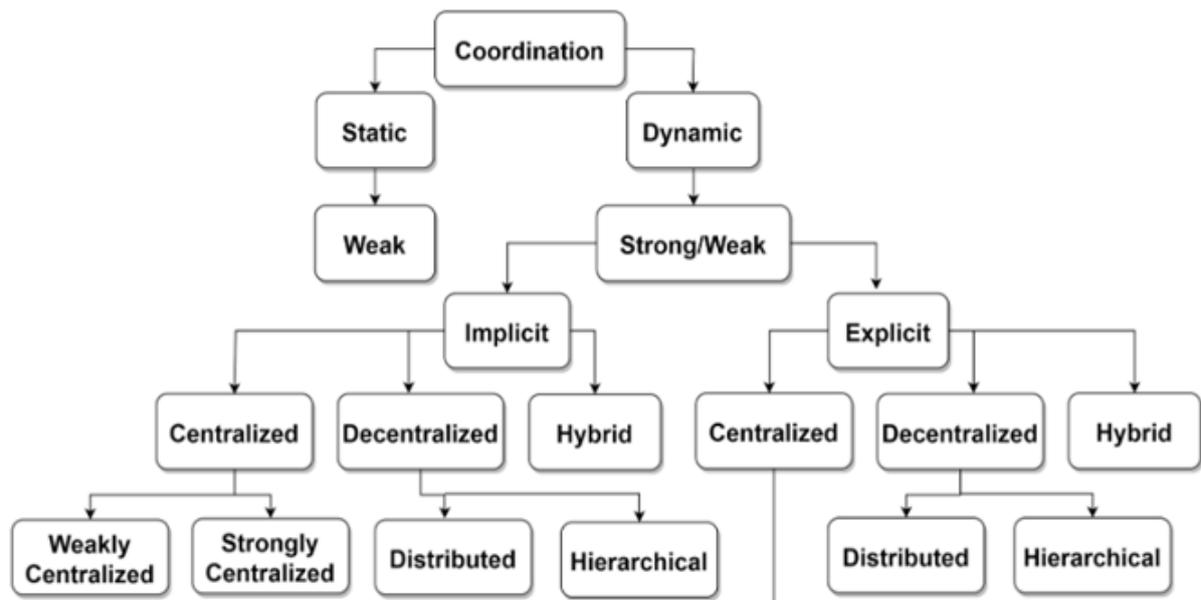


FIGURE 1.22 – Une classification possible de la coordination dans le SRM

Comme la (Figure 1.22) illustre La coordination se divise en deux méthodes, « statique et dynamique » (Yan.Z *et al.*, 2013). La coordination statique est définie par des règles ou des conventions préconçues qui ne changent pas. Prend comme exemple dans (Kato *et al.*, 1992), s’il y a deux robots dans le MRS et qu’initialement des règles sont définies pour que l’un d’eux reste à gauche et un autre à droite afin qu’ils ne se heurtent pas, tout en se déplaçant sur la même piste. Ces règles sont décidées avant le début de l’exécution de la tâche. La coordination statique peut ne pas convenir aux environnements hautement dynamiques et peut souffrir d’un mauvais contrôle en temps réel. Pour le MRS, où les exigences de coordination sont pré-déterminables, la coordination statique peut convenir, et elle peut également gérer des tâches complexes. D’autre part, la coordination dynamique est définie comme la coordination qui se produit pendant l’exécution de la tâche, et elle dépend de l’état actuel du système, de l’emplacement physique, des informations et de l’analyse des autres robots. Quelques exemples de coordination dynamique sont (Arai et Yoshida, 1997; Tan *et al.*, 2004). Ces systèmes prennent des décisions en fonction de l’état actuel du système. Cependant, les comportements peuvent toujours être définis pour des états particuliers, et cela nécessite aussi une méthode de communication. La coordination dynamique peut être réalisée en utilisant la communication implicite ou la communication explicite ; ainsi, la coordination

dynamique peut être de deux types, la coordination implicite et la coordination explicite. Certains travaux, qui utilisent à la fois la coordination statique (connaissances préalables ajoutées pour réduire l'apprentissage) et dynamique, sont discutés dans (Sugiyama *et al.*, 2008; Glorennec, 1997).

Deux approches de la coordination sont connues, l'une est centralisée et l'autre décentralisée, en fonction de la façon dont la prise de décision est réalisée dans le SMR pour parvenir à la coopération. Lorsqu'un robot peut ne pas prendre en considération les activités effectuées par d'autres robots dans le système tout en accomplissant la tâche, alors il est considéré comme non coordonné. (Farinelli *et al.*, 2017, 2004).

a-) **Coordination centralisé** : Dans une approche de coordination centralisée, un contrôleur central ou une entité décisionnelle supervise et contrôle l'ensemble des robots du système. Ce contrôleur dispose d'une vue globale de l'environnement ainsi que des positions et états de chaque robot, lui permettant de prendre des décisions optimisées pour chaque robot en fonction de ces informations.

Les avantages de la coordination centralisée incluent :(Gerkey *et al.*, 2004; Balch et Arkin, 1998; Parker, 1999) :

Optimisation globale : La coordination centralisée peut conduire à une optimisation globale, car elle peut prendre en compte l'état et les objectifs de l'ensemble du système lors de la prise de décisions.

Simplicité : le contrôleur central peut simplifier le processus de coordination, car il connaît parfaitement le système et peut prendre des décisions sans avoir besoin de protocoles de communication complexes entre les robots.

Cependant, la coordination centralisée présente également certains inconvénients :

Point de défaillance unique : si le contrôleur central tombe en panne ou est submergé, l'ensemble du système peut être paralysé.

Évolutivité : à mesure que le nombre de robots dans le système augmente, le contrôleur central peut avoir du mal à gérer l'augmentation de la charge de calcul et des frais de communication (Parker, 1999).

b-) **Coordination décentralisée :**

Dans une approche de coordination décentralisée, chaque robot du système prend ses propres décisions en fonction de sa perception locale de l'environnement et de sa communication limitée avec les robots voisins. La coordination décentralisée présente les avantages (Gerkey *et al.*, 2004; Balch et Arkin, 1998; Parker, 1999) suivants :

Robustesse : les systèmes décentralisés sont souvent plus robustes, car ils ne reposent pas sur un seul contrôleur central. Si un robot tombe en panne ou est retiré du système, les autres peuvent continuer à fonctionner (Belta et Kumar, 2004)

Évolutivité : les systèmes décentralisés peuvent évoluer plus facilement à mesure que davantage de robots peuvent être ajoutés sans augmenter considérablement la charge de calcul d'un contrôleur central.

Flexibilité : les robots d'un système décentralisé peuvent s'adapter à des environnements dynamiques et à des tâches changeantes sans contrôle central. Ils peuvent prendre des décisions en temps réel en fonction de leurs perceptions et objectifs locaux. Frais de communication réduits : étant donné que les robots communiquent principalement avec leurs voisins locaux, les systèmes décentralisés ont tendance à avoir des frais de communication inférieurs à ceux des systèmes centralisés. Cela peut conduire à une utilisation plus efficace de la bande passante de communication disponible (Olfati-Saber *et al.*, 2007).

Confidentialité et sécurité : les systèmes décentralisés peuvent offrir une confidentialité et une sécurité améliorées, car aucun point de contrôle unique ne peut être compromis. Cela peut être important dans les applications où la confidentialité et la sécurité des données sont essentielles.

Cependant, la coordination décentralisée présente également des défis : L'optimisation globale limitée : chaque robot peut prendre des décisions basées sur des informations locales, ce qui peut conduire à des solutions globales sous-optimales.

Communication complexe : la coordination décentralisée peut nécessiter des protocoles de communication retenus pour garantir que les robots peuvent partager des informations pertinentes et se coordonner efficacement. (Olfati-Saber *et al.*, 2007).

Potentiel de blocages et de conflits : les systèmes décentralisés peuvent être plus sujets à des blocages ou à des conflits lorsque plusieurs robots tentent d'accéder simultanément à des ressources partagées sans un coordinateur mondial pour résoudre les conflits.

Le parallélisme

Le parallélisme dans les systèmes multi-robots fait référence à la capacité des robots à travailler simultanément et de manière coordonnée pour accomplir une tâche ou atteindre un objectif commun. Il s'agit d'une fonctionnalité importante dans le domaine de la robotique multi-agents, car elle contribue à augmenter l'efficacité, la vitesse et la flexibilité des opérations robotiques. Cela pose également des défis dans la gestion de la coordination, de la communication et de la répartition efficace des tâches. Cela offre de nombreux avantages, notamment une réduction du temps d'exécution des tâches et une tolérance aux pannes améliorée.

Cependant, avec les progrès continus de la robotique et de l'intelligence artificielle, le parallélisme est devenu de plus en plus important pour exploiter pleinement le potentiel de plusieurs systèmes robotiques dans diverses applications, allant de la logistique à l'exploration spatiale et à la surveillance environnementale. En conséquence, nous mentionnons les caractéristiques de base les plus importantes concernant le parallélisme dans les systèmes multi-robots :

- **Tâches parallèles :** les robots d'un système multi-robots peuvent effectuer des tâches en parallèle, ce qui signifie qu'ils peuvent effectuer un travail indépendant ou complémentaire en même temps. Par exemple, dans une équipe de robots, certains robots peuvent être responsables du transport des marchandises tandis que d'autres effectuent le chargement.
- **Parallélisme physique :** Outre la coordination des actions, les systèmes multi-robots peuvent également profiter du parallélisme physique, c'est-à-dire de la capacité des robots à travailler dans des espaces physiques séparés sans interférer les uns avec les autres. Cela peut être essentiel dans des environnements complexes et encombrés.
- **Décomposition des tâches :** Les tâches complexes peuvent être décomposées en

sous-tâches plus simples et attribuées à différents robots.

- **Adaptation en temps réel** : Le parallélisme peut être particulièrement utile dans les situations auxquelles les conditions changent rapidement. Les robots peuvent ajuster leurs actions en temps réel pour réagir aux événements imprévus ou aux obstacles, tout en continuant à travailler sur d'autres aspects de la tâche.
- **Systèmes distribués** : Le parallélisme dans les systèmes multi-robots repose souvent sur des architectures distribuées, où chaque robot a une certaine autonomie pour prendre des décisions locales tout en communiquant avec les autres pour maintenir la cohérence et la coordination.

La communication

La communication dans les systèmes multi-robots est un aspect crucial pour permettre une coordination efficace entre les différents robots. Dans ces systèmes, les robots doivent souvent collaborer pour accomplir des tâches complexes. Elle joue également un rôle crucial dans le bon fonctionnement de ces systèmes et peut avoir des applications dans divers domaines.

La communication entre robots permet aux membres de l'équipe de partager des informations, de coordonner leurs actions et de prendre des décisions collectives. Il existe plusieurs types de communication dans les systèmes multi-robots. Le choix du type de communication dépend des exigences spécifiques de la mission ou de la tâche des robots, de l'environnement dans lequel ils évoluent et des contraintes matérielles. On retrouve généralement parmi ces types :

- **La communication indirecte** entre robots dans les systèmes multi-robots fait référence à la manière dont les robots interagissent les uns avec les autres sans nécessiter une communication directe ou explicite. Cette approche est souvent utilisée dans les environnements où les robots doivent coopérer pour accomplir des tâches sans avoir une communication constante et directe entre eux.
- **Communication directe** entre robots (communication explicite) : les robots peuvent communiquer directement entre eux en utilisant des méthodes. Cela leur permet d'échanger des données, des commandes ou des informations sur leur état en temps réel.

- La communication par reconnaissance d'action passive : elle repose sur l'observation et l'interprétation des actions des autres robots pour permettre la coordination et la collaboration au sein d'un système multi-robots utilisent des capteurs (Huber et Durfee, 1995).

Tout à fait, chaque type d'échange d'informations entre robots dans les systèmes multi-robots présente ses propres avantages et inconvénients, et le choix dépend souvent des besoins spécifiques de la tâche et des contraintes du système (Parker, 1999).

La communication implicite (stigmergy (Beckers.R *et al.*, 2000b)) entre robots offre des avantages,, notamment d'économie de bande passante, de réduction des conflits de communication et de flexibilité (Gielis *et al.*, 2022). Surtout avec les améliorations des technologies de communication, qu'elles soient matérielles ou logicielles, qui ont conduit à l'amélioration d'applications plus gourmandes en données, telles que la robotique cloud (Chinchali *et al.*, 2021) ; mais elle comporte également des inconvénients en termes de précision, de risque de collisions, de coordination limitée et de perte de collaboration. D'un autre côté, la communication explicite entre robots peut améliorer la coordination, le partage d'informations et la répartition des tâches, mais elle comporte également des défis liés à la complexité, à la dépendance aux communications, à la bande passante du trafic, à la sécurité et à la planification(Gielis et Prorok, 2021; Chinchali *et al.*, 2021). Quant à la communication par reconnaissance d'action passive entre robots présente des avantages en termes d'économie d'énergie, de réduction et d'estimation des interférences, elle présente également des inconvénients liés à sa portée limitée, sa dépendance à l'environnement, sa précision et sa sensibilité aux interférences (TEGGAR, 2019).

Le choix du mode de communication approprié pour un système multi-robots est une décision importante qui peut avoir un impact significatif sur les performances et le comportement du système dans son ensemble, qui dépendent fortement des tâches que les robots effectueront(Gielis *et al.*, 2022). Également sur des contraintes environnementales spécifiques, telles que la portée du signal, la latence, la fiabilité, la puissance disponible, etc (Rooker et Birk, 2007). En fin de compte, la conception du système de communication SMRM doit être adaptée aux exigences spécifiques de la mission et des robots impliqués.

Apprentissage machine

L'apprentissage dans les systèmes multi-robots est un domaine de recherche passionnant qui vise à développer des techniques d'apprentissage automatique qui simulent l'apprentissage humain afin que les robots apprennent à s'adapter aux changements de l'environnement. Pour permettre à plusieurs robots de coopérer et de coordonner leurs actions, ils apprennent collectivement pour accomplir des tâches complexes. Un exemple en est les comportements prédéfinis adoptés par chaque robot lors d'un match de football.

L'utilisation de méthodes d'apprentissage collective dans les systèmes multi-agents permet de modéliser des interactions sociales plus réalistes, d'améliorer la coordination et la coopération entre agents et de permettre aux systèmes multi-agents de s'adapter à des environnements complexes. Cette approche trouve des applications dans les domaines de la robotique collective. Il est important de noter que le choix de la méthode d'apprentissage dépendra du contexte spécifique de la robotique collective, des objectifs à atteindre et des contraintes du système. Nous citerons quelques travaux d'apprentissage s'appliquant à la robotique collective.

- l'apprentissage supervisé est le plus commun. Cela désigne tout type d'apprentissage qui se base sur des données annotées. Il repose sur l'idée que le modèle apprendra à généraliser à partir des exemples qu'il a vus pendant l'entraînement pour effectuer des prédictions précises sur de nouvelles données. Ce sont des exemples sur lesquels le modèle peut s'entraîner. Un robot apprend à partir d'exemples étiquetés fournis par un enseignant. Il peut s'agir de tâches telles que la classification d'objets ou la prédiction de valeurs.
- Au contraire, nous avons l'apprentissage non supervisé. Il ne nécessite pas d'étiquettes pour les données d'entraînement, mais nous n'avons aucune information supplémentaire à ce sujet. Cependant, ce qui peut être fait, c'est d'analyser les données dans le but de découvrir des modèles ou des structures intrinsèques dans les données. afin de trouver des similitudes entre différentes entrées ou de les générer. Dans les robots collectifs autonomes, cette méthode est utilisée pour découvrir des modèles ou des structures cachées dans les données, ce qui peut être utile, par exemple, pour la segmentation d'images ou la classification de données.

- On note aussi l'apprentissage par renforcement : En effet, on fournit au modèle une description pour apprendre à partir de l'interaction avec un environnement. L'objectif de celui-ci est, en fonction de cet environnement, de prendre la meilleure décision. Dans le cadre multi-agent, chaque agent interagit avec l'environnement et les autres agents pour maximiser sa récompense cumulative. Pour cela, le modèle est récompensé. Quand la décision prise permet d'arriver dans un environnement de meilleure qualité, on lui donne un bonus et quand celui-ci est de moindre qualité, on lui donne un malus.(Sutton *et al.*, 1999)

L'apprentissage par renforcement est couramment utilisé dans les systèmes robotiques pour permettre aux robots d'interagir avec leur environnement et d'apprendre à prendre des décisions en fonction des récompenses et des pénalités reçues. En effet, pour son entraînement, l'agent a besoin d'être mis à l'épreuve, et donc d'évoluer dans son environnement. Le point de départ de l'entraînement consistant en des actions aléatoires, cela peut causer problème. Cela peut être appliqué à des domaines tels que la navigation autonome, où un robot apprend à se déplacer dans un environnement en maximisant une récompense (comme atteindre une destination) tout en évitant les pénalités (comme les collisions).

Il peut être difficile de déterminer comment décomposer la fonction fitness pour récompenser ou pénaliser de manière appropriée les contributions des robots individuels(Parker, 2008).

Cependant, pour répondre à ces contraintes de l'apprentissage par renforcement, il est important de noter que la qualité du simulateur est cruciale. Un simulateur doit être capable de modéliser de manière réaliste le comportement du robot et de son environnement pour réaliser une première phase d'apprentissage en toute sécurité dans un monde virtuel., sinon les politiques apprises dans le simulateur peuvent ne pas se généraliser efficacement au monde réel. Cela signifie que la conception et la calibration précises du simulateur sont essentielles pour garantir le succès de l'apprentissage par renforcement dans le monde réel.

1.3.7 Architectures de contrôle : cognitive et réactive

Les systèmes multi-robots impliquent la coordination et le contrôle entre plusieurs robots travaillant ensemble pour atteindre un objectif commun. Nous avons précédemment mentionné certaines architectures de contrôle couramment utilisées dans les systèmes multi-robots, telles que le contrôle centralisé et le contrôle décentralisé (distribué). Par conséquent, le choix de l'architecture de contrôle dépend des caractéristiques spécifiques de la tâche, de l'environnement et des capacités des robots pour atteindre les objectifs de manière efficace et puissante. Dans cette thèse, à travers les chapitres suivants, nous adoptons l'architecture de contrôle décentralisée en raison de ses particularités pour gérer les systèmes robotiques collectifs.

L'architecture de contrôle cognitive et l'architecture réactive sont deux approches différentes dans le domaine de la robotique et de l'intelligence artificielle pour la conception de systèmes de contrôle de comportement. Elles diffèrent principalement par leur philosophie et leur manière de gérer les interactions avec l'environnement.

1- Architecture de contrôle cognitive :

Cette architecture s'inspire souvent de modèles de contrôle cognitif humain. En robotique collective, cela fait référence à la façon dont un groupe de robots interagissent, prennent des décisions et coordonnent leurs actions pour accomplir des tâches de manière efficace et intelligente. L'architecture du contrôle cognitif des robots collectifs varie en fonction de la nature des tâches à accomplir, de la taille du groupe de robots et des technologies disponibles. Cela dépend également de mécanismes de communication avancés. L'objectif est de permettre aux robots de travailler de manière indépendante et coordonnée pour résoudre des problèmes complexes de manière efficace et efficiente. Il peut également évoluer au fil du temps, à mesure que des progrès technologiques et de nouvelles méthodologies de recherche apparaissent.

Dans l'architecture du contrôle cognitif, les systèmes cognitifs construisent souvent un modèle mental de l'environnement pour prendre des décisions plus intelligentes et évaluer les conséquences de leurs actions. Adaptabilité et flexibilité à des situations changeantes, car ils peuvent planifier et penser en fonction de leur compréhension de l'environnement (Mouad *et al.*, 2009).

2- Architecture de contrôle réactive :

Contrairement à d'autres modèles d'architecture de contrôle plus complexes, les architectures de contrôle interactives sont souvent plus simples et ne nécessitent pas de représentation interne complexe ni de planification à long terme. L'architecture de contrôle réactive est un modèle de contrôle utilisé avec d'autres méthodes, telles que les systèmes délibératifs, pour créer des systèmes plus complets et plus diversifiés. Ces approches hybrides permettent aux robots et aux systèmes autonomes de combiner la réponse immédiate des systèmes interactifs. Aussi, le principe de base des architectures interactives est de se concentrer sur de simples comportements réflexifs (Arkin, 1998). Elles sont généralement conçues pour des tâches spécifiques et sont peu flexibles pour s'adapter à de nouvelles situations ou apprendre, pour réagir rapidement aux stimuli environnementaux sans en avoir une compréhension approfondie. Chaque entité du système est responsable d'un comportement spécifique.

Cependant, l'architecture de contrôle réactif présente des limites en termes de complexité des tâches et de capacité à gérer des situations inattendues. Pour les tâches plus complexes qui nécessitent une planification à long terme et une compréhension plus approfondie de l'environnement, d'autres architectures de contrôle, telles que des systèmes cognitifs ou des réseaux neuronaux profonds, peuvent être plus appropriées.

1.4 conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté des généralités sur le domaine de la robotique comme une introduction précieuse à ce domaine de recherche en pleine croissance et à ses applications. Tout d'abord, nous avons donné un aperçu historique du développement intervenu dans le domaine de la robotique au fil du temps jusqu'à nos jours, ainsi que de ses utilisations individuelles ou collectives dans plusieurs domaines intéressant la vie humaine. L'enjeu aujourd'hui est de développer des systèmes robotiques plus adaptés à la réalisation de tâches à mesure qu'elles deviennent plus complexes.

Nous avons mis en évidence les caractéristiques les plus importantes du robot autonome et les méthodes permettant de contrôler ses navigations dans un environnement spécifique, doté de contrôles de perception, de décision et d'action.

Compte tenu de l'importance croissante de la coopération pour accomplir les tâches les plus complexes pour un seul robot, il devient nécessaire de rassembler plusieurs robots dans un seul système avec des commandes intégrées et de les contrôler de manière coopérative, émergente et harmonieuse. C'est ce que nous visons à réaliser dans cette thèse. C'est pourquoi nous nous sommes concentrés sur les caractéristiques distinctives systèmes multi-robot mobiles. Nous avons obtenu une idée complète des modèles les plus importants de contrôle et d'interaction entre les robots d'un même système et l'impact de l'intelligence artificielle dans la gestion de ces systèmes.

Ainsi que, la nécessité de développer des méthodes techniques innovantes pour répondre aux défis complexes auxquels sont confrontés les systèmes multi-robots et aux différentes problématiques soulevées, notamment dans la planification et l'attribution des tâches complexes à accomplir, et c'est ce dont nous allons occuper dans les prochains chapitres.

Chapitre 2

Problématique de coopération émergente dans un système multi-robot

Les systèmes multirobots impliquent l'utilisation de plusieurs robots ou agents autonomes qui interagissent et coopèrent pour accomplir des tâches ou atteindre des objectifs spécifiques. Ces systèmes posent de nombreux problèmes importants, selon l'architecture pour laquelle ils ont été créés, leur hétérogénéité, la communication entre eux et le contrôle de la coordination entre robots. Ainsi, la question est donc la suivante : comment les décisions sont-elles prises pour accomplir des tâches complexes à l'ombre des exigences et des contraintes qui entravent la meilleure performance d'un système multi-robot? Ces problématiques nécessitent des approches avancées de recherche et développement en robotique. Les solutions varient en fonction des domaines d'application, tels que la logistique, l'exploration sous-marine, la robotique médicale, l'industrie manufacturière, l'agriculture, etc.

Dans le domaine de recherche de notre thèse lié aux la coopération dans les systèmes multi-robots, l'hétérogénéité, quand les robots ont des capacités différentes, pose des problèmes sur la manière d'accomplir des tâches complexes. Il est difficile de déterminer quelles sous-tâches doivent être exécutées et quels robots du système sont capables de les accomplir. Dans la littérature sur la robotique collective, la résolution de ce problème est un défi communément appelé problème d'allocation des tâches et de planification des mouvements dans les systèmes distribués multi-robots.

La plupart des travaux de recherche dans le domaine de la robotique collective travaillent sur plusieurs aspects afin d'optimiser la performance des robots dans l'exécu-

tion de tâches complexes. Où sont trouvées des solutions aux diverses contraintes auxquelles sont confrontés les robots opérant dans un environnement certain. Cependant, dans un premier temps, nous souhaiterions poser des questions suivies d'une présentation des différentes problématiques de la coopération pour accomplir des tâches complexes. Ensuite, le problème de l'attribution des tâches dans le Système Multi-Robots Mobiles (SMRM) sera abordé. Dans une deuxième partie de ce chapitre, nous allons définir formellement notre problème d'allocation de tâches ainsi que les tâches coopératives dans un Système Multi-Robots Mobiles (SMRM).

2.1 Contex du travail de thèse

2.1.1 Introduction au concept d'émergence

Le concept d'émergence est fondamental dans les sciences, la philosophie et les systèmes complexes (Juignet, 2023). Il décrit comment un ensemble de composants ou d'éléments plus simples peut créer des propriétés, des comportements ou de nouveaux phénomènes complexes en interagissant les uns avec les autres. L'émergence est souvent associée à des systèmes complexes, tels que les systèmes biologiques, les systèmes sociaux, les systèmes économiques et même des aspects de la physique, comme notre sujet la coopération émergente dans les SMRM. C'est en s'intéressant à l'évolution des mentalités sur la notion d'émergence que l'on peut comprendre le besoin de méthodologie de conception de systèmes à fonctionnalité émergente et l'intérêt que portent certains chercheurs à l'élaboration de tels systèmes. (PICARD, 2001).

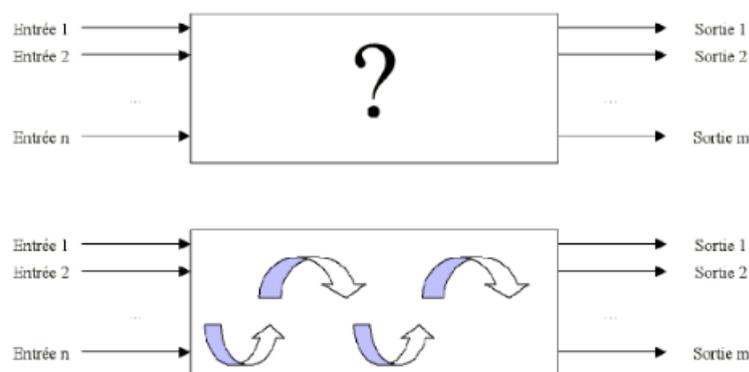


FIGURE 2.1 – L'image illustre la compréhension du phénomène d'émergence.

2.1.1.1 Caractérisation d'un système émergent

Definition 2¹

Toute propriété d'un système collaboratif SMRM qui se manifeste lors de l'exécution de tâches complexes est qualifiée de propriété émergente. Elle se développe au cours de la construction du système, sans être l'objectif explicite d'aucun robot en particulier et sans résulter des actions d'un seul robot.

Bien que les caractéristiques suivantes ne soient pas présentes dans tous les phénomènes émergents, elles revêtent un intérêt particulier dans les SMRM.

Selon Jeffrey Goldstein dans son article intitulé "Emergence as a Construct : History and Issues" (Goldstein, 1999), il a identifié quatre caractéristiques communes à tous les systèmes émergents basés sur la théorie de la complexité. Ces quatre caractéristiques sont résumées dans (PICARD, 2001) :

- **Non-linéarité** : Les systèmes émergents sont souvent non linéaires, ce qui signifie que des perturbations ou des changements dans les conditions initiales peuvent avoir un impact disproportionné et imprévisible sur le système. Il n'est pas toujours possible que les relations de cause à effet soient proportionnelles.
- **L'auto-organisation** : Les systèmes émergents ont la capacité de s'auto-organiser, ce qui correspond au comportement créatif, et peuvent évoluer et se structurer spontanément en réponse aux interactions locales entre leurs composants.
- **Au-delà de l'équilibre** : En général, les systèmes émergents ne sont pas en équilibre. Au lieu de se concentrer sur les points d'équilibre du système, on se concentre au voisinage de ces points de cet équilibre. Ils sont fréquemment exposés aux fluctuations, aux perturbations et aux changements constants. L'expression "au-delà de l'équilibre" fait référence à l'idée que les systèmes émergents évoluent dans un état dynamique qui les maintient constamment en dehors de l'équilibre. L'apparition de phénomènes aléatoires explique le caractère inattendu de l'émergence.
- **Les attracteurs** : contrairement aux systèmes primitifs où il n'y avait qu'un seul type d'attracteur menant à l'état final. Les attracteurs sont des points ou des états

1. Cette définition est dérivée de ce qu'Henri Merciol (2015) a présenté dans son article « Définitions et études de cas sur l'émergence ». (Merciol, 2014).

vers lesquels un système émergent tend à converger au fil du temps. Ils peuvent être considérés comme des "points d'attraction" dans l'espace des états d'un système. Les systèmes émergents possèdent différents types : le point fixe, le cycle limite et l'attracteur étrange.

2.1.2 Emergence de la coopération :

Comment émerge la coopération entre robots et la capacité des robots à coopérer efficacement et spontanément sans être préprogrammés pour accomplir une tâche complexe? Comment découvrir de nouvelles stratégies de collaboration en fonction de l'environnement et des tâches changeantes?

La capacité d'un groupe d'entités autonomes (comme des robots) à travailler ensemble de manière coordonnée sans qu'il soit nécessaire de planifier chaque action de manière centralisée est appelée collaboration émergente. Au lieu de cela, la coordination se produit spontanément à partir des interactions entre les entités locales. Les mécanismes tels que la communication entre les robots, l'observation mutuelle, l'adaptation au comportement des autres et l'émergence de comportements collectifs peuvent contribuer à cela.

2.1.2.1 Émergence de la coordination

Comment la coordination entre les robots émerge-t-elle

Les robots doivent être capables de prendre des décisions de manière autonome pour atteindre leurs objectifs individuels tout en contribuant à l'objectif collectif. Les principes de comportement distribué, d'auto-organisation et de communication local ou limité entre les robots permettent l'émergence de la coordination entre les robots sans nécessiter de planification centralisée.

2.1.2.2 Communication implicite

Comment peuvent-ils utiliser la communication indirecte de manière efficace dans les SMRM?

Les robots peuvent communiquer de manière implicite à travers leurs actions et leurs mouvements, même s'ils ne peuvent pas se parler directement. L'efficacité de la communication indirecte repose sur une planification intelligente et une coordina-

tion appropriée.

2.1.2.3 Auto-organisation

Comment les robots peuvent-ils s'auto-organiser pour accomplir des tâches ?

L'auto-organisation dans les systèmes de robots collectifs fait référence à la capacité des robots à collaborer et à coordonner leurs actions et de garantir de performance sans qu'une autorité centrale ne les dirige (Lacouture *et al.*, 2012). Au lieu de cela, les robots s'organisent de manière spontanée en fonction de règles simples et locales, ce qui peut entraîner l'émergence de comportements collectifs complexes à partir de l'interaction de robots individuels. Par exemple, un essaim mobile de robots peut s'auto-organiser pour explorer efficacement un environnement inconnu.

2.1.2.4 Hétérogénéité

Les robots dans un système multi-robot peuvent avoir des caractéristiques, des capacités et des contraintes différentes. Comment gérer cette hétérogénéité pour optimiser la collaboration ?

Dans les systèmes de robots collectifs, l'hétérogénéité fait référence à la diversité des robots impliqués dans un groupe ou une équipe. Les robots peuvent posséder une variété de compétences spécifiques. La diversité peut permettre une meilleure adaptation aux différents environnements et une plus grande flexibilité dans la réalisation de tâches complexes. Cependant, la coordination, la communication et la gestion des ressources peuvent également être difficiles. La recherche vise à améliorer les performances et l'efficacité des équipes de robots travaillant ensemble dans divers contextes en utilisant l'hétérogénéité.

2.1.2.5 Économie des ressources

Comment les robots optimisent-ils l'utilisation des ressources telles que l'énergie, le temps, etc., tout en accomplissant leurs tâches ?

L'économie des ressources dans les systèmes de robots collectifs fait référence à l'efficacité avec laquelle les ressources, telles que l'énergie, le temps, la communication et la coordination, sont utilisées dans un groupe de robots travaillant ensemble pour accomplir une tâche (Lacouture *et al.*, 2012). Pour atteindre les buts. L'économie d'énergie

est considérée comme l'une des principales ressources des systèmes robotiques. L'énergie est utilisée efficacement, en réduisant la consommation d'énergie lorsqu'elle est active. L'économie de temps est également cruciale, car les systèmes de robots collectifs doivent accomplir leurs tâches de manière rapide et efficace. Ces concepts sont cruciaux pour maximiser les performances et réduire les coûts liés à l'utilisation de robots dans des environnements de travail collaboratif.

2.1.2.6 Planification

Comment planifier efficacement dans les SMRM en prenant en compte les capacités des robots disponibles et en maximisant l'efficacité opérationnelle ?

La planification dans les systèmes de robots collectifs est un processus crucial pour coordonner efficacement l'action de plusieurs robots travaillant ensemble pour atteindre un objectif commun. Cette planification implique généralement plusieurs étapes (Russell, 2010) et défis, notamment la répartition des tâches entre les robots en fonction de leurs compétences, de leur position initiale et des exigences de la mission (Choset et Nagatani, 2001). la communication entre les robots. L'optimisation des trajectoires (Hachour, 2008; Latombe, 2012) nécessaires pour accomplir sa tâche assignée tout en évitant les obstacles et en garantissant une coordination efficace avec les autres robots. planification multi-robots se divise en deux sous-problèmes : la planification des tâches (Allocation de tâches correspondant à nous niveau de considération du problème) et la planification de mouvements.

2.1.2.7 Allocation de tâches

Comment les tâches sont-elles attribuées aux robots en fonction de leurs capacités, de leurs contraintes et de la nature des tâches ?

L'allocation des tâches dans SMRM est un domaine de recherche et d'application qui vise à coordonner et à répartir efficacement les tâches entre plusieurs robots travaillant en collaboration. Un aspect crucial de cette planification est de permettre aux robots de travailler ensemble de manière fluide dans un environnement donné (Ghallab *et al.*, 2004). Cette allocation des tâches est également essentielle pour maximiser l'efficacité, et minimiser l'erreur d'allocation et la sécurité des opérations robotiques collectives. Cette allocation des tâches consiste à décider quel robot doit effectuer quelle tâche

(Gerkey *et al.*, 2004). Pour améliorer l'allocation des tâches, il utilise des approches d'optimisation. L'objectif est d'optimiser des paramètres tels que la durée des tâches, la consommation d'énergie ou d'autres objectifs.

2.1.2.8 La prise de décision

Les robots ont-ils la capacité de prendre des décisions autonomes en dehors de paramètres prédéfinis ?

La prise de décision dans les systèmes robotiques collectifs, également appelée "décision des robots" ou "coordination des robots", est un domaine de recherche important dans la robotique et l'intelligence artificielle. Elle concerne la manière dont un groupe de robots interagit pour prendre des décisions conjointes ou coordonner leurs actions pour exécuter des tâches. Les décisions peuvent être prises de manière décentralisée, où chaque robot prend des décisions en fonction de son propre point de vue et des informations qu'il possède. Cela nécessite souvent des mécanismes pour résoudre les conflits potentiels.

Pour un robot, la prise de décision est l'activité consistant à anticiper le cours des actions à réaliser dans un futur plus ou moins proche. Dans le schéma habituel, (ou automatiquement émergent en réponse à un contexte donné). L'architecture d'un système robotique désigne la structure et l'organisation générale du système, qui détermine comment les composants du robot interagissent entre eux pour accomplir des tâches. L'architecture choisie peut avoir un impact significatif sur la capacité du robot à prendre des décisions de manière autonome (Gancet, 2005).

2.2 Problématiques de coopération dans SMRM

Les problématiques liées à la constitution d'une équipe coopérative sont importantes, doit résoudre ; les aspects directement liés aux systèmes multi-robots situés sont les suivants : Comment les tâches complexes soient qualifiées de coopératives, pour accomplir, décomposer et répartir parmi un groupe robots?. Quels sont les mécanismes de communication et de coopération interactive entre les robots? Enfin, les robots sont-ils capables de coopérer dans l'accomplissement de ces tâches complexes?.

La collaboration pour accomplir des tâches complexes suppose que les robots doivent

coordonner leurs actions afin de pouvoir bénéficier de la synergie de toutes leurs compétences. Presque toutes les activités de groupe nécessitent une approche distribuée, telle qu'un contrôle et une organisation distribués pour atteindre des objectifs compatibles (Adouane 2005). Ces robots autonomes s'inscrivent dans le cadre d'une coopération coordonnée. Il s'agit donc du cas de coopération le plus complexe, car il ajoute aux problèmes de planification tels que la répartition des tâches, le mouvement, des aspects de coordination dus à des ressources limitées. Un plan d'accomplissement d'une tâche coopérative doit donc décrire clairement la décomposition de cette dernière et quels sont les rôles de chaque robot pour l'accomplir (Chen *et al.*, 2010). Par conséquent, la qualité des plans obtenus dépend fortement de la manière dont ils sont alloués les sous-tâches pour chaque robot (Liu Fei *et al.* 2015), après la phase de planification de sous-tâches.

2.2.1 Formes de coopération

Il y a plusieurs perspectives sur la coopération, comme l'attitude des agents qui décident d'agir ensemble ou comme un observateur qui interprète et évalue rétrospectivement les comportements en les qualifiant de coopératives ou non à partir de critères sociaux (ou physiques), comme les actions d'enchaînement ou le nombre de connexions réalisées.

2.2.1.1 La coopération comme attitude intentionnelle

Selon (Galliers, 1991), le problème de la participation à un objectif commun est appelé adoption de but (goal adoption), qui est considérée comme une composante essentielle de l'activité sociale. La coopération survient lorsque les agents s'engagent dans une action et identifient un but commun, c'est-à-dire qu'ils reconnaissent que les autres agents poursuivent le même objectif.

Cependant, toute forme de coopération résulte-t-elle d'une intention de coopérer, et toute intention de coopérer mène-t-elle nécessairement à la coopération? (Jacques, 1995). Cette question est illustrée par une histoire rapportée par FERBER Jacques dans son ouvrage "Les Systèmes Multi Agents : vers une intelligence collective", portant sur l'attitude de la coopération.

"Gaétan souhaite aider Ambroise qui est en train de construire un hangar pour sa voi-

ture. Cependant, Gaétan manque de habileté dans ses mains et ne parvient pas à monter les moellons comme Ambroise le lui demande. Ambroise doit donc suivre Gaétan pour refaire son travail, ce qui réduit son efficacité par rapport à ce qu'il faisait seul".

Peut-on dire que Gaétan et Ambroise sont dans une situation de coopération? D'après Galliers (et la plupart des chercheurs en L'IA travaillant sur des agents cognitifs), Gaétan et Ambroise coopèrent parce qu'ils sont conscients que leurs actions sont engagées dans un but commun ou une intention commune.

Ce concept présente deux inconvénients : d'une part, on prétend qu'il y a coopération, même si le résultat de la coopération est moins bon que la performance des agents individuellement. En revanche, toute possibilité de coopération (qui n'ont pas d'intention claire et encore moins de modèles que d'autres) avec des agents interactifs est supprimée. Cependant, il est souvent admis que les insectes sociaux comme les fourmis qui travaillent ensemble pour obtenir de la nourriture à l'extérieur de leur nid coopèrent, même s'ils n'en ont pas conscience (Passera et Aron, 2005). Plus généralement, les agents interactifs capables d'effectuer des tâches complexes avec plusieurs personnes peuvent-ils être coopératifs? Conformément à l'auteur (Galliers, 1991), si la réponse est oui, il faut supposer que la coopération ne résulte pas uniquement d'une attitude, même si l'attitude à l'égard de la coopération peut être une très bonne incitation à la coopération, mais qu'elle doit être comprise en termes de comportement et de résultat. Dans ce cas, la coopération n'est plus le produit direct de l'intention coopérative, mais plutôt le bénéfice positif obtenu grâce aux interactions des agents.

2.2.1.2 La coopération du point de vue de l'observateur

La coopération du point de vue de l'observateur, se concentre sur l'observation des comportements et des interactions entre les agents sans prendre en compte leurs états mentaux internes., par un observateur externe, pour analyser les dynamiques de coopération, de coordination, de compétition ou de conflit au sein du groupe. Cette perspective implique que l'observateur n'a pas accès aux états mentaux individuels des agents, c'est-à-dire aux pensées, motivations, intentions et émotions internes de chaque agent. Par exemple, si l'on qualifie le comportement des fourmis de coopérative, c'est parce que, en tant qu'observateurs, on observe un certain nombre de phénomènes que l'on utilise comme des indices d'une activité de coopération. Au lieu de cela, l'observateur

se base sur des informations et des signaux externes pour comprendre et évaluer la coopération entre les agents.

2.2.2 Tâche coopérative interactive

2.2.2.1 Tâche coopérative

Une tâche consiste à passer d'un état du système à un autre. Lorsqu'un état particulier ou un état à l'intérieur d'un sous-ensemble d'états, parmi l'ensemble des états possibles, est atteint, la tâche est considérée comme accomplie (Lacroix, 1998). La réalisation de la tâche coopérative résulte de l'interaction de chaque robot avec le système global composé des robots et de la tâche. Ces interventions doivent être choisies par le robot dans un système décentralisé avec l'aide de ce que nous appellerons les outils du robot, ie. un ensemble de procédures décrivant les comportements et la manière d'interagir avec les autres unités du groupe tout au long de l'exécution de la tâche (Figure 2.2).

Le SMRM peut considérer la tâche coopérative comme l'objectif à atteindre. Cet objectif varie en fonction des applications souhaitées ou des types de robots utilisés (Adouane, 2005).

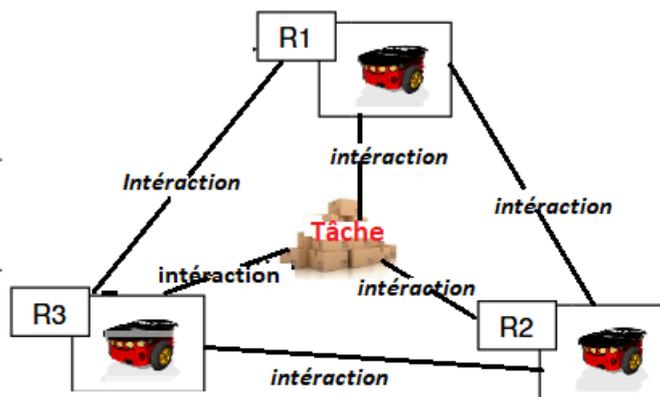


FIGURE 2.2 – Accomplissement d'une tâche dans un système multi-robots

2.2.2.2 Interaction

Il y a une interaction entre deux robots ou plus lorsque l'un d'entre eux contraint les mouvements des autres dans leurs interventions sur la tâche. Les interactions peuvent être de plusieurs formes selon qu'ils ont des effets positifs ou négatifs sur la tâche ou sur les interventions des autres robots.

Le degré d'interaction entre les différentes unités du groupe dans un système coopératif est souvent un indicateur de la complexité du contrôle. Les contraintes sur les robots se resserrent avec l'augmentation du couplage des interventions, ce qui améliore généralement la qualité globale des comportements coopératifs. Cependant, cela augmente également les exigences au niveau des contraintes de mouvement des robots du système.

Il est étonnant de penser qu'il est aussi possible de discuter de la répartition des tâches pour les agents interactifs. On pourrait supposer que leurs capacités limitées ne leur permettraient pas de réaliser des tâches aussi complexes. Cependant, il est envisageable de s'assurer que les tâches soient distribuées aux agents, et d'autre part, que les agents eux-mêmes sont spécialisés dans l'accomplissement de telle ou telle tâche.

L'allocation interactive dans un groupe de robots collaboratifs utilise la notion de signal et non la notion de message (Allocation émergente)(Galliers, 1991). Les signaux sont des formes de communication non intentionnelles et inexplicite, transmises par l'observation de la densité ou de la propagation dans l'environnement, et leur intensité diminue généralement avec la distance. Par conséquent, ces signaux proviennent des ressources dont disposent les robots. Le même signal peut stimuler des comportements interactifs au sein du groupe. L'une des principales préoccupations de cette thèse est l'absence de communication explicite entre les robots du groupe. En effet, l'intensité du signal est évaluée en fonction de l'observation de la densité et de la présence croissante des robots dans un environnement restreint.

2.2.2.3 La coopération décentraliser distribuée dans SMRM.

Une coopération distribuée dans les systèmes multi-robot, où plusieurs robots travaillent ensemble de manière coordonnée pour atteindre un objectif commun, tout en étant autonomes et capables de prendre des décisions de manière décentralisée. Cela

signifie que les robots interagissent entre eux et collaborent pour réaliser des tâches complexes. Dans ce contexte, "distribuer" signifie que la coordination et la prise de décision sont réparties entre les robots, sans qu'il y ait un contrôle centralisé. Les robots peuvent se répartir les tâches en fonction de leurs capacités (Adouane, 2005). Les robots collaborent, sans communication explicite, et prennent des décisions de manière autonome pour accomplir des tâches complexes. Chaque robot autonome est capable de prendre des décisions en temps réel en fonction de l'information disponible localement, sans avoir besoin d'une autorité centrale pour diriger l'ensemble du groupe. Les robots doivent élaborer des plans d'action qui tiennent compte des actions des autres robots, afin d'éviter les collisions et d'optimiser l'allocation de tâches. Dans ce cas, les ressources des architectures de contrôle distribuées (capteurs, unités de calcul, etc.) sont réparties sur tous les éléments du SMR, contrairement aux architectures de contrôle centralisées. Après cela, chaque robot utilise uniquement ses propres capteurs et unités de calcul et de traitement (Mouad, 2014). Beaucoup d'autres systèmes s'inscrivant dans le cadre des systèmes distribués peuvent être trouvés dans la littérature (Cao *et al.*, 2006; Yamaguchi *et al.*, 2001)

2.2.2.4 Problématique de la coopération optimale

Trouver une stratégie d'une coopération optimale dans SMRM est un problème qui nécessite l'élaboration des solutions dans un espace de recherche résultant de deux niveaux différents (Jennings *et al.*, 1998). Le premier niveau concerne la construction de l'espace de recherche global, cela peut inclure des stratégies (Niveau de coordination et de coopération) à partir de la décomposition de la tâche coopérative (i.e. niveau global), le deuxième concerne la construction de l'espace de recherche à partir des plans locaux des robots, chaque robot individuel doit être capable de prendre des décisions et d'effectuer des actions de manière autonome (Niveau individuel des robots i.e. au niveau local). Dans un tel système, la première problématique, au niveau de la tâche coopérative, il s'agit de trouver la meilleure configuration pour une équipe de robots travaillant simultanément sur un ensemble de sous-tâches. Pendant que la deuxième problématique concerne la recherche d'une séquence d'exécution chaque sous-tâche qui peut être effectuée de différentes manières par les robots. au niveau local (pour chaque robot), dont l'objectif est de maximiser l'utilité des robots dans l'accomplissement de la

tâche coopérative et minimiser les conflits et les collisions, répartir équitablement la charge de travail entre les robots, optimiser les temps de réalisation des sous-tâches et minimiser les coûts associés.

La décomposition de tâche globale dans le contexte d'un groupe de robots mobiles est effectivement fortement influencée par la géométrie de l'environnement (Wang, 1994). Lorsqu'un groupe de robots mobiles doit effectuer des tâches dans un environnement donné, la géométrie de cet environnement joue un rôle crucial. En particulier, si plusieurs descriptions de la tâche coopérative existent, il sera plus judicieux de choisir la description de la tâche coopérative qui respecte les contraintes géométriques de l'environnement afin de faciliter la réalisation des sous-tâches (par exemple choisir une décomposition qui génère des sous-tâches avec un minimum de déménagement). En prenant en compte l'état du groupe de robots et leur efficacité, peut-être concevoir une description de tâches plus complète et précise pour faciliter une coopération efficace entre les robots. Cela contribuera à optimiser les résultats de la tâche et à maximiser l'efficacité de l'équipe de robots.

Lorsqu'il s'agit de coopération entre plusieurs robots, il est nécessaire de bien gérer la répartition des tâches et de coordonner les mouvements entre les robots pour assurer une efficacité maximale tout en respectant les contraintes de sécurité. Cette étape est également appelée planification. La planification de missions est un problème complexe, nécessitant une connaissance des robots utilisés, tels que : leur capacité de déplacement, leurs limites de vitesse, ainsi que leurs moyens de perception et d'action. Cette planification peut être faite pour augmenter l'efficacité des robots mobiles pour réaliser des sous-tâches résultant de la phase de description de la tâche collaborative, ou comme nous l'avons décrit précédemment au niveau local. Cela nécessite de planifier le mouvement des robots dans leur environnement, de réduire les coûts énergétiques, etc., et de planifier l'attribution des tâches pour parvenir à une coopération optimale en accomplissant des tâches complexes. Ce qui nous importe dans les travaux présentés dans cette thèse est la capacité à coopérer efficacement et à planifier de manière optimale l'attribution des sous-tâches.

2.2.3 Planification dans SMRM

La planification dans les systèmes multi-robots est le processus de conception et d'organisation des actions et des mouvements de plusieurs robots autonomes travaillant ensemble pour atteindre un objectif commun ou une série d'objectifs (Cambon *et al.*, 2004). Cela implique généralement la génération de séquences d'actions (Russell, 2010) de tâches, de trajectoires et de comportements pour chaque robot, tout en tenant compte des contraintes, des ressources disponibles et de l'environnement dans lequel les robots évoluent. Cette discipline dans les systèmes multi-robots vise à optimiser l'efficacité, la sécurité, la fiabilité et la coordination des robots pour accomplir des missions diverses et sans conflits des tâches assignées.

La planification peut faire appel à diverses techniques, telles que la planification de trajectoires, l'ordonnancement, la recherche opérationnelle, l'apprentissage automatique et la prise de décision multi-agents, pour garantir que les robots travaillent de manière coordonnée et intelligente. Souvent, la réalisation des tâches complexes implique deux types de planification : la planification des tâches et la planification du mouvement. La planification des tâches est principalement conçue pour résoudre le problème de savoir quel robot doit exécuter quelle tâche. Cela implique une décomposition et une répartition des tâches. La planification des mouvements est principalement conçue pour générer la trajectoire de chaque robot. De plus, un robot doit tenir compte des trajectoires des autres afin d'éviter toute collision, encombrement ou impasse qui pourrait survenir.

Dans ce qui suit, nous nous intéresserons plus particulièrement à deux tâches multi-robots majeures qui sont au cœur de nos travaux de recherche : la planification des tâches et la coordination de l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots.

2.2.3.1 Processus de planification

Le processus de planification de tâches coopératives est essentiel pour coordonner efficacement les activités au sein d'une équipe de robots, en particulier lorsque les tâches sont complexes. Ce processus nécessite une méthodologie particulière pour effectuer des tâches complexes. Cette méthodologie est appelée planification de tâches multi-robots, dans laquelle la tâche complexe est traitée en la décomposant en sous-

tâches et la deuxième étape où ces tâches sont attribuées au robot (Figure 2.3). Bien que la décomposition des tâches en robotique soit un domaine relativement moins exploré par rapport à la résolution du problème d'affectation des tâches. Cependant, la décomposition des tâches revêt une grande importance dans le domaine de la robotique et de l'automatisation, car elle peut avoir un impact significatif sur l'efficacité, la sécurité et la qualité d'affectation des tâches.

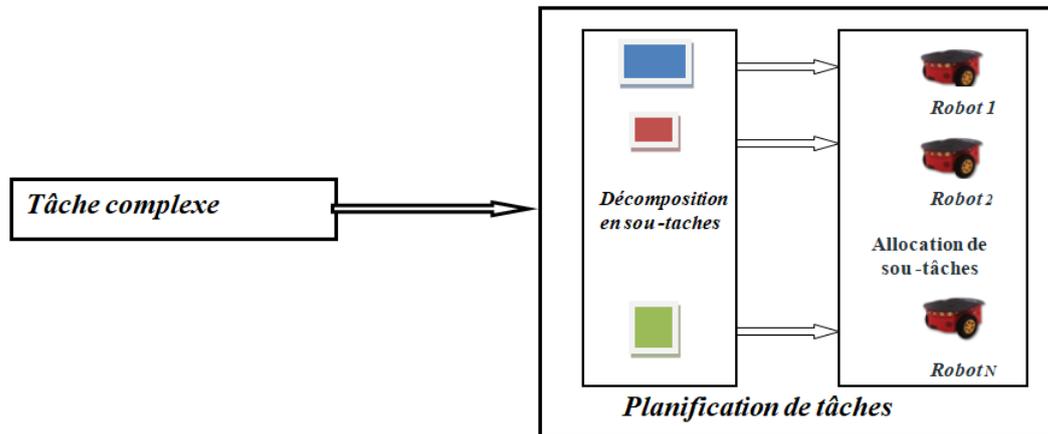


FIGURE 2.3 – Processuse de planification de tâches

Dans les SMRM, la planification des tâches coopératives nécessite d'autres informations sur l'environnement ainsi que des contraintes à respecter. À partir de ces descriptions, le processus de planification doit produire un plan de solution décrivant comment accomplir la tâche complexe de manière coopérative. Ce plan contient l'ensemble des sous-tâches, les tâches robotiques et les moyens possibles d'accomplir la tâche en collaboration (Figure2.3).

La décomposition des tâches implique de diviser une tâche complexe en sous-tâches plus simples et gérables. Cette approche permet d'améliorer la planification, la coordination et l'exécution des tâches par des robots. En outre, une décomposition efficace des tâches peut contribuer à optimiser l'affectation des tâches, en distribuant les sous-tâches de manière appropriée entre les robots disponibles, en fonction des caractéristiques telles que les exigences de l'affectation des ressources de la mission et les capacités des robots (Chen *et al.*, 2010). Tandis que l'allocation de tâches consiste à attribuer ces sous-tâches aux membres de l'équipe du système en fonction de leurs compétences et de leur disponibilité. La planification de tâches coopératives favorise la collaboration, la clarté et l'efficacité dans la réalisation de projets ou de missions complexes.

2.2.3.2 Planificateur de tâches

Le problème de la répartition et de l'affectation des tâches est considéré comme un défi dans la plupart des applications dans les systèmes multi-robots, où les sous-tâches résultant de la décomposition de la tâche principale ou de la tâche complexe peuvent être réalisées par un ou plusieurs robots en fonction des robots du groupe, qu'ils soient homogènes ou hétérogènes, ou dans le cas inverse, chaque robot, il peut réaliser une ou plusieurs sous-tâches en fonction des capacités de chaque membre du groupe robotique. Les sous-tâches sont exécutées en parallèle. Ces tâches sont décomposées en sous-tâches par un programme de planificateur indépendant ou par l'intervention d'un concepteur humain. A cet égard, il existe différentes formes de plans qui décomposent une tâche complexe en sous-tâches (Parker, 1999) sous forme d'une représentation arborescente selon une disposition hiérarchique des sous-tâches à mettre en œuvre (Zlot et Stentz.A, 2006) ou en fonction du rôle de chaque robot dans la réalisation de la tâche (Chaimowicz *et al.*, 2004; Pagello *et al.*, 2006; Simmons *et al.*, 2001)

2.2.4 Problématique de Planification des tâches

Récemment, une grande attention dans les travaux de recherche dans le domaine de SMRM s'est concentrée sur les problématiques de planification pour l'accomplissement de tâches complexes. En particulier, la planification de tâches, qui prend en compte la complexité de la tâche. Malheureusement, la planification optimale d'un SMR est généralement un problème NP-difficile. Par conséquent, le défi actuel est d'assurer une planification réalisable qui produit de bonnes solutions (Yan *et al.*, 2013). Cela nous amène à créer des sous-plans en divisant la tâche complexe en niveaux et sous-tâches proportionnels à la capacité de chaque robot, simple à répartir et peuvent être exécutés en parallèle.

Chaque robot unique peut se voir attribuer une ou plusieurs tâches à exécuter selon un sous-plan qui lui est approprié, et une sous-tâche peut être exécutée conjointement par plus d'un robot. Lorsque plusieurs robots répètent simultanément ce processus, dans la littérature, il est appelé processus d'allocation de tâches dynamiques parallèles distribuées (ADTP)(Lerman et al, 2006; Hamza, 2021).

2.2.4.1 Décomposition des tâches complexes

La décomposition des tâches a un impact direct sur l'accomplissement de tâches complexes dans SMRM. Elle nécessite une réflexion approfondie sur la manière de diviser la mission en sous-tâches, en tenant compte des ressources disponibles et des compétences des robots pour garantir une exécution efficace de la mission (Chen *et al.*, 2010).

Par conséquent, la décomposition des tâches est utilisée comme une première étape importante dans plusieurs modèles pour résoudre le problème de l'attribution des tâches (YARA.RIZK *et al.*, 2019). Les problèmes de décomposition de tâches peuvent être généraux (Sylvia.C *et al.*, 1999) ou spécifiques à un domaine. Exemple de décomposition des tâches du système de robot de football (Jianping.chen *et al.*, 2011). Le protocole M+ est un système décentralisé proposé par (Botelho et Alami, 1999) pour décrire la décomposition et l'attribution de tâches dans SMR. De plus une tâche complexe est décomposée en sous-tâches indépendantes (Parker, 1999) sous forme d'une représentation arborescente selon un ordre hiérarchique des sous-tâches à exécuter (Zlot et Stentz, 2006) les plans locaux peuvent être construits à partir de cet arbre grâce à un mécanisme de distribution de tâches entre les robots.

Alors que dans de nombreux systèmes, le concepteur décompose manuellement les tâches complexes en une séquence de sous-tâches plus simple (Marco.Dorigo et al, 2013). D'autres travaux dans leur système utilisent la décomposition automatisée de tâches complexes divisées en trois catégories principales : 1) décomposer puis allouer, 2) allouer puis décomposer, 3) décomposition et allocation simultanées (Bernardine.Dias *et al.*, 2006). Algorithmes de décomposition puis d'allocation, décomposez d'abord une tâche complexe en sous-tâches de manière centralisée. Attribuez ensuite les différentes sous-tâches aux robots disponibles. La décomposition de l'arbre des tâches dans (Xiong.Li *et al.*, 2010) divise les tâches de prise de décision complexes en sous-tâches, en utilisant des mesures d'information mutuelles (Cobo *et al.*, 2012). Divisé dynamiquement entre les robots en fonction de la proximité géographique (Hu *et al.*, 2014). Dans une étude récente (Fu *et al.*, 2022) reformulation du problème d'association hétérogène (HTP) pour fournir un algorithme plus évolutif qui est résolu en utilisant un sous-problème de décomposition de flux.

Stratégie de décomposition itérative

La description de la décomposition des tâches en tâches élémentaires et composées est un concept fondamental dans les SMR. Les tâches peuvent être classées en deux catégories principales : les tâches élémentaires (ou atomiques) et les tâches composées. Cela permet également de concevoir des systèmes robotiques plus flexibles et adaptables, car les tâches composées peuvent être réorganisées pour accomplir différentes tâches.

- **Tâches Élémentaires (Atomiques) :** Ces tâches sont les plus simples et les plus fondamentales. Elles ne nécessitent qu'une seule action pour être accomplies. Par exemple, charger et déplacer un objet d'un endroit à un autre, tourner un interrupteur, etc. Les tâches élémentaires sont généralement exécutées par un seul robot sans nécessité de subdivision en sous-tâches.
- **Tâches Composées :** Les tâches complexes peuvent être décomposées en plusieurs sous-tâches plus simples, appelées tâches composées. Chacune de ces sous-tâches est en soi une tâche élémentaire ou peut être une tâche composée si elle est encore complexe. Cette décomposition hiérarchique permet de gérer efficacement la réalisation de tâches plus complexes. Chacune de ces sous-tâches peut être réalisée par un ou plusieurs robots.
- **Tâche complexe :** Il s'agit d'une tâche qui, par nature, est composée simple de plusieurs sous-tâches. Une tâche complexe ne peut pas être accomplie en une seule action, mais elle nécessite une séquence d'actions coordonnées.
- **Décomposition :** Pour exécuter une tâche complexe, elle peut être décomposée en une série de sous-tâches plus simple. La décomposition consiste à subdiviser la tâche globale en plusieurs niveaux horizontaux et en actions élémentaires verticales (Figure 2.4).

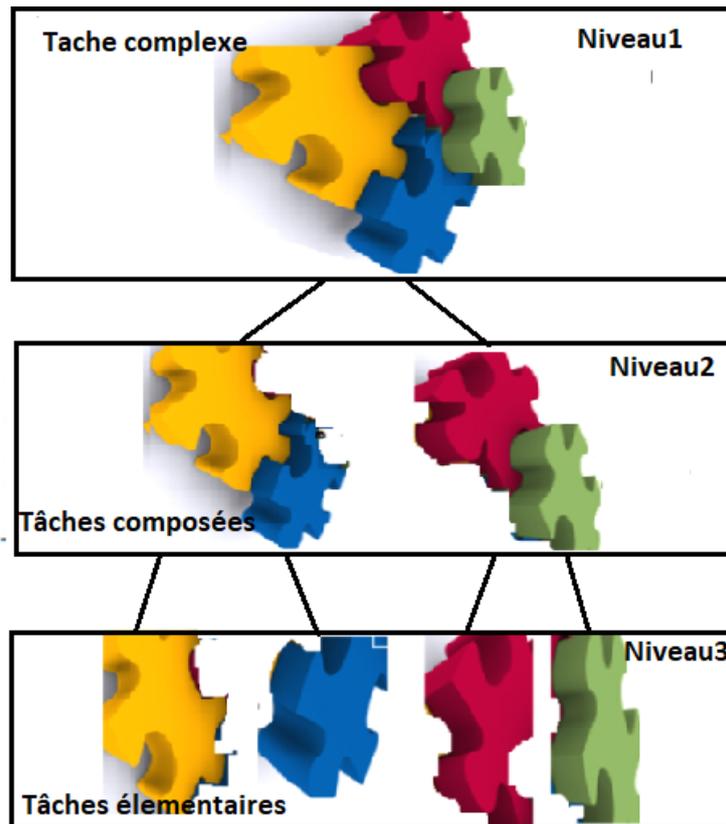


FIGURE 2.4 – Illustration de décomposition d’une tâche complexes en tâches composées simples et tâches élémentaires

La figure ci-dessus montre une représentation de la décomposition de tâches complexes dont la division par niveau en tâches élémentaires est illustrée par la structure arborescente donnée par Zlot (Zlot et Stentz, 2006). Comme la figure est montrée, la division en niveaux. Par exemple, le premier niveau fait référence à une tâche complexe ou composée (composée complexe), suivie du deuxième niveau pour des tâches qui se décomposent en une tâche de composé simple ou moins complexe que le premier niveau, qu’un ou plus un robot peuvent accomplir selon leur capacité. Le troisième niveau représente les tâches élémentaires individuelles que chaque robot peut effectuer. Dans la section dédiée à notre contribution à la recherche, nous fournirons plus de détails adaptés au sujet de la thèse.

La décomposition optimale des tâches complexes en tâches exécutables est en effet un élément essentiel de la planification et de l’amélioration de l’allocation des tâches dans les SMR. Cependant, il est important de noter que des algorithmes efficaces puissent jouer un rôle crucial dans ce processus, qui prend en compte plusieurs processus im-

pliqués dans la décomposition des tâches lors de la répartition des tâches.

2.2.4.2 Répartition des tâches

Utilisation accrue de robots et de tâches (Zlot et al. 2006) souvent créer des problèmes dans la répartition optimale des tâches dans les Systèmes Multi-Robots (SMR) est en effet un problème complexe et généralement classé comme un problème NP-Hard "Trouver la répartition optimale des tâches est un problème NP-Hard (Gerkey *et al.*, 2004).

Les SMR impliquent la coordination de plusieurs robots pour accomplir un ensemble de tâches, et trouver la répartition optimale des tâches parmi ces robots peut être extrêmement difficile en raison de diverses contraintes et de la complexité combinatoire associée. Dans le contexte, la solution à ces problèmes NP-difficiles passe par une planification optimale, qui nécessite des mécanismes optimaux d'allocation des tâches, pour inclure la minimisation du temps total de réalisation des tâches, la réduction de la consommation d'énergie (Yan.Z *et al.*, 2012).

Répartition des tâches dans les SMRM hétérogène

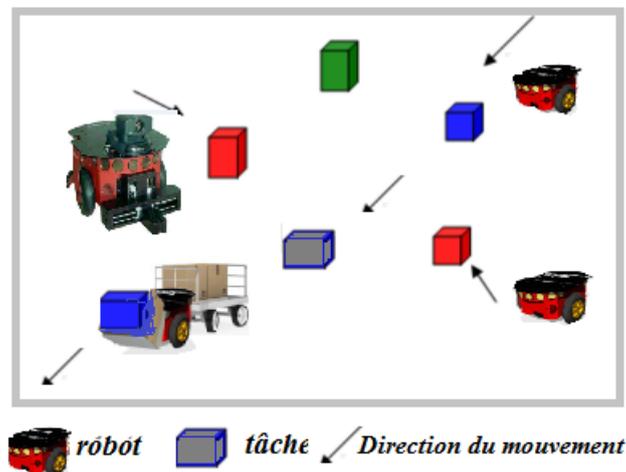


FIGURE 2.5 – Illustration montrant la répartition des tâches entre robots hétérogène.

Comprendre les caractéristiques des tâches à accomplir est crucial. Certaines tâches peuvent être simples et adaptées à un type de robot, tandis que d'autres peuvent être plus complexes et nécessiter la collaboration de plusieurs types de robots, Par conséquent, le problème de la répartition des tâches ou Le problème d'allocation de tâches

multi-robots (ou Multi-robot Task allocation, MRTA en Anglais) en particulier pour les systèmes robotiques hétérogènes est une condition nécessaire pour savoir comment attribuer différentes tâches, en d'autres termes « qui accomplit quoi? » entre différents types de robots autonomes. Cette question revêt une grande importance dans la planification et la coordination des activités des robots hétérogènes, car chaque robot peut avoir des capacités, des caractéristiques et des contraintes différentes. La répartition des tâches vise à maximiser l'efficacité et la performance du système global en attribuant judicieusement les tâches en fonction des compétences, des ressources et des objectifs de chaque robot.

Dans les systèmes multi-robot mobiles hétérogènes (SMRMH), la répartition des tâches peut être complexe et dépendre de plusieurs facteurs, notamment :

- *Capacités individuelles* : Chaque robot possède ses propres capacités, capteurs, actionneurs et contraintes. Pour maximiser les performances, la répartition des tâches doit tenir compte de ces différences.
- *Objectifs du système* : Les tâches doivent être attribuées en fonction des objectifs globaux du système robotique, tels que maximiser l'efficacité, réduire les temps d'exécution, économiser de l'énergie, etc.
- *Contraintes environnementales* : La répartition des tâches peut être affectée par les caractéristiques de l'environnement dans lequel les robots opèrent. Par exemple, certains robots peuvent mieux fonctionner dans certaines conditions environnementales, ce que nous verrons dans notre modèle proposé dans le chapitre de contribution, la première partie sur le contrôle environnemental.

2.2.5 Les mécanismes décisionnels pour l'allocation de tâches dans SMRMH.

Dans le cas d'un SMR coopératif, la coordination est également nécessaire et plus spécifique dans l'application du processus de planification des tâches et des mouvements. Une fois la coordination atteinte au niveau de la planification des tâches et des mouvements, la coordination ultérieure pour accomplir la tâche donnée en dépend. Ainsi, lorsque l'on considère les domaines du SMR, la planification des tâches et des

mouvements est inhérente dans presque tous les domaines tels que le l'exploration, le suivi de cibles, etc...

Des mécanismes de coordination sont utilisés dans plusieurs systèmes robotiques afin de parvenir à une coopération qui émerge entre eux. La coordination dans SMRMH assure le contrôle des actions coopératives entre les robots membres du système, en tenant compte du protocole de coordination qui l s'agit de décider quel robot ou groupe de robots sera responsable de l'exécution de chaque tâche. Cette décision doit prendre en compte la nature de la tâche, les capacités des robots, les contraintes de temps et d'autres facteurs pertinents. Ce protocole est une série de règles que les robots du système respectent lors de l'exécution de tâches. La coordination est définie dans(Ferber, 1995) comme une coopération où les actions entreprises par chaque robot prennent en compte les actions effectuées par les autres robots afin que l'ensemble du processus finisse par être un processus cohérent et efficace. Par conséquent, un mécanisme de coordination efficace est nécessaire pour contrôler les actions collaboratives entre les robots, dans le but d'aider chaque robot à choisir des actions qui correspondent à ses capacités individuelles, afin d'atteindre efficacement les objectifs au niveau du système(Verma.Janardan.Kumar et Ranga.Virender, 2021) .

Pour coordonner les activités des robots dans SMRMH, il est nécessaire de déterminer la présence d'états d'interaction dans le mouvement des robots et l'exécution des tâches, mais le problème est de savoir comment mettre en œuvre la coordination au niveau du système. Il faut choisir une solution parmi de multiples possibilités pour mettre en œuvre des mécanismes de coordination, qui peuvent être mis en œuvre au sein du robot, entre robots, à travers la capacité de chaque robot, l'environnement, etc. Toutes ces possibilités de mise en œuvre de mécanismes de coordination sont possibles et peuvent être combinées pour créer d'autres mécanismes. La coordination peut être classée en méthodes (Chien *et al.*, 2000) basées sur différents critères, tels que la prise de décision, l'adaptation et le protocole.

Nous classerons ces méthodes dans cette thèse selon les mécanismes de coordination des robots : centralisés, décentralisés ou hybrides (Figure 2.6). En conséquence, nos travaux de recherche s'appuient sur le mécanisme de décentralisation dans la coordination de l'attribution des tâches.

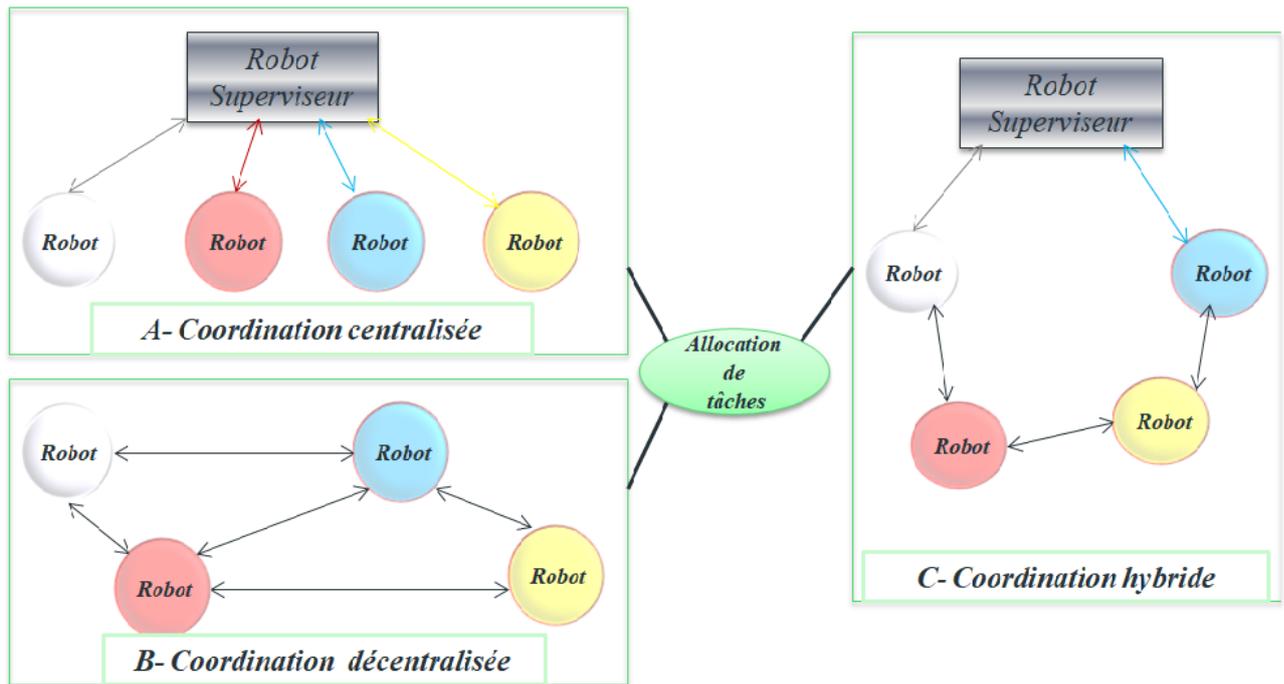


FIGURE 2.6 – Principaux mécanismes de coordination d’allocation de tâches.

2.2.5.1 Système de décisions centralisées

Le système centralisé est contrôlé par le décideur central et est contrôlé par le superviseur du système. La figure 2.6 présente l’encadré A – Coordination centrale. Le cadre centralisé pour une planification dans un SMR est proposé dans (Jose et Pratihari, 2016; Lin *et al.*, 2022) qui combine les algorithmes GA et A* pour la planification de trajectoire multi-robot 2D. Genetic Algorithm (GA) est utilisé pour l’attribution des tâches et l’algorithme A* pour la planification du chemin.

Un cadre centralisé en deux étapes résout les problèmes de collecte et de livraison multi-robots, et réalise une planification de chemin et d’action avec orientation dans des environnements non uniformes par des algorithmes heuristiques, détectant et résolvant les conflits par un bloc d’information synchronisé (Yamauchi *et al.*, 2021). Dans les graphiques en grille, un algorithme centralisé et découplé est proposé pour la planification de chemins multi-robots dans des environnements de type entrepôt automatisés et à la demande, et il explore les solutions optimales de sous-problèmes et les bases de données de diversification de chemin pour résoudre les conflits de chemins locaux (Han et Yu, 2020).

Une architecture centralisée a un degré élevé de coordination, tandis que les actions

dynamiques et en temps réel sont faibles (Dai *et al.*, 2017). La structure décentralisée est proposée pour surmonter l'inconvénient de la structure centralisée, offrant ainsi un niveau plus élevé de flexibilité.

2.2.5.2 Système de décisions décentralisées

Le cadre décentralisé ou prise de décisions en temps réel (Lin *et al.*, 2022)(B-coordination décentralisée) est proposé pour surmonter les inconvénients des cadres centralisés et permet aux robots de communiquer avec les autres et de planifier individuellement ses propres actions sous forme des plans locaux. En général, les robots décentralisés fonctionnent de manière autonome, ce qui les rend tolérants aux erreurs et capables de comprendre leur environnement local, se tournant vers l'accomplissement de tâches là où d'autres ont échoué (Beckers *et al.*, 2000). Grâce à ces connaissances, des méthodes de planification distribuées ont acquis la puissance en performance.

Les algorithmes utilisés dans la structure décentralisée impliquent des algorithmes heuristiques, des algorithmes métaheuristiques d'optimisation, des réseaux de neurones, des approches basées sur l'échantillonnage et des algorithmes basés sur l'IA. Parmi eux, un algorithme heuristique décentralisé de planification de tâches a été proposé comme optimisation de l'utilisation de l'espace pour les architectures multi-robots, et il réduit le temps de calcul et le nombre de conflits pour obtenir une solution aux problèmes ponctuels et à vie (Han et Yu, 2022).

Une approche hors ligne indépendante du temps a été développée grâce à une recherche basée sur les blocages et une recherche basée sur les conflits pour attribuer des tâches à chaque robot lorsque les robots ne peuvent pas partager d'informations (Okumura *et al.*, 2021). En plus de l'algorithme MAPP, qui est un algorithme A* amélioré, dans (Andreychuk et Yakovlev, 2017) en tant que plan décentralisé pour l'attribution de tâches et la planification coopérative de trajectoires pour plusieurs drones dans des environnements urbains.

Le système décentralisé a plus d'applications en temps réel que le cadre centralisé. Les robots obtiennent des informations auprès des robots des voisins pour déterminer la prochaine étape et faire fonctionner immédiatement le système de communication local. Les algorithmes à convergence rapide, à simplicité, à excellente robustesse ou à peu de temps et d'espace de calcul sont largement implémentés dans la structure.

Cependant, il est évident qu'il y aura des défis difficiles d'obtenir une cohérence globale dans ces systèmes. C'est pourquoi les objectifs peuvent être préprogrammés dans l'unité de commande de chaque robot (TEGGAR, 2019), car tout changement dans l'objectif ne peut pas prédire le comportement collectif des robots.

2.2.5.3 Système de décisions hybride

De plus, la structure hybride a été développée récemment pour combiner les avantages des approches centralisées et décentralisées (Verma, Janardan, Kumar et Ranga, Virender, 2021), ce qui peut être particulièrement bénéfique dans des environnements complexes ou en constante évolution. Cela permet de maximiser l'efficacité opérationnelle tout en prenant en compte les spécificités locales. Il utilise la formation centralisée des problèmes, tandis que les robots peuvent prendre leurs décisions pendant les opérations des tâches. Les robots peuvent obtenir des informations auprès d'autres robots ou accomplir des tâches dans le cadre d'une structure distribuée. Cependant, la mise en œuvre de ce modèle nécessite une planification soignée et une communication efficace pour éviter les conflits potentiels entre les niveaux central et décentralisé. Les techniques employées n'ont aucune restriction, car la méthode hybride combine les avantages des méthodes centralisées et décentralisées (Lin *et al.*, 2022).

Généralement, le choix d'une stratégie de coordination se fait selon la nature et les spécificités de la tâche à accomplir. Se référant à l'allocation décentralisée (allocation distribuée ou allocation locale). C'est ce qui nous préoccupe. Il existe deux types de coordination dans la planification d'allocation décentralisée (Verma, Janardan, Kumar et Ranga, Virender, 2021) : le premier type est la coordination intentionnelle, tandis que le second est la coordination émergente.

2.2.5.4 Coordination intentionnelle

La coordination intentionnelle dans les systèmes robotiques hétérogènes fait référence à la manière dont les robots ou les agents autonomes coopèrent pour atteindre des objectifs communs, ou interagissent de manière intentionnelle pour réaliser des tâches complexes. Dans de tels systèmes, les robots peuvent différer en termes de matériel, de logiciels, de capteurs, de capacités. Chaque robot peut avoir sa propre capacité de planification pour décider de ses actions, tout en prenant en compte les actions des autres

robots. Les plans individuels peuvent être combinés pour l'accomplissement des tâches en parallèle, et atteindre l'objectif commun, en prenant en compte les contraintes et les dépendances. Les solutions fortement coopératives exigent que les robots agissent ensemble en ajustant leurs comportements en conséquence. Cela peut inclure des techniques d'apprentissage.

Les approches de coordination intentionnelle nécessitent une communication entre les robots pour échanger des informations sur leurs intentions, leurs actions et leur environnement. Cela peut faciliter la compréhension mutuelle et la coordination dans le choix de leurs tâches ou rôles. Bien évidemment, la coordination intentionnelle repose sur la négociation entre les robots pour résoudre les conflits ou prendre des décisions conjointes. Ceci est fait en utilisant des mécanismes de négociation pour attribuer des tâches, distribuer des ressources ou définir des priorités.

2.2.5.5 Coordination émergente

L'émergence de comportements collectifs dans l'accomplissement de tâches coopératives complexes est l'une des méthodes que l'on retrouve dans la vie naturelle (Bonabeau *et al.*, 1995) comme les sociétés d'insectes, y compris la société des fourmis. Ces systèmes tendent à s'organiser automatiquement à partir de règles locales simples, ce qui donne de bons résultats en termes de la force et la vitesse en tant qu'entité complexe unique, comme les fourmis ont fait leurs preuves dans les activités de recherche de nourriture (Glize, 2001). Dans leur comportement coordonné en suivant le chemin le plus court. Les fourmis apparaissent comme un modèle auto-organisé montrant l'exemple dans les collaborations émergentes.

Ces comportements, inspirés de la nature, sont donc considérés comme une référence pour de nombreux chercheurs dans leurs travaux de recherche sur le développement de comportements collectifs intelligents dans de multiples systèmes robotiques mobiles. Dans les processus de planification de tâches dans de multiples systèmes robotiques émergents, les robots (Johnson et Bay, 1995; Lerman et al, 2006) ont la particularité de développer des comportements collectifs (appelés émergents) qui ne sont pas planifiés, mais résultent des interactions des robots avec leurs environnements. Les méthodes en essaim ont également été utilisées dans le contexte de robots en essaim (Correll et Martinoli, 2005; Simonin, 2010) dans la planification basée sur des stratégies

de coordination distribuée. Lorsque la coordination est locale ou ce qu'on appelle une coordination émergente. Les fourmis s'auto-organisent souvent en colonnes car chaque fourmi libère derrière elle des phéromones qui indiquent un chemin préférentiel aux autres fourmis. Ces dernières renforcent le chemin qui se forme en libérant, elles aussi, des phéromones. Cette trace se renforce et une colonne se forme progressivement par des processus collectifs (A). Lorsqu'il y a deux chemins menant à une source de nourriture, l'un plus long que l'autre, le plus court chemin émerge de la collectivité (B)(Figure 2.7).²

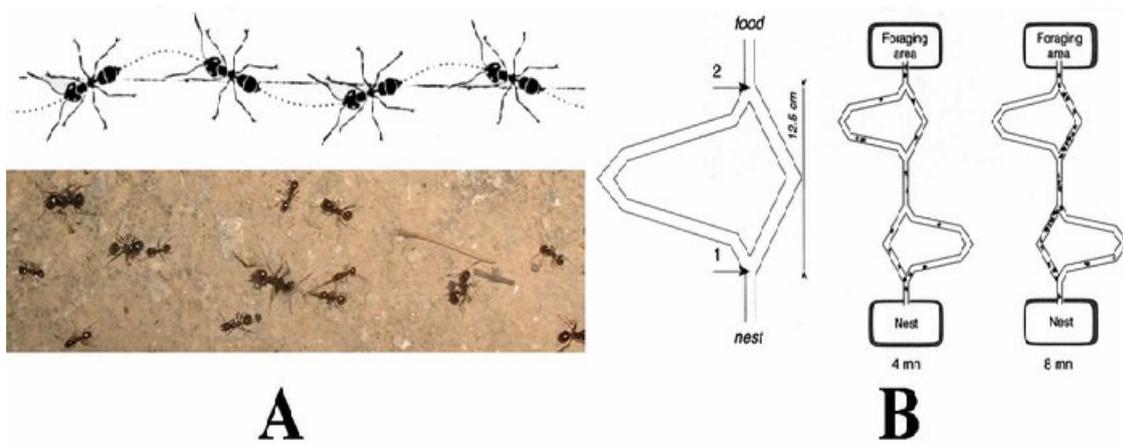


FIGURE 2.7 – L'auto-organisées de fourmis

Le placement de phéromones et le suivi des comportements des fourmis se sont être un mécanisme efficace pour améliorer la sélection de chemin dans les réseaux naturels ainsi que dans les réseaux artificiels. Utiliser de vrais robots, avec les caractéristiques des systèmes robotiques, qui utilisent de tels comportements pour accomplir des tâches courantes. Comme nous l'avons mentionné précédemment dans le comportement émergent des fourmis, les robots comme Alice sont un modèle de planification de tâches basée sur la coordination émergente. Tels que le suivi des chemins. Les tâches que ces robots effectueront peuvent nécessiter différentes capacités de détection et de fonctionnement. Pour certaines expériences d'assemblage, être dans une certaine position peut suffire. (Garnier *et al.*, 2007) ont préparé un modèle utilisant des robots Alice (Alice est un petit robot mobile développé à l'École Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL)) qui imite les comportements de suivi des phéromones des communautés de fourmis. Les chercheurs ont utilisé des chemins de topologies différentes,

2. <https://www.researchgate.net/figure/Les-fourmis-sauto-organisent-souvent-en-colonnes>.

équipés d'un dispositif qui utilise la lumière comme marqueur du passage des robots. Un disque de lumière bleue d'intensité constante était projeté au centre de la position occupée par le robot sur la piste. Les dépôts de phéromones ont un effet similaire. Une diminution progressive de l'intensité de la lumière provenant du disque bleu projeté provoque l'évaporation de ce dernier. Ainsi, au fil du temps, des lignes bleues apparaissent sur le labyrinthe dont l'intensité lumineuse est proportionnelle au nombre de passages effectués par les microrobots (Figure 2.8).

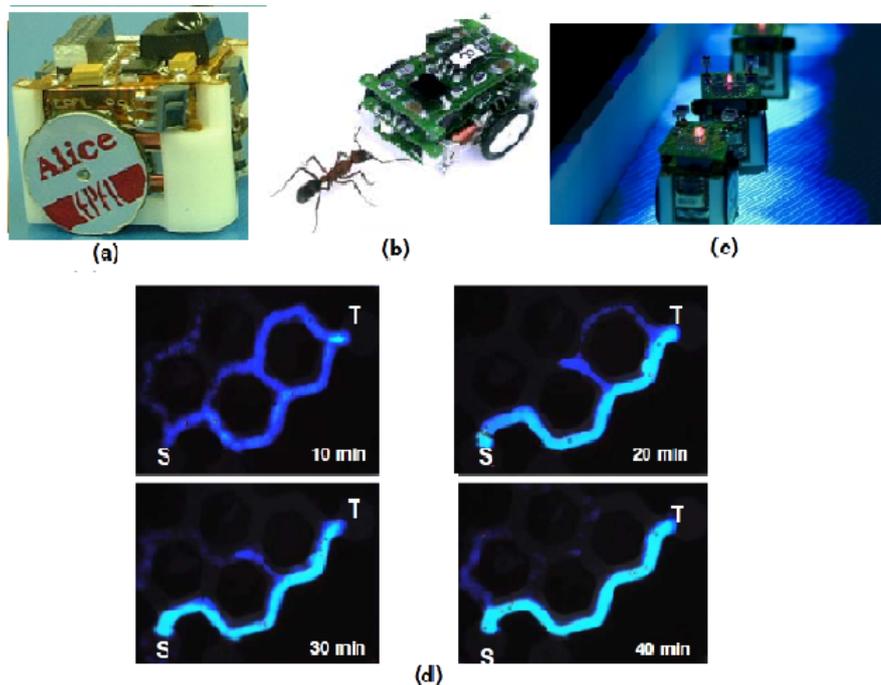


FIGURE 2.8 – Alice

Dans l'analyse présentée par (Glize, 2001) sur les comportements collectifs émergents dans le football entre joueurs dans le processus 01-02, où le joueur 01 effectue des opérations de dribble pour atteindre le but afin de marquer, tandis que les adversaires de l'autre équipe le confrontent à bloquer. Il n'a alors d'autre choix que de chercher un partenaire pour lui passer le ballon, sans planifier ni réfléchir à l'avance, mais plutôt en prenant la décision au bon moment. Quant au partenaire, qui est le joueur 02, il se coordonne avec le joueur 01 et lui renvoie le ballon, et ainsi la coordination s'établit entre eux jusqu'à ce que l'objectif commun soit atteint entre eux (Figure 2.9). Ce comportement est considéré comme un comportement coopératif émergent sans établir de

plans préalables. En fait, ce sont les adversaires qui les ont poussés à ce comportement coopératif. La solution leur a été pratiquement imposée en ne leur laissant aucun choix.



FIGURE 2.9 – foot

De manière générale (Brooks *et al.*, 1991), un système dans un monde qui n'a pas de représentation préalable est affecté par ce qu'il découvre à chaque instant. Par conséquent, dans le contexte du sujet de thèse, qui s'inscrit dans le cadre d'une recherche sur un modèle de coopération émergente dans un système multi-robot, basé sur la décomposition de la tâche complexe. Il est difficile de déterminer une stratégie exacte de planification pour attribuer des tâches complexes dans un cadre de coordination émergent.

2.3 Conclusion

Ce chapitre vise à faire saillant les différentes problématiques qui entrent dans le cadre des recherches de cette thèse. Au début de ce chapitre dans leur première partie, nous avons abordé une introduction au concept d'émergence, où les spécifications de l'émergence dans divers systèmes ont été présentées en détail, en tenant compte de la problématique de la coopération émergente dans les systèmes robotiques, tout en énumérant les aspects qui y sont liés. . En termes de coordination, d'harmonie et d'auto-organisation de ces robots au sein du système. D'autre part, la problématique de la coopération optimale dans les systèmes multi-robots est considérée comme une question particulière à aborder en termes de formes de coopération et des approches de planification pour accomplir des tâches complexes.

Nous avons mentionné diverses architectures et méthodes de planification qui ont été développées et appliquées aux systèmes multi-robots pour exécuter des tâches complexes. Nous avons également décrit les méthodes les plus importantes qui nécessitent de décomposer des tâches complexes en tâches élémentaires à attribuer aux robots, en fonction des capacités de chaque robot. Nous constatons que la contribution de la recherche dans cette thèse s'inscrit dans le cadre des robots hétérogènes. Ici, la problématique d'allocation des tâches optimales apparaît comme un problème NP-difficile, en termes des mécanismes de prise de décision pour répartir les tâches appropriées à chaque robot, dans un système multi-robot hétérogène.

Dans la littérature, de nombreuses approches ont été présentées par les chercheurs dans leurs études sur les systèmes mobiles multi-robots. Nous prendrons en compte la classification des mécanismes d'allocation des tâches collaboratives dans ces approches. En plus d'autres facteurs, qui sont le type de tâches, le type de robots et le mécanisme de répartition des tâches. Nous allons présenter un état de l'art sur ces approches dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

État de l'art sur les approches d'allocation de tâches dans les SMRM

L'attribution des tâches dans les systèmes robotiques est un domaine de recherche en évolution qui vise à déterminer comment les robots, souvent coordonner leurs activités dans l'accomplissement d'une tâche collaborative d'une manière efficace et optimale. Cette répartition des tâches peut varier en fonction de différents paramètres, tels que les compétences et capacités du robot, les priorités des tâches, les contraintes de temps et bien d'autres encore. Dans le deuxième chapitre, nous avons vu que la problématique de trouver une solution optimale pour assigner les tâches aux robots et atteindre une situation de coopération émergente idéale est un problème NP-difficile. Le défi consiste donc à fournir des solutions approximatives garantissant une planification flexible et acceptable dans la répartition des tâches.

Dans la littérature, il existe plusieurs approches utilisées pour coordonner les systèmes multi-robots et gérer l'attribution des tâches. Où ces méthodes sont classées en fonction de la prise de décision sur la manière d'attribuer les tâches. Une approche consiste à utiliser des méthodes d'attribution de tâches, dans lesquelles les tâches à effectuer sont attribuées à différents robots en fonction de leurs capacités et des exigences de la tâche.

Dans ce chapitre, nous passerons en revue les progrès réalisés par certaines approches qui s'inscrivent dans le cadre de planification de tâches et leur développement jusqu'à présent, en termes de classification de ces méthodes selon le type de tâches, le type de robots et d'attribution de tâches aux robots.

3.1 Allocation de Tâches dans SMR

Faire correspondre un ensemble de robots à un ensemble de tâches est un problème d'allocation de tâches multi-robots (MRTA, ou Multi-Robot Task Allocation en anglais) dans SMR. Chaque robot qui découvre une tâche dans l'environnement est capable d'introduire la tâche dans le système, et l'objectif est de déterminer comment attribuer efficacement ces tâches aux robots pour optimiser certains critères, tels que le temps, les coûts, l'énergie, etc.

Dans le problème (MRTA), plusieurs chercheurs dans ce domaine ont présenté des modèles pour résoudre le problème : « Quel robot mobile doit effectuer quelles tâches ? ». Les solutions consistaient à trouver des méthodes pour attribuer des tâches aux robots. Ces méthodes peuvent être classées selon plusieurs considérations basées sur la description du problème, la nature des tâches, le groupe de robots utilisés, la catégorie d'attribution des tâches, les modèles de planification et les techniques utilisées pour résoudre les problèmes.

3.1.1 Principaux aspects de classification du problème d'allocation de tâches dans SMRM

- Ensemble de Robots mobiles : Il s'agit du groupe de robots ou d'agents autonomes qui sont disponibles pour rechercher et découvrir individuellement des objets d'intérêt dans un environnement, mais doivent collaborer les uns avec les autres pour effectuer les tâches. Chaque robot peut avoir des capacités différentes (Figure 3.1), des coûts d'opérations différents, etc.

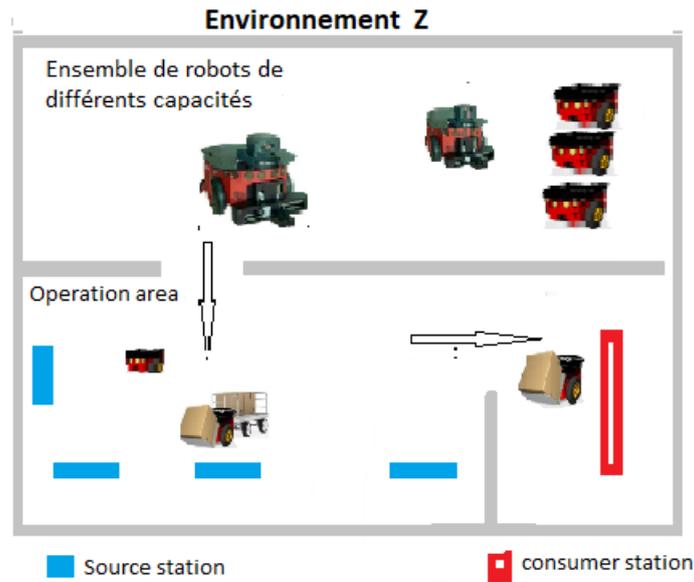


FIGURE 3.1 – Ensemble de Robots mobiles dans un environnement Z

- Ensemble de Tâches : Il s'agit de L'ensemble des actions qui doivent être effectuées sur un objet (Figure 3.2)d'intérêt par un robot ou plus. Chaque tâche peut avoir des exigences spécifiques, telles que la localisation, la durée, la priorité, etc.

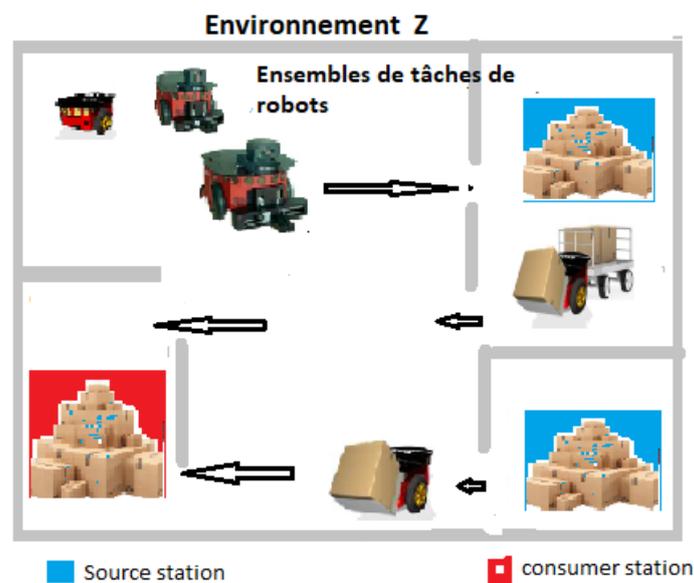


FIGURE 3.2 – Ensemble de tâches de Robots mobiles dans un environnement Z

- Objectifs : les objectifs d'optimisation d'allocation de tâches varient en fonction de la situation. Les objectifs peuvent inclure la minimisation du temps total pour terminer les tâches, minimiser les coûts d'énergie, maximiser l'efficacité, équilibrer la charge de travail entre les robots, etc.
- Contraintes : le problème d'allocation de tâches peut également comporter diverses contraintes, telles que des contraintes de capacité des robots, des contraintes de temps, des contraintes de priorité des tâches, etc.
- Méthodes de planification multi-robot : ces méthodes visent à planifier les actions des robots de manière coordonnée pour accomplir les tâches de manière efficace. La planification peut être centralisée ou décentralisée (Figure 3.3) .



FIGURE 3.3 – Méthodes de planification multi-robot

- Modèles de résolution : il existe de nombreuses approches pour résoudre le problème de l'attribution de tâches aux robots dans SMRM en fonction de différents critères d'optimisation (Figure 3.4). Notamment des techniques d'optimisation combinatoire, d'apprentissage automatique, de planification de trajectoire, etc. Les algorithmes de recherche heuristique, les algorithmes génétiques, les algorithmes de résolution mixte-entière et les techniques de planification automatisée sont couramment utilisés.

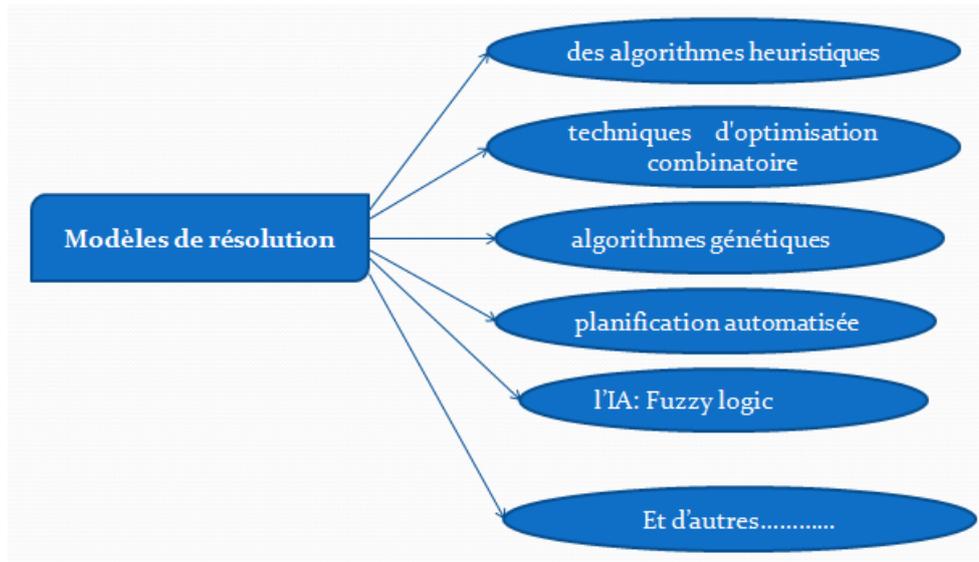


FIGURE 3.4 – Exemples des Modèles de résolution le problème de l’attribution de tâches

3.1.2 Taxonomies des approches d’allocation de tâches

À cet égard, (Gerkey *et al.*, 2004) ont proposé une classification des approches d’attribution des tâches, dans laquelle ils présentent une analyse formelle et une taxonomie de la (MRTA), qu’est un cadre conceptuel pour classer et comprendre les différentes approches à la résolution du problème d’allocation de tâches multi-robots. Cette taxonomie vise à aider les chercheurs à mieux comprendre les caractéristiques et les avantages des différentes méthodes d’allocation de tâches dans des environnements, où plusieurs robots doivent collaborer pour accomplir des tâches. Ces approches d’allocation de tâches peuvent être classées selon les trois dimensions qui caractérisent un système multi-robot (Figure 3.5).

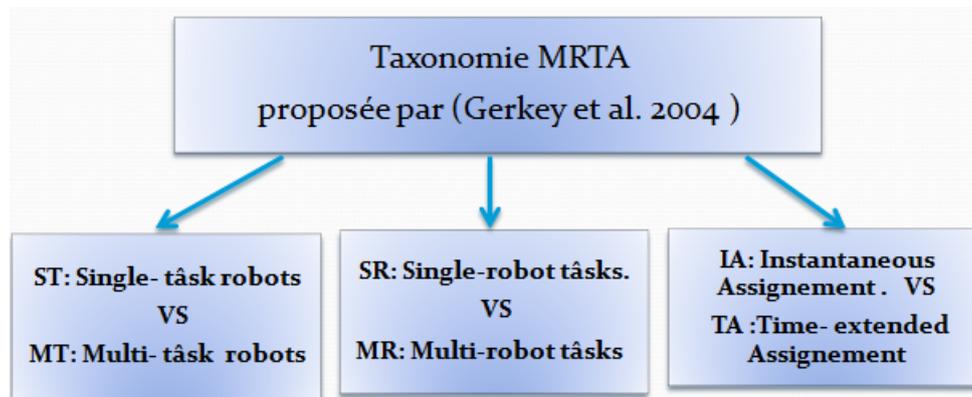


FIGURE 3.5 – Taxonomis MRTA de (Gerkey *et al.*, 2004)

3.1.2.1 Type de tâches

Cette dimension concerne la nature des tâches à accomplir. Les tâches peuvent être classées en deux catégories principales :

ST (Single-task robots, en Anglais) Mono- Tâches : Chaque tâche est assignée à un robot. Les robots peuvent être homogènes, avoir des capacités similaires et effectuer n'importe quelle tâche. Par exemple, lorsqu'il y a un essaim de robots mobiles identiques, chaque robot de l'essaim déplace un objet en même temps.

Selon (Gerkey et al. 2004), les robots effectuent souvent des tâches interconnectées de type mono-tâche en même temps. Dans ce cas, le système multi-robot dans le problème d'affectation de tâches est considéré comme un système distribué.

MT (Multi-Task robots, en Anglais) Multi- Tâches : Plusieurs tâches simultanément doivent être accomplies par un seul robot. Par exemple, déplacer plusieurs objets en même temps dans une zone spécifique. Ce type de multi-tâches est souvent utilisé par des robots hétérogènes, qui ont des capacités différentes et sont généralement spécialisés dans certaines tâches.

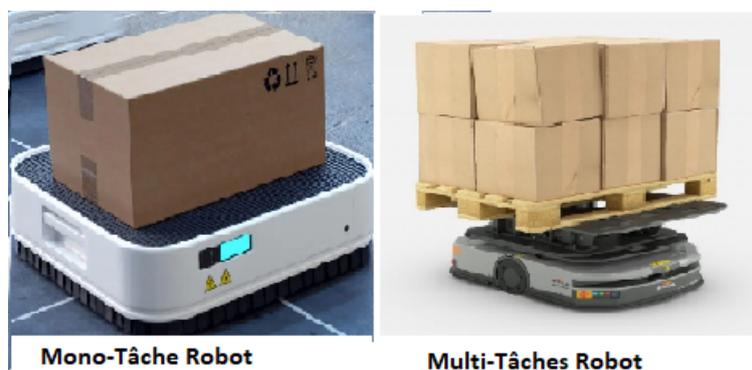


FIGURE 3.6 – Mono-Tâche Robot vs Multi-Tâches Robot

3.1.2.2 Type de robots

Cette dimension se réfère aux caractéristiques des robots impliqués dans le problème d'allocation de tâches. Les robots peuvent être classés en deux catégories principales :

SR (Single-Robot tasks, en Anglais) Mono- Robot tâches : Où chaque tâche nécessite exactement un robot pour l'effectuer. Ce qui distingue ce type de SR est qu'il facilite le travail des plans locaux pour les robots, ce qui rend les tâches exécutées en parallèle, là où l'interdépendance entre les tâches est faible.

MR (Multi-Robot tasks, en Anglais) Multi- Robot tâches : Signifier que certaines tâches sont celles qui nécessitent plusieurs robots pour accomplir. Contrairement aux tâches SR, l'interdépendance des tâches est forte. La planification de l'attribution des tâches nécessite des mécanismes de coopération émergents qui peuvent être complexes au niveau de SMR(TEGGAR, 2019). Cela considère que les tâches de type MR sont considérées comme un ensemble de sous-tâches (ces tâches sont également appelées tâches étroitement liées(Latombe *et al.*, 1991)).



FIGURE 3.7 – Mono-Robot Tâche vs Multi-Robot Tâches

3.1.2.3 Type d'assignation

Cette dimension concernait la manière dont les tâches étaient attribuées aux robots. Cela implique de déterminer comment attribuer efficacement un ensemble de tâches à un groupe de robots pour optimiser différents critères tels que le temps d'exécution. Elle est divisée en deux catégories générales de stratégies d'attribution de tâches :

IA (*Instantaneous Assignment, en anglais*)L'assignement instantanée : Dans ce cadre, les tâches sont attribuées aux robots sans tenir compte du temps. Cela signifie que les décisions d'affectation sont prises de manière instantanée, sans considération pour la planification temporelle future. L'objectif principal est de minimiser un critère donné. Cette approche est généralement plus simple à mettre en œuvre, mais elle ne peut pas être optimale en termes d'efficacité globale.

TA (*Time-extended Assignment, en Anglais*)l'assignement à temps prolongé : L'affectation à temps prolongé prend en compte la planification temporelle des tâches. Les tâches sont attribuées aux robots en tenant compte des contraintes temporelles, des priorités et des horaires. Cette approche permet une meilleure optimisation des performances globales, car elle peut tenir compte de facteurs tels que les délais d'exécution des tâches, l'horizon de planification (Gerkey *et al.*, 2004; Nunes *et al.*, 2017) et la synchronisation des activités. Cependant, elle est souvent plus complexe à mettre en œuvre que l'affectation instantanée.

En plus de ce qui a été présenté par (Gerkey *et al.*, 2004), dans cette partie de la taxonomie sur L'affectation à temps prolongé, les auteurs (Nunes *et al.*, 2017) ont présenté une proposition visant à étendre la partie extension temporelle (Time-extended Assignment (TA)) pour inclure des restrictions temporelles et ordinales. Ils ont considéré des contraintes de temps exprimées sous forme de fenêtres temporelles (Time-extended Assignment : Time Windows (TA : TW)) et des contraintes d'ordre exprimées sous forme de contraintes de synchronisation et de préséance (Time-extended Assignment : Synchronisation-Précédence (TA :SP)).

3.1.3 La fonction d'utilité

Dans la littérature des SMR, la résolution des problèmes d'allocation de tâches multi-robots avec des contraintes d'interdépendance des tâches est un défi complexe. En effet, les solutions d'attribution de tâches sont soumises à plusieurs considérations qui doivent être prises en compte, telles que les dépendances de coordination entre les tâches, le nombre de robots requis par tâche, le nombre de tâches qu'un robot peut effectuer à la fois et les délais d'exécution de tâches. Une taxonomie iTax présentée par (Korsah.G.A. *et al.*, 2013) ajoute un niveau au-dessus de la taxonomie de (Gerkey *et al.*, 2004), en se concentrant au calcul des valeurs de la fonction d'utilité d'une affectation et les contraintes interdépendantes entre les tâches, à la fois pour les robots individuels et entre les robots, et pour les tâches complexes qui peuvent être divisées de différentes manières en tâches plus simples.

La forme spécifique d'une fonction d'utilité peut varier en fonction des objectifs et des paramètres du processus d'assignation de tâches. Il existe plusieurs suggestions pour définir mathématiquement le calcul des valeurs de fonction d'utilité. Le but du processus d'attribution des tâches est d'optimiser certains objectifs ou critères, qui peuvent inclure des facteurs tels que l'efficacité et la rentabilité. (Gerkey *et al.*, 2004) ont défini l'utilité comme la différence entre le coût et la qualité des plans élaborés pour mettre en œuvre des tâches complexes (la qualité du plan, au niveau global du SMRM, dépend de l'existence ou non d'une redondance dans l'exécution de certaines tâches). Les auteurs de (Zlot *et al.*, 2002) ont basé leur définition du calcul des valeurs de la fonction d'utilité sur l'estimation des performances des robots dans le SMR.

Contrairement aux algorithmes qui répartissent le travail de manière statique et aléatoire, appliqué aux systèmes multi-robots distribués qui calculent les valeurs de fonction d'utilité. Pour calculer les valeurs de cet fonction, (Dahl *et al.*, 2009) ont présenté une méthode qui nécessite une connaissance préalable de la nature des tâches et des capacités spécifiques de chaque robot. Les auteurs ont proposé un algorithme basé sur des chaînes d'offres d'emploi appelées « chaînes de postes vacants » " vacancy chains " pour répartir les tâches dans un système multi-robots.

Par conséquent, la définition des valeurs des fonctions d'utilité et de coût combine plusieurs facteurs. Cela nécessite souvent de trouver un ensemble raisonnable de pon-

dérations entre les différentes composantes considérées. En général, les facteurs d'utilité et de coût peuvent être combinés au moyen de n'importe quelle fonction arbitraire, éventuellement non linéaire (Zlot et Stentz, 2006).

3.2 Les approches d'allocation de tâches

La taxonomie MRTA permet de mieux comprendre les caractéristiques des différentes approches d'allocation de tâches pour les SMR, ce qui facilite la sélection de la méthode la plus appropriée en fonction des besoins et des contraintes d'une application particulière. Les triplés des abréviations ($XR-XT-XA$) offrent également un cadre pour comparer et classer les différents algorithmes existant dans l'allocation de tâches coopératives en fonction des différentes dimensions liées aux types de robots, types de tâches et le type d'assignation de tâches.

3.2.1 La complexité des approches dans l'allocation de tâches

Une répartition des problèmes d'optimisation selon le degré de complexité en termes de temps d'exécution a été présentée en quatre catégories. Chaque problème de décision peut être placé dans l'une de ces catégories (Hamacher, 1987) :

- Les problèmes de la classe P sont formés des problèmes de décision qui peuvent être résolus par un algorithme polynomial. Pour lesquels il existe un algorithme de complexité polynomiale en temps d'exécution pour leur résolution.
- Les problèmes de la classe NP sont formés des problèmes de décision qui peuvent être résolus par un algorithme polynomial non déterministe : ne peuvent pas être résolus en temps polynomial par des algorithmes déterministes (Carlier et Chretienne, 1982; Lopez P, 1999). La résolution des problèmes NP peut nécessiter un nombre important (voire exponentiel) de solutions, mais l'examen de chaque solution se fait en temps polynomial. Ces problèmes sont résolus par des méthodes approchées dont l'optimalité n'est pas prouvable.
- Les problèmes NP-Complets sont les plus difficiles de la classe NP et sont généralement résolus en un temps exponentiel. Par rapport à tout autre problème de type NP, ces problèmes sont également plus difficiles à résoudre.

- Les problèmes qui ne peuvent pas être résolus sont appelés problèmes indécidables.

La complexité de la taxonomie des problèmes d'affectation de tâches peut être évaluée en fonction des niveaux de difficultés à les résoudre, en tenant compte de divers critères tels que les contraintes de précédence, temporelles et de synchronisation. Par exemple, l'abréviation [ST-SR-IA] en MRTA représente le cas le plus simple de calcul de la complexité des méthodes d'affectation de tâches. Cette classification, qui peut être résolue en temps polynomial de type P, représente un exemple de problème d'affectation optimale (Lerman et al, 2006). Cette classification fait référence à une attribution d'une tâche unique à un robot unique à un moment donné. La complexité augmente avec l'augmentation du nombre de robots ou du nombre de tâches dépendant d'autres variables. Il est considéré parmi les problèmes NP-difficiles, complexes et difficiles qui n'ont pas de solutions polynomiales non déterministes. Par exemple, parmi ces variables, nous trouvons que ST-MR-IA est un exemple dans lequel il montre que le problème de partition ensemble (Balas et Manfred W, 1972) est NP-difficile. (Gerkey *et al.*, 2004; Gerkey et Mataric :, 2002) montrent également que ST-MR-TA, MT-SR-IA et MT-SR-TA sont toutes des variables NP-dures.; Ces problèmes étant complexes sur le plan informatique, la plupart des méthodes d'attribution de tâches dans les SMR nécessitent des solutions approximatives.

La complexité augmente à mesure que les robots peuvent être hétérogènes avec des capacités et des aptitudes différentes (Khamis.A *et al.*, nger; Gam *et al.*, 2021), ils peuvent partir de référentiels différents et avoir besoin de communiquer entre eux. Il convient de noter que les problèmes MRTA augmentent en complexité selon leur catégorie, et [MT-MR] fait référence aux problèmes les plus difficiles pour lesquels il n'existe que quelques contributions (Smith et Zhang, 2021).

Nous adoptons la classification de la planification décentralisée (Figure 3.3) en coordination et en attribution de tâches, car notre étude de recherche dans cette thèse se concentre sur le modèle d'attribution de tâches collaboratives dans les systèmes mobiles multi-robots.

Dans ce contexte, nous présentons un état de l'art sur les approches utilisées dans l'attribution des tâches (Figure 3.8).

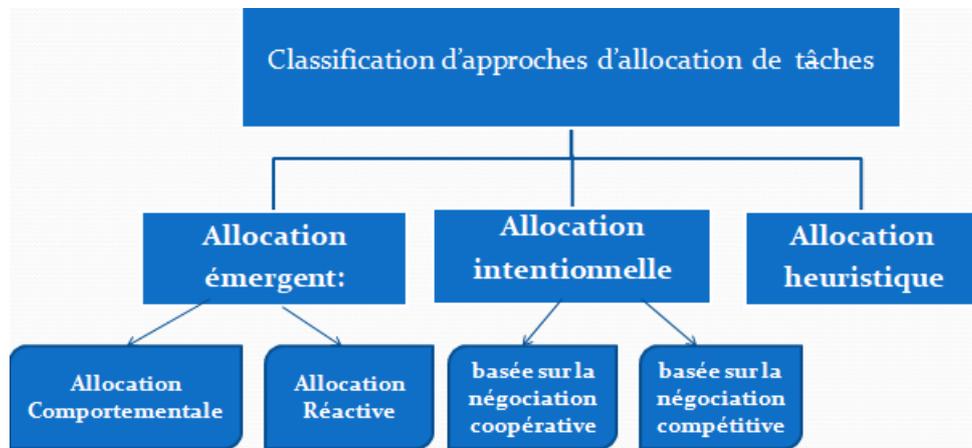


FIGURE 3.8 – classification des approches d'allocation de tâches

Dans la littérature sur l'attribution de tâches décentralisées (distribuées) dans les systèmes robotiques multiples et mobiles, de nombreuses méthodes dans ce domaine ont été proposées, afin de trouver des solutions d'optimisation aux problèmes que ces systèmes rencontrent dans l'exécution de leurs tâches. Elle peut être classée en trois approches. Chaque approche possède ses propres caractéristiques qui la distinguent des autres, comme le montre (la Figure 3.8).

3.2.2 Allocation émergente

L'attribution de tâches émergentes est l'un des mécanismes utilisés dans le cas des robots interactifs. Les méthodes de ce mécanisme utilisent plusieurs robots sans communiquer entre eux. La coordination qui émerge entre eux est auto-organisée, instantanée et dynamique pour accomplir ces tâches sans planification préalable. Ainsi, le processus de répartition des tâches dans ce cadre émerge implicitement des interactions entre ces robots sans l'intervention d'autres facteurs. Ce mécanisme se divise en deux types : l'allocation comportementale et l'allocation interactive.

3.2.2.1 Allocation comportementale

L'allocation comportementale de tâches se réfère à la manière dont les tâches sont attribuées à des robots dans un environnement multi-robot, en tenant compte du comportement des robots sans avoir besoin d'une interaction par échange de messages. Contrairement à une allocation statique ou centralisée, où les tâches sont préalablement affectées à des robots ou gérées par un contrôleur central. L'idée derrière l'allocation comportementale est de permettre aux robots de prendre des décisions sur l'attribution des tâches en fonction de leur contexte actuel, de leur état, de leurs capacités et de la situation de l'environnement. L'allocation comportementale prend en compte les actions en temps réel des robots pour décider de l'attribution des tâches, en fonction de leur comportement actuel.

ALLIANCE(Parker, 2008) est l'une des approches dédiées à la décentralisation dans d'allocations émergentes des tâches d'un groupe de robots mobiles hétérogènes coopérant pour exécuter une mission globale, ce qui a été démontré sur des robots dotés d'une architecture de contrôle comportemental en manipulant des variables de taxinomie de MRTA ST-SR-IA et MT-SR-IA. Les tâches de cette approche sont attribuées sans communication, sur la base de règles de motivation. La motivation du robot à accomplir une tâche augmente avec le temps, à travers des comportements motivationnels et l'impatience de ne pas terminer la tâche si un robot du groupe est en retard dans son exécution. Ce qui conduit à préempter l'un des robots, à accomplir la tâche par impatience. Chaque robot estime en calculant son utilité en utilisant les motivations comme valeurs pour effectuer une tâche.

D'autres mécanismes dans l'architecture du contrôle comportemental dont dépendent plusieurs méthodes d'attribution des tâches, comme ce qu'il a proposé par (Brooks, 1986) , ce qui connaît des architectures de contrôle comportemental de type subsomption. L'existence d'une hiérarchie entre les comportements est la caractéristique principale de ce mécanisme. Autrement dit, un comportement d'ordre supérieur (niveau élevé) peut influencer les actions d'un comportement d'ordre inférieur (niveau bas). La communication permet à un comportement de niveau bas d'influencer le comportement de bas niveau. Parmi les approches de ce type d'architecture de subsomption

de comportement émergent, une approche, appelée BLE (broadcast of local eligibility), est présentée par (Werger et Matarić, 2000). Cette approche visait à tester sur la tâche de suivi coopératif de la cible en mouvement. Le groupe de robots dans la méthode de suivi est doté de deux comportements pour chaque robot. Le premier est le comportement d'observation, où chaque robot calcule son éligibilité, en observant son emplacement par rapport à la cible. Ensuite, le suivi de la cible, qui est le deuxième comportement effectué par le robot possédant l'éligibilité la plus élevée. Afin d'atteindre certaines restrictions, comme la vitesse du robot par rapport à la vitesse très élevée de déplacement de la cible. Ce processus est effectué dynamiquement par le robot le plus proche de la cible. En passant la tâche de surveillance d'un robot à un autre.

Dans d'autres travaux, les défis ont consisté à résoudre de multiples problèmes dans différents environnements dynamiques du monde réel, pour effectuer des tâches plus complexes. Les chercheurs ont présenté plusieurs méthodes de planification émergente et d'attribution de tâches, pour les robots inspirés du comportement humain, appelés commandes intelligentes, comme l'approche de navigation par groupe neuronal pour les systèmes robotiques autonomes (ARS) dans (Azouaoui, 2000). une autre étude recent sur la prise de décision dans le contexte de la collaboration humain-robot, en particulier dans les domaines de la navigation et de la planification des tâches (Favier, 2024). Ces méthodes visent à imiter et à comprendre le comportement du cerveau humain, en développant des comportements de robots capables de s'adapter à des environnements inconnus et d'effectuer des tâches, qui peuvent devenir de plus en plus complexes.

3.2.2.2 Allocation Réactive

Dans les approches d'allocation réactive, les plans d'action sont générés de manière dynamique en réponse aux changements de l'environnement. Dans ce contexte, formuler les objectifs en tant que rôles est une pratique courante. Où un rôle représente un ensemble de tâches liées qu'un robot doit accomplir pour atteindre un objectif spécifique. Les tâches élémentaires peuvent être accomplies en réponse aux besoins et aux capacités de chaque robot en temps réel, et le robot peut adapter ses actions en fonction

des changements constatés.

Les SMRHM utilisant la planification réactive peuvent être capables de prendre des décisions en fonction de la perception actuelle de l'environnement, en ajustant continuellement les plans d'action en fonction des informations les plus récentes disponibles. Cela permet aux robots de réagir de manière flexible et efficace aux situations changeantes.

De nombreuses recherches et méthodes ont été présentées dans ce domaine dans l'allocation réactive de tâches dans le SMRM entre robots. En termes de définition des rôles, nous trouvons le jeu de robots footballeurs, dans lequel (Veloso *et al.*, 1998; Kitano *et al.*, 1997) sont présentées des approches, dont le rôle de chaque robot dans le système a été défini. Ces tâches sont classées selon la variante de type (MS-MR-AT).

De plus, selon une autre classification de la variante de type (MS-MR-IT), les approches de résolution du problème d'assignation des tâches et de coordination entre les robots sont réactives et instantanées, car chaque robot interagit avec le rôle qui lui a été assigné dans l'endroit où il se trouve (Glize, 2001).

Une de ces approches a été présentée par (Emery *et al.*, 2002; Castelpietra *et al.*, 2001; Weigel *et al.*, 2001; Vail et Veloso, 2003) dans le football, et chaque robot assume un rôle selon la position qu'il occupe, qu'il soit gardien, défenseur, attaquant ou autre. Afin d'effectuer les tâches de planification d'une attaque, de contre-attaque ou d'exécution de la défense. Dans le contexte du SMRHM, les auteurs (Dias *et al.*, 2005), grâce à leurs travaux antérieurs basés sur le développement de techniques de collaboration utilisant des technologies basées sur le marché et de synchronisation des activités d'équipe à travers des jeux, ont développé un système complet capable d'attribuer des rôles entre les robots d'une équipe de ramassage et d'exécuter des actions d'équipe synchronisées pour accomplir une tâche complexe.

Dans (Cao *et al.*, 2006) propose une approche de contrôle distribuée appelée interactions locales avec des systèmes de coordonnées locaux pour des tâches de chasse multi-robots dans des environnements inconnus, où une équipe de robots mobiles chasse une cible appelée évadée, qui tentera activement de s'échapper avec une stratégie de sécurité. Une autre approche également présentée par (Cao *et al.*, 2012) dans les SM-

RHD est un système d'allocation réactive basé sur des tâches d'observation d'une zone a priori connue par un ensemble de robots. (Gerkey *et al.*, 2004; Lerman et al, 2006) ont présenté des modèles mathématiques du mécanisme global d'allocation réactive. Pour accomplir leurs tâches futures, les robots de ces modèles dépendent de l'évaluation de leur environnement sous forme d'observations. À partir de l'observation, le robot décide de choisir ses tâches et de les intégrer dans son plan local. Le modèle est basé sur la répartition dynamique des tâches sans communication. Les auteurs ont validé les performances du système sur les décisions d'observation en simulant les systèmes de recherche de nourriture des fourmis. Une autre approche dans (Hamza, 2021) consiste à proposer un modèle de planification de tâches, appelé Dynamic Parallel Task Allocation (ADTP), dans lequel le critère de précision dans le processus d'attribution de tâches est déterminé sur la base d'observations de robots dans un environnement incertain. Dont l'objectif est de déterminer la valeur d'utilité d'une tâche visant à maintenir la coopération en SMRM.

3.2.2.3 Allocation basée sur le marché (intentionnelle)

Ce type de planification ou d'allocation basée sur la négociation (Smith, 1980) est un mécanisme qui implique la coordination des robots via l'échange d'informations directement liées à la tâche à accomplir. Ce type particulier nécessite donc une communication explicite, exploitant mieux les capacités d'équipes robotiques hétérogènes en termes de planification et de négociation pour réaliser des actions directement liées à la tâche à réaliser. La négociation est définie comme la conclusion d'accords grâce auxquels les points de vue peuvent être réconciliés ou un consensus peut être atteint entre les parties impliquées.

Les TraderBots (Robots Commerçants), développés par Dias et Stentz (Dias et Stentz, 2000, 2002; Dias *et al.*, 2004) sont un mécanisme de coordination conçu pour hériter de l'efficacité et de la flexibilité d'une économie de marché et pour exploiter ces capacités pour permettre une coordination robuste et efficace de plusieurs robots dans des environnements dynamiques. En général, au sein de TraderBots deux robots sont coopératifs s'ils ont des rôles complémentaires ; c'est-à-dire si les deux robots peuvent réaliser plus de profits en travaillant ensemble qu'en travaillant individuellement. À l'inverse, deux robots sont compétitifs s'ils ont le même rôle ; autrement dit, si le mon-

tant du profit que l'un peut réaliser est affecté négativement par la présence de l'autre robot. La flexibilité du modèle de marché permet aux robots de coopérer et de rivaliser si nécessaire pour accomplir différentes tâches.

Dans ce contexte, la plupart des approches basées sur le marché pour répartir les tâches entre plusieurs robots partagent un ensemble d'exigences. Les auteurs (Kalra *et al.*, 2005) précisent ces exigences comme suit :

- L'équipe reçoit un objectif qui peut être divisé en sous-composantes qui peuvent être réalisées par des individus, ou des sous-équipes. L'équipe a accès à un ensemble limité de ressources pour atteindre cet objectif.
- Une fonction d'utilité individuelle (ou fonction de coût) spécifiée pour chaque robot quantifie les préférences de ce robot pour son utilisation individuelle des ressources et ses contributions à l'objectif de l'équipe compte tenu de son état actuel. L'évaluation de cette fonction ne peut pas nécessiter une information globale, ou parfaite sur l'état de l'équipe ou l'objectif de l'équipe. Les préférences des sous-équipes peuvent également être quantifiées grâce à une combinaison d'utilitaires (ou de coûts) individuels.
- Une cartographie est définie entre la fonction objectif de l'équipe et les utilitaires (ou coûts) individuels et sous-équipes. Cette cartographie aborde la manière dont la production et la consommation individuelles de ressources et la progression des individus vers l'objectif de l'équipe affectent la solution globale.
- Les ressources et les objectifs individuels ou de sous-équipes peuvent être redistribués à l'aide d'un mécanisme tel qu'une vente aux enchères. Ce mécanisme accepte en entrée les offres des coéquipiers, qui sont calculées en fonction de leurs utilités (ou coûts), et détermine un résultat qui maximise l'utilité de l'agent contrôlant le mécanisme (ou minimise le coût). Dans un mécanisme bien conçu, maximiser l'utilité de l'agent contrôlant le mécanisme (ou minimiser les coûts) entraîne une amélioration de la valeur de la fonction objectif de l'équipe.

Dans la littérature, de nombreuses approches basées sur le marché sont proposées pour résoudre les problèmes d'allocation des tâches. Beaucoup d'entre eux relèvent

de la variante ST-SR -xt de MRTA, Certains d'entre eux constituent une tâche d'assignation instantanément IA [(Gerkey et Mataric :, 2002),(Kose *et al.*, 2004) (Simmons *et al.*, 2000)(Thomas *et al.*, 2005),(Vail et Veloso, 2003), (Khamis *et al.*, 2011), Gam *et al.* (2021)]. D'autres ont des assignations étendues dans le temps (TA) [(Zlot *et al.*, 2002), (Chien *et al.*, 2000), (Berhault *et al.*, 2003), (Dias, 2004), (Lagoudakis *et al.*, 2005), (Rekleitis *et al.*, 2005)] . Plus récemment, les systèmes basés sur le marché ont abordé l'attribution de tâches multi-robots (MR-ST) [(Guerrero et Oliver, 2003),(Lin et Zheng, 2005), (Kalra, 2004)], y compris les tâches homme-robot (Jones *et al.*, 2006). Quant à l'attribution de tâches de la variante de type MT-MR proposé dans [(Vig et Adams, 2006), (Zhang et Smith, 2020)]. Les approches d'attribution intentionnelle des tâches basées sur le marché, également connue sous le nom de négociation, peut en effet être classée en deux types principaux : coopérative et compétitive. Ces approches décrivent la manière dont les parties impliquées interagissent et négocient entre elles.

Approches Coopérative : Dans une approche coopérative, les négociateurs coopératifs sont souvent ouverts à la communication, partagent des informations et cherchent des compromis pour créer une situation gagnant-gagnant. Les parties cherchent à maximiser la valeur globale de l'échange. Cela signifie qu'elles travaillent ensemble de manière collaborative pour trouver des solutions mutuellement bénéfiques. L'objectif est de créer de la valeur pour toutes les parties plutôt que de simplement maximiser les gains individuels.

L'un des processus de négociation coopérative est le protocole Contract Net (CNP), utilisé dans les systèmes multi-agents. Il vise à attribuer des tâches ou des contrats à des agents autonomes au sein d'un système centralisé (Akbarimajd; et al, 2014; Liekna.A *et al.*, 2012; Akbarimajd.A et Khosravani.M, 2011). L'architecture M +, présentée par (Botelho et Alami, 1999) a été pionnière dans l'utilisation du protocole CNP pour la planification des tâches dans les systèmes multi-robots. Dans cette architecture, les informations sur toutes les tâches sont supposées être disponibles pour tous les robots. Les robots négocient entre eux pour adapter progressivement leurs plans élaborés par chaque robot du groupe pour accomplir ses propres tâches. Par la suite, (Gerkey et Mataric :, 2002) ont développé une variante du CNP appelée MURDOCH (Multi-Robot Drop-off and Collection) en 2002. MURDOCH fonctionne comme un mécanisme d'at-

tribution de tâches basé sur des enchères. L'architecture MURDOCH, repose sur un modèle de communication "publier/abonner". Cette approche implique que les robots publient des informations sur leurs ressources et leurs compétences, tandis que les tâches publiées génèrent des abonnements de la part des robots intéressés par ces tâches. Les auteurs (Kalra *et al.*, 2005) ont étudié et comparé plusieurs méthodes de négociation basées sur le marché, en termes d'impact de l'hétérogénéité des robots dans l'exécution des tâches et de l'évolutivité dans un environnement dynamique. Un algorithme d'enchères distribué basé sur des groupes pour l'attribution de tâches multi-robots proposé par (Xiaoshan.Bai et al, 2022). Il s'agit d'un autre travail récemment développé, qui consiste à faire en sorte qu'un nombre important de robots transmette un ensemble de paquets dispersés, qui apparaissent dynamiquement comme des paquets dispersés, depuis leurs points de départ vers les destinations appropriées dans des intervalles de temps prescrits.

Approches compétitives : À l'inverse, dans une approche compétitive, les parties adoptent une attitude plus adversaire. Chacune cherche à maximiser ses propres gains, même si cela peut se faire au détriment des autres parties. Les informations peuvent être retenues, et la communication peut être plus limitée. Les négociateurs compétitifs sont souvent moins enclins à faire des compromis et cherchent à obtenir le meilleur accord possible pour eux-mêmes, même si cela signifie que l'autre partie obtient moins.

À l'instar des approches basées sur le marché, l'utilité est calculée sur la base de la différence entre le bénéfice et le coût. De ce point de vue, (Zlot et Stentz, 2006) ont présenté une approche basée sur l'attribution des tâches sur la base d'enchères, en appliquant un mécanisme d'appel d'offres, où la concurrence entre les robots est la caractéristique dominante dans la recherche du plus grand bénéfice. Un robot peut soumissionner sur les tâches qui, selon lui, seront rentables, en tentant de remporter un contrat pour exécuter ces tâches en échange d'un paiement. Dans cette approche, le but de la concurrence est d'échanger des tâches par le biais d'enchères, afin de s'assurer que les tâches sont terminées, soit en exécutant la tâche lui-même, soit en accomplir une partie de la tâche à d'autres coéquipiers lors de négociations futures, avant de recevoir le paiement.

Dans une autre méthode basée sur les enchères collectives pour l'allocation des

tâches, présentée par (Liu *et al.*, 2015), un modèle d'utilité a été développé pour évaluer l'allocation. En proposant une méthode de calcul distribué et de centralisation (Distributed Computing and Centralized Determination (DCCD)) pour obtenir une allocation optimale, de sorte que l'utilité soit calculée en partageant tous les robots avec le task-master. Les auteurs ont comparé cette méthode basée sur l'enchère groupée avec l'enchère allouée pour un seul article. Les auteurs (Kalra, 2004) ont présenté une approche appelée Hoplites qui repose sur l'intégration d'intérêts et de coûts partagés dans la soumission. Une stratégie commune est choisie pour attribuer des tâches à tous les robots. Des stratégies de coordination passive et active sont utilisées, dont les robots ajustent les stratégies de coordination au fil du temps, à mesure que les besoins d'exécution des tâches évoluent.

Dans (Dasgupta, 2009), les auteurs décrivent une approche pour résoudre la complexité du problème CD-MRTA (Collaborative Distributed Multi-Robot Task Allocation). Cette approche utilise un protocole dynamique basé sur des enchères, qui permet aux robots de sélectionner des tâches à l'aide d'une fonction objective à valeurs multiples, combinée à un mécanisme virtuel basé sur des phéromones pour diffuser des informations sur les tâches entre les robots par le biais de deux algorithmes d'enchères. Selon le premier algorithme, appelé Fix-Bids, les robots d'enchères ne sont pas autorisés à réviser leur offre sur une tâche après avoir envoyé l'offre au commissaire-priseur de la tâche. Le deuxième algorithme d'enchères, amélioré et appelé Dynamic-Bids, permet aux robots d'enchères de réviser de manière sélective les offres précédentes sur des tâches afin d'améliorer leurs délais d'exécution.

3.2.2.4 Allocation basée sur des solutions approximatives et heuristiques

Pour trouver des solutions aux problèmes MRTA, des méthodes approximatives et des heuristiques sont utilisées pour trouver des allocations partielles approximatives. Ces méthodes sont des modèles algorithmiques qui résolvent approximativement des problèmes d'optimisation combinatoire difficiles.

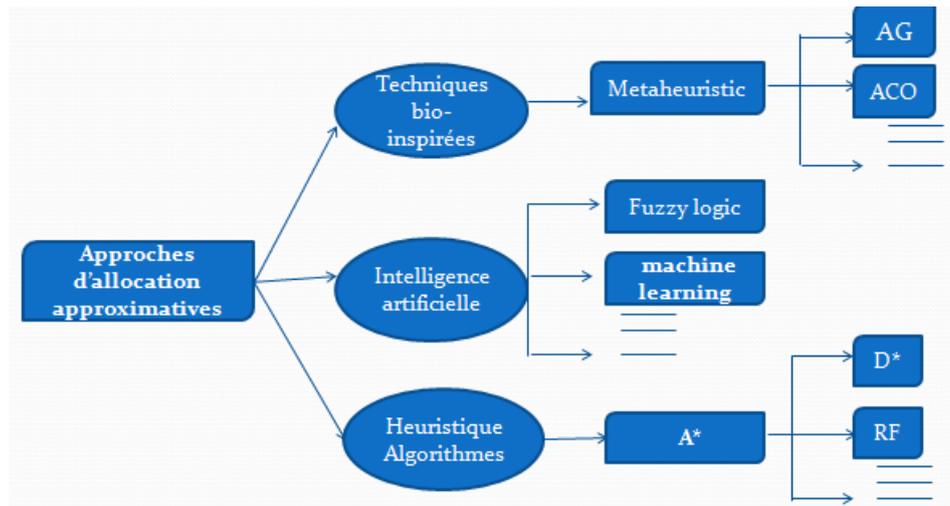


FIGURE 3.9 – Classification de méthodes approximatives pour l'allocation de tâches multi-robots.

Dans (Zheng et Yuan, 2021), les auteurs ont présenté un modèle mathématique pour le problème de l'allocation intégrée des cueilleurs et de la planification du système, afin de maximiser le profit du toucher et de minimiser les coûts de déplacement en même temps. Dans ce cadre, une planification de mission intégrée est réalisée sur la base d'un algorithme combiné entre l'algorithme heuristique A^* et un algorithme de recherche de voisinage variable adaptatif à deux niveaux pour résoudre le double problème. Le premier niveau est destiné à la planification d'allocation de capteurs intégrés, et le deuxième niveau est destiné à l'optimisation de la trajectoire des systèmes hétérogènes multi-UAV.

Dans les systèmes robotiques distribués, les auteurs (Zhang et Smith, 2020) ont étudié les robots multitâches avec des tâches multi-robots. Cette approche est basée sur des alliances entre robots, où l'alliance permet de se chevaucher et d'exploiter les synergies de tâches en considérant les contraintes physiques qui peuvent être respectées de manière synergique pour accomplir les tâches. La principale contribution de cette approche permet aux systèmes multi-robots d'étendre leurs capacités dans des situations de ressources limitées. L'approche proposée est basée sur la théorie de l'invariance de l'information, qui définit les interactions entre les exigences d'information. Pour déterminer l'algorithme le plus approprié afin de résoudre le problème MRTA, les auteurs (Atay et Bayazit, 2006) ont considéré la programmation linéaire en nombre entier mixte utilisée pour détecter et contrôler plusieurs régions dans un environnement inconnu dans un SMRMH. Les auteurs (Zhang et Smith, 2020; Atay et Bayazit, 2006)

ont fourni un outil de modélisation puissant pour calculer les trajectoires optimales des robots et maximiser la fonction objective tout en respectant les contraintes.

L'AG est l'un des algorithmes métaheuristique largement utilisés dans les méthodes de résoudre des problèmes d'allocation de tâches en tant que technique bio-inspirée de recherche adaptative, et elle est basée sur un mécanisme de reproduction génétique et de sélection naturelle. Dans ce cadre nombreux des approches ont été proposés pour résoudre les problèmes MRTA.

La contribution des auteurs (Alitappeh et Jeddisaravi, 2022) est de proposer un nouveau cadre basé sur le déploiement pour résoudre le problème de l'allocation des tâches de plusieurs robots dans un très grand environnement, en se basant sur un algorithme génétique (AG) avec différents opérateurs de paramétrage et de recherche, ainsi qu'une approche d'apprentissage par renforcement. L'équilibrage de charge se fait globalement en déployant des robots dans un emplacement approprié à l'environnement et en attribuant des sous-zones entre eux. Le but est que chaque robot visite tous les points individuellement. Les auteurs (Jose et Pratihari, 2016) ont utilisé les algorithmes (A et AG)* respectivement pour la planification de chemin et l'attribution des tâches. Cette étude vise à développer des méthodes heuristiques pour l'attribution de tâches et la planification de trajectoires sans collision pour trois robots travaillant dans un espace de travail commun. De plus, le temps global d'exécution des tâches devait être le plus court possible.

Dans (Saeedvand *et al.*, 2019), une variante pratique du problème (MRTA) pour les robots humanoïdes, en tant que problème d'allocation de tâches pour robots multi-humoïdes (MHTA), a été proposée par un algorithme en deux étapes. Dans la première étape, les tâches sont réparties de manière égale à l'aide de l'algorithme de contrainte k-médoïde (CKM). Dans la deuxième étape, l'algorithme (AG) a été appliqué afin d'évaluer les aspects pertinents du problème MHTA et d'atteindre les objectifs d'attribution des tâches aux robots, représentés par la réduction du coût, la réduction du temps d'exécution de la tâche, ainsi que la réduction du temps d'inactivité et l'équité entre les robots.

Les auteurs (Shelkamy *et al.*, 2020) ont présenté une comparaison entre deux algorithmes afin de déterminer la technique la plus appropriée utilisée pour résoudre le problème MRTA, il s'agit de l'algorithme génétique (AG) et de l'algorithme d'optimisa-

tion des colonies de fourmis (**ACO**). Les résultats ont montré que les deux algorithmes ont des performances acceptables en termes de distance minimale et de convergence temporelle, avec certaines limitations pour chaque algorithme.

Les auteurs (Zitouni *et al.*, 2020) ont proposé une méthode distribuée pour résoudre le problème de l'attribution des tâches à plusieurs robots à l'aide d'un système de colonies de fourmis (**ACO**). Le but est d'attribuer des tâches aux robots tout en améliorant une certaine contrainte. En adoptant le domaine de la recherche et du sauvetage des survivants, en utilisant des robots mobiles représentés par des drones pour la tâche de secourir un certain nombre de survivants. Cette approche vise à réaliser des missions de sauvetage avec le plus grand nombre possible de survivants, tout en gagnant du temps et en réduisant les distances parcourues. L'approche comprend deux étapes : l'exhaustivité et le consensus. Cela se fait en utilisant un mécanisme de coordination approprié. Les performances de cette approche ont également été comparées à celles de cinq solutions de pointe pour l'attribution de tâches à plusieurs robots.

Dans une autre approche présentée par (Wang et de Silva, 2008), dans la prise de décision afin d'accomplir la tâche de déplacer les robots dans un cadre coopératif vers un emplacement cible. En intégrant deux algorithmes, le premier est l'apprentissage par renforcement (**RL**) et le second est les algorithmes génétiques (**AG**).

(Dasgupta, 2011; Wawerla et Vaughan, 2010) ont utilisé un algorithme heuristique pour répartir efficacement les tâches de recherche de nourriture dans les équipes de robots. Deux techniques ont été proposées : la première repose sur une vision globale de l'ordonnancement centralisé dans l'allocation des tâches en temps linéaire, tandis que la seconde implique une prise de décision locale, en utilisant des informations locales.

Le principe de **la logique floue** a été utilisé dans de nombreuses approches pour apporter des solutions au problème d'allocation de tâches dans un système multi-robots. Parmi elles, on trouve une méthode présentée par (Tsalatsanis et al., 2009), qui calcule les valeurs d'utilité et les fonctions dans la répartition dynamique des tâches lors de la planification de missions de surveillance périodique. Dans une autre étude, (Tsalatsanis *et al.*, 2012) et (Hentout *et al.*, 2023) utilisent la logique floue pour évaluer les fonctions d'utilité, qui mesurent la capacité d'un robot à accomplir une tâche. Le mécanisme de fuzzing a permis aux robots de se coordonner dans l'attribution des tâches et de réduire

les erreurs. De plus, dans la méthode proposée par (Islam et Akhtar, 2017), la logique floue a été utilisée pour répartir les tâches entre les membres d'une colonie de fourmis dans un environnement réseau. La tâche est accomplie selon le principe du premier entré, premier sorti par les fourmis, avec pour objectif d'économiser de l'énergie.

(Hamza, 2021) ont également utilisé la logique floue pour calculer l'utilité d'une tâche dans une allocation dynamique distribuée parallèle dans un système multi-robot homogène. Les auteurs ont contribué à introduire une approche appelée Dynamic Parallel Task Allocation (DTPA), dans laquelle la précision de l'allocation des tâches est augmentée en formulant les observations des robots en termes de variables linguistiques floues. Le but est d'obtenir une répartition des tâches avec le moins d'erreurs possible et de conserver l'énergie. Plus récemment, dans le cadre de notre sujet, (Xidias et Zacharia, 2024) ont proposé une solution au problème combiné d'allocation de tâches et de planification de mouvements pour une flotte de robots mobiles. Ces robots doivent couvrir un ensemble de points de contrôle dans des fenêtres de temps prédéfinies. Dans (Rechache et al, 2022), Une méthodes de Task Selection in Multi-Robot Distributed (TSMRD) , basées sur la prise de décision floue est utilisées pour la sélection de tâches dans les systèmes multi-robots distribués sans communication, en se fondant sur la décomposition de tâches complexes en tâches élémentaires.

Dans une autre approche, les tâches de transport et de poussée de la boîte dans un système hétérogène multi-robots ont été étudiées. Cette approche, proposée par les auteurs (Tang et Parker, 2005), consiste à compiler automatiquement des solutions de planification de tâches. Cette méthode permet d'accomplir des tâches distinctes dans un environnement partagé en reliant dynamiquement les modèles d'exécution de différents robots. En utilisant un modèle de fusion planaire pour la collaboration multi-robots, les auteurs (Cambon *et al.*, 2004) ont présenté une solution au problème d'allocation des tâches dans le cadre du projet "Multi-Autonomous Robots for Transportation and Handling Applications (MARTHA)". Le robot planifie ses missions de manière autonome au sein d'une flotte de robots mobiles autonomes. La planification se fait selon trois plans : le plan topologique, le plan géométrique et le plan multi-robots, qui précise les emplacements du plan à synchroniser avec les autres robots. Tous les plans sont échangés entre robots via une communication synchrone selon le protocole défini dans le plan multi-robots.

Les méthodes mentionnées peuvent également être classées selon l'algorithme de solution approximative utilisé pour la répartition des tâches dans les systèmes multi-robots et la taxonomie MRTA de (Gerkey et Mataric :, 2002), comme indiqué dans le tableau ci-dessous.

TABLE 3.1 – Montre des exemples de la taxonomie (MRTA de (Gerkey et Mataric :, 2002)).

Taxonomie MRTA	Références	Méthode
MT - MR - IA	(Zhang et Smith, 2020)	Théorie de l'information invariante
	(Zitouni <i>et al.</i> , 2020)	ACO
	Tang et Parker (2005)	Heuristique
(Dasgupta, 2011)		
MT-MR-TA	(Wawerla et Vaughan, 2010) (Cambon <i>et al.</i> , 2004)	
ST- SR - TA	(Atay et Bayazit, 2006)	Programmation inéaire en nombres entiers mixtes
	(Alitappeh et Jeddisaravi, 2022)	AG
	(Jose et Pratihari, 2016)	AG + A*
	(Saeedvand <i>et al.</i> , 2019)	AG + CKM
ST - SR - IA	(Shelkamy <i>et al.</i> , 2020)	AG+ ACO
	(Zheng et Yuan, 2021)	A*
ST - MR- IA	(Wang et de Silva, 2008)	RL+ AG
	(Hamza, 2021)	La logique floue
	(Rechache et al, 2022)	
MT-SR-IA.	(Tsalatsanis et all, 2009) (Islam et Akhtar, 2017)	Lf + ACO

Les travaux existants sur l'allocation de tâches dans les systèmes multi-robots hétérogènes ont exploré diverses méthodes, telles que les approches basées sur la décomposition hiérarchique des tâches, les algorithmes d'enchères distribuées et l'utilisation de fonctions utilitaires pour optimiser la répartition des tâches. Des modèles sans communication explicite et des techniques basées sur la logique floue ont également été développés pour améliorer l'efficacité dans des environnements dynamiques et incertains. Ces études soulignent la nécessité d'une meilleure coordination et d'une plus grande précision dans l'exécution des tâches complexes.

3.3 Conclusion

L'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots représente un domaine de recherche dynamique où de nombreuses approches sont explorées pour relever des défis complexes. Au commencement de ce chapitre, nous avons évoqué les divers éléments qui caractérisent la répartition des tâches dans les systèmes multi-robots, notamment ceux qui sont hétérogènes en termes de composition de l'équipe robotique avec ses différentes capacités, les types de tâches et leurs complexités, ainsi que les objectifs attendus.

Nous avons observé une diversité de stratégies, allant des approches centralisées aux approches décentralisées, avec leurs avantages et leurs limites respectifs. Les algorithmes basés sur le marché, les techniques d'allocation distribuées, les méthodes d'apprentissage automatisées et les approches bio-inspirées ont été explorés afin d'optimiser l'allocation des tâches entre les robots. L'efficacité des méthodes varie en fonction des contextes d'application, des contraintes du système et des objectifs spécifiques. Cependant, des défis subsistent dans des domaines critiques, tels que l'évolutivité, la résilience aux pannes, les contraintes de calendrier et la gestion des ressources. De plus, l'intégration fluide de la communication et de la coordination entre les robots reste un défi majeur pour atteindre une véritable coopération dans l'accomplissement des tâches.

Bien que des progrès importants aient été réalisés, la recherche dans ce domaine est active et prometteuse. L'émergence de la coopération pour l'allocation distribuée des tâches dans les systèmes multi-robots, qui repose sur des processus de planification locaux, combine différentes techniques. Dans le chapitre suivant, nous présenterons une contribution aux problématiques d'allocation de tâches. Notre approche vise à aborder les défis spécifiques des systèmes multi-robots hétérogènes, en proposant des mécanismes plus précis et efficaces pour réaliser des tâches complexes, en tenant compte des contraintes liées à l'autonomie de décision des robots dans l'attribution des tâches.

Chapitre 4

Les stratégies d'allocation de tâches proposée dans les SMRMH.

L'allocation de tâches dans les systèmes multi-robots hétérogènes constitue un défi complexe et crucial dans le domaine de la robotique autonome. Cependant, l'efficacité de ces systèmes dépend souvent de la manière dont les tâches sont réparties entre les différents agents automatisés. La répartition des tâches dans ces contextes hétérogènes pose des défis complexes, allant du type de tâche complexe à réaliser à la diversité des capacités et compétences des robots, en passant par les environnements dans lesquels ils opèrent.

Dans les chapitres précédents, nous avons discuté des caractéristiques distinctives de la coopération dans les systèmes robotiques autonomes, en particulier hétérogènes, où nous avons mis en évidence la diversité des capacités et des comportements des robots au sein du système et la manière dont ils communiquent entre eux. En plus de passer en revue les différentes méthodes proposées, dans le domaine de la répartition dynamique des tâches dans les systèmes multi-robots hétérogènes, en mettant l'accent sur l'importance et les avantages apportés par la classification de ces méthodes en termes d'allocation locale ou globale, et leurs limites et les applications d'autre part. Dans ce contexte, ce chapitre vise à revoir notre contribution à la répartition des tâches dans les systèmes de coopération émergents.

Ce chapitre se concentre sur notre contribution représentée par un modèle basé sur la sélection de tâches dans les systèmes multi-robots distribués hétérogènes (STMRDH). Cette contribution vise à améliorer les méthodes de coopération émergentes dans les SMR, dans lesquelles l'allocation des tâches basées sur la décentralisation des systèmes.

Dans cette approche, les robots peuvent prendre des décisions en sélectionnant leurs tâches en fonction des informations locales disponibles dans leur environnement, sans communication entre eux. En fait, la communication entre les robots est implicite et limitée.

En examinant ce chapitre, nous cherchons à présenter une approche basée sur une stratégie de prise de décision afin d'accomplir une tâche coopérative de type multi-robots hétérogènes. Pour évaluer les performances du modèle, nous définissons des mécanismes de prise de décision pour la sélection de tâches correspondant aux capacités de chaque robot, afin de maximiser l'utilité, de minimiser les erreurs et d'effectuer des tâches avec précision. Il s'agit d'un algorithme amélioré et robuste, capable de s'adapter à des scénarios dynamiques et changeants.

4.1 Description du modèle coopératif émergent

La complexité inhérente à la coordination entre de nombreux robots hétérogènes pour accomplir une tâche complexe en coopération entre différents agents du système, met en évidence la nécessité d'une compréhension approfondie des capacités individuelles de chaque agent, en tenant compte des interactions dynamiques qui peuvent se produire dans leur environnement. L'utilisation de modèles prédictifs permet de prédire les comportements des robots pour ajuster dynamiquement l'attribution des tâches en fonction des capacités du robot et des changements survenant dans l'environnement. Cependant, les défis de la recherche sur l'efficacité, la précision et la valeur de l'allocation des tâches dans un système multi-robot hétérogène sont multiples en termes de :

- Nature de la tâche complexe ?
- La communication entre robots, ?
- Prendre des décisions localement en temps réel et répartir les tâches efficacement tout en tenant compte des capacités spécifiques de chaque robot ?

- Comment améliorer la performance globale du système en tenant compte des contraintes environnementales et des objectifs multiples?

4.1.1 Formulation du problème

La formulation du problème d'allocation de tâches dans un système multi-robot hétérogène, représenté par l'approche proposée dans cette thèse, repose sur la représentation de l'environnement et la description de la tâche complexe, comme le montre la Figure 4.1.

La description de l'environnement Z est représentée dans (représentation graphique A), où le groupe de robots R utilise un ensemble d'informations sur (la bibliothèque d'information I) son environnement, pour déterminer les tâches à accomplir, les capacités spécifiques de chaque robot C_{r_k} . En plus les possibilités de communication entre les robots, car cela peut affecter les décisions d'attribution des tâches. Ce modèle s'inspire des sociétés de gestion d'entrepôts qui déplacent les marchandises des entrepôts de la « station source » à la « station consommatrice », tout en respectant les restrictions réglementaires.

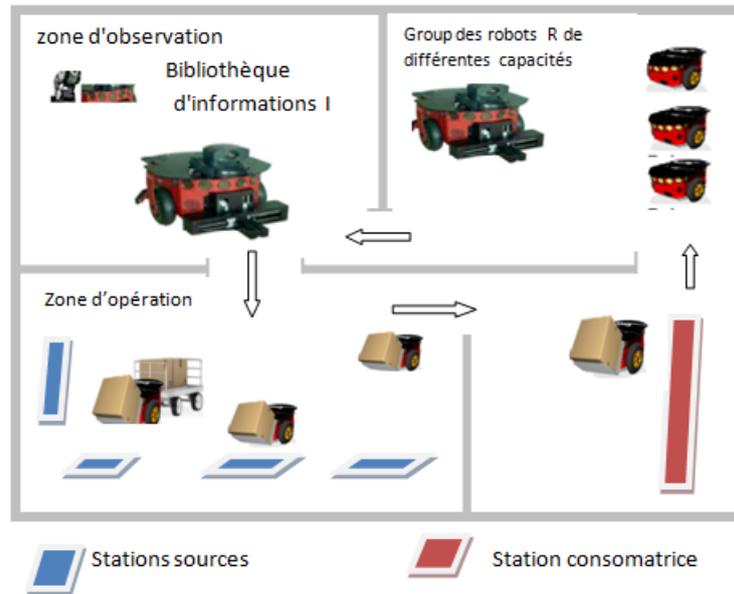
La description d'une tâche complexe T (représentation graphique B), consiste à définir la nature de la tâche à accomplir, dans laquelle cette tâche complexe est décomposée en sous-tâches plus distribuables, qui peuvent être assignées à différents robots en fonction de leurs compétences et capacités.

Dans (Représentation graphique B), illustre le modèle proposé, la sélection de tâches basées sur l'évaluation de la précision et l'utilité de l'exécution des tâches $U(t_i)$ (observation et estimation des erreurs) pour minimiser les performances d'erreur, L'utilité $U(r_k)$ des robots en fonction de leurs capacités (observer le type de tâche et capacité).

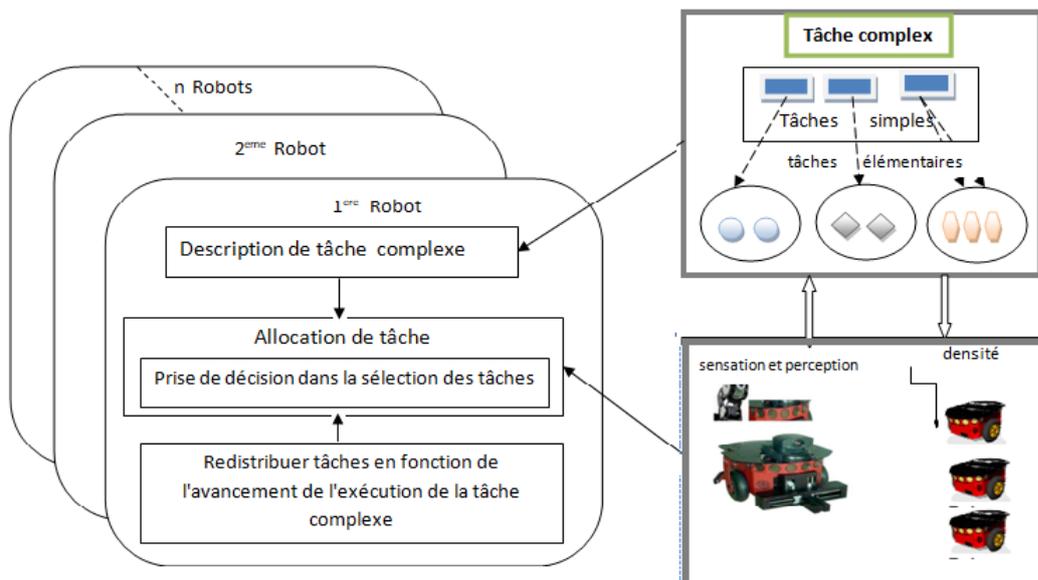
L'environnement proposé Z selon (représentation graphique A) est divisé en trois régions. Dans la première zone, les robots sont regroupés dans une station d'attente, jusqu'à entrer dans la deuxième zone, pour le contrôle et d'observation, afin que le robot puisse accomplir ses tâches selon ses capacités dans la troisième zone, zone des opérations.

Les tâches sont sélectionnées en fonction des informations collectées dans la zone de contrôle pour entrer dans la zone des opérations où :

- Chaque robot doit collecter des informations sur la zone d'opérations, en termes d'observation de la densité de robots et du type de tâches à accomplir.
- Les robots répondent en fonction de leurs capacités et de l'utilité du travail déjà acquis, lors de la phase initiale de planification des tâches, attribuant ainsi des tâches à chaque robot.



A- Illustration graphique du problème d'allocation des tâches



B- Description du modèle STMRDH

FIGURE 4.1 – Aperçu schématique du modèle de Sélection de Tâches dans des Systèmes Multi-Robots Distribués Hétérogènes.

4.1.2 Le modèle (STMRDH)

Le modèle proposé est basé sur la Sélection de Tâches dans les systèmes Multi-Robots Distribués Hétérogènes (STMRDH), où les robots s'auto-organisent et la coopération émerge entre eux sans communication, afin d'effectuer des tâches en fonction de la capacité de chaque robot. Par conséquent, le modèle peut être classé comme type de taxonomie MRTA (Multi-robot Task Assignment) de (Gerkey *et al.*, 2004) en variant MT-MR-IA (Type de robots autonomes : Multi-tâche, type de tâche : Multi-Robot, type de coopération sans communication : assignation instantanée).

Les processus du modèle (STMRDH) reposent sur la représentation de la description de la tâche complexe et la sélection des sous-tâches, comme illustré dans la figure 4.2. La décomposition d'une tâche complexe est décrite à trois niveaux dans la structure d'une hiérarchie arborescente. Ainsi, la fonction de l'affectation de tâches est de préciser les tâches élémentaires qui doivent être exécutées à un instant donné. Cette sélection est basée sur la progression de la tâche complexe au cours de son exécution, la structure décrivant sa décomposition et la capacité de chaque robot du système. L'objectif global est de minimiser les erreurs dans la tâche accomplie.

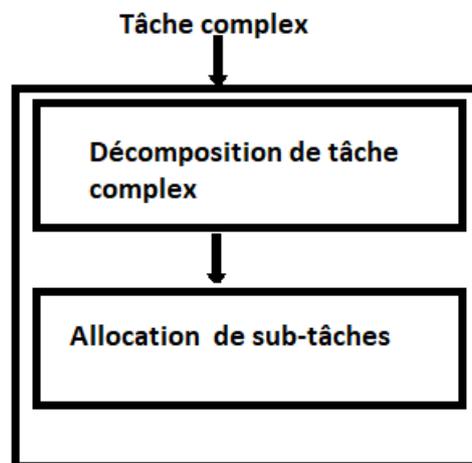


FIGURE 4.2 – Les processus du modèle (STMRDH)

4.1.3 Représentation de la décomposition de tâches complexes

La coopération émergente entre robots dans SMRHM dépend souvent de la décomposition de tâches complexes en plusieurs niveaux, qui permettent aux robots de les accomplir. Dans notre modèle, la procédure de décomposition des tâches com-

plexes est préparée selon un logiciel pré-construi. La figure 3 décrit la représentation de la décomposition d'une tâche complexe à trois niveaux. Où le nœud de premier niveau représente la racine T (une tâche complexe T) et les n nœuds du deuxième niveau représentant un ensemble de tâches simples résultant de la décomposition de racine $T = t_1, t_2, \dots, t_n$ noté t_i . Qui à leur tour t_i sont décomposées en m tâches élémentaires ensemble de nœuds t_{ij} du même type, représentent le troisième niveau, $t_i = t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}$.

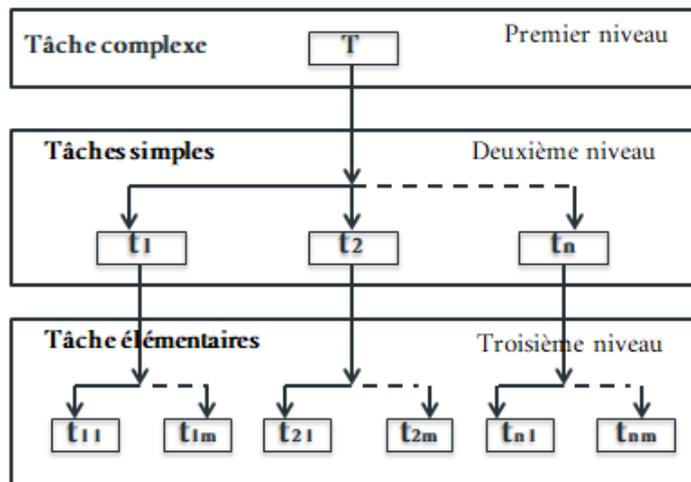


FIGURE 4.3 – Décomposition d'une tâche complexe en 3 niveaux

Le modèle proposé dans cette thèse, considère une tâche complexe comme une compilation de tâches élémentaires, où ces dernières sont considérées comme accomplies uniquement lorsque les tâches élémentaires interdépendantes et non consommables sont réalisées dans le nombre désiré pour chaque type de tâches simples (tâches élémentaires de même type), c'est-à-dire que l'achèvement d'une tâche complexe dépend de l'exécution de ces tâches élémentaires. Une tâche complexe est considérée comme achevée uniquement lorsque les robots accomplissent chaque type de tâche simple, soit en atteignant, soit en dépassant le nombre requis.

Les tâches élémentaires peuvent être exécutées en parallèle (Hamza, 2021), dans ce contexte l'accomplissement d'une ou plusieurs tâches élémentaires en fonction de la capacité de chaque robot du système, est indiqué par le déplacement de la position de départ (starting) (P_s) vers la position d'arrivée (ending) (P_e), notée par $t : P_s \mapsto P_e$

En supposons que le nombre de tâches élémentaires Nt_i puisse être différent d'une tâche simple à l'autre et NT Le nombre de toutes les tâches élémentaires composées T (tâche complexe).

La tâche élémentaire $\{t_{ij} \mid 1 \leq i \leq n \text{ et } 1 \leq j \leq m\}$ ne peuvent pas être décomposés, et chaque t_{ij} ne peut être accompli que par un seul robot. Dans le modèle proposé, le ratio d'exécution souhaité d'une tâche simple i noté $\varphi(t_i)$, est défini comme suit :

$$\varphi(t_i) = \frac{Nt_i}{NT} \text{ avec } NT = \sum_{i=1}^n Nt_i \quad (4.1)$$

Exemple 1, soit la tâche complex $T = t_1, t_2, t_3$ avec :

$$t_1 = \{t_{11}, t_{12}\}$$

$$t_2 = \{t_{21}, t_{22}, t_{23}, t_{24}\}$$

$$t_3 = \{t_{31}, t_{32}, t_{33}\}$$

Le calcul des ratios est donc le suivant :

$$\varphi(t_1) = 2/9 \text{ et } \varphi(t_2) = 4/9 \text{ et } \varphi(t_3) = 3/9$$

4.1.4 Sélection de tâches dans des systèmes multi-robots distribués hétérogènes (STMRDH).

L'objectif de ce modèle est de contribuer à trouver une solution au problème d'allocation de tâches dans les systèmes multi-robots, où les robots sont auto-organisés et en coopération émergente, sans communication entre eux. Pour ce faire, nous traitons le problème d'affectation de tâches comme un problème de sélection de tâches dans un système multi-robot distribué hétérogène (STMRDH). La sélection des tâches fait référence aux robots sont capables de redistribuer les tâches entre eux en fonction de leur progression dans l'attribution des tâches restantes, afin d'optimiser le processus d'accomplissement de la tâche complexe.

Le progrès dans l'exécution de tâches complexes peuvent être modélisés mathématiquement, y compris un groupe de robots avec leurs capacités individuelles et l'éventail de tâches accomplies. Nous définissons donc un ensemble de robots $R : \{r_1, r_2, \dots, r_k\}$ représente k robots hétérogènes qui peut choisir d'effectuer une tâche de type t_i selon leur capacité Cr_k sans communiquer entre eux.

\hat{T} est l'ensemble des tâches réellement accomplies par les robots. Au début de la

mission l'ensemble $\acute{T} = \emptyset$ est vide, il sera également créé de manière incrémentale lorsqu'un des robots terminera l'exécution de sa propre tâche élémentaire t_{ij} . Où les tâches élémentaires t_{ij} exécutées par n'importe quel robot en fonction de sa capacité Cr_k , doivent être ajoutées dans l'ensemble correspondant du même type \acute{t}_i , en augmentant le nombre de tâches élémentaires réellement exécutées avec $N\acute{t}_i = Nt_i + Cr_k$ où $N\acute{t}_i$ est le nombre de tâches exécutées .

Ces informations seront également ajoutées à la zone de contrôle pour une utilisation ultérieure par les robots restants se préparant à entrer dans la zone d'opération.

Il peut y avoir des situations dans le système où le nombre de tâches exécutées par le NB_r , le nombre de robots peut être plus élevé. En d'autres termes, $Nt_i < N\acute{t}_i$ et $Nt_i < NB_r$, et chaque robot a décidé d'effectuer la même tâche simple t_i simultanément. Sachant que les robots sont complètement indépendants, le robot peut choisir une ou plusieurs tâches élémentaires seulement t_{ij} si et seulement si :

$$P(t_i) < \varphi(t_i) \mid \forall t_{ij} \in t_i \quad (4.2)$$

avec $\varphi(t_i)$ est le ratio désiré , $P(t_i)$ est le taux de progression dans l'exécution des tâches de type i , donné par :

$$P(t_i) = \frac{N\acute{t}_i}{NT} \quad (4.3)$$

Dans le modèle (STM RDH), tant qu'il y a des tâches élémentaires de type simple ($t_{ij} \in t_i$) non atteint (en termes de nombre minimum désiré), le système ne sera pas considéré comme satisfait. Cela peut nécessiter une redistribution des tâches ou une réaffectation des robots pour s'assurer que toutes les tâches élémentaires nécessaires sont accomplies pour compléter la tâche complexe T . Donc, Le processus de sélection des tâches s'arrête lorsque la progression $P(t_i)$ de l'attribution des tâches t_i dépasse le ratio désiré $\varphi(t_i)$ comme le montre l'équation 4.4, qui est considéré comme un critère d'arrêt.

$$\forall t_i \in T , P(t_i) > \varphi(t_i) \quad (4.4)$$

4.1.4.1 Processus de coopération dans le modèle (STMRDH)

Dans cette thèse, la recherche développe un modèle d'utilité pour évaluer la coopération émergente dans l'attribution des tâches et la performance des robots en tant qu'auto-organisation, pour effectuer les tâches élémentaires t_{ij} dans un ratio désiré $\varphi(t_i)$. Dans cette section, nous définissons de nouveaux critères prenant en compte l'utilité du robot, pour calculer la précision du processus collaboratif dans l'exécution des tâches et évaluer la performance du système multi-robot.

Ainsi, pour entrer dans la zone des opérations, les robots traversent la zone de contrôle pour collecter des informations sur cette zone et calculer l'utilité de chaque robot en fonction de sa capacité vis-à-vis des tâches simples t_i existantes. Les informations sur une tâche simple sont représentées par une Matrice d'Information MI , où chaque tâche simple t_i contient son propre tuple de données, présenté comme suit :

$\{P(t_i), \varphi(t_i), Nt_i, Nt'_i\}$ où $P(t_i)$ la progression de l'exécution de t_i , et leur ratio $\varphi(t_i)$, Nt_i le nombre de tâches élémentaires de t_i , et Nt'_i le nombre de tâches élémentaires exécutées de t_i .

Par conséquent, l'utilité de chaque robot $\forall r_k \in R$ en fonction de sa capacité Cr_k pour chaque tâche $\forall t_i \in T$ est calculée comme suit :

$$U(r_k, t_i) = \begin{cases} \frac{Cr_k}{Nt_i} & \text{si } 0 < Cr_k \leq Nt_i \text{ et } (\forall t_i \in T, P(t_i) < \varphi(t_i)) \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (4.5)$$

On prend l'exemple 1 pour calculer l'utilité d'un groupe de trois robots, $R\{r_1, r_2, r_3\}$, avec chacun sa propre capacité, $Cr = (3, 2, 1)$.

$$Cr_1 > Nt_1 \text{ alors } U(r_1, t_1) = 0, \quad U(r_1, t_2) = 3/4, \quad U(r_1, t_3) = 3/3;$$

$$U(r_2, t_1) = 2/2, \quad U(r_2, t_2) = 2/4, \quad U(r_2, t_3) = 2/3;$$

$$U(r_3, t_1) = 1/2, \quad U(r_3, t_2) = 1/4, \quad U(r_3, t_3) = 1/3;$$

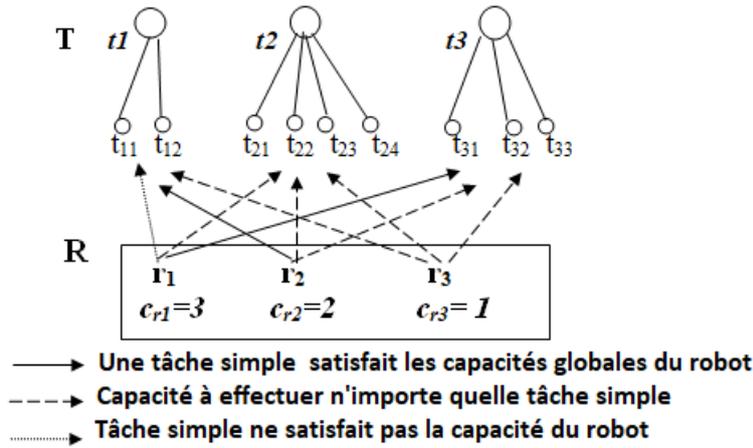


FIGURE 4.4 – illustre l'importance de calculer l'utilité de chaque robot en fonction de sa capacité concernant les tâches simples t_i qui le satisfont.

L'exemple montré dans la figure 4.4, illustré que les robots peuvent effectuer n'importe quelle tâche au sein du groupe, et qu'il est soucieux de choisir la tâche appropriée pour cela. Les robots peuvent avoir du mal à effectuer des tâches qui ne satisfont pas leurs désirs.

Ainsi, dans cette étude, nous nous concentrerons sur l'utilité des robots dans le cas où la capacité des robots est inférieure ou égale au nombre de tâches élémentaires.

Bien que la progression de l'exécution des tâches soit inférieure au ratio désiré par le système, tous les robots ne peuvent pas arrêter de travailler., i.e., $\forall t_i \in T \ P(t_i) < \varphi(t_i)$

Nous définissons l'erreur relative E pour évaluer l'importance des décisions prises par les robots dans l'exécution d'une tâche simple t_i par :

$$E(t_i) = \frac{Nt_i - Nt'_i}{Nt_i} \tag{4.6}$$

D'où l'équation suivante

$$E(t_i) = 1 - \frac{Nt'_i}{Nt_i} \tag{4.7}$$

D'après l'équation (4.7), l'erreur d'exécution d'une tâche complexe est le total de toutes les valeurs absolues des erreurs relatives $E(t_i)$, accordées par :

$$E(T) = \sum_{i=1}^n |E(t_i)| \quad (4.8)$$

La précision des performances du système peut être déterminée comme suit :

$$\rho(T) = \begin{cases} \frac{1}{E(T)} & \text{si } E(T) \neq 0 \\ \varepsilon & \text{si } E(T) = 0 \end{cases} \quad (4.9)$$

ε est un seuil paramétrique décrivant la précision absolue dans le processus assigné à la tâche. De plus, le seuil ε constitue un autre critère qui peut être utilisé pour arrêter le processus d'attribution des tâches.

Trouver une allocation (tache-robot) qui maximise la précision $Max(\rho(T))$ tout en minimisant les erreurs de prise de décision $min(E(T))$ est l'objectif du modèle (STMRDH).

$$\max \left(\frac{1}{E(T)} \right) \quad \text{subject to } E(T) \neq 0 \quad (4.10)$$

$$\min \left(\sum_{i=1}^n |E(t_i)| \right) \quad \text{subject to } P(t_i) < \varphi(t_i) \quad (4.11)$$

Absolument, avec l'augmentation du nombre de tâches et de robots, les choses peuvent rapidement se compliquer. Lorsqu'il y a un grand nombre de tâches à réaliser impliquant plusieurs robots, il peut être difficile de trouver la solution optimale. C'est là que l'approximation entre souvent en jeu, lorsque nous recherchons la meilleure solution possible dans les limites et les contraintes d'une situation donnée. L'importance est de trouver des stratégies d'amélioration pour gérer ces tâches et ces robots de manière à augmenter l'efficacité et la précision des performances.

4.1.4.2 Analyse du processus de coopération

Une solution réalisable à notre problème A (le problème appelé A : Affectation des tâches - multi robot) nécessitant l'accomplissement d'une tâche complexe (qui est décomposée en tâches élémentaires) qui peut être impossible à réaliser en termes de

nombre de robots et de tâches élémentaires. Démontrer que A est un problème compliqué. Pour ce faire, nous introduisons d'abord le problème de satisfaisabilité booléenne bien connue, abrégé en SAT. (Abréviation de booléen satisfiability issue).

Définition 4.1 : (SAT (Cook.S et al, 1997)) Soit un ensemble de variables propositionnelles m $V = v_1, v_2, \dots, v_m$ où chaque variable v_j représentant soit une variable v_j Positive ou sa négation $\neg v_j$, et un ensemble de clauses N $L_1, L_2, \dots, L_{\hat{n}}$ où chaque clause Constitué d'un ensemble de variables propositionnelles jointes à l'aide d'un opérateur logique OR , comme $L_1 = v_1 \vee \neg v_2 \vee v_m$, SAT est utilisé pour déterminer si la formule $L_1 \wedge L_2 \wedge \dots \wedge L_{\hat{n}} = 1$ A une solution en ajustant les variables propositionnelles , Alors que \wedge l'opérateur logique ET. (Xiaoshan.Bai et al, 2022) .

D'après (Cook.S et al, 1997), le SAT est un problème NP-complet. Maintenant, afin de déterminer s'il existe une solution réalisable au problème A, nous examinons la complexité informatique.

D'après (Cook.S et al, 1997), le SAT est un problème NP-complet. Maintenant, afin de déterminer s'il existe une solution réalisable au problème A, nous examinons la complexité informatique.

Remark1 : Il est Np-complet de déterminer si le problème a une solution.

Pour prouver la **Remarque1**, il suffit d'établir qu'elle est NP-complète pour déterminer si le problème A peut être résolu par une classe restreinte. Prouvez-le en dirigeant le SAT vers une instance spécifique de problème A où chaque robot décide d'effectuer une ou plusieurs tâches possibles. Pour réaliser l'utilité du robot; d'après (équations 4.5) : $U(r_k, t_i) = \frac{Cr_k}{Nt_i}$ while $\forall t_i \in T$, $P(t_i) < \varphi(t_i)$, qui maximise la précision ($Max(\rho(T))$) en minimisant ses erreurs dans la prise de décision $min(E(T))$ (équations 4.10 , 4.11).

Une tâche simple $t_i \in T$ réalisable est satisfaite pour un robot, si aucune tâche $t_j \in T$ n'est réalisable par le robot. Choisissez un exemple spécifique du problème A où il y a des tâches Nt_i dans T à accomplir et où chaque robot ne peut pas accomplir plus de deux tâches simples à la fois.

Chaque robot r est lié à une variable propositionnelle v_r et chaque tâche $i \in T$ est liée à une clause L_i .

Les clauses correspondant aux tâches d'une des tâches simples de chaque robot r comprennent v_r et les clauses relatives aux tâches de l'autre tâche simple $\neg v_r$ pour chaque robot r associé à la variable v_r . Ainsi, toute clause L_i du SAT peut exprimer quels robots peuvent être utilisés pour exécuter chaque tâche. Par exemple, $L_1 = v_1 \vee \neg v_2 \vee v_m$, signifie que la tâche 1 peut être effectuée par les robots 1, 2 et m .

Le temps nécessaire pour réduire SAT à un problème d'instance spécifique A est polynomial. Une fois que SAT est réduit à un problème d'instance spécifique A, il est simple de voir que savoir si toutes les tâches de cette instance du problème A peuvent être influencées est similaire à savoir si la formule du SAT a une solution. Découvrir s'il existe une solution réalisable pour un problème d'instance spécifique A est NP-complet, car le SAT est NP-complet. (Xiaoshan.Bai et al, 2022).

Définition 4.2 : (Dans(Balas.E et Padberg.M.W, 1976) le problème de partitionnement des ensembles) Considérant un groupe d'ensembles $P = P_1, P_2, \dots, P_l$ où le poids de chaque ensemble P_i est non négatif v_i et étant donné $F = \bigcup_{i=1}^l P_i$, Trouver un sous-ensemble de la combinaison indiquée par $N \subseteq 1, 2, \dots, l$ est l'objectif du problème de partitionnement d'ensembles pondéré, tel que $F \cup_{i=1}^l P_i$ où le poids global $\sum_{i \in N} v_i$ est minimisé tandis que $i, j \in N$ deux distincts satisfont $P_i \cap P_j = \emptyset$. (Xiaoshan.Bai et al, 2022).

Le partitionnement d'ensembles pondérés est un problème NP-difficile. (M.R.Garey et D.S.Johnson, 1979).

L'optimisation du problème A nécessite une analyse de la complexité informatique.

Remarque 2. Il est NP-difficile de résoudre le problème A de manière optimale.

Démontrer la difficulté NP du problème A dans le cas où tous les robots sont capables d'effectuer toutes les tâches élémentaires dans chaque tâche simple imaginable et où tous les robots ont le même ensemble de tâches simples potentielles.

Chaque tâche simple qu'un robot k peut effectuer tout en respectant les capacités

correspondantes dans le problème de partitionnement d'ensemble pondéré est traitée comme un ensemble (Balas.E et Padberg.M.W, 1976) dans le problème A, et l'erreur relative totale correspondante $E(t_i)$, pour que le robot k accomplisse toutes les tâches élémentaires de t_i est le poids associé à l'ensemble.

Le but du problème A est de sélectionner un ensemble de tâches simples réalisables qui ne se chevauchent pas et chaque tâche simple est décrite pour un robot spécifique (une tâche simple réalisable est attribuée à chaque robot désigné.) et toutes les tâches élémentaires à effectuer. À accomplir sont contenus dans l'union des tâches simples sélectionnées, réduisant ainsi l'erreur de décision globale commise par les robots dans le choix des tâches à effectuer.

Par conséquent, il découle de la définition 4.2 que, dans le cas spécifique, le problème A peut être une réduction du problème de division de groupe pondéré NP-dur en temps de calcul polynomial, où le problème de partitionnement d'ensembles pondérés peut être résolu de manière optimale en trouvant la meilleure solution pour l'ancien. Par conséquent, la résolution optimale du problème A est NP-difficile.

Ainsi, une solution optimale serait une approximation nécessaire.

4.2 Approche proposée

4.2.1 Prise de Décision dans l'Exécution de Tâches Simples. PD-ETS. (stratégie simple)

Pour évaluer les performances du modèle, nous définissons une stratégie simple qui permet au robot de prendre la décision de choisir le type de ses futures tâches (t_f en fonction de sa capacité d'absorption Cr_k , basée sur la prédiction de l'erreur relative, afin de minimiser l'erreur de tâche complexe $E(T)$).

Définition 4.3 : " Il est possible de décider si une tâche simple t_f sera réalisée dans le futur pendant que la tâche complexe T est réalisée grâce à la Prise de Décision $E(T, f)$. Définissons la prise de décision comme suit : "

$$\dot{E}(T, f) = \dot{E}(t_f, Cr_k) + \left((E(T) - |E(t_f)|) \right) \quad (4.12)$$

Avec, $\dot{E}(t_f, Cr_k)$ est une Prise de Décision sur l'exécution de la tâche simple t_f si le robot r doit choisir de futures tâches élémentaires de la tâche simple t_f à exécuter, selon sa capacité Cr_k . comme suit :

$$\dot{E}(t_f, Cr_k) = 1 - \frac{Nt_f + Cr_k}{Nt_f} \quad \text{with } 1 \leq f \leq |T| \quad (4.13)$$

Ou

$$\dot{E}(t_f, Cr_k) = 1 - \left(\frac{Nt_f}{Nt_f} + \mu(r_k, t_f) \right)_{1 \leq f \leq |T|} \quad (4.14)$$

Definition 4.4 : " Dans le contexte de (STMRDH), une stratégie simple fait référence à une approche qui permet de sélectionner une ou plusieurs tâches élémentaires appropriées qui correspondent à l'utilité et à la capacité de chaque robot. Cette stratégie consiste à choisir parmi un ensemble de tâches simples possibles, afin de minimiser les erreurs lors de l'exécution future de tâches. "

$$\operatorname{argmin}_{\substack{1 \leq i \\ f \leq |T|}} \dot{E}(T, f) = \{t_f | P(t_i) < \varphi(t_i) \text{ et } \dot{E}((T, f) < \dot{E}(T, i) \text{ and } Cr_K \leq Nt_f\} \quad (4.15)$$

Dans SMRMH, dans le processus d'attribution des tâches, où plusieurs robots travaillent ensemble pour effectuer des tâches, cette stratégie simple peut être efficace s'ils communiquent entre eux.

Cependant, étant donné que notre étude repose sur la coopération émergente entre robots sans communication, tenir compte du fait que les systèmes robotiques sont hétérogènes et que les capacités des robots varient d'un robot à l'autre, cela peut entraîner des défis. L'un de ces défis réside dans la possibilité pour plusieurs robots de choisir les mêmes tâches et d'appliquer simultanément la même approche simple.

Cette situation peut conduire à un dysfonctionnement systémique, dans lequel les ressources sont utilisées de manière inefficace et les tâches ne peuvent pas être accomplies de manière optimale. Pour résoudre ce problème, une solution basée sur la prise de décision floue est proposée.

4.2.2 Prise de décision floue dans la sélection des tâches (PDF-ST)

Dans cette subsection, la logique floue est utilisée (Zadeh.L, 1965) (HENTOUT.A *et al.*, 2023) pour aborder un scénario non coopératif entre robots. L'objectif est de résoudre la situation dans laquelle les robots prennent des décisions qui conduisent à accomplir la même tâche. Pour y parvenir, les robots doivent évaluer leurs décisions et sélectionner la tâche la plus adaptée. Cette évaluation implique l'introduction d'un facteur d'utilité des robots dans l'exécution de la tâche ainsi que l'utilité de la tâche en considérant et en prédisant l'erreur associée.

Ainsi, un modèle d'utilité peut être conçu pour évaluer la coopération émergente dans l'attribution des tâches et pour évaluer les performances des robots. Ce modèle prend en compte l'utilité des tâches afin de déterminer l'efficacité de la collaboration entre les robots lors de l'attribution des tâches. La décision d'accomplir une tâche simple, composée de plusieurs sous-tâches, dépend de l'utilité d'un robot spécifique pour cette tâche, en fonction de ses capacités. Si ce robot est le mieux adapté pour la tâche, on attribue une valeur de $r_1 = 1$, sinon $r_1 = 0$. En plus de l'importance propre à la tâche, la valeur d'utilité $t_i = 1$ est attribuée aux tâches qui doivent être effectuées par r_1 , tandis que la valeur d'utilité $t_i = 0$ est attribuée aux tâches qui ne concernent pas r_1 (ces dernières pouvant être effectuées par un autre robot, r_2 par exemple).

L'objectif de cette étude est d'atteindre l'utilité du robot et de maximiser leur l'efficacité dans l'accomplissement de ses tâches en exploitant pleinement ses capacités, tout en tenant compte du type de tâche qui lui est le mieux adapté et en optimisant l'utilité de chaque tâche.

- Une première fonction utilitaire : $\mu_r : r_k \rightarrow [0, 1]$ associe une valeur d'importance entre 0 et 1 de $r_k \in R$; où la valeur maximale est atteinte par le robot en fonction

de ses capacités.

- Deuxième fonction utilitaire : $\mu_t : t_n \rightarrow [0,1]$ associe une valeur d'importance entre 0 et 1 de $t_i \in t_n$; la valeur la plus élevée est assignée à la tâche la plus cruciale. (Tsalatsanis et al, 2009).

Dans le modèle proposé et en l'absence d'une méthode définissant mathématiquement la fonction d'utilité de robot et des tâches. Nous proposons de les décrire en termes de variables basées sur le concept de logique floue (Zadeh.L, 1965).

Implémenter un processus de prise de décision flou qui donne une valeur d'utilité très significative à la tâche simple t_f qui aide au mieux à réduire l'erreur de la tâche plus complexe $E(T)$ (Hamza, 2021) (Rechache et al, 2022; Khelifa *et al.*, 2024). Notez que le robot possède les connaissances suivantes :

- $\acute{E}(T, f)$ Prise de décision pour choisir t_f
- $Ob(r_k)$ observations de robots r_k : le nombre de robots actifs déduit de r_k , la densité de robots actifs dans le système.
- $Ob(t_i)$ Observation de type tâche simple $t(i)$

a- Description des variables

Les données du robot sur son environnement sont décrites où le type de tâche est spécifié, pour lequel les informations recueillies à leur sujet via le point de contrôle avant d'entrer dans la zone d'opération représentée par la variable $Ob(t_i)$ observation le type de tâche qui n'est pas accompli. Par conséquent, la décision est prise par le robot de le choisir comme tâche future en fonction de sa capacité. La variable $Ob(r_k)$ représente l'observation de la densité de robots actifs localisés dans la zone d'opération. Plus particulièrement, on pense que le robot utilise ses propres sens (une caméra, un capteur, etc.) pour en détecter les autres.

Ces variables sont mises à jour périodiquement par chaque robot, lui permettant de formuler ses données, à chaque cycle de prise de décision.

Pour prédire avec précision l'utilité de la future tâche t_f et de l'utilité du robot, les trois variables $\acute{E}(T, f)$, $Obs(t_i)$, et $Obs(r_k)$ peut être utilisé comme variables d'entrée pour le processus de prise de décision floue.

Les règles d'interférence que nous utiliserons pour décrire le contrôleur flou proposé dans (Mamdani et Assilian, 1975a), se déroulent en deux phases. Dans lequel la première phase valide la deuxième phase Lorsque les valeurs prédéfinies pour chaque robot sont atteintes. En conséquence, le raisonnement suivant doit être interprété en fonction des règles d'interférence :

b - Implémentation de PDF-ST

b.1-Fuzzification : Mise en œuvre du premier système flou, le Système Flou d'Utilité pour Robot (SF-UR)

- Phase 1

Dans le Système Flou d'Utilité pour Robot (SF-UR), l'observation $Ob(t_i)$ du type de tâche permet de déterminer l'importance de la future tâche. Cette évaluation aide le robot à mesurer son utilité en comparant ses capacités au type de tâche, ce qui lui permet de décider si cette tâche est adaptée à ses compétences.

L'implimentation du premier système SF-UR de PDF-ST est liée aux valeurs d'utilité importantes obtenues par le robot en fonction de ses capacités pour la tâche t_i . L'objectif est de réduire les erreurs dans l'exécution efficace de la tâche complexe $E(T)$. Les deux variables, $\acute{E}(T, f)$ et $Ob(t_i)$, peuvent servir d'entrées pour le système SF-UR de PDF-ST. En utilisant ces entrées, l'utilité du robot, μr_k , pour choisir la tâche appropriée est évaluée. Pour mettre en œuvre ce UR-FS, nous définissons les fonctions d'appartenance suivantes :

Fonction 1- L'entrée de la première variable floue du premier système SF-UR (Estimation des erreurs dans l'exécution de tâches complexes) Figure 4.5

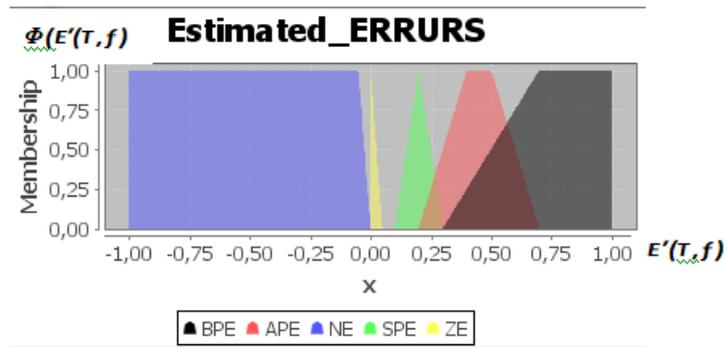


FIGURE 4.5 – Estimation des erreurs dans l'exécution de tâches complexes

Fonction 2 - la deuxième variable d'entrée floue du premier système SF-UR (Observez le type de tâche simple t_i) en fonction de la capacité du robot Figure 4.6

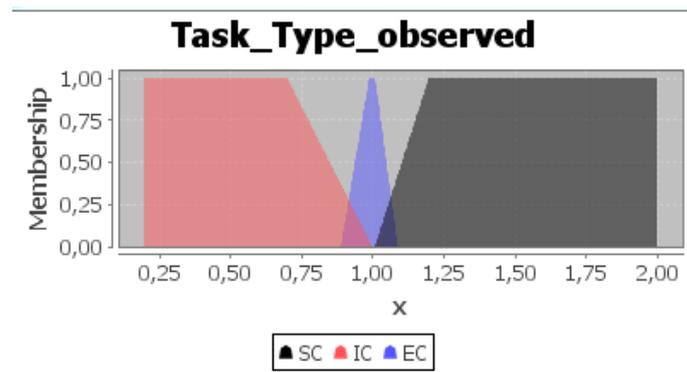


FIGURE 4.6 – Observation du type de tâche simple type t_i

Fonction 3 - la variable de sortie floue du premier système SF-UR (robot utilitaire) Figure 4.7

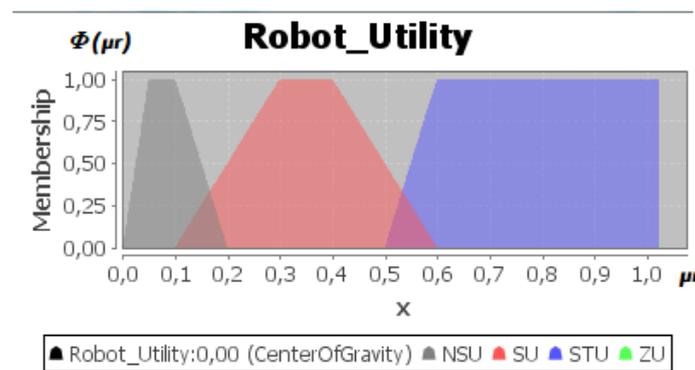


FIGURE 4.7 – Utilitaire de Robot

Le Tableau 4.1 résume la signification des étiquettes qui identifient les variables linguistiques de l'UR-FS, qui sont :

TABLE 4.1 – Variables du premier système (SF-UR).

input variables		output variables
Variable	Variable	Variable
$\dot{E}(T, f)$	$Ob(t_i)$	μr_k
ZE : zero error	IC : inferior to Cr	NSU : Negligible satisfactory Utility
SPE : small positive error	EC : equal than Cr	SU : satisfactory utility
PE : positive error	SC : superior than Cr	STU : satisfactory totally utility
BPE : big positive error		ZU : Zero Utility
NEG : negative error		

- Règles d'inférence

Cette étape concerne l'élaboration des règles qui déterminent l'utilité du robot en définissant l'importance de ses tâches futures, en fonction de ses capacités et de ses paramètres. Dans la première phase, chaque ensemble de valeurs des variables d'entrée est associé à une action sur les variables de sortie. Au total, neuf règles floues sont obtenues, dont l'une est dominante. Le tableau 4.2 récapitule l'ensemble des règles.

TABLE 4.2 – Les Règles d'inférence du SF-UR.

Expected error	Observation $Obs(t_i)$		
	IC	EC	SC
ZE	STU	STU	NSU
SPE	SU	STU	NSU
PE	SU	STU	NSU
NEG	NSU		

1 – IF Error IS NEG THEN Robot_Utility IS NSU

2 – IF Error IS ZE AND observation_type IS IC THEN Robot_utility IS STU

3 – IF Error IS ZE AND observation_type IS EC THEN Robot_utility IS STU

4 – IF Error IS ZE AND observation_type IS SC THEN Robot_utility IS NSU

5 – IF Error IS SPE AND observation_type IS IC THEN Robot_utility IS SU

- 6 – IF Error IS SPE AND observation_type IS EC THEN Robot_utility IS STU
- 7 – IF Error IS SPE AND observation_type IS SC THEN Robot_utility IS NSU
- 8 – IF Error IS PE AND observation_type IS IC THEN Robot_utility IS SU
- 9 – IF Error IS PE AND observation_type IS EC THEN Robot_utility IS STU
- 10 – IF Error IS PE AND observation_type IS SC THEN Robot_utility IS NSU

b.2- Défluzzification

Cette étape permet de transformer les valeurs des variables linguistiques utilisées pour la prise de décision, en les convertissant du domaine flou au domaine des valeurs réelles. Pour le FDM-TS, nous avons utilisé la méthode du centre de gravité de (Mamdani et Assilian, 1975b), qui se base sur :

- Dans le SF-UR, la défluzzification utilise la relation générale suivante :

$$\mu_r^{*CDG} = \frac{\sum_{i=0}^n \mu r_k \cdot \phi(\mu r_k)}{\sum_{i=0}^n \mu r_k} \quad (4.16)$$

Où μ_r^{*CDG} représente la valeur réelle de l'utilité du robot par rapport à la tâche t_i qui a été sélectionnée pour le future. Cette valeur est ensuite utilisée comme variable d'entrée pour la fuzzification du second système flou, afin de choisir la future tâche élémentaire t_i .

b.3 Fuzzification : Mise en œuvre du deuxième système flou, Système Flou d'Utilité des Tâches (SF-UT)

- Phase2

Dans le Système Flou d'Utilité des Tâches (SF-UT), lorsque la densité de robots actifs est élevée, l'observation $Ob(r_k)$ est utilisée pour réduire l'importance de la tâche t_f , car il est très probable qu'un autre robot choisisse une tâche du même type que t_f comme future tâche. Par ailleurs, le PDF-ST via le SF-UT priorise une autre tâche t_i , ce qui donne $\mu_i(r_k) > \mu_f(r_k)$. Cependant, un robot actif est moins susceptible de la sélectionner.

La mise en œuvre du deuxième système SF-UT du PDF-ST est associée à une valeur d'utilité importante pour la tâche la plus cruciale, à laquelle le robot attribue la valeur la plus élevée en fonction de son $\mu(r_k)$. Ces deux variables, $\mu_i(r_k)$ et $Ob(r)$, peuvent être utilisées comme variables d'entrée pour le UT-FS du PDF-ST afin de choisir la future

tâche. Pour mettre en œuvre ce SF-UT, nous définissons les fonctions d'appartenance suivantes :

Fonction 1 - La première variable d'entrée du SF-UT (utilité du robot) Figure 4.8

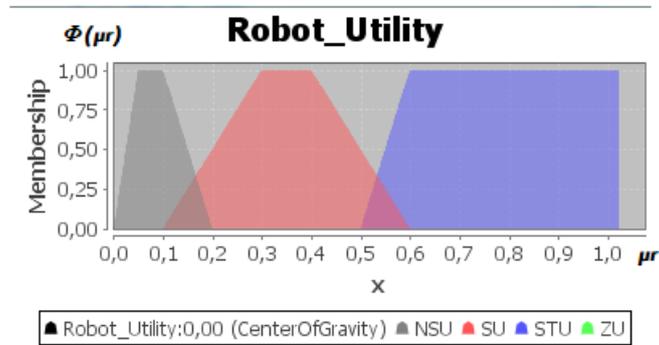


FIGURE 4.8 – Utilitaire de Robot

Fonction 2 - la deuxième variable d'entrée dU SF-UT (observation de la densité des robots actifs) Figure 4.9

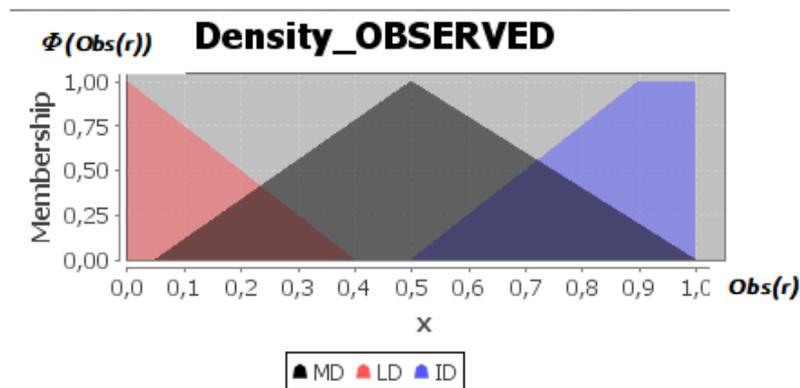


FIGURE 4.9 – Observation sur la densité de robots actifs

Fonction 3- la variable de sortie floue (Utilité de Future tâche) Figure4.10

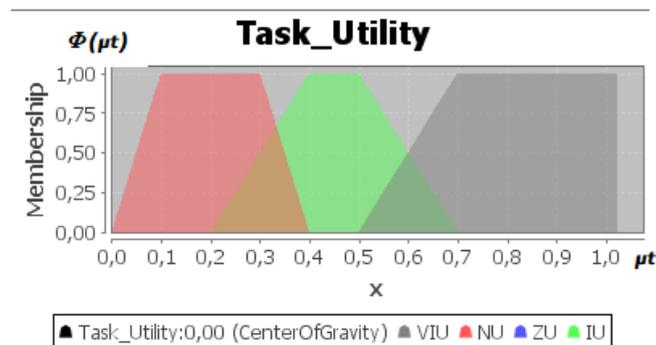


FIGURE 4.10 – Utilitaire de Future tâches

Le tableau 4.3 résume les significations des étiquettes qui identifient les variables linguistiques du UT-FS, qui sont :

TABLE 4.3 – Variables d'entrée du deuxième système SF-UT.

input variables		output variables
Variable	Variable	Variable
μr_k	$Ob(r)$	μ_t
ZU : zero Utility	LD : low density	ZU : zero utility
SU : satisfactory utility	MD : moderate density	NU : negligible utility
STU : Satisfactory Totaly Utility	ID : intensive density	IU : important utility
NSU : Negligible satisfactory Utility		VIU : very important utility

Une autre étape consiste à élaborer des règles pour définir l'utilité des tâches en déterminant l'importance des futures tâches du robot par rapport à la densité de robots actifs, en fonction de leurs paramètres. Cette phase peut être activée lorsque le domaine des valeurs réelles dans la défluzzification de la valeur d'utilité du robot dans le UR-FS n'est pas vide (voir sous-section b.2. Défluzzification). Le UT-FS implique d'assigner une action sur les variables de sortie pour chaque ensemble de valeurs des variables d'entrée. Au total, neuf règles floues sont obtenues, dont l'une est dominante. Le tableau 4.4 récapitule l'ensemble des règles :

TABLE 4.4 – Les Règles d'inférence du SF-UT.

Robot_Utility μr_k	Observation Obs(r)		
	LD	MD	ID
STU	VIU	IU	ZU
SU	IU	NU	NU
NSU	NU	IU	IU
ZU	ZU		

1 – IF Robot_Utility IS ZU THEN Task_Utility IS ZU

2 – IF Robot_Utility IS STU AND Observation_robot IS LD THEN Task_Utility IS VIU

3 – IF Robot_Utility IS STU AND Observation_robot IS MD THEN Task_Utility IS NU

- 4–IF Robot_Utiluty IS STU AND Observation_robot IS ID THEN Task_Utility IS ZU
 5–IF Robot_Utiluty IS SU AND Observation_robot IS LD THEN Task_Utility IS IU
 6–IF Robot_Utiluty IS SU AND Observation_robot IS MD THEN Task_Utility IS NU
 7–IF Robot_Utiluty IS SU AND Observation_robot IS ID THEN Task_Utility IS NU
 8–IF Robot_Utiluty IS NSU AND Observation_robot IS LD THEN Task_Utility IS NU
 9–IF Robot_Utiluty IS NSU AND Observation_robot IS MD THEN Task_Utility IS IU
 10–IF Robot_Utiluty IS NSU AND Observation_robot IS ID THEN Task_Utility IS IU

b.4- Défluzzification

- Dans la deuxième phase, la défluzzification utilise la relation générale suivante :

$$\mu_f^{*CDG} = \frac{\sum_{i=0}^n \mu t_i \cdot \phi(\mu t_i)}{\sum_{i=0}^n \mu t_i} \quad (4.17)$$

où μ_f^{*CDG} représente la valeur réelle de l'utilité associée au choix du robot pour la future tâche t_i .

4.2.3 Algorithmes de prise de décision floue (PDF-ST)

Les algorithmes sont utilisés pour appliquer les mêmes règles de prise de décision floue à tous les robots

- Le robot prend la décision des tâches futures à attribuer en fonction de sa capacité et en observant le type de tâche $ob(t)$ par l'algorithme 1 comme suit :

Algorithm 1 (utility robot) Fuzzy Decision-making algorithm

- 1: **input** : $T, C_r, ob(t)$
 - 2: **output** : $\mu_i(r_k)$
 - 3: $i = 1$;
 - 4: **while** ($i \leq |T|$) **do**
 - 5: $\mu_i(r_k)$ = evaluates the decision-making with inputs. $\acute{E}(t_i, Cr_k), Ob(t_i)$;
 - 6: $i = i + 1$;
 - 7: **end while**
 - 8: **return** $\mu_i(r_k)$;
-

Dans le SF-UR du PDF-ST, tous les robots suivent des lignes directrices cohérentes. Dans ce cadre, les robots sélectionnent de manière autonome leurs tâches suivantes, en commençant par l'Algorithme 1. Cet algorithme de prise de décision utilise les variables d'entrée T et Cr pour calculer l'erreur attendue pour toute tâche simple

$\acute{E}(t_f, Cr_k)$. La valeur d'utilité du robot μ_r , obtenue à partir de l'Algorithme 1, est évaluée avec les variables d'entrée $\acute{E}(t_f, Cr_k)$ et $Ob(t)$. Cette valeur μ_r active le deuxième système (Algorithme 3), qui aide à choisir la prochaine tâche simple.

- Pour activer la deuxième phase de prise de décision dans l'attribution des tâches, l'algorithme 2 suivant est utilisé :

Algorithm 2 Fuzzy Decision-making algorithm activate

```

1: input the set :  $\mu_i(r_k)$ 
2: if  $\mu_i(r_k)$  is Not empty then
3:   activate to calculate ( $maxUtility(task)$ )
4: else
5:   Stopping;
6: end if

```

- Les robots activent la prise de décision pour attribuer les tâches futures en fonction de l'observation de la densité des robots $ob(r)$ par l'algorithme 2 comme suit : l'algorithme 3 :

Algorithm 3 (Utility task) Fuzzy decision-making algorithm

```

1: input set :  $T, \mu_i(r_k), ob(r)$ 
2: output  $t_f$ 
3:  $maxUtility(task)$  = evaluate the decision-making process using the inputs
    $\mu_1(r_k), Ob(r)$ ;
4:  $t_f = t_1$ ;
5:  $i = 2$ ;
6: while ( $i \leq |T|$ ) do
7:    $\mu t_i$  = evaluate the decision-making with inputs  $\mu_i(r_k), Ob(r)$ ;
8:   if ( $\mu t_i > maxUtility(task)$ ) then
9:      $t_f = t_i$ 
10:     $maxUtility(task) = \mu t_i$ 
11:   end if
12:    $i = i + 1$ 
13: end while
14: if ( $maxUtility(task) > 0$ ) then
15:   return  $t_f$ 
16: else
17:   return null;
18: end if

```

Dans le SF-UT du PDF-ST, tous les robots suivent les mêmes règles. Les robots de ce système utilisent l'Algorithme 3 pour déterminer de manière autonome leurs prochaines tâches. Cet algorithme de prise de décision utilise les variables d'entrée T ,

$\mu_i(r_k)$, et $ob(r)$. Lors de l'itération I, la valeur $\mu_i(r_k)$ obtenue à partir du SF-UR est utilisée avec l'observation comme entrée du SF-UT pour calculer l'utilité de la tâche $\mu_i(t)$. Pendant le processus de décision, la tâche simple t_i , qui représente l'utilité maximale, est conservée dans t_f . Si la meilleure utilité est égale à zéro, cela signifie que toutes les tâches simples ont dépassé le ratio souhaité. Dans ce cas, le robot ne réalise aucune tâche et considère que la tâche complexe est terminée.

Complexité des algorithmes de prise de décision du PDF-ST

La complexité des algorithmes dans le système de prise de décision floue pour la sélection des tâches (PDF-ST) peut être évaluée en tenant compte des étapes de calcul à chaque étape. Dans le premier algorithme, le calcul de la fonction d'utilité du robot implique d'évaluer chaque robot par rapport à toutes les tâches disponibles, ce qui donne une complexité temporelle de $O(n)$, où n est le nombre de tâches. Dans le troisième algorithme, la fonction d'utilité de la tâche est calculée pour chaque tâche, en maintenant la même complexité de $O(n)$. Ainsi, la complexité globale du système PDF-ST est de $O(n)$, ce qui le rend évolutif pour des systèmes de plus grande taille tout en assurant une allocation efficace des tâches.

4.3 Conclusion

En guise de résumé de ce que nous avons présenté dans ce chapitre, nous contribuons aux travaux sur l'allocation de tâches dans les systèmes multi-robot hétérogènes dans leur état coopératif émergent. Ce chapitre a mis en évidence les méthodologies utilisées pour améliorer les performances et l'efficacité des équipes de robotique dotées de différentes capacités.

L'analyse des approches présentées révèle l'importance cruciale de la personnalisation des tâches dans le contexte de la diversité des robots mobiles. Les stratégies proposées représentent des solutions aux problèmes d'allocation, en particulier dans la situation où les équipes de robots sont hétérogènes avec des capacités différentes. Nous avons développé des algorithmes de décision flou dans lesquels l'utilité du robot est calculée en observant le type de tâche qui lui convient. De plus, le calcul de l'utilité de la tâche en observant la densité des robots présents.

Les travaux présentés dans ce chapitre apportent des contributions significatives

à l'évaluation de l'étendue de la coopération émergente, sans communication entre robots dans un environnement spécifique, bien que les défis auxquels sont confrontées les performances des robots et les changements inattendus. En plus de la capacité d'optimiser la répartition des tâches dans les systèmes mobiles hétérogènes multi-robots, ce qui contribue à rendre les équipes robotiques plus efficaces, flexibles et adaptables.

Chapitre 5

Simulation et validation expérimentale du modèle STMRDH

Pour valider les contributions apportées, plusieurs expérimentations ont été réalisées. La simulation de systèmes multi-robots hétérogènes a été réalisée dans l'environnement de simulation MobileSim(Omron, 018a). Le package ARIA Java (Omron, 018b) a également été utilisé. Les tests réalisés consistent principalement à expérimenter des algorithmes d'allocation de tâches développés dans le contexte de nos travaux de recherche. Ces expérimentations visent à évaluer l'efficacité et les performances de l'approche de coopération émergente dans un système multi-robots mobiles.

Ce chapitre est compris en quelques éléments de base, comme suit : Dans 5.1 nous présentons le Scénario de la simulation, suivi par la section Environnement de simulation réaliste dans 5.2.2; la section 5.2.3 présente Le cycle de prise de décision pour accomplir une tâche complexe. Dans 5.3 présente la section de L'analyse des résultats. A la fin de ce chapitre, nous comparons dans la section 5.4 les résultats obtenus entre notre approche et l'approche de (ADTP) par (TEGGAR, 2019)

5.1 Architecture du modèle (STMRDH)

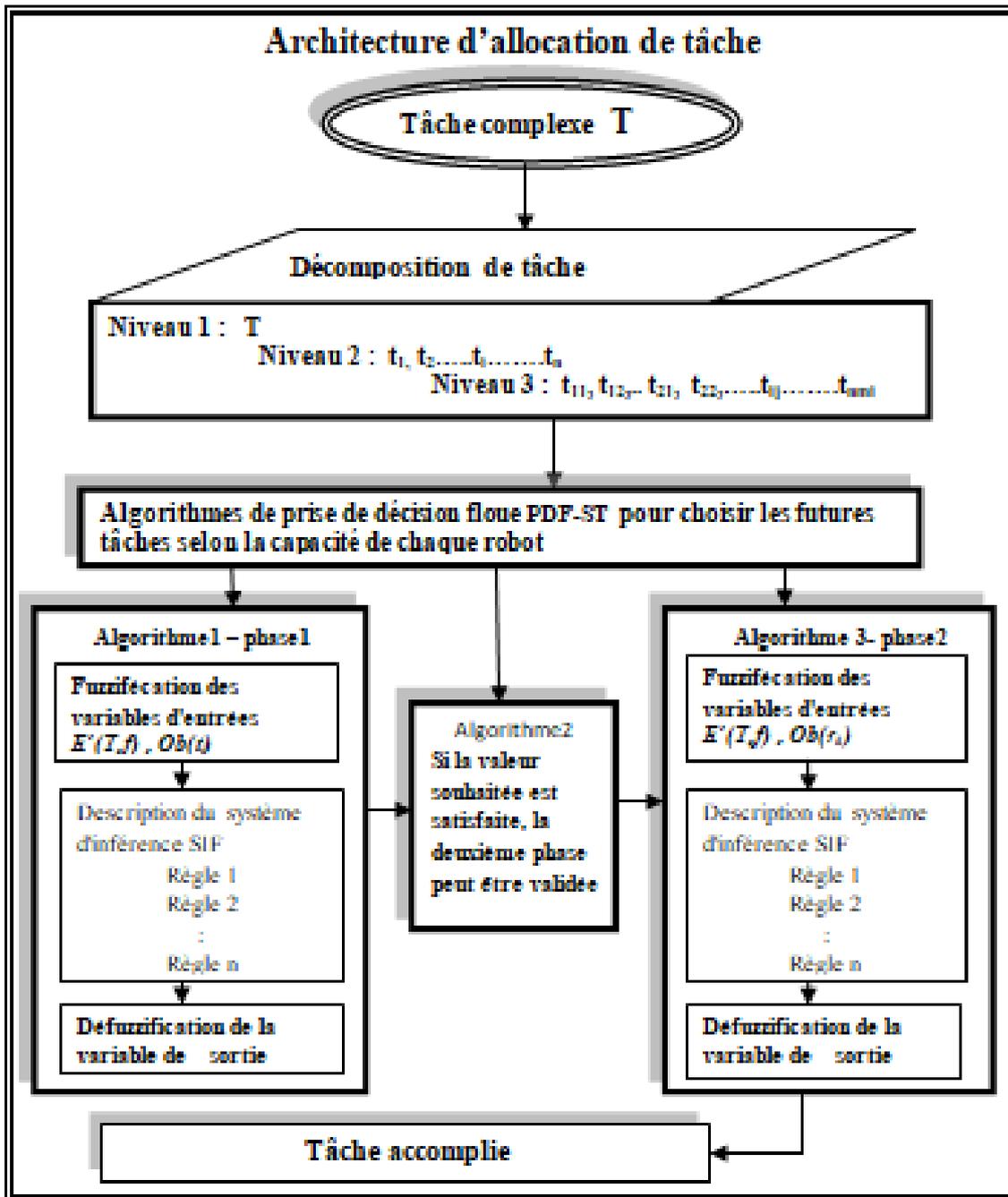


FIGURE 5.1 – Estimation des erreurs dans l'exécution de tâches complexes

La figure 5.1 représente la structure du modèle (STMRDH) proposé dans cette thèse et comment implémenter ce modèle de coopération émergent dans un SMRMH, pour résoudre le problème de mise en œuvre de tâches complexes décomposées en tâches élémentaires. À cette fin, le contrôleur flou PDF-ST est appliqué selon un algorithme permettant de prendre la bonne décision dans le choix des tâches futures en fonction de la capacité de chaque robot à exécuter. D'après ce que nous avons vu dans la description du modèle à la section 4.1, la tâche complexe est décomposée en trois niveaux, puis les tâches souhaitées sont exécutées selon l'équation (4.1).

Pour résoudre le problème de l'allocation des tâches dans un système multi-robot hétérogène, des règles floues sont utilisées pour représenter les préférences, les inférences et les stratégies de prise de décision des croyances et des expériences de l'opérateur humain. peut être représenté dans le système d'inférence pour guider le comportement du robot d'une manière cohérente avec les connaissances et l'expérience humaines.

Grâce à des règles floues CIF, le système multirobot peut s'adapter de manière flexible à des situations nouvelles ou inattendues avec la possibilité de reconfigurer les fonctions d'appartenance pour la fuzzification des variables d'entrée $\acute{E}(T, f), Ob(r_k), Ob(t_i)$, tout en prenant en compte les connaissances et l'expérience des opérateurs humains. Cela contribue à améliorer l'efficacité, la sécurité et la fiabilité des opérations effectuées par les robots dans des environnements complexes et dynamiques, selon le ratio désiré d'exécution d'une tâche simple de type i dans le SMRMH.

5.2 Experimentation du modèle STMRDH

5.2.1 Le scénario suivi dans le modèle STMRDH

Dans cette étude, un groupe de robots mobiles transportant des marchandises traverse plusieurs stations, chacun suivant sa propre trajectoire. Leur mission consiste à réaliser des tâches de chargement et de déchargement depuis diverses sources d'expédition vers une station de déchargement, avec des proportions variables pour chaque type de marchandise. Les robots sont supposés autonomes, sans communication entre

eux, et hétérogènes, avec des capacités variables et une connaissance préalable des stations de chargement (sources) et de la station de consommation (déchargement). Ces robots s'auto-organisent et se positionnent à la station d'arrêt en fonction de leur capacité avant d'entrer dans la station de contrôle et d'observation.

Les robots reçoivent des informations sur la zone d'opérations, telles que le nombre de robots présents, le type de tâche à accomplir, et le taux d'accomplissement de chaque tâche. Grâce à l'observation, ils peuvent décider d'entrer dans la station d'opérations et d'exécuter les tâches en fonction du type de chaque tâche, de la proportion souhaitée, et de leur capacité. Les robots les plus performants sont prioritaires lors de l'attribution des tâches.

Une tâche est considérée comme terminée lorsque la quantité de chaque type de marchandise déchargée à la station de consommation atteint ou dépasse la quantité souhaitée. Cette étude vise à permettre aux robots d'optimiser l'exécution des tâches à un rythme élevé, tout en réduisant l'écart entre le taux de marchandises requis par la station consommatrice et le taux effectivement déchargé. Elle cherche également à accomplir les tâches en un temps minimal tout en maximisant l'économie d'énergie.

5.2.2 Environnement de simulation réaliste

Pour évaluer l'efficacité des algorithmes proposés par la prise de décision floue pour l'attribution des tâches dans un système multi-robots hétérogène distribué, nous les avons comparés avec l'algorithme d'Exactitude de l'Attribution Dynamique Parallèle des Tâches (ADTP) dans un environnement flou pour les systèmes multi-robots (Teggar.Hamza *et al.*, 2021). Nous avons utilisé un environnement de simulation réaliste, en particulier l'environnement de simulation MobileSim, pour mener les expériences (Omron, 018a). MobileSim a été utilisé pour simuler des robots mobiles physiquement précis et leurs environnements. Les packages ARIA Java ont été employés pour programmer les opérations des robots dans un langage de haut niveau et créer une application cliente Java pour décrire des tâches complexes (Omron, 018b). De plus, nous avons créé des cartes d'environnements réalistes avec Mapper3Basic (Omron, 018c).

La Figure 5.2 montre la carte utilisée par les robots. Les expériences impliquaient une équipe diversifiée de robots, chacun ayant sa propre capacité. Chaque robot pouvait se localiser en utilisant sa position estimée. Nous avons identifié trois types de robots en fonction de leurs différentes capacités, représentés sur la Figure 5.2 par différentes couleurs, chaque type de robot étant associé à une couleur spécifique.

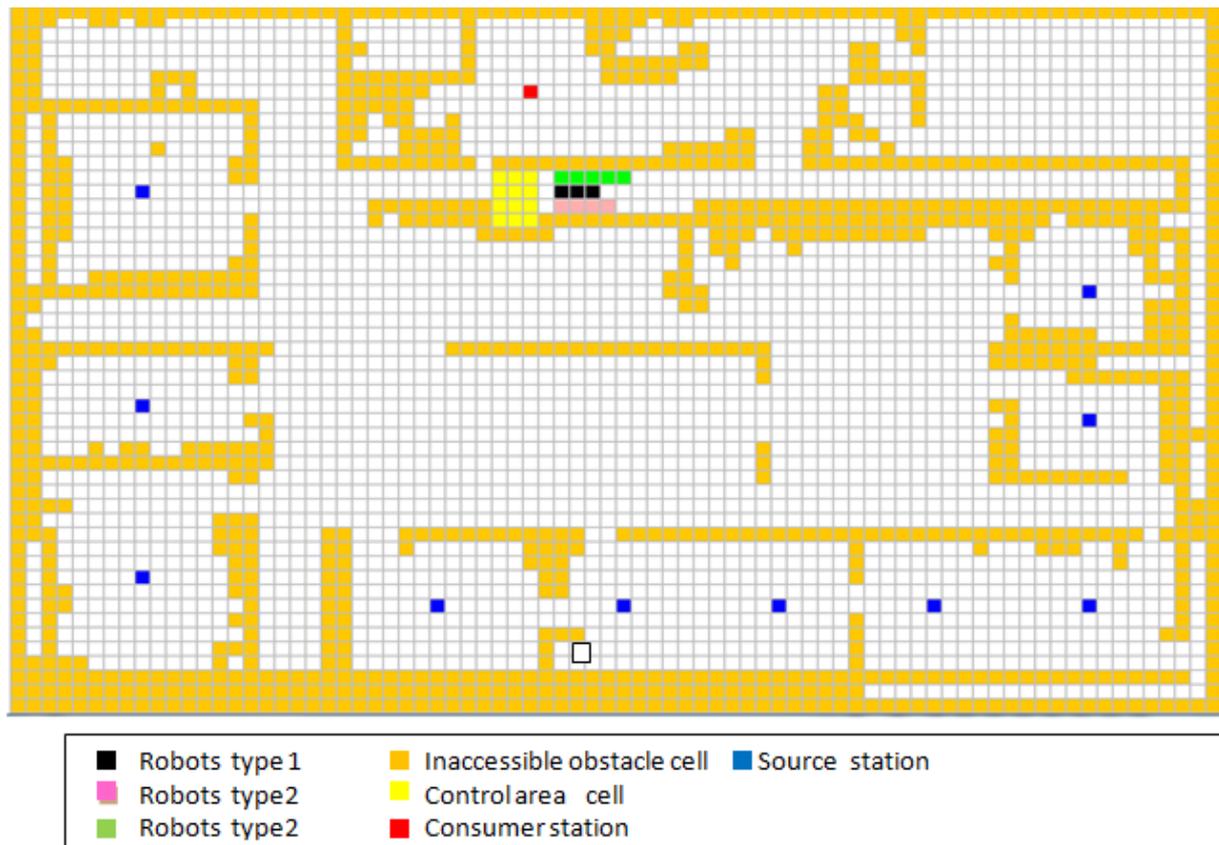


FIGURE 5.2 – Binary environment occupancy networks (see online version with colors).

5.2.3 Cycle de décision pour accomplir une tâche complexe

Dans le modèle STMRDH, la tâche complexe T consiste à transporter des marchandises depuis les différentes stations de source jusqu'à la station de consommation, en passant par la station de contrôle. À chaque station de source, une tâche simple t_i est définie, représentant une quantité de marchandises d'un type i . La tâche élémentaire t_{ij} consiste en un processus de déplacement des marchandises de type i depuis la sta-

tion de source vers la station de consommation. En fonction de sa capacité, un robot peut accomplir plusieurs tâches élémentaires au cours d'un seul cycle. Ce cycle est déterminé par les observations du type de tâche, les comparaisons avec ses capacités, et la densité de robots qui représente le nombre de robots présents au cours de trois processus décisionnels.

Le cycle commence par l'entrée dans la zone de contrôle, suivie de la station de source, puis de la station de consommation. Dans la zone de contrôle, chaque robot recueille des informations sur la zone d'opérations, en prenant en compte le nombre de robots et le type de tâche à accomplir. Le robot compare le nombre de tâches élémentaires à ses capacités d'absorption. En observant les informations sur le type de tâche via une matrice MI dans la zone de contrôle, le robot comptabilise les robots actifs. Ce nombre peut être déterminé en comptant le nombre de stations actives pendant le même cycle. À l'aide des outils ARIA/Java, plusieurs comportements ont été intégrés pour permettre aux robots d'accomplir les tâches élémentaires, comme illustré dans la Figure 5.3.

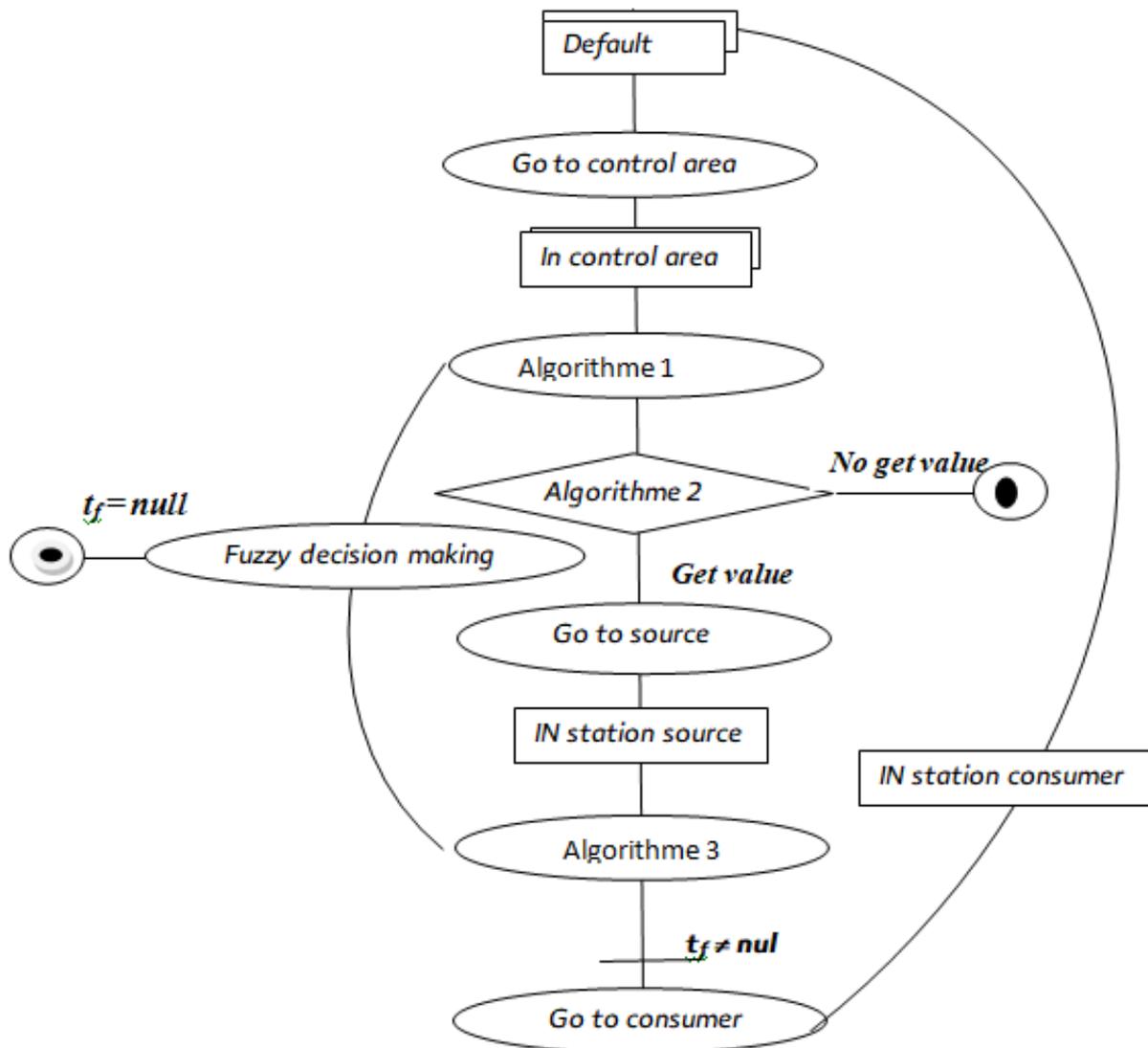


FIGURE 5.3 – Description of robot behavior combination.

La Figure 5.3 illustre un ensemble de comportements des robots pendant un cycle de réalisation de tâche, utilisant les algorithmes du système de décision floue PDF-ST, comme suit :

- Go to the control area : Se rendre à la zone de contrôle : Ce comportement se déclenche au début d'une tâche complexe, lorsque les données sur la zone de travail sont recueillies. Le robot commence le processus décisionnel en utilisant l'Algorithme 1, observe le type de tâche approprié et note la densité des robots dans la zone d'opération.

- **Go to the source.** Se rendre à la source : Ce comportement est activé après la collecte d'informations sur la tâche à venir, lorsque le robot cherche un terminal de source libre. Pour estimer la carte de l'environnement local, le robot utilise une grille de présence binaire, comme illustré dans la Figure 5.2. La grille est divisée en cellules identiques représentant des sections de 0,25 x 0,25 mètres. Le robot construit chaque réseau de manière autonome. L'algorithme A* est utilisé pour trouver les chemins les plus courts à partir de cette carte (Hart *et al.*, 1968).
- **Decision-making.** Prise de décision : Lorsque le robot arrive à la station de source, il décide de sa prochaine tâche en activant l'Algorithme 3 via l'Algorithme 2 (voir la Sous-section 4.2.3). Si aucune tâche n'est disponible, le robot cesse sa recherche. Il met à jour ses observations une fois le processus décisionnel terminé.
- **Go to the consumer.** Se rendre à la station de consommation : Pour décharger les marchandises, le robot retourne à la station de consommation.

5.3 L'analyse des résultats

Hypothèse :

L'hypothèse principale est que, dans tous les tests réalisés, la capacité totale combinée de tous les robot ($\sum_{k=1}^n C_{rk}$) est supposée être inférieure au nombre total de tâches élémentaires (t_{ij}) qui composent une tâche complexe (T).

$$\sum_{k=1}^n C_{rk} < NT \quad \text{withe} \quad NT = \sum_{i=1}^n Nt_i \quad (5.1)$$

- ($\sum_{k=1}^n C_{rk}$) : Cela représente la somme des capacités (C_{rk}) de tous les robots (k) impliqués dans la tâche T .
- NT : Cela correspond au nombre total de tâches élémentaires (Nt_i) nécessaires pour accomplir la tâche complexe T . NT est calculé en additionnant le nombre de tâches élémentaires Nt_i pour chaque type de tâche i à travers toutes les tâches.

L'hypothèse suggère que la capacité combinée des robots est délibérément inférieure au nombre total de tâches élémentaires. Cela garantit que tous les robots ne

pourront pas accomplir toutes les tâches en même temps, ce qui crée un scénario où les robots doivent prioriser et décider quelles tâches accomplir. Cette configuration permet de tester l'efficacité et la performance des algorithmes étudiés.

Ce cadre est crucial pour évaluer comment les robots gèrent l'attribution des tâches lorsque les ressources (la capacité des robots) sont limitées par rapport à la charge de travail (nombre de tâches).

Plusieurs expériences ont été menées en utilisant deux stratégies différentes sur notre modèle STMRDH : La stratégie simple (PD-EST) et la stratégie de prise de décision floue (PDF-ST). Les résultats de ces expériences, présentés dans le tableau 5.1, illustrent les performances des robots selon chacune de ces approches.

L'objectif de ces expériences est de d'évaluer l'efficacité relative des deux stratégies. La stratégie (PD-EST) correspond à une méthode directe, tandis que la stratégie (PDF-ST) adopte une approche plus sophistiquée, permettant de gérer des situations complexes avec davantage de flexibilité. Les résultats du tableau 5.1 permettent ainsi d'examiner l'impact de chaque stratégie sur les performances des robots dans l'accomplissement de leurs tâches.

TABLE 5.1 – Les résultats expérimentaux comparant la stratégie simple à la prise de décision floue..

T complex	NB Robots R	$\sum_{k=1}^n C_{rk}$	(t_i)	NT	simple		Fuzzy PDF-ST	
					Nt_i	$E(T)$	Nt_i	$E(T)$
T5	2	4	15	108	338	0.96	338	0.96
T5	3	7	15	108	319	1.59	323	1.43
T5	4	11	15	108	344	3.41	342	2.93
T1	5	16	6	18	18	0.00	18	0.00
T2			7	24	51	1.33	67	1.67
T3			8	31	97	2.62	95	2.60
T4			10	48	187	4.40	116	3.31
T5			15	108	420	6.16	380	3.62
T6			20	193	798	6.99	738	3.82
T5			6	22	15	108	590	9.35
T5	7	29	15	108	768	11.85	474	7.30

Pour analyser les résultats ¹ présentés dans le Tableau 5.1, nous pouvons les illustrer

1. Les résultats constituent une comparaison entre ceux obtenus avec la stratégie simple et ceux obtenus avec la prise de décision floue, en tenant compte de la capacité de chaque robot.

graphiquement dans les Figures 5.4, 5.5 et 5.6. Voici ce qui peut être observé :

1. Lorsqu'on fixe le nombre de robots à 5, nous avons effectué des tests sur six tâches complexes. Comme indiqué dans le Tableau 5.1, chaque tâche complexe a un ratio désiré de tâches simples différent des autres. Les tests ont montré que la stratégie floue (PDF-ST) était plus efficace que la stratégie simple (Figures 5.4 et 5.5). Nt_i représente les tâches élémentaires réellement accomplies par les robots. De plus, l'Équation (4.8) spécifie l'erreur $E(T)$ dans les tâches complexes.
2. Dans d'autres tests, le nombre de robots a été augmenté de deux à six et le nombre de tâches a été fixé pour un total de 108 tâches élémentaires. Chaque robot a des capacités spécifiques, comme indiqué dans le Tableau 5.1. Les résultats ont démontré l'efficacité de la stratégie floue (PDF-ST) par rapport à la stratégie simple, comme le montre la Figure 5.6, en augmentant le nombre de robots et donc les capacités de chaque robot tout en respectant l'Hypothèse 1 (Équation 4.8). Ainsi, l'utilisation de l'algorithme de prise de décision (PDF-ST) pour sélectionner les tâches s'avère plus précise qu'une stratégie simple dans les systèmes multi-robots hétérogènes, car elle augmente le nombre de robots, leurs capacités d'absorption, et le nombre de tâches impliquées. Les résultats tendent à converger lorsque le nombre de tâches et la densité de robots sont limités.

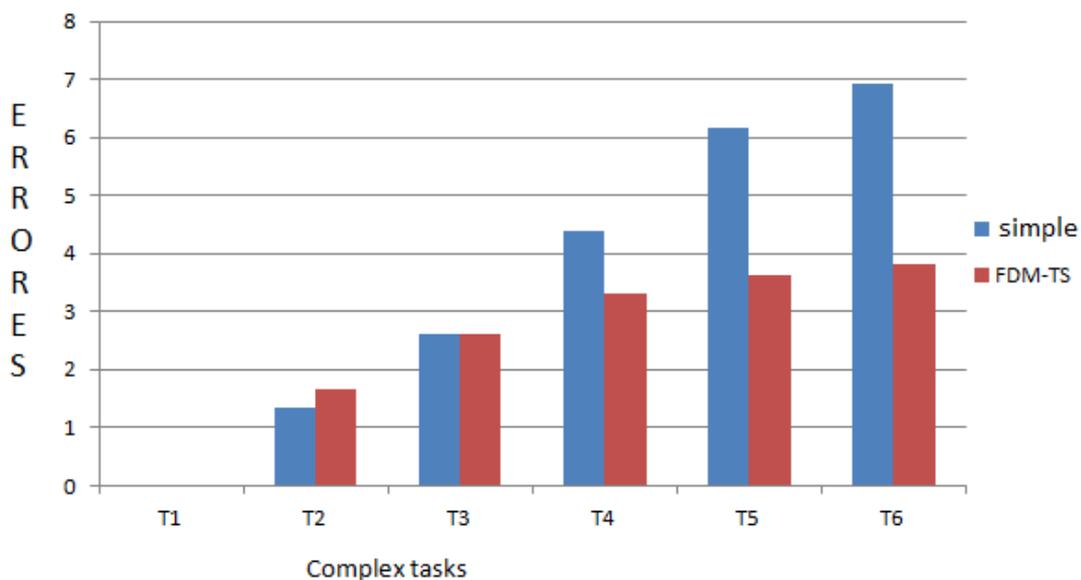


FIGURE 5.4 – Résultats de la simulation du modèle : comparaison entre la stratégie simple $E(T)$ et la stratégie PDF-ST..

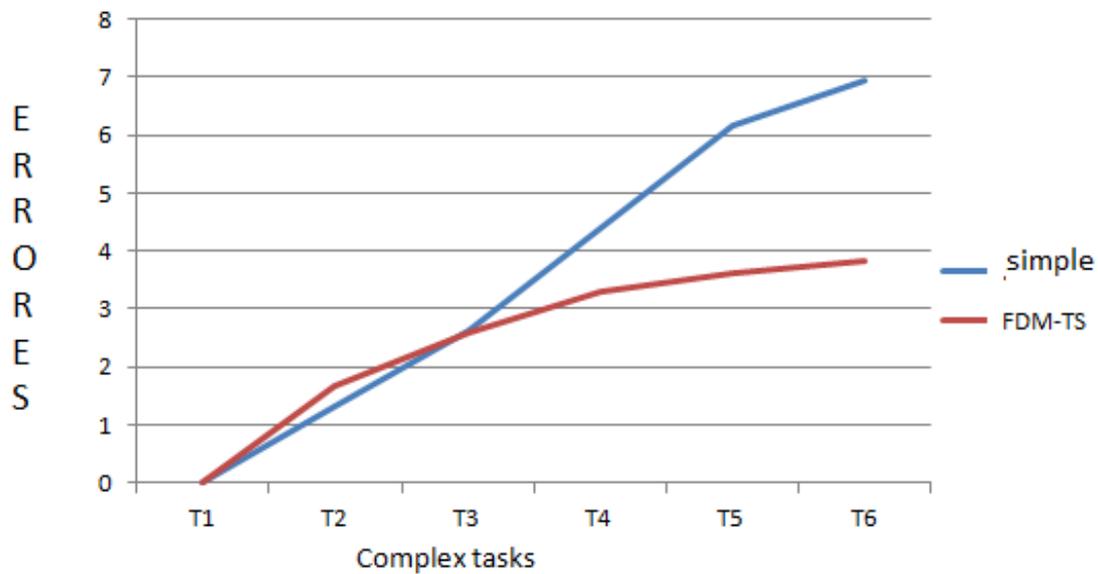


FIGURE 5.5 – Résultats des tests en augmentant le nombre de tâches complexes : comparaison entre la stratégie simple $E(T)$ et la stratégie PDF-ST.

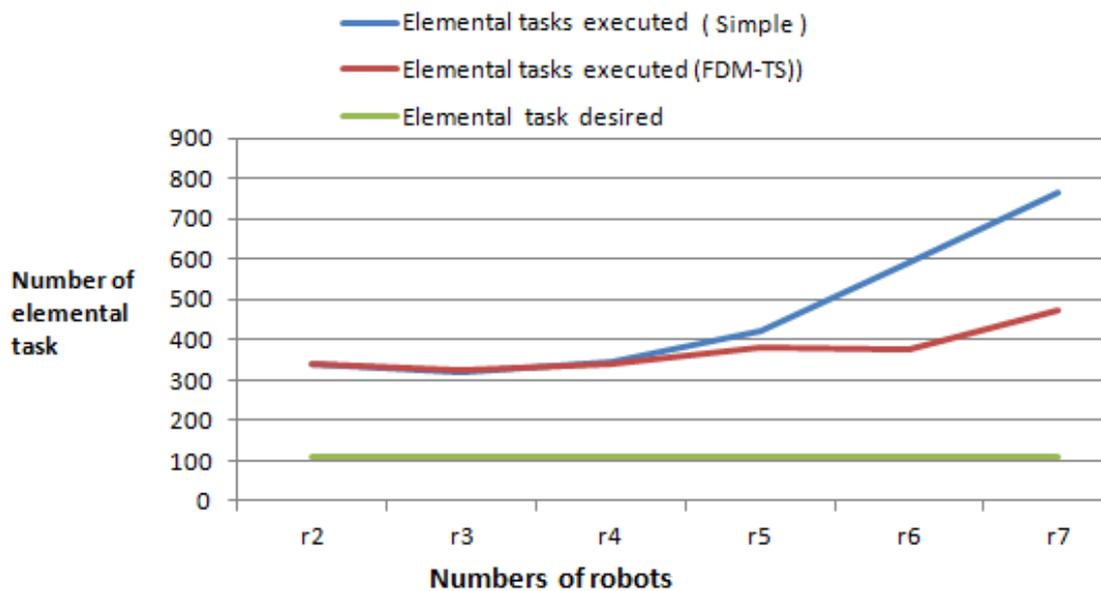


FIGURE 5.6 – Résultats des tests avec l'augmentation du nombre de robots : comparaison entre la stratégie simple $E(T)$ et la stratégie PDF-ST..

Dans l'ensemble, notre modèle résume les objectifs et les résultats de l'approche adoptée pour la gestion d'un système multi-robots mobile (SMRM). En termes de :

L'Objectif Principal : L'approche consiste à développer une stratégie efficace pour la distribution des tâches au sein d'un système de robots multiples. L'accent est mis sur la répartition précise des tâches pour atteindre les résultats souhaités dans l'évaluation des performances.

Importance des Résultats : Les résultats soulignent plusieurs aspects clés : Coordination de la Distribution des Tâches : Il est crucial d'améliorer la manière dont les tâches sont attribuées aux différents robots pour optimiser la performance globale du système. Réduction du Temps d'Exécution des Tâches : L'objectif est de diminuer le temps nécessaire pour accomplir les tâches, ce qui contribue à une meilleure efficacité opérationnelle. Diminution des Erreurs : Il est important de réduire les erreurs durant l'exécution des tâches, en tenant compte des capacités spécifiques de chaque robot.

Facteurs Complémentaires pour l'Efficacité du Système : Robustesse du Système : Assurer que le système est capable de fonctionner correctement même en cas de variations ou de perturbations. Consommation d'Énergie : Optimiser la consommation d'énergie pour améliorer la durabilité et la rentabilité du système. Capacité à s'Adapter à l'Échelle : S'assurer que la stratégie peut évoluer et s'adapter à différents nombres de robots et à des tailles de systèmes variées.

5.4 Comparaison des résultats entre deux approches : STMRDH vs. ADTP

Cette analyse compare les résultats d'une série de tests effectués avec l'algorithme modèle (ADTP) dans des systèmes multi-robots homogènes (Hamza, 2021) (Teggar.Hamza *et al.*, 2021) à ceux de l'algorithme modèle décrit dans cette étude pour des systèmes multi-robots hétérogènes. Cette analyse vise à évaluer comment les deux algorithmes se comportent dans des contextes différents de systèmes multi-robots, en se basant sur des critères similaires mais adaptés aux spécificités de chaque modèle.

Cette analyse compare les performances de deux algorithmes dans des contextes différents de systèmes multi-robots :

1. **Comparaison des Algorithmes :** Algorithme ADTP : Utilisé dans des systèmes

multi-robots homogènes (où tous les robots sont identiques) (Hamza, 2021) (Teggar.Hamza *et al.*, 2021). Algorithme STMRDH : Décrit dans cette étude, il est appliqué à des systèmes multi-robots hétérogènes (où les robots ont des capacités différentes).

2. **Informations Comparées** : Les deux modèles utilisent les mêmes données pour la comparaison, telles que le nombre de robots et de tâches.
3. **Exécution des Tâches** : Modèle ADTP : Les robots effectuent des tâches simples. Modèle TSHDMR : Les robots ont des capacités de chargement variées et exécutent des tâches en fonction de ces capacités spécifiques.
4. **Présentation des Résultats** : Les résultats des tests pour les deux modèles sont présentés dans le tableau 5.2. Les erreurs sont estimées en utilisant une stratégie floue.
5. **Algorithmes pour Calcul des Erreurs** : Chaque modèle utilise un algorithme différent pour calculer les erreurs et le temps nécessaire pour accomplir les tâches, ce qui permet de comparer l'efficacité des deux approches.

TABLE 5.2 – Comparaison des résultats de simulation entre le modèle (ADTP) dans les systèmes multi-robots homogènes et le modèle (STMRDH) dans les systèmes multi-robots hétérogènes.

T complex	Robots NB_r	NT	ADTP			STMRDH		
			$N\acute{t}_i$	FP- TE	Time (s)	$N\acute{t}_i$	FDM- TS	Time (s)
T5	2	108	108	0.00	420	338	0.96	50
T5	3	108	111	1.50	300	323	1.43	40
T5	4	108	116	2.07	281	342	2.93	46
T1	5	18	25	3.25	50	18	0.00	30
T2		24	31	3.25	75	67	1.67	36
T3		31	40	3.54	90	95	2.60	40
T4		48	65	3.90	110	116	3.31	43
T5		108	125	4.29	195	380	3.62	92
T6		108	215	4.57	343	759	3.82	112
T5		108	132	6.41	220	374	5.33	111
T5	6	108	140	8.68	240	474	7.30	113

Les résultats présentés dans le tableau² 5.2, ainsi que dans les figures 5.7 et 5.8, montrent que l'algorithme (PDF-ST) est plus performant que l'algorithme (FP-TE) pour l'exécution des six tâches complexes, en particulier pour la tâche T1, où aucune erreur n'a été enregistrée. De plus, l'estimation des erreurs pour toutes les tâches complexes (avec un nombre croissant de tâches élémentaires) dans le modèle (STMARDH) est inférieure à celle estimée dans le second modèle (ADTP) (voir Figure 5.7). En ce qui concerne le temps nécessaire pour accomplir chaque tâche complexe (voir Figure 5.8), il y a une différence notable en fonction du nombre de robots. En conséquence, le temps total consacré à l'exécution des tâches complexes dans le modèle (STMARDH) est inférieur à celui observé dans le modèle (ADTP). Les résultats du tableau 5.2, comparant les deux modèles (STMARDH vs. ADTP), sont illustrés par les figures 5.7 et 5.8.

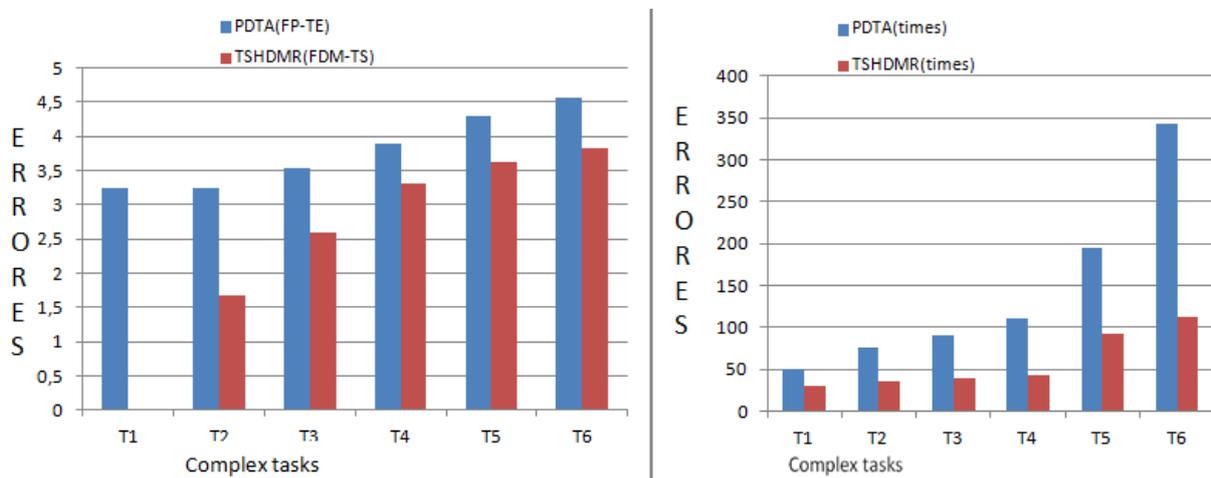


FIGURE 5.7 – Résultats de comparaison entre STMARDH et ADTP en termes de précision des erreurs et de temps d'achèvement des tâches.

La Figure 5.7 compare les deux modèles (STMARDH) et (ADTP) en montrant comment les erreurs augmentent avec le nombre de tâches. On observe que l'augmentation des erreurs dans l'approche FDM-TS du modèle (STMARDH) est beaucoup moins prononcée par rapport à l'augmentation des erreurs dans l'approche FP-TE du modèle (ADTP). De plus, en ce qui concerne le temps nécessaire pour réaliser les tâches, notre approche prend moins de temps que l'autre approche.

2. Table 5.2 Compare les résultats des mêmes expériences réalisées en deux étapes avec les mêmes données concernant le nombre de tâches et de robots dans notre modèle (STMARDH), en utilisant l'approche (ADTP), en termes de temps nécessaire pour accomplir les tâches et de précision des erreurs.

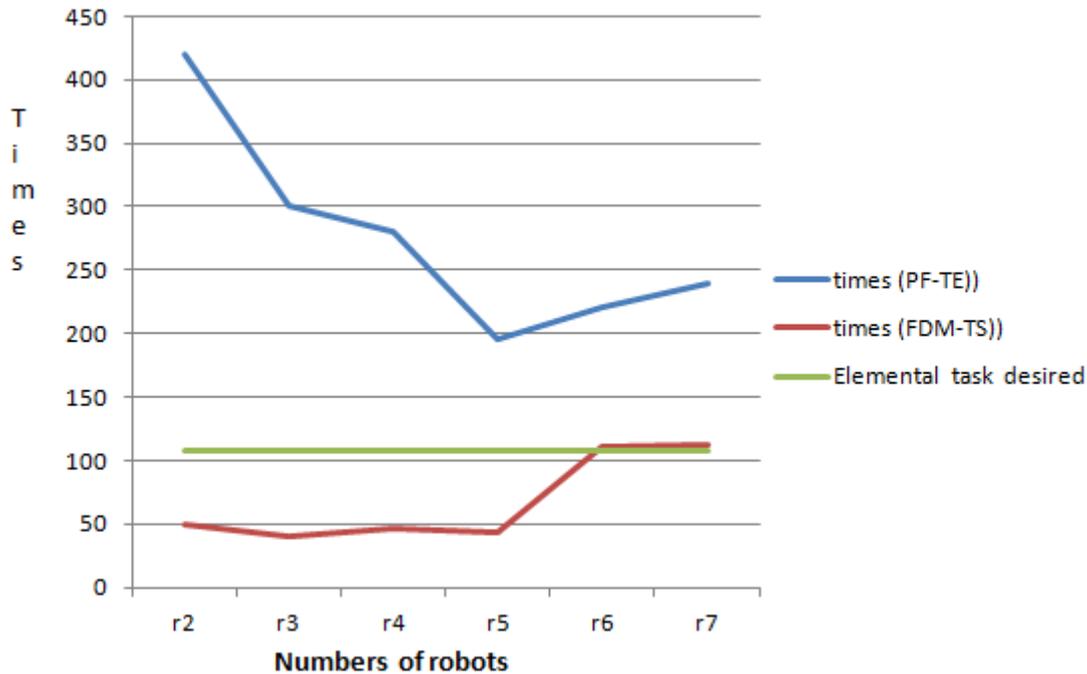


FIGURE 5.8 – Comparaison des résultats entre STMRDH et ADTP en termes de temps d'exécution des tâches et d'augmentation de NB_r .

La Figure 5.8 compare les modèles STMRDH et ADTP en fonction du temps nécessaire pour accomplir la même tâche complexe avec un nombre croissant de robots. On observe que le temps requis pour exécuter la tâche complexe T5 avec l'approche FDM-TS (STMRDH) est nettement inférieur à celui nécessaire pour réaliser la même tâche T5 avec l'approche FP-TE (ADTP) à mesure que le nombre de robots augmente.

5.5 Conclusion

Ce chapitre présente les résultats d'une étude comparative entre deux stratégies d'affectation de tâches dans un système multi-robots hétérogène : une stratégie simple et une stratégie de prise de décision floue (FDM-TS). Ce chapitre décrit en détail les expériences menées pour évaluer l'efficacité des algorithmes proposés, en mettant l'accent sur l'optimisation des performances des robots dans un environnement réaliste. Les résultats montrent que la stratégie de prise de décision floue surpasse la stratégie simple en termes de temps d'exécution des tâches et de gestion des ressources des robots, notamment lorsque le nombre de robots augmente. Le chapitre conclut que l'approche PDF-ST permet une meilleure allocation des tâches et une plus grande efficacité opérationnelle, en minimisant le temps d'accomplissement des tâches tout en maximisant

l'utilisation des capacités des robots.

Egalement une comparaison approfondie entre deux modèles spécifiques : le modèle STM RDH et le modèle ADTP. Cette comparaison se concentre sur les temps d'exécution des tâches complexes en fonction de l'augmentation du nombre de robots. Les résultats montrent que le modèle STM RDH utilisant l'approche PDF-ST permet de réduire de manière significative le temps nécessaire pour accomplir une tâche complexe, comparé au modèle ADTP. Plus le nombre de robots augmente, plus l'efficacité du modèle STM RDH devient évidente par rapport au ADTP. Ainsi, le chapitre conclut que le modèle STM RDH est plus performant pour la gestion des tâches dans des systèmes de robots hétérogènes, en particulier lorsque le système comporte un grand nombre de robots.

Conclusion générale

Les systèmes multi-robots mobiles, utilisant plusieurs robots simultanément pour diverses tâches, offrent des avantages notables en termes de flexibilité, d'efficacité et d'adaptabilité. Ces systèmes, en exploitant les capacités complémentaires de plusieurs robots, améliorent la gestion des tâches complexes et l'optimisation des ressources. Cependant, ils doivent surmonter des défis majeurs comme la coordination des actions, la répartition des tâches, et la gestion des communications dans des environnements dynamiques. Les recherches dans ce domaine sont concentrées sur la définition des comportements cibles, la conception d'architectures de contrôle, la coopération entre robots, et l'élaboration de stratégies de répartition des tâches pour maximiser la performance de ces systèmes.

La coordination des robots dans des systèmes multi-robots hétérogènes, avec leurs capacités variées, représente un défi majeur pour atteindre des objectifs communs. Il est crucial de répartir les tâches en fonction des compétences spécifiques de chaque robot, de gérer la communication et la synchronisation pour éviter les conflits, et de s'adapter en temps réel aux changements environnementaux. L'architecture de contrôle proposée pour l'allocation des tâches, nommée Sélection de Tâches dans des Systèmes Multi-Robots Distribués Hétérogènes (STMRDH), aborde ces défis en adoptant une approche modulaire axée sur le niveau délibératif des contrôleurs. Elle est composée de plusieurs niveaux : prise de décision, coordination, communication et contrôle sensorimoteur. Cette structure garantit une coopération efficace, harmonieuse et adaptable des robots, même dans des environnements variés.

Dans cette thèse, nous avons proposé un modèle STMRDH, intègre la logique floue comme un outil central pour l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots dis-

tribués, en particulier dans des environnements dynamiques et incertains. En utilisant la logique floue, nous transformons les informations recueillies par les robots en termes linguistiques qui décrivent l'état du système. Cette approche confère aux robots des capacités de raisonnement semblables à celles des humains, leur permettant de prendre des décisions éclairées à partir de ces variables linguistiques et d'optimiser leur efficacité, même en présence d'erreurs de mesure. Le système FDM-TS, fondé sur des algorithmes de logique floue et des processus séquentiels en deux étapes, facilite la prise de décision autonome des robots pour la sélection des tâches, ce qui améliore la coordination et l'allocation des tâches. Les résultats montrent que notre modèle STMRDH dépasse le modèle ADTP en termes de rapidité et d'efficacité, surtout lorsque le nombre de robots est élevé. Cette approche modulaire et adaptable assure une gestion flexible et précise des tâches dans divers contextes.

Notre modèle STMRDH se concentre sur la décomposition de tâches complexes en sous-tâches spécifiques pour les applications mobiles multi-robots, notamment dans les environnements où la collaboration sans communication explicite est essentielle. Ce modèle permet aux robots de s'auto-organiser en fonction de leurs capacités pour accomplir des tâches avec un minimum d'erreurs. Nous avons intégré l'approche floue de prise de décision (FDM-TS) en utilisant la logique floue pour optimiser la sélection des tâches, en tenant compte des erreurs possibles et en maximisant l'efficacité des robots. Les variables d'entrée pour ce processus incluent l'observation du type de tâche incomplète ($Ob(t_i)$), la densité des robots actifs ($Ob(r_c)$), et l'estimation de l'utilité future de la tâche ($\hat{E}(T, f)$). Ces variables sont mises à jour régulièrement pour améliorer les décisions. Le processus de décision floue se déroule en deux étapes. Le premier système, le Système Flou d'Utilité pour Robot (SF-UR), utilise les variables d'entrée ($Ob(t_i)$) et ($\hat{E}(T, f)$) pour évaluer l'importance de la tâche future en fonction des capacités du robot et de l'observation du type de tâche, aidant ainsi à choisir la tâche la plus appropriée. La sortie de ce système, représentée par la variable $\mu_i(r_k)$, est ensuite utilisée comme entrée avec la variable $Ob(r_k)$ pour le deuxième système, le Système Flou d'Utilité des Tâches (SF-UT), qui ajuste l'importance des tâches en fonction de la densité des robots actifs, en spécifiant la priorisation des tâches pour maximiser l'efficacité collective. Cette approche modulaire et adaptable permet aux robots de collaborer

efficacement et d'améliorer la répartition des tâches, même dans des environnements dynamiques et incertains.

Les résultats des expériences menées avec notre algorithme de prise de décision floue (PDF-ST) dans les systèmes multi-robots hétérogènes montrent des performances remarquables en termes d'efficacité et de gestion des ressources. En utilisant le modèle STMRDH, nous avons observé une réduction significative du temps d'exécution des tâches par rapport au modèle ADTP, surtout lorsque le nombre de robots augmente. Cette approche permet aux robots de prendre des décisions autonomes basées sur des évaluations indépendantes des tâches, ce qui améliore la coordination et l'allocation des tâches. Les implications pour les systèmes robotiques sont substantielles : l'algorithme FDM-TS favorise une meilleure flexibilité et une efficacité énergétique accrue, permettant une gestion optimisée des tâches dans des environnements dynamiques. Cela offre des solutions prometteuses pour diverses applications, telles que la logistique, la surveillance et les missions de recherche et de sauvetage.

Nos perspectives s'orientent vers l'enrichissement du modèle en intégrant de nouvelles contraintes non couvertes par l'approche actuelle. En particulier, nous visons à développer des stratégies robustes pour la gestion de l'énergie afin de minimiser les interruptions dues aux pannes de courant, ainsi que des mécanismes de détection et de récupération pour les pannes individuelles des robots. En abordant ces défis, nous espérons améliorer la flexibilité et la fiabilité des systèmes multi-robots hétérogènes, rendant ces systèmes plus adaptés aux conditions opérationnelles variées et imprévues rencontrées dans des environnements réels.

Bibliographie

ABDELMADJID, B. (2016). *Approche de Navigation Coopérative et Autonome des Robots Mobiles*. Thèse de doctorat, Faculté des Sciences de l'Ingénieur UNIVERSITE BADJI MOKHTAR -ANNABA.

ADOUANE, L. (2005). *Architectures de Contrôle Comportementales et Réactives pour la Coopération d'un groupe de Robots Mobiles*. Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté.

AKBARIMAJD; et AL (2014). Multi-robot foraging based on contract net protocol. *Journal of Advances in Computer Researchs*, V 5,N1:P 61–67.

AKBARIMAJD.A, S. et KHOSRAVANI.M (2011). A market based distributed cooperation mechanism in a multi-robot transportation problem. *Proceedings of International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, ISDA, Cordoba, Spain*, pages P 01–05.

ALITAPPEH, R. J. et JEDDISARAVI, K. (2022). Multi-robot exploration in task allocation problem. *Applied Intelligence*, 52(2):2189–2211.

ANDREYCHUK, A. et YAKOVLEV, K. (2017). Applying mapp algorithm for cooperative path finding in urban environments. *In Interactive Collaborative Robotics : Second International Conference, ICR 2017, Hatfield, UK, September 12-16, 2017, Proceedings 2*, pages 1–10. Springer.

ARAI, T. et YOSHIDA, E. (1997). Design of local communication for cooperation in distributed mobile robot systems. *In Proceedings of the Third International Symposium on Autonomous Decentralized Systems. ISADS 97*, pages 238–246. IEEE.

ARKIN, R. C. (1998). *Behavior-based robotics*. MIT press.

- ATAY et BAYAZIT (2006). Mixed-integer linear programming solution to mrta problem. *All Computer Science and Engineering Research*. https://openscholarship.wustl.edu/cse_research/205/.
- AZOUAOU, O. (2000). Neural group navigation approach for autonomous robotic systems (ars). In *Proc. 2nd Int. ICSC Symp. on Engineering of Intelligent Systems, Paisley, 2000*.
- BALAS, E. et MANFRED W, P. (1972). On the set-covering problem. *Operations Research*, V 20, N6:P 1152–1161.
- BALAS.E et PADBERG.M.W (1976). Set partitioning : A survey. *SIAM review*, V 18,N4:P 710–760.
- BALCH, T. et ARKIN, R. C. (1998). Behavior-based formation control for multirobot teams. *IEEE transactions on robotics and automation*, 14(6):926–939.
- BEAUDRY, É. (2008). *Planification de taches pour un robot mobile autonome*. Library and Archives Canada : Bibliotheque et Archives Canada Ottawa.
- BECKERS, R., HOLLAND, O. E. et DENEUBOURG, J.-L. (2000). From local actions to global tasks : Stigmergy and collective robotics. *Prerational Intelligence : Adaptive Behavior and Intelligent Systems Without Symbols and Logic, Volume 1, Volume 2 Prerational Intelligence : Interdisciplinary Perspectives on the Behavior of Natural and Artificial Systems, Volume 3*, pages 1008–1022.
- BECKERS.R, HOLLAND.O et DENEUBOURG.J.L. (2000a). From local actions to global tasks : Stigmergy and collective robotics. *Prerational Intelligence : Interdisciplinary Perspectives on the Behavior of Natural and Artificial Systems*, V 3:P 1008–1022.
- BECKERS.R, HOLLAND.O et DENEUBOURG.J.L. (2000b). From local actions to global tasks : Stigmergy and collective robotics. *Prerational Intelligence : Interdisciplinary Perspectives on the Behavior of Natural and Artificial Systems*, V 3:P 1008–1022.
- BELTA, C. et KUMAR, V. (2004). Abstraction and control for groups of robots. *IEEE Transactions on robotics*, 20(5):865 – 875.

- BERHAULT, M., HUANG, H., KESKINOCAK, P., KOENIG, S., ELMAGHRABY, W., GRIFFIN, P. et KLEYWEGT, A. (2003). Robot exploration with combinatorial auctions. *In Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003)(Cat. No. 03CH37453)*, volume 2, pages 1957–1962. IEEE.
- BERNARDINE.DIAS, ROBERT.ZLOT, NIDHI.KALRA et STENTZ., A. (2006). Market-based multirobot coordination : A survey and analysis. *Proc. IEEE*, pages P 1257–1270.
- BONABEAU, E., DESSALLES, J.-L. et GRUMBACH, A. (1995). Characterizing emergent phenomena (1) : A critical review. *Revue internationale de systématique*, 9(3):327–346.
- BOTELHO, S. C. et ALAMI, R. (1999). M+ : a scheme for multi-robot cooperation through negotiated task allocation and achievement. *In Proceedings 1999 IEEE international conference on robotics and automation (Cat. No. 99CH36288C)*, volume 2, pages 1234–1239. IEEE.
- BROOKS, A, R., MAES, P. et MATARIC, G. M. (1990). Lunar base const. *proc. of IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems*, pages P 389–392.
- BROOKS, R. (1986). A robust layered control system for a mobile robot. *IEEE journal on robotics and automation*, 2(1):14–23.
- BROOKS, R. A. *et al.* (1991). Intelligence without reason. *Artificial intelligence : critical concepts*, 3:107–63.
- CALOUD, PHILIPPE, CHOI, W., LATOMBE, J.-C., PAPE, C. L. et YIM, M. (1990). Ndoor automation with many mobile robots. *in proc. of IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems IROS 90 INDOOR, Stanford CA 94303 USA*, pages P 67–72.
- CAMBON, S., GRAVOT, F. et ALAMI, R. (2004). asymov : Towards more realistic robot plans. *In International Conference on Automated Planning and Scheduling*.
- CAO, H., LACROIX, S. et INGRAND, F. (2012). Planification d’une mission d’observation par allocation de tâches hiérarchiques pour une équipe de robots hétérogènes. *In RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle)*, pages 978–2.

- CAO, Z., TAN, M., LI, L., GU, N. et WANG, S. (2006). Cooperative hunting by distributed mobile robots based on local interaction. *IEEE Transactions on Robotics*, 22(2):402–406.
- CARLIER, J. et CHRETIENNE, P. (1982). Un domaine très ouvert : les problèmes d’ordonnement. *RAIRO-Operations Research*, 16(3):175–217.
- CASTELPIETRA, C., IOCCHI, L., NARDI, D., PIAGGIO, M., SCALZO, A. et SGORBISSA, A. (2001). Communication and coordination among heterogeneous mid-size players : Art99. In *RoboCup 2000 : Robot Soccer World Cup IV 4*, pages 86–95. Springer.
- CHAIMOWICZ, L., GROCHOLSKY, B., KELLER, J. F., KUMAR, V. et TAYLOR, C. J. (2004). Experiments in multirobot air-ground coordination. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA’04. 2004*, volume 4, pages 4053–4058. IEEE.
- CHEN, J., YANG, Y. et WEI, L. (2010). Research on the approach of task decomposition in soccer robot system. In *2010 International conference on digital manufacturing & automation*, volume 2, pages 284–289. IEEE.
- CHIEN, S., BARRETT, A., ESTLIN, T. et RABIDEAU, G. (2000). A comparison of coordinated planning methods for cooperating rovers. In *Proceedings of the fourth international conference on Autonomous agents*, pages 100–101.
- CHINCHALI, S., SHARMA, A. et AL (2021). Network offloading policies for cloud robotics : a learning-based approach. *Autonomous Robots*, 45(7):997–1012.
- CHOSSET, H. et NAGATANI, K. (2001). Topological simultaneous localization and mapping (slam) : toward exact localization without explicit localization. *IEEE Transactions on robotics and automation*, 17(2):125–137.
- COBO, L. C., JR, C. L. I. et THOMAZ, A. L. (2012). Automatic task decomposition and state abstraction from demonstration. In *Proc. 11th Int. Conf. Autonomous Agents and Multiagent Syst.*, pages P 483–490.
- COOK.S et AL (1997). Finding hard instances of the satisfiability problem : A survey. *Satisfiability Problem : Theory and Applications*, V 35:P 1–17.

- CORRELL et AL (2005). Modeling and analysis of beaconless and beacon-based policies for a swarm-intelligent inspection system. *in proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages P 2477–2482.
- CORRELL, N. et MARTINOLI, A. (2005). Modeling and analysis of beaconless and beacon-based policies for a swarm-intelligent inspection system. *In Proceedings of the 2005 IEEE international conference on robotics and automation*, pages 2477–2482. IEEE.
- DAHL, MATARIC, et SUKHATME (2009). Multi-robot task allocation through vacancy chain scheduling. *Robotics and Autonomous Systems*, V57,N6-7:P 674–687.
- DAI, X., FAN, Q. et LI, D. (2017). Research status of operational environment partitioning and path planning for multi-robot systems. *In Journal of Physics : Conference Series*, volume 887 - N 1, page 012080. IOP Publishing.
- DASGUPTA (2011). *Multi-Robot Task Allocation for Performing Cooperative Foraging Tasks in an Initially Unknown Environment*. PUB Springer, ADR Berlin, Heidelberg, ed 3rd édition.
- DASGUPTA, P. (2009). A dynamic-bid auction algorithm for cooperative, distributed multi-robot task allocation. *UNO Technical Report (cst-2009-2)*.
- DIAS, M. B. (2004). *Traderbots : A new paradigm for robust and efficient multirobot coordination in dynamic environments*. Carnegie Mellon University.
- DIAS, M. B., BROWNING, B., VELOSO, M. M. et STENTZ, A. (2005). Dynamic heterogeneous robot teams engaged in adversarial tasks. *Citeseer*.
- DIAS, M. B. et STENTZ, A. (2000). A free market architecture for distributed control of a multirobot system. *Carnegie Mellon University*.
- DIAS, M. B. et STENTZ, A. (2002). Opportunistic optimization for market-based multi-robot control. *In IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems*, volume 3, pages 2714–2720. IEEE.
- DIAS, M. B., ZINCK, M., ZLOT, R. et STENTZ, A. (2004). Robust multirobot coordination in dynamic environments. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA'04. 2004*, volume 4, pages 3435–3442. IEEE.

- DOMBRE, E. et CHATILA, R. (2007). Gdr robotique.” blaise pascal, france :. *Book Published by Journées Ingenierie Systeme et Mecatronique*.
- DU, Z., QU, D., XU, F. et XU, D. (2007). A hybrid approach for mobile robot path planning in dynamic environments. *In 2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pages 1058–1063. IEEE.
- EMERY, R., SIKORSKI, K. et BALCH, T. (2002). Protocols for collaboration, coordination and dynamic role assignment in a robot team. *In Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 02CH37292)*, volume 3, pages 3008–3015. IEEE.
- FARINELLI, A., IOCCHI, L. et NARDI, D. (2004). Multirobot systems : a classification focused on coordination. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 34(5):2015–2028.
- FARINELLI, A., ZANOTTO, E., PAGELLO, E. *et al.* (2017). Advanced approaches for multi-robot coordination in logistic scenarios. *Robotics and Autonomous Systems*, 90:34–44.
- FAVIER, A. (2024). *Planification de tâches pour un robot collaboratif : théorie de l’esprit et anticipation des décisions et actions de l’humain*. Thèse de doctorat, Université de Toulouse (2023-.....).
- FERBER, J. (1995). Multi-agent systems : an introduction to distributed artificial intelligence. (*No Title*).
- FILLIAT, D. (2011). *Robotique mobile*. Thèse de doctorat, ENSTA ParisTech,.
- FU, B., SMITH, W., RIZZO, D., CASTANIER, M., GHAFFARI, M. et BARTON, K. (2022). Robust task scheduling for heterogeneous robot teams under capability uncertainty. *Published in : IEEE Transactions on Robotics*.
- FUKUDA, NAKAGAWA, KAWAUCHI et BUSS, M. (2003). Structure decision method for self organising robots based on cell structures-cebot. *In in proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages p 695–700. USA.
- GALLIERS, J. R. (1991). Modelling autonomous belief revision in dialogue. *Decentralized AI*, 2:231–43.

- GAM, M., LEFEBVRE, D., NABLI, L. et TELMOUDI, A. J. (2021). A petri nets based approach for the optimisation of surveillance patrols. *International Journal of Sensor Networks*, 36(4):181–193.
- GANCET, J. (2005). *Systèmes multi-robots aériens : architecture pour la planification, la supervision et la coopération*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse-INPT.
- GARNIER, S., TACHE, F., COMBE, M., GRIMAL, A. et THERAULAZ, G. (2007). Alice in pheromone land : An experimental setup for the study of ant-like robots. In *2007 IEEE swarm intelligence symposium*, pages 37–44. IEEE.
- GERKEY et MATARIC : (2002). old! : auction methods for multirobot coordination. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 18, N5:758–768.
- GERKEY, MATARIC et AL (2004). A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems. *A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems*, V 23, N9:P 939–954.
- GHALLAB, M., NAU, D. et TRAVERSO, P. (2004). *Automated Planning : theory and practice*. Elsevier.
- GIELIS, J. et PROROK, A. (2021). Improving 802.11 p for delivery of safety-critical navigation information in robot-to-robot communication networks. *IEEE Communications Magazine*, 59(1):16–21.
- GIELIS, J., SHANKAR, A. et PROROK, A. (2022). A critical review of communications in multi-robot systems. *Current Robotics Reports*, 3(4):213–225.
- GLIZE, P. (2001). L’adaptation des systèmes à fonctionnalité émergente par auto-organisation coopérative. *Hdr, Université Paul Sabatier, Toulouse III*.
- GLORENNEC, P.-Y. (1997). Coordination between autonomous robots. *International Journal of Approximate Reasoning*, 17(4):433–446.
- GOLDSTEIN, J. (1999). Emergence as a construct : History and issues. *Emergence*, 1(1):49–72.

- GUERRERO, J. et OLIVER, G. (2003). Multi-robot task allocation strategies using auction-like mechanisms. *Artificial Research and Development in Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 100:111–122.
- HACHOUR, O. (2008). Path planning of autonomous mobile robot. *International journal of systems applications, engineering & development*, 2(4):178–190.
- HAMACHER, H. W. (1987). Optimisation combinatoire–methodes mathematiques et algorithmiques : Programmation discrete; optimisation combinatoire methodes mathematiques et algorithmiques : Graphes et programmation lineaire (michel sakarovitch).
- HAMZA, T. (2021). Fuzzy predictor for parallel dynamic task allocation in multi-robot systems. *International Journal of Computer Aided Engineering and Technology*, V 15, N1:P 12–31.
- HAN, S. D. et YU, J. (2020). Ddm : Fast near-optimal multi-robot path planning using diversified-path and optimal sub-problem solution database heuristics. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 5(2):1350–1357.
- HAN, S. D. et YU, J. (2022). Optimizing space utilization for more effective multi-robot path planning. In *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 10709–10715. IEEE.
- HART, P. E., NILSSON, N. J. et RAPHAEL, B. (1968). A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2):100–107.
- HELA BEN, S. (2018). *Navigation autonome et commande référencée capteurs de robots d'assistance à la personne*. Thèse de doctorat, Université de Limoges ED 610 - Sciences et Ingénierie des Systèmes, Mathématiques, Informatique (SISMI) XLIM-UMR CNRS/ Université de Limoges 7252 Université de Limoges ED 610 - Sciences et Ingénierie des Systèmes, Mathématiques, Informatique (SISMI) XLIM-UMR CNRS/ Université de Limoges 7252.

- HENTOUT, A., MAOUDJ, A. et AOUACHE, M. (2023). A review of the literature on fuzzy-logic approaches for collision-free path planning of manipulator robots. *Artificial Intelligence Review*, 56(4):3369–3444.
- HENTOUT.A, MAOUDJ.A et AOUACHE.M (2023). A review of the literature on fuzzy-logic approaches for collision-free path planning of manipulator robots. *Journal of Artificial Intelligence Review*, v56 ; no 4:P 3369–3444.
- HU, T., MESSELODI, S., et LANZ, O. (2014). . dynamic task decomposition for probabilistic tracking in complex scenes. In *22nd IEEE Int. Conf. Pattern Recognition.*, pages P 4134–4139.
- HUBER, M. J. et DURFEE, E. H. (1995). Deciding when to commit to action during observation-based coordination. In *ICMAS*, volume 95, pages 163–170.
- ISLAM et AKHTAR (2017). Fuzzy logic based task allocation in ant colonies under grid computing. *Proceedings of International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering, Cox's Bazar, Bangladesh*, V 23, N9:P 22–27.
- JACQUES, F. (1995). Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective. *InterEditions, Paris*, 322.
- JENNINGS, JAMES et KIRKWOOD-WATTS., C. (1998). Distributed mobile robotics by the method of dynamic teams. *proc. of IEEE International Conference on Robots and Systems*, pages P 1695–1701.
- JIANPING.CHEN, YIMIN.YANG et WEI, L. (2011). Research on the approach of task decomposition in soccer robot system. *Publisher : IEEE Published in : 2010 International Conference on Digital Manufacturing and Automation*, pages P 284–289.
- JOHNSON, P. J. et BAY, J. S. (1995). Distributed control of simulated autonomous mobile robot collectives in payload transportation. *Autonomous robots*, 2:43–63.
- JONES, E. G., BROWNING, B., DIAS, M. B., ARGALL, B., VELOSO, M. et STENTZ, A. (2006). Dynamically formed heterogeneous robot teams performing tightly-coordinated tasks. In *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006.*, pages 570–575. IEEE.

- JOSE, K. et PRATIHAR, D. K. (2016). Task allocation and collision-free path planning of centralized multi-robots system for industrial plant inspection using heuristic methods. *Robotics and Autonomous Systems*, 80:34–42.
- JUIGNET, P. (2023). Philosophie pour les sciences humaines et sociales.
- KALRA, N. (2004). Hoplites : A market-based framework for tightly-coupled planned interactions in multirobot teams. *Citeseer*.
- KALRA, N., ZLOT, R., DIAS, M. B. et STENTZ, A. (2005). Market-based multirobot coordination : A comprehensive survey and analysis. *Defense Technical Information Center*, pages 1257–1270.
- KATO, S., NISHIYAMA, S. et TAKENO, J. (1992). Coordinating mobile robots by applying traffic rules. In *1992 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS 1992*, pages 1535–1541. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.
- KHAMIS, A. M., ELMOGY, A. M. et KARRAY, F. O. (2011). Complex task allocation in mobile surveillance systems. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 64:33–55.
- KHAMIS.A, HUSSEIN.A et ELMOGY.A (2015-Springer). Multi-robot task allocation : a review of the state-of-the-art. in *Cooperative Robots and Sensor Networks*, V 18, N5:P 31–51.
- KHELIFA, R., HAMZA, T. et FATMA, B. (2024). Efficiency of fuzzy task assignment in heterogeneous multi-robot system. *Journal of Control Engineering and Applied Informatics*, 26(3):61–72.
- KITANO, H., ASADA, M., KUNIYOSHI, Y., NODA, I. et OSAWA, E. (1997). Robocup : The robot world cup initiative. In *Proceedings of the first international conference on Autonomous agents*, pages 340–347.
- KORSAH.G.A., STENTZ.A et DIAS.M.B (2013). A comprehensive taxonomy for multi-robot task allocation. *International Journal of Robotics Research*, V 32, N12:P 1495–1512.

- KOSE, H., TATLIDEDE, U., MERIÇLI, C., KAPLAN, K. et AKIN, H. L. (2004). Q-learning based market-driven multi-agent collaboration in robot soccer. *In Proceedings of the Turkish symposium on artificial intelligence and neural networks*, pages 219–228.
- KUBE, C. et RONALD (1997). task modelling in collective robotics. *Autonom Robots*, V 4, N1:P 53–72.
- LACOUTURE, J., GLIZE, P. et GLEIZES, M.-P. (2012). Auto-organisation d'un collectif de robots pour l'allocation dynamique de tâches. *In RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle)*, pages 978–2.
- LACROIX, P. (1998). *Contrôle décentralisé pour des systèmes multi-robots coopératifs*. École Polytechnique de Montréal.
- LAGOUDAKIS, M. G., MARKAKIS, E., KEMPE, D., KESKINOCAK, P., KLEYWEGT, A. J., KOENIG, S., TOVEY, C. A., MEYERSON, A. et JAIN, S. (2005). Auction-based multi-robot routing. *In Robotics : Science and Systems*, volume 5, pages 343–350. Rome, Italy.
- LATOMBE, J.-C. (1991). Robot motion planning, chapter.
- LATOMBE, J.-C. (2012). *Robot motion planning*, volume 124. Springer Science & Business Media.
- LATOMBE, J.-C., LAZANAS, A. et SHEKHAR, S. (1991). Robot motion planning with uncertainty in control and sensing. *Artificial Intelligence*, 52(1):1–47.
- LE, V. T. et al. (2010). *Coopération dans les systèmes multi-robots : contribution au maintien de la connectivité et à l'allocation dynamique de rôles*. Thèse de doctorat, Caen.
- LERMAN et AL (2006). Analysis of dynamic task allocation in multi-robot systems. *Analysis of dynamic task allocation in multi-robot systems*, V 25, N3:P 225–241.
- LIEKNA, A., LAVENDELIS, E. et GRABOVSKIS, A. (2012). Experimental analysis of contract net protocol in multi-robot task allocation. *Applied Computer Systems*, V 13, N1:P 6–14.
- LIN, L. et ZHENG, Z. (2005). Combinatorial bids based multi-robot task allocation method. *In Proceedings of the 2005 IEEE international conference on robotics and automation*, pages 1145–1150. IEEE.

- LIN, S., LIU, A., WANG, J. et KONG, X. (2022). A review of path-planning approaches for multiple mobile robots. *Machines*, 10(9):773.
- LIU, F., LIANG, S. et XIAN, X. (2015). Multi-robot task allocation based on utility and distributed computing and centralized determination. In *The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC)*, pages 3259–3264. IEEE.
- LOPEZ P, E. P. (1999). L'ordonnancement. *HEconomica, Paris*.
- MAMDANI et ASSILIAN (1975a). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, V 07, N1:P 01–13.
- MAMDANI, E. H. et ASSILIAN, S. (1975b). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International journal of man-machine studies*, 7(1):1–13.
- MARCO.DORIGO et AL, D. (2013). Swarmanoid : a novel concept for the study of heterogeneous robotic swarms. *IEEE Robot. Autom*, pages P 60–71.
- MATARIC et J, M. (1994). Reward functions for accelerated learning. in *proc. of the Eleventh International Conference on Machine Learning. Morgan Kaufmann, Germany*, pages p 181–189.
- MATARIC.M.J (1992). Minimizing complexity in controlling a mobile robot population. *proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Nice, France*, pages P 830–835.
- MERCIOL, H. (2014). Définitions et études de cas sur l'émergence. In *RJCIA*.
- MINGUEZ, J. et MONTANO, L. (2005). Sensor-based robot motion generation in unknown, dynamic and troublesome scenarios. *Robotics and Autonomous Systems*, 52(4):290–311.
- MOUAD, M. (2014). *Architecture de COntôle/COmmande dédiée aux systèmes Distribués Autonomes (ACO²DA) : application à une plate-forme multi-véhicules*. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.
- MOUAD, M., ADOUANE, L., KHADRAOUI, D. et PHILIPPE, M. (2009). Architecture de contrôle hybride (cognitive/réactive) pour un système multi-robots basée sur un mo-

- dèle organisationnel multi-agents. *In 7eme Journees Nationales de la Recherche en Robotique (JNRR'09)*.
- M.R.GAREY et D.S.JOHNSON (1979). Computers and intractability a guide to the theory of np-completeness. *Satisfiability Problem : Theory and Applications Freeman San Francisco*.
- MURPHY, R. R. (2000). Introduction to al robotics. *A Bradford Book, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England*.
- NUNES, E., MANNER, M., MITICHE, H. et GINI, M. (2017). A taxonomy for task allocation problems with temporal and ordering constraints. *Robotics and Autonomous Systems*, 90:55–70.
- OKUMURA, K., BONNET, F., TAMURA, Y. et DÉFAGO, X. (2021). Offline time-independent multi-agent path planning. *arXiv preprint arXiv :2105.07132*.
- OLFATI-SABER, R., FAX, J. A. et MURRAY, R. M. (2007). Consensus and cooperation in networked multi-agent systems. *Proceedings of the IEEE*, 95(1):215–233.
- OMRON (2018a). Mobilesim [online]. *In (accessed 2 January 2017)*. <http://robots.mobilerobots.com/wiki/MobileSim>.
- OMRON (2018b). Advanced robot interface for applications [online]. *In (accessed 18 January 2017)*. <http://robots.mobilerobots.com/wiki/ARIA>.
- OMRON (2018c). Mapper3 [online]. *In (accessed 10 March 2017)*. <http://robots.mobilerobots.com/wiki/ARIA>.
- PAGELLO, E., D'ANGELO, A. et MENEGATTI, E. (2006). Cooperation issues and distributed sensing for multirobot systems. *Proceedings of the IEEE*, 94(7):1370–1383.
- PARKER (1999). Alliance : An architecture for fault tolerant, cooperative control of heterogeneous mobile robots. *Robotics and Automation*, V 14, N2:P 776–783.
- PARKER, L. E. (2008). Handbook of robotics chapter 40 : Multiple mobile robot systems.
- PASSERA, L. et ARON, S. (2005). *Les fourmis : comportement, organisation sociale et évolution*. NRC Research Press.

- PICARD, G. (2001). Étude de l'émergence comportementale d'un collectif de robots par autoorganisation coopérative. *Rapport technique, IRIT-Université Paul Sabatier*.
- RECHACHE et AL (2022). Fuzzy decision-making for task selection in multi-robots systems . *In International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing (ICAISC) held in th th Krakow, Poland*. http://iraj.in/journal/IJSCAI/paper_detail.php?paper_id=18850&nameFuzzy_Decision-Making_for_Task_Selection_in_Multi-Robots_Systems;.
- REIGNIER, P. (1994). *Pilotage réactif d'un robot mobile : étude du lien entre la perception et l'action*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG.
- REKLEITIS, I., NEW, A. P. et CHOSSET, H. (2005). Distributed coverage of unknown/unstructured environments by mobile sensor networks. *In Multi-Robot Systems. From Swarms to Intelligent Automata Volume III : Proceedings from the 2005 International Workshop on Multi-Robot Systems*, pages 145–155. Springer.
- ROOKER, M. N. et BIRK, A. (2007). Multi-robot exploration under the constraints of wireless networking. *Control Engineering Practice*, 15(4):435–445.
- RUSSELL, S. J. (2010). *Artificial intelligence a modern approach*. Pearson Education, Inc.
- SAEEDVAND, S., AGHDASI, H. S. et BALTES, J. (2019). Robust multi-objective multi-humanoid robots task allocation based on novel hybrid metaheuristic algorithm. *Applied Intelligence*, 49:4097–4127.
- SEMPÉ, F. (2004). *Auto-organisation d'une collectivité de robots : application à l'activité de patrouille en présence de perturbations*. Thèse de doctorat, Paris 6.
- SERAJI, H. et HOWARD, A. (2002). Behavior-based robot navigation on challenging terrain : A fuzzy logic approach. *IEEE transactions on robotics and automation*, 18(3):308–321.
- SHELKAMY, M., ELIAS, C. M., MAHFOUZ, D. M. et SHEHATA, O. M. (2020). Comparative analysis of various optimization techniques for solving multi-robot task allocation problem. *In 2020 2nd Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference (NILES)*, pages 538–543. IEEE.

- SIMMONS, BURGARD, W., FOX, D., MOORS, M., THRUN, S. et YOUNES., H. (2000). Coordination for multi-robot exploration and mapping. *In In Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, page (AAAI).
- SIMMONS, R., SINGH, S., HERSHBERGER, D., RAMOS, J. et SMITH, T. (2001). First results in the coordination of heterogeneous robots for large-scale assembly. *In Experimental Robotics VII*, pages 323–332. Springer.
- SIMONIN, O. (2010). *Contribution a la résolution collective de problème : modèles d'auto-organisation par interactions directes et indirectes dans les SMA*. Thèse de doctorat, Université de Lorraine.
- SMITH, R. G. (1980). The contract net protocol : High-level communication and control in a distributed problem solver. *IEEE Transactions on computers*, 29(12):1104–1113.
- SMITH, W. et ZHANG, Y. (2021). Achieving multitasking robots in multi-robot tasks. *In 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 8948–8954. IEEE.
- SUGIYAMA, H., TSUJIOKA, T. et MURATA, M. (2008). Coordination of rescue robots for real-time exploration over disaster areas. *In 2008 11th IEEE International Symposium on Object and Component-Oriented Real-Time Distributed Computing (ISORC)*, pages 170–177. IEEE.
- SUTTON, R. S., BARTO, A. G. *et al.* (1999). Reinforcement learning. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 11(1):126–134.
- SYLVIA.C, BOTELHO et ALAMI., R. (1999). M+ : a scheme for multi-robot cooperation through negotiated task allocation and achievement. *In Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pages P 1234–1239.
- TAN, J., XI, N., SHENG, W. et XIAO, J. (2004). Modeling multiple robot systems for area coverage and cooperation. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA'04. 2004*, volume 3, pages 2568–2573. IEEE.
- TANG, F. et PARKER, L. E. (2005). Asymtre : Automated synthesis of multi-robot task solutions through software reconfiguration. *In Proceedings of the 2005 IEEE international conference on robotics and automation*, pages 1501–1508. IEEE.

- TEGGAR, H. (2019). *Robotique mobile coopérative : vers la planification hybride de mouvement et de tâches dans un environnement incertain*. Thèse de doctorat, Université d'Oran1-Ahmed Ben Bella.
- TEGGAR.HAMZA, MOHAMED, S. et FATIMA, D. (2021). Accuracy in parallel dynamic task allocation for multi-robot systems under fuzzy environment. *In International Journal of Fuzzy System Applications (IJFSA)*, V 10, N2:P 1–20.
- THOMAS, G., HOWARD, A. M., WILLIAMS, A. B. et MOORE-ALSTON, A. (2005). Multirobot task allocation in lunar mission construction scenarios. *In 2005 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, volume 1, pages 518–523. IEEE.
- TRULLIER, O. et MEYER, J.-A. (1997). Biomimetic navigation models and strategies in animats. *AI communications*, 10(2):79–92.
- TRULLIER, O., WIENER, S. I., BERTHOZ, A. et MEYER, J.-A. (1997). Biologically based artificial navigation systems : Review and prospects. *Progress in neurobiology*, 51(5):483–544.
- TSALATSANIS et ALL (2009). Dynamic task allocation in cooperative robot teams. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, V 06, N4:P 309–318.
- TSALATSANIS, A., YALCIN, A. et VALAVANIS, K. P. (2012). Dynamic task allocation in cooperative robot teams. *Robotica*, 30(5):721–730.
- VAIL, D. et VELOSO, M. (2003). Multi-robot dynamic role assignment and coordination through shared potential fields. *Multi-robot systems*, 2:87–98.
- VELOSO, M., STONE, P. et HAN, K. (1998). The cmunited-97 robotic soccer team : Perception and multiagent control. *In Proceedings of the second international conference on Autonomous agents*, pages 78–85.
- VERMA.JANARDAN.KUMAR et RANGA.VIRENDER (2021). Multi-robot coordination analysis, taxonomy, challenges and future scope. *Journal of intelligent & robotic systems*, 102:1–36.
- VIG, L. et ADAMS, J. A. (2006). Market-based multi-robot coalition formation. *In Distributed Autonomous Robotic Systems 7*, pages 227–236. Springer.

- WANG, B. (1994). *A study of mobile robot motion planning*. Thèse de doctorat, Dublin City University.
- WANG, Y. et de SILVA, C. W. (2008). A machine-learning approach to multi-robot coordination. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(3):470–484.
- WAWERLA et VAUGHAN (2010). A fast and frugal method for team-task allocation in a multi-robot transportation system. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages P 1432–1437.
- WEIGEL, T., AUERBACH, W., DIETL, M., DUMLER, B., GUTMANN, J.-S., MARKO, K., MÜLLER, K., NEBEL, B., SZERBAKOWSKI, B. et THIEL, M. (2001). Cs freiburg : Doing the right thing in a group. *In RoboCup 2000 : Robot Soccer World Cup IV 4*, pages 52–63. Springer.
- WERGER, B. B. (1999). Cooperation without deliberation : A minimal behavior-based approach to multi-robot teams. *Artificial Intelligence*, 110(2):293–320.
- WERGER, B. B. et MATARIĆ, M. J. (2000). Broadcast of local eligibility for multi-target observation. *In Distributed Autonomous Robotic Systems 4*, pages 347–356. Springer.
- XIAOSHAN.BAI et AL (MAY 2022). Group-based distributed auction algorithms for multi-robot task assignment. *IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATION SCIENCE AND ENGINEERING*.
- XIDIAS, E. et ZACHARIA, P. (2024). Balanced task allocation and motion planning of a multi-robot system under fuzzy time windows. *Engineering Computations*, 41(5): 1301–1326.
- XIONG.LI, SHENG.DANG, KUNJU.LI et QIANSHENG.LIU. (2010). Multi-agent-based battle-field reconnaissance simulation by novel task decomposition and allocation. *In 5th IEEE Int. Conf. Comput. Sci. and Educ.*, pages 1410–1414.
- YAMAGUCHI, H., ARAI, T. et BENI, G. (2001). A distributed control scheme for multiple robotic vehicles to make group formations. *Robotics and Autonomous systems*, 36(4): 125–147.

- YAMAUCHI, T., MIYASHITA, Y. et SUGAWARA, T. (2021). Path and action planning in non-uniform environments for multi-agent pickup and delivery tasks. *In European Conference on Multi-Agent Systems*, pages 37–54. Springer.
- YAN, Z., JOUANDEAU, N. et CHERIF, A. A. (2013). A survey and analysis of multi-robot coordination. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 10(12):399.
- YAN.Z, JOUANDEAU.N et ALI-CHERIF (2012). Multi-robot heuristic goods transportation. *Proceedings of IEEE International Conference Intelligent Systems, Sofia, Bulgaria,,* pages P 409–414.
- YAN.Z, JOUANDEAU.N et ALI-CHERIF.A (2013). A survey and analysis of multi-robot coordination. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, V 10, N12:P 1–18.
- YARA.RIZK, EDWARD.W, M. A. et TUNSTEL (2019). Cooperative heterogeneous multi-robot systems : A survey. *ACM Computing Surveys*, pages P 1–31.
- YE, C. et WANG, D. (2000). A novel behavior fusion method for the navigation of mobile robots. *In Smc 2000 conference proceedings. 2000 ieee international conference on systems, man and cybernetics.'cybernetics evolving to systems, humans, organizations, and their complex interactions'(cat. no. 0, volume 5, pages 3526–3531. IEEE.*
- ZADEH.L (1965). Fuzzy sets. information and control. *In International Journal of Fuzzy System Applications (IJFSA),, V 8, N3:P 338–365.*
- ZHANG, Y. et SMITH, W. (2020). Achieving multi-tasking robots in multi-robot tasks. *arXiv preprint arXiv :2007.00775.*
- ZHENG, H. et YUAN, J. (2021). An integrated mission planning framework for sensor allocation and path planning of heterogeneous multi-uav systems. *Sensors*, 21(10): 3557.
- ZITOUNI, F., HAROUS, S. et MAAMRI, R. (2020). A distributed approach to the multi-robot task allocation problem using the consensus-based bundle algorithm and ant colony system. *IEEE Access*, 8:27479–27494.

ZLOT, STENTZ, DIAS et ., T. (2002). Multi-robot exploration controlled by a market economy. *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, Washington, DC, USA*, V 3:P 3016–3023.

ZLOT et STENTZ.A (2006). Market-based multirobot coordination for complex tasks. *International Journal of Robotics Research*, V 25 ; N1:P 73–101.

ZLOT, R. et STENTZ, A. (2006). Market-based multirobot coordination for complex tasks. *The International Journal of Robotics Research*, 25(1):73–101.