

Département d'Automatique, Télécommunication et d'Electronique

Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et Informatique Industrielle

Thème

**Stratégie d'allocation des tâches pour un système de transport
Multi-robot hétérogènes**

Préparé par :

- SADOUNI Saadi
- KHEROUS Fares

Dirigé par :

Mr. DJENADI Ali

Examiné par :

Mr. BOUALEM

Mr. TIGHZERT

Année universitaire : 2022/2023

Remerciements

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à toutes les personnes qui nous ont soutenus et accompagnés tout au long de notre parcours et de la rédaction de ce mémoire de fin d'études.

Tout d'abord, nous souhaitons exprimer notre gratitude envers notre encadreur, Monsieur DJENADI Ali, pour son précieux encadrement, ses conseils éclairés et son soutien constant. Ses orientations expertes ont été d'une importance capitale dans l'aboutissement de ce travail.

Nous tenons également à remercier nos enseignants et membres du corps professoral, De l'université de Abderrahmane Mira, pour leur expertise académique et leurs conseils pertinents. Leurs cours et discussions ont contribué à élargir nos connaissances et à approfondir notre compréhension du sujet.

Nous souhaitons exprimer notre reconnaissance envers nos proches, nos familles et nos amis, pour leur soutien indéfectible tout au long de nos études. Leur encouragement, leur patience et leur amour ont été des piliers essentiels dans la réalisation de ce mémoire.

Nous tenons à remercier tous ceux qui ont participé à notre recherche en contribuant de près ou de loin à la collecte de données et à la validation de nos résultats. Leur collaboration et leur engagement ont été d'une grande valeur pour la réussite de cette étude.

Enfin, nous sommes profondément reconnaissants envers toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce mémoire. Leur soutien inestimable a été une source de motivation et d'inspiration tout au long de ce processus. Nous sommes fiers de pouvoir partager ce travail avec vous et nous sommes reconnaissants de votre impact positif dans notre vie universitaire.

Dédicaces

« Saadi »
je souhaite

exprimer ma reconnaissance à Dieu, source de toute inspiration et de toute réussite. Sans Son soutien et Sa guidance, ce mémoire de fin d'étude n'aurait pas été possible.

Je dédie

ce travail à mes chers parents, à mon père Mustapha qui est toujours présent à mes côtés, m'encourageant et me prodiguant ses conseils précieux. Son amour et son soutien indéfectibles ont été une force motrice tout au long de mon parcours académique.

Je voudrais

également rendre hommage à ma mère bien-aimée, Merbouha, dont la mémoire reste gravée dans mon cœur. Son amour inconditionnel, sa bienveillance et ses sacrifices ont été une source d'inspiration constante. Que son âme repose en paix.

À mes

frères et sœurs, je vous exprime ma gratitude pour votre soutien, votre encouragement et votre compréhension tout au long de ce parcours. Votre présence et vos encouragements m'ont donné la force nécessaire pour surmonter les défis et persévérer dans mes études.

« Fares »

Je souhaite

exprimer ma reconnaissance à Dieu, source de toute inspiration et de toute réussite. Sans Son soutien et Sa guidance, ce mémoire de fin d'étude n'aurait pas été possible.

Je dédie

Ce travail à ma chère mère et à mon cher père qui ont été toujours à mes cotés pendant tout le long chemin

À mes

Sœurs Thiziri et Djohar à mon grand frère Youcef, à mon amie Kahina je vous exprime ma gratitude pour votre soutien, votre encouragement et votre compréhension tout au long de ce parcours. Votre présence et vos encouragements m'ont donné la force nécessaire pour surmonter les défis et persévérer dans mes études.

Table des matières

Introduction Générale	1
Chapitre I : Généralité	1
1. Introduction.....	3
2. Système multi-robots :.....	3
3. Les SMR dans le transport :.....	3
4. Les types des SMR :.....	4
a. Les SMR homogène :.....	4
b. Les SMR hétérogènes :.....	5
5. Allocation des tâches des systèmes multi robots :.....	6
6. Gestion de l'énergie d'un système multi-robot :.....	8
7. Conclusion :	9
Chapitre II : Contexte et énoncé du problème	10
1. Introduction :.....	10
2. Description du problème :.....	10
3. Formulation du MRTA :.....	11
4. Fonction d'utilité de gestion de l'énergie :.....	13
5. Conclusion :	14
Chapitre III: Stratégie HD-ILS: Protocole et implémentation algorithmique.....	15
1. Introduction :.....	15
2. Protocole de la stratégie HD-ILS :.....	15
3. La recherche locale itérative (ILS) dans la stratégie HD-ILS :	17
3.1. Présentation de l'ILS :.....	17
3.2. Formulation de la solution	18
3.3. Génération de la solution initiale :	19
3.5. Perturbation.....	20
3.6. Critères d'acceptation de la solution.....	20
3.7. Conditions d'arrêts.....	21
4. Conclusion	21
Chapitre IV : Expérimentation.....	22
1. Introduction :.....	22
2. Méthodologie d'évaluation :.....	22
2.1. Environnement de simulation :	22
2.2. Critères d'évaluation :.....	23

2.3. Scénarios de simulation:	23
2.4. Stratégies de comparaison :	24
3. Résultats et discussion :	26
3.1. Scénario 1	26
3.2. Scénario 2 :	27
3.3. Scénarios 3:	28
4. Conclusion :	31
Conclusion Générale :	32

Liste des figures

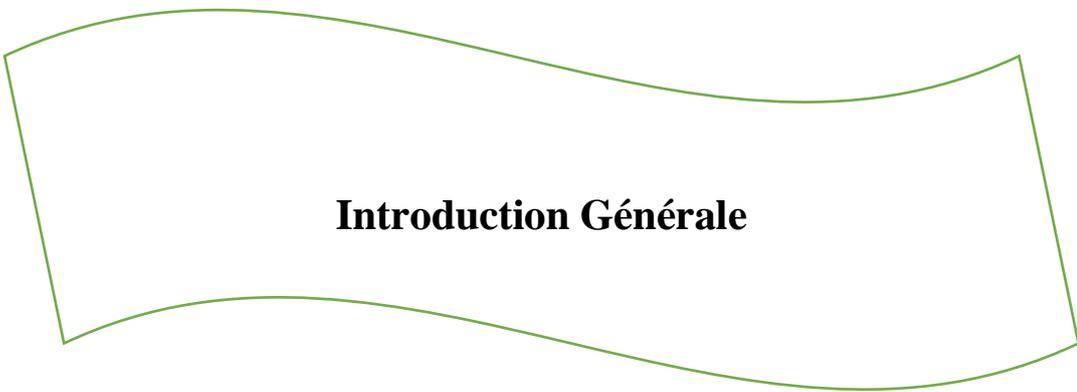
Figure I. 1: Un SMR remplace les humains chez Amazone.....	3
Figure I. 2: Exemple de robot de transport.....	4
Figure I. 3: Les images d'un SMR hétérogènes.....	5
Figure I. 4: Taxonomie du MRTA.....	6
Figure III. 1: Organigramme de la stratégie HD-ILS.....	16
Figure IV. 1: Environnement de simulation.....	22
Figure IV. 2: Organigramme de la méthode PBETA.....	25
Figure IV. 3: Énergie moyenne consommée dans le scénario 1 de chaque méthode.....	26
Figure IV. 4: Énergie moyenne consommée dans le scénario 2 de chaque méthode.....	27
Figure IV. 5: Productivité moyenne des robots dans le scénario 2.....	28
Figure IV. 6: Énergie moyenne consommée dans le scénario 3 de chaque méthode.....	29
Figure IV. 7: Énergie moyenne consommée dans le scénario 3 de chaque méthode.....	30
Figure IV. 8: Productivité par énergie consommée dans le scénario 3.....	30

Liste des Tableaux

Tableau I. 1: Comparatif des approches de résolution du MRTA [1].	7
Tableau III. 1: Représentation de la solution de l'ILS.	18
Tableau IV. 1: Paramètre des scénarios simulés.	24

Listes des abréviations

abréviations	La signification
STMH	Système de transport multi-robot homogènes
SMR	Système multi-robot
MRTA	Multi robot task allocation (allocation des tâches multi-robot)
ILS	Iterative Local Search (recherche locale itérative)
D_ILS	Distributed-Iterative Local Search (recherche locale itérative-distribuer)
HD_ILS	Heterogeneous Distributed-Iterative Local Search (recherche locale itérative-hétérogènes distribuer)
ST	Single Task (Mono-tâche)
MT	Multi Task (Multi tâche)
SM	Single Robot (Mono-robot)
MR	Multi Robot (multi-robot)
IA	Instantané
IE	Prolongé dans le temps
PBETA	Power Bot Efficient Task Assigner
AGV	Automated Guided Vehicles, (véhicules guidés automatisés)
RMFS	Système de Gestion de la Recharge des Batteries
PPEC	productivité par unité d'énergie consommée



Introduction Générale

Introduction Générale

La robotique mobile est un domaine en pleine essor, avec des applications variées dans des secteurs tels que la logistique, l'agriculture, la construction, la sécurité, la santé, etc. Les systèmes de transport multi-robots hétérogènes (STMH) sont un sous-domaine de la robotique mobile où plusieurs robots sont utilisés pour transporter des objets ou des personnes d'un endroit à un autre. Toutefois, le design des STMH dans un environnement tel que l'industrie reste très complexe. En effet, plusieurs éléments sont à considérer dans la conception incluant, l'architecture du groupe (*e.g.*, centralisée, décentralisée, hybride), résolution de conflits (*e.g.*, partage de ressources), allocation des tâches, l'apprentissage, et les problèmes géométriques (*e.g.*, coordination, évitement d'obstacles, planification de chemin), la logistique et l'architecture de l'environnement (*e.g.*, le nombre de station de chargement et de déchargement), les caractéristiques du STMH (le nombre nécessaire, la capacité, le type) et la gestion des systèmes (*e.g.*, gestion de l'énergie, gestion des défauts).

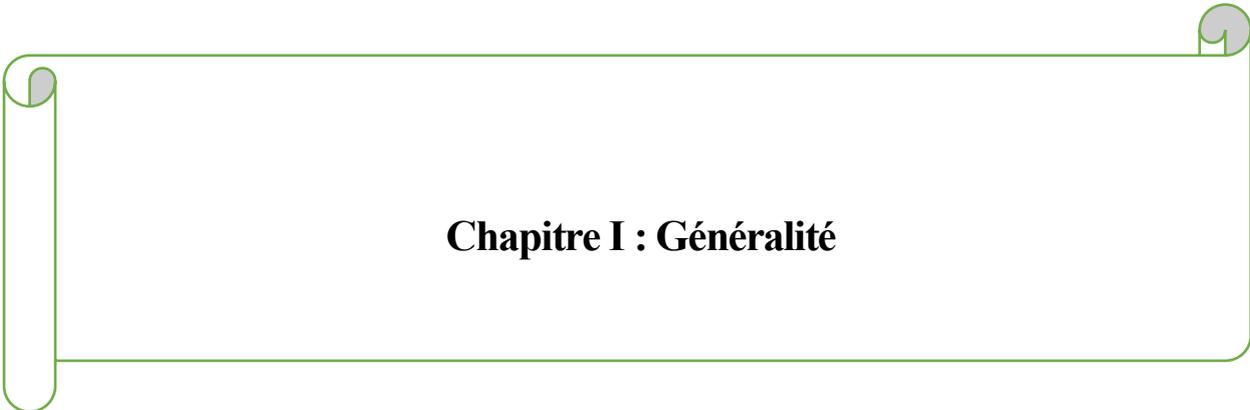
Dans ce contexte, la gestion de l'énergie est un aspect essentiel des STMH, car elle permet aux entreprises de réduire leur consommation d'énergie et d'améliorer leur efficacité énergétique. La motivation pour mettre en place une gestion de l'énergie dans les STMH peut être variée. Par exemple, certaines entreprises peuvent être motivées par des considérations environnementales et chercher à réduire leur impact sur l'environnement en réduisant leur consommation d'énergie. D'autres entreprises peuvent être motivées par des considérations économiques et chercher à réduire leurs coûts d'exploitation en réduisant leur consommation d'énergie. Quelle que soit la motivation, la gestion de l'énergie dans les STMH peut aider les entreprises à améliorer leur rentabilité tout en réduisant leur impact environnemental.

Djenadi *et al* [1]. Ont élaboré une nouvelle stratégie de gestion de l'énergie et d'allocation des tâches pour les systèmes multi-robot de transport, baptisée D-ILS (Distributed-Iterative Local Search). Cette stratégie vise à résoudre le problème de l'allocation des tâches pour les systèmes multi-robot (SMR). Elle repose sur une métaheuristique de recherche locale itérative (*i.e.*, Iterative Local Search (ILS)) ainsi qu'une fonction d'utilité modélisée sur des heuristiques élémentaires. La stratégie D-ILS optimise la productivité des SMR en maximisant le nombre de tâches effectuées tout en minimisant la consommation totale d'énergie.

La stratégie D-ILS repose sur la résolution en temps réel du problème de l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robot (Multi-robot task allocation (MRTA)). Toutefois, la D-ILS suppose que les robots sont homogènes et chacun soit capable d'exécuter une seule tâche à la fois (*i.e.*, transporter un seul objet) et chaque tâche nécessite un seul robot pour l'accomplir.

En suivant la taxonomie présentée dans du MRTA appliqué dans la stratégie D-ILS est du type mono-robot et mono-tâche avec allocation instantanée (single-robot, single-task et instantaneous assignment : SR-ST-IA).

Dans cette thématique, nous proposons d'adapter la stratégie D-ILS à un système de transport multi-robot hétérogène, où chaque robot se caractérise par sa capacité en termes de nombre d'objets qu'il peut transporter simultanément.



Chapitre I : Généralité

1. Introduction

Ce chapitre se concentre sur les systèmes multi-robot. Nous commençons par une présentation générale du problème du transport, en mettant l'accent sur les SMR dans un environnement industriel. Nous passons également en revue la littérature sur l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robot ainsi que sur la gestion des systèmes énergétiques des SMR.

2. Système multi-robots :

Les systèmes multi robot sont constitués de plusieurs robots, autonomes ou semi-autonomes, qui interagissent entre eux pour effectuer des tâches spécifiques. Les robots d'un SMR peuvent être homogènes, c'est-à-dire qu'ils ont les mêmes capacités et fonctionnalités, ou hétérogènes, c'est-à-dire qu'ils ont des capacités et fonctionnalités différentes. Les SMR sont utilisés dans de nombreux domaines, tels que l'industrie manufacturière, la logistique, l'exploration spatiale, l'agriculture, la médecine, la surveillance et la sécurité, pour n'en citer que quelques-uns. L'un des avantages des SMR est leur capacité à travailler en collaboration pour accomplir des tâches complexes qui seraient difficiles ou impossibles à réaliser pour un seul robot[2].



Figure I. 1: Un SMR remplace les humains chez Amazone.

3. Les SMR dans le transport :

Le transport est une composante critique de la logistique et de la mobilité humaine à travers le monde, et il a reçu beaucoup d'attention ces dernières années. L'objectif principal du transport est d'optimiser la distribution des marchandises ou des personnes entre les lieux d'origine et de destination. Cependant, lors de l'utilisation de SMR comme système de transport dans un environnement industriel, il est essentiel de prendre en compte des facteurs tels que la planification des itinéraires, la coordination, l'allocation des tâches, la logistique, l'architecture environnementale (e.g., le nombre de stations de recharge et de déchargement), ainsi que les

caractéristiques du robot (numéro requis, capacité) et la gestion globale du système (e.g., Gestion de l'énergie)[3].



Figure I. 2: Exemple de robot de transport.

Dans cette optique, notre présent travail explore trois éléments du design d'un système de transport multi-robot mobile dans un environnement d'intérieur à savoir le type de robot (i.e., hétérogène), l'allocation des tâches, et la gestion de l'énergie du SMR. Ces trois éléments sont revus en détail ci-après.

4. Les types des SMR :

a. Les SMR homogène :

Les systèmes multi-robot homogènes sont constitués de robots similaires en termes de caractéristiques, de capacités et de comportement. Il existe plusieurs types de SMR homogènes, notamment :

Les SMR de coopération : sont des robots travaillant en collaboration pour accomplir une tâche commune. Ils peuvent être assignés à différentes tâches en fonction de leur disponibilité et de leur emplacement. Les tâches peuvent être réalisées en parallèle ou en séquence, en fonction de la complexité de la tâche [4],[5].

Les SMR de coordination : sont composés de robots qui accomplissent des tâches individuelles de manière indépendante, mais ils sont coordonnés pour éviter les collisions et les conflits.

Les SMR de formation de groupe : Ce sont des systèmes dans lesquels les robots sont organisés en groupes pour accomplir une tâche commune. Les groupes peuvent être formés en fonction de leur position dans l'environnement. Les groupes peuvent se déplacer ensemble pour accomplir une tâche ou se séparer pour accomplir des tâches individuelles.

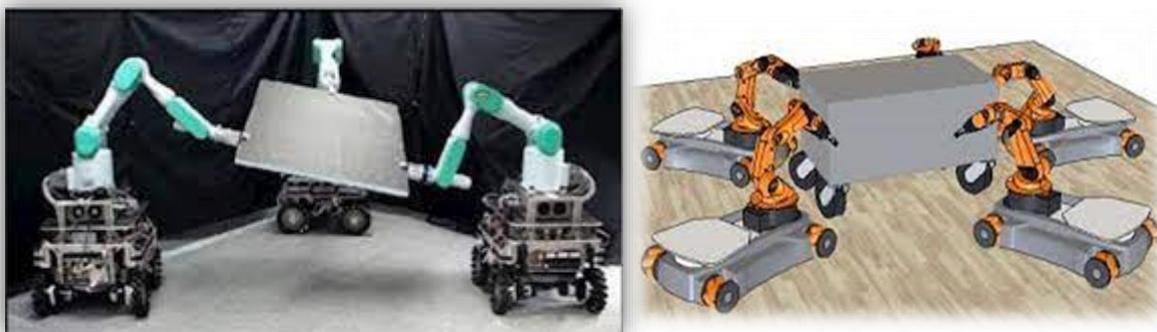


Figure I. 3: Les images d'un SMR hétérogènes.

Les SMR de distribution : Dans ces systèmes, les robots sont utilisés pour distribuer des objets ou des informations à des endroits spécifiques dans l'environnement. Les robots peuvent être programmés pour se déplacer entre des points de distribution prédéfinis et pour déposer ou ramasser des objets ou des informations à chaque point[6].

En résumé, les systèmes multi-robot homogènes peuvent être classés en fonction de leur mode de fonctionnement, tels que les systèmes de coopération, les systèmes de coordination, les systèmes de formation de groupe et les systèmes de distribution. Le choix du type de système approprié dépendra des tâches à accomplir, des objectifs de la mission et de l'environnement dans lequel les robots opèrent[7].

b. Les SMR hétérogènes :

Il existe différents types de système SMR hétérogènes, pouvant être classés en fonction de plusieurs critères, tels que :

Les caractéristiques des robots : Les robots hétérogènes peuvent être différents en termes de forme, de taille, de capacités, et de comportement. Par exemple, un SMR hétérogène pour la logistique peut inclure des robots de différentes tailles et capacités pour effectuer différentes tâches, telles que le transport de marchandises[8].

Les tâches à accomplir : Les systèmes multi-robots hétérogènes peuvent être utilisés pour différentes tâches, telles que l'exploration, la surveillance, la manipulation d'objets, et la logistique. Par exemple, un SMR hétérogène utilisé dans l'armée peut contenir des robots de surveillance, ainsi que des robots de manipulation d'objets.

Les contraintes environnementales : Les systèmes multi-robots hétérogènes peuvent être utilisés dans différents environnements, tels que les environnements terrestres, aériens, marins, sous-marins, etc. Chaque environnement peut présenter des défis différents en termes de communication, de navigation, de mouvement [9]

En résumé, les systèmes multi-robots hétérogènes peuvent être classés en fonction de plusieurs critères, tels que les caractéristiques des robots, les tâches à accomplir et les contraintes environnementales. La classification appropriée dépendra des objectifs spécifiques de la recherche et de la nature du système multi-robots hétérogène étudié.

5. Allocation des tâches des systèmes multi robots :

Il est important de concevoir un SMR avec un comportement coopératif qui puisse déterminer quel robot doit exécuter quelle tâche[10]. Pour obtenir des performances optimales, il est nécessaire de répartir les tâches de manière intelligente entre les robots qui peuvent les accomplir efficacement. Cette distribution de tâches est connue dans la littérature comme le problème de l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots, parfois connu sous le nom de MRTA pour Multi-Robot Task Allocation.

La résolution du MRTA dépend du problème que doit résoudre le SMR. Il est caractérisé par le type de robots, le type de tâches à accomplir ainsi que le type d'allocation. Pour cela, Gerkey et Mataric [11] ont proposé une taxonomie basée sur trois axes, dans la figure ci-dessous.

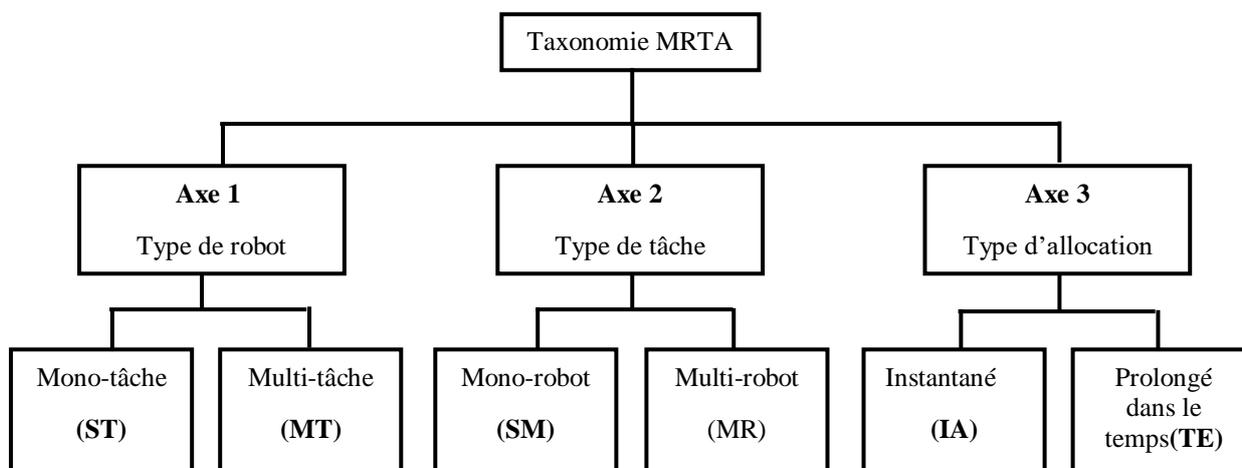


Figure I. 4: Taxonomie du MRTA.

Le SMR peut être composé de robots soit mono-tâche (ST pour single-task), qui ne peuvent accomplir qu'une seule tâche à la fois, soit multi-tâche (MT pour multi-task), capables d'en accomplir plusieurs simultanément. Les tâches SR sont conçues pour être effectuées par un seul robot, tandis que les tâches MR peuvent nécessiter la participation de plusieurs robots simultanément pour être accomplies. En ce qui concerne l'allocation des tâches, il existe deux types d'allocations : l'allocation instantanée (IA) et l'allocation prolongée dans le temps (TA).

L'allocation IA ne tient compte que des informations disponibles à l'instant présent, ce qui signifie qu'elle ne prend pas en compte les futures allocations possibles. En revanche, l'allocation TA permet une planification à long terme de l'allocation des tâches aux robots en utilisant des informations supplémentaires sur l'ensemble des tâches existantes et/ou en utilisant un modèle de prévision de la disponibilité des tâches dans le temps[1].

Pour résoudre le problème du MRTA on trouve plusieurs méthodes parmi eux on peut classer trois catégorie : les approches comportementales, les approches basées sur les marchés et les techniques d'optimisation[12]. Djenadi *et al.*[1] ont proposé une comparaison des trois approches en fonction de l'architecture, le type de SMR, la taille de la flotte, le temps de calcul, la qualité de la solution et l'implémentation réel de l'approche (Voir Tableau 1).

Tableau I. 1: Comparatif des approches de résolution du MRTA [1].

Approche / Critères	comportementale	Basée sur les marchés	Techniques d'optimisation Exactes	Techniques d'optimisation Approximatives
Architecture du SMR	Décentralisée	Décentralisée / Centralisée	Centralisée	Centralisée/ décentralisée pour certaines méthodes
Type du SMR	Hétérogène / Homogène	Hétérogène / Homogène	Homogène	Homogène / hétérogène pour certaines méthodes
Taille de la flotte	Petite	Moyenne / Large	Petite	Moyenne / Large
Temps de calcul	Très réduit	dépendant de l'algorithme	Très Long	Dépendant de l'algorithme
Qualité de la solution	Hautement sous optimale	Hautement sous optimale	Exacte	Bonne approximation
Implémentation dans les SMR industriels	Non	Oui	Oui	Oui

6. Gestion de l'énergie d'un système multi-robot :

La gestion de l'énergie est un enjeu crucial dans les systèmes SMR. Ces robots sont souvent utilisés pour effectuer des tâches répétitives dans des environnements variés et sont alimentés par des batteries qui doivent être rechargées périodiquement. Ainsi, la gestion de l'énergie est essentielle pour maximiser l'autonomie des SMR et assurer leur productivité. McHaney [13] a souligné l'importance de la gestion de l'énergie, en montrant que la prise en compte de l'état de charge des batteries comme contrainte dans l'architecture de contrôle d'un système AGV (Automated Guided Vehicles) nécessitait une augmentation du nombre de robots utilisés pour maintenir les mêmes performances qu'une simulation sans contrainte de batterie.

Plusieurs études se sont intéressées à cette question et ont proposé différentes approches pour optimiser la gestion de l'énergie dans les SMR. Parmi ces approches, on peut citer la distribution des stations de recharge [14]. La planification des périodes et des intervalles de recharge [15]. Zou *et al* ont évalué deux stratégies de rechargement pour un système RMFS (Système de Gestion de la Recharge des Batteries) à savoir, le rechargement automatique et le remplacement de batteries [16]. Jin *et al*, ont examiné la durée de charge des batteries des AGV et proposé une stratégie de recharge optimale pour les systèmes AGV avec recharge opportuniste [17]. Une autre étude sur la gestion de la recharge des batteries des robots mobiles est celle de Huang *et al*. [18]. Dans leur article, les auteurs ont proposé une méthode de gestion de la recharge de la batterie pour les robots mobiles en utilisant un algorithme d'apprentissage en ligne basé sur une régression linéaire.

Les études précédemment citées sur la gestion du système énergétique d'un SMR ont tendance à se concentrer sur l'optimisation de la composante matérielle du SMR (par exemple, les batteries et les stations de recharge). Cependant, en raison de la nature dynamique de l'environnement dans lequel évoluent les SMR, ces approches ne garantissent pas nécessairement des performances optimales en termes de consommation d'énergie. De plus, la consommation d'énergie est souvent prise en compte dans la phase de contrôle des systèmes, ce qui limite les possibilités d'optimisation d'un SMR aux seules tâches exécutées après la planification et la prise de décisions.

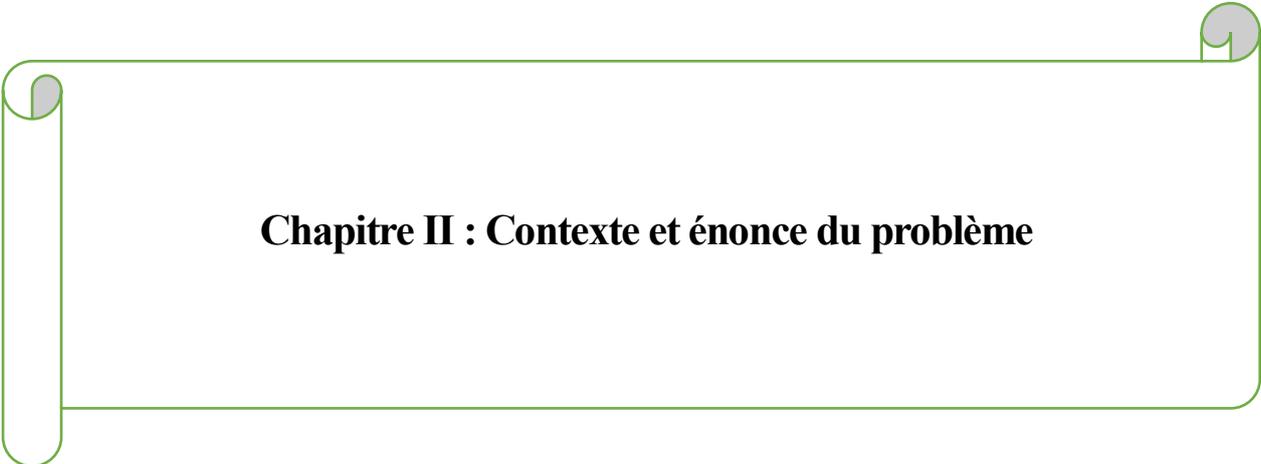
Afin d'optimiser la gestion de la consommation d'énergie d'un SMR, il est utile de prendre en compte cette gestion pendant la phase de prise de décision. Dans ce contexte, l'approche proposée par Djenadi *et al*. [1] a pour objectif de maximiser la productivité et d'optimiser la gestion de la consommation d'énergie du système en considérant la

consommation d'énergie explicitement dans la phase d'allocations des tâches. Cependant, cette approche est basée sur un SMR homogène.

Dans ce travail, nous proposons une stratégie d'allocation des tâches HD-ILS (Heterogeneous Distributed-Iterative Local Search) pour un système de transport multi-robot hétérogène, qui maximise la productivité et optimise la gestion de la consommation d'énergie du SMR hétérogène. La stratégie HD-ILS est basé sur l'approche D-ILS proposé dans Djenadi *et al.* [1]

7. Conclusion :

En conclusion de ce premier chapitre, nous avons exploré l'état de l'art des systèmes multi-robots (SMR) appliqués au transport. Nous avons examiné les SMR homogènes et hétérogènes, ainsi que l'allocation des tâches au sein de ces systèmes. De plus, nous avons abordé la gestion de l'énergie dans les SMR, soulignant l'importance de son optimisation. Cette revue de l'état de l'art nous a permis de comprendre les différents défis et opportunités liés aux SMR dans le domaine du transport, et servira de base solide pour les chapitres suivants de notre recherche.



Chapitre II : Contexte et énoncé du problème

1. Introduction :

Ce chapitre se concentre sur la résolution du problème de l'allocation des tâches dans un contexte MRTA pour des robots mobiles hétérogènes. Nous examinons les caractéristiques des tâches, les capacités des robots et les contraintes de charge et d'énergie. Notre objectif est de maximiser l'utilité globale en affectant les tâches de manière optimale aux robots, tout en respectant les contraintes spécifiques. Nous introduisons une fonction d'utilité adaptée pour prendre en compte les robots hétérogènes. Ce chapitre établit les bases de l'allocation des tâches dans un système de transport multi-robot hétérogène, jetant ainsi les fondements pour développer une stratégie efficace d'allocation des tâches.

2. Description du problème :

Ce mémoire se concentre sur la résolution du problème d'allocation des tâches dans le contexte du MRTA (Multi-Robot Task Allocation), qui concerne spécifiquement un groupe de robots mobiles hétérogènes affectés au transport de biens à l'intérieur d'un environnement clos tel qu'un entrepôt. Les tâches consistent à déplacer des objets depuis des stations de chargement vers des stations de déchargement. Chaque objet possède un poids spécifique et associé à une valeur de priorité. De plus, les robots présentent une hétérogénéité en termes de capacité de transport, c'est-à-dire qu'ils peuvent transporter des quantités différentes d'objets lors d'un seul voyage. L'exécution d'une tâche n'est pas liée à l'exécution des autres, ce qui signifie que les tâches ne sont pas interdépendantes.

L'allocation des tâche peut être formulée comme suite : soit un ensemble de m tâches $T = \{t_1, \dots, t_m\}$ et un ensemble de n robots $R = \{r_1, \dots, r_n\}$. Chaque tâche t_j est définie par $t_j = \{tID_j, Q_j, tchar_j, load_j, unload_j\}$, avec :

- tID_j est l'identifiant de t_j dans l'ensemble T ,
- Q_j est la valeur de la priorité associée à la tâche t_j ,
- $tchar_j$ est la charge associé à la tâche t_j ,
- $load_j$ est la position de la station de chargement de la tâche t_j ,
- $unload_j$ est la position de la station de déchargement de la tâche t_j .

Dans l'ensemble de robots R , chaque robot r_i est défini par $r_i = \{rID_i, RTlist_i, Rlist_i, rcap_i, rcap_max_i, E_{ij}, E_i, Emax_i\}$, avec :

- rID_i est l'identifiant du robot r_i dans l'ensemble R ,

- $RTlist_i$ est la liste de tâches assignées au robot r_i ,
- $Rlist_i$ est la liste de robots disponibles pour l'allocation des tâches,
- $rcap_i$ est la capacité disponible en termes de charge utile,
- $rcap_max_i$ est la capacité max en termes de charge utile,
- E_{ij} est l'énergie nécessaire au robot r_i pour accomplir la tâche t_j depuis sa position actuelle,
- E_i est l'actuelle énergie consommée par le robot r_i depuis le commencement de la mission,
- E_{max_i} est l'énergie maximale initiale disponible que le robot peut utiliser avant d'atteindre le seuil d'épuisement de la batterie.

En général, la quantité d'énergie consommée par un robot mobile dépend des différentes tâches qu'il effectue, telles que se déplacer, soulever ou abaisser un objet. Notre objectif est de tester et de valider la stratégie que nous proposons. À cette fin, nous prenons en compte les hypothèses suivantes :

- Nous ne considérons que la consommation d'énergie liée à l'activité de déplacement, car elle est celle qui consomme le plus d'énergie [19]
- La consommation d'énergie des robots lorsqu'ils se déplacent avec une charge est la même que lorsqu'ils se déplacent sans charge.
- La consommation d'énergie d'un robot est une fonction linéaire de la distance parcourue.

3. Formulation du MRTA :

La formulation du Multi-Robot Task Allocation (MRTA) abordée dans ce mémoire s'inspire de la proposition formulée par Gerkey et al. dans [20]. Le problème consiste à assigner n robots à m tâches, chacune ayant une valeur de priorité et une charge associées, dans le but de maximiser un objectif global. Plus précisément, il s'agit de déterminer quel robot doit être affecté à quelles tâches, avec la possibilité d'assigner plusieurs tâches à un même robot.

La stratégie HD-ILS proposé suppose que les robots ont des capacités de charge utile différentes et sont capables de transporter plusieurs objets simultanément. Par conséquent, en fonction de leur capacité de charge, un robot peut effectuer plusieurs tâches simultanément.

La résolution du problème MRTA à l'aide de la stratégie HD-ILS se fait en temps réel, où chaque robot participant au processus d'allocation des tâches utilise des informations sur son

état, son environnement et les caractéristiques des tâches disponibles. Ainsi, les décisions d'affectation des tâches sont prises en tenant compte de ces informations en temps réel.

Le modèle MRTA utilisé dans la stratégie HD-ILS s'inspire de la taxonomie MRTA proposée par[21]. La HD-ILS est un type de stratégie mono-robot et multi-tâche avec allocation instantanée. De plus, chaque robot du SMR est capable d'estimer son utilité u_{ij} de l'exécution d'une tâche t_j . Ainsi, une matrice d'utilité du SMR, notée $\mathbf{U} = \{u_{ij}\}, 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m$, est construite pour représenter ces valeurs d'utilité.

En suivant cette formulation, l'objectif de la stratégie HD-ILS est de trouver une allocation des robots à plusieurs tâches telle que : $(\{r_1, RTlist_1\} \cdots \{r_i, RTlist_i\} \cdots \{r_p, RTlist_p\})$, avec $1 \leq i \leq p \leq n$ et $RTlist_i \in T$, qui maximise l'utilité globale du SMR U_{SMR} défini dans l'équation (II.1), tout en respectant les contraintes énoncées dans (II.2), (II.3) et (II.4). L'objectif est donné dans l'équation (II.5).

$$U_{SMR} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \alpha_{ij} u_{ij} \quad (\text{II.1})$$

$$\begin{cases} \alpha_{ij} = 1 & \text{si } r_i \text{ est alloué à la tâche } t_j \\ \alpha_{ij} = 0 & \text{si non} \end{cases}$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_{ij} = 1, \quad 1 \leq j \leq q \leq m \quad (\text{II.2})$$

$$\frac{\sum_{j=1}^q tchar_j \cdot \alpha_{ij}}{\sum_{i=1}^p rcap_i} \leq 1, \quad 1 \leq j \leq q \leq m \text{ et } 1 \leq i \leq p \leq n \quad (\text{II.3})$$

$$\frac{\sum_{j=1}^q E_{ij} \cdot \alpha_{ij}}{E_i} < 1, \quad 1 \leq j \leq q \leq m \text{ et } 1 \leq i \leq p \leq n \quad (\text{II.4})$$

$$\max U_{SMR} \quad (\text{II.5})$$

La somme dans l'équation (II.1) représente l'utilité totale du SMR. L'équation (II.2) garantit qu'une tâche t_j est attribuée à un seul robot à la fois. Les équations (II.3) et (II.4) sont

là pour assurer que la charge totale des tâches allouées au robot r_i ne dépasse pas sa capacité maximale, et que l'énergie requise pour accomplir ces tâches est inférieure ou égale à l'énergie disponible dans le robot. Ces contraintes sont essentielles pour assurer une allocation efficace et réalisable des tâches entre les robots, en prenant en compte leurs capacités et limitations spécifiques.

4. Fonction d'utilité de gestion de l'énergie :

Dans la stratégie HD-ILS proposée, l'objectif est de réaliser une allocation des tâches en temps réel, offrant des résultats rapides et raisonnables. Pour cela, nous proposons d'utiliser la fonction d'utilité proposée par Djenadi et al [1], qui se base sur les informations essentielles que le robot peut obtenir à partir de son état et de son environnement. En fonction des objectifs préalablement définis, tels que maximiser la productivité et optimiser la gestion de la consommation d'énergie, nous adaptons cette fonction d'utilité initialement conçue pour un système multi-robot homogène.

Dans le contexte d'un SMR hétérogène, où les robots ont des capacités différentes, il est nécessaire d'ajuster la fonction d'utilité pour prendre en compte cette contrainte de capacité. Ainsi, la stratégie HD-ILS repose sur une fonction d'utilité spécifique, exprimée par l'équation (II.6), qui permet de prendre en considération les caractéristiques et les capacités individuelles des robots et celles des tâches dans le processus d'allocation des tâches.

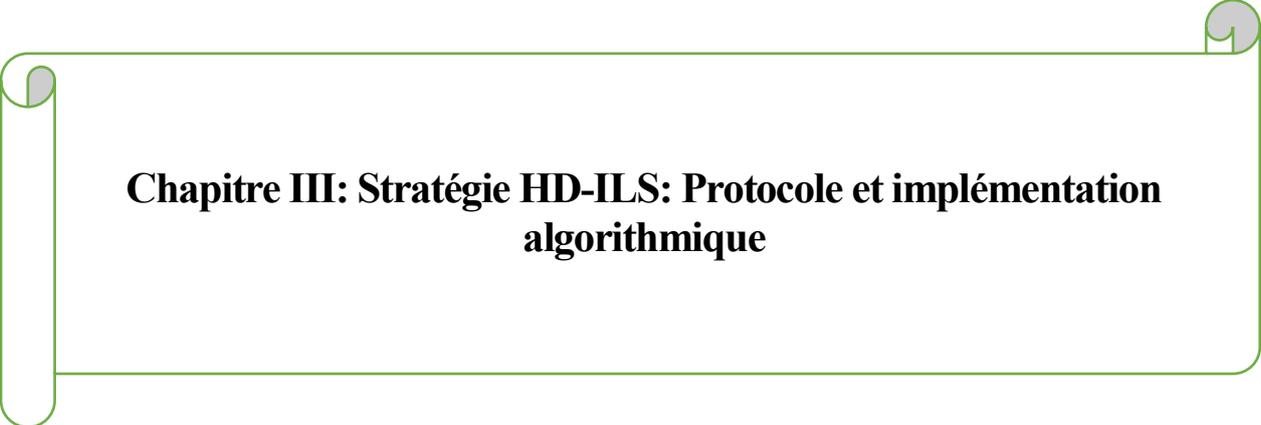
$$h_{ij} = \frac{(nbrT+nbrR)}{nbrR} + \left(\frac{nbrT + nbrR}{nbrR}\right) \left(Q_j \cdot \frac{tchar_j}{rcap_i}\right)^2 - (E_{ij}^2 - 1) \left(\frac{E_i}{Emax_i} + 0.1\right) - \left(\frac{E_i}{Emax_i} - 1\right) (d_{ij} + 0.1) \tag{II.6}$$

Cependant, si le robot ne possède pas suffisamment d'énergie pour accomplir la tâche t_j , la valeur de son utilité devient nulle. Alors, la formulation complète de la fonction d'utilité devient:

$$u_{ij} = \begin{cases} h_{ij} & \text{si } (Emax_i - E_i \geq E_{ij}) \text{ et } (rcap_i \geq tchar_j) \\ 0 & \text{autres} \end{cases} \tag{II.7}$$

5. Conclusion :

Ce chapitre a abordé le problème de l'allocation des tâches dans un système de transport multi-robot hétérogène. Nous avons décrit le MRTA pour le transport de biens dans un environnement clos, en prenant en compte les caractéristiques des tâches et des robots. La formulation du MRTA s'est inspirée de travaux antérieurs, en se concentrant sur l'assignation optimale des robots aux tâches pour maximiser l'utilité globale du système multi-robot (SMR). Des contraintes liées à la capacité de charge utile et à l'énergie disponible ont été prises en compte pour assurer une allocation réalisable. Nous avons introduit une fonction d'utilité adaptée au système hétérogène, prenant en compte la consommation d'énergie, la priorité des tâches et les distances à parcourir. Ces travaux fournissent des bases solides pour le développement d'une stratégie d'allocation des tâches efficace. Par la suite nous pourrions nous concentrer sur l'implémentation et l'évaluation de cette stratégie dans des environnements réels afin d'améliorer les performances du système.



Chapitre III: Stratégie HD-ILS: Protocole et implémentation algorithmique

1. Introduction :

Ce chapitre se focalise sur la stratégie HD-ILS, une approche itérative de recherche locale utilisée dans le domaine de l'optimisation. La stratégie HD-ILS vise à trouver des solutions de haute qualité en explorant efficacement l'espace de recherche. Nous examinerons en détail le protocole et l'implémentation algorithmique de la stratégie HD-ILS, en mettant l'accent sur ses différentes composantes et leur rôle dans le processus d'optimisation.

2. Protocole de la stratégie HD-ILS :

L'organigramme présenté suit un processus itératif pour l'allocation des tâches aux robots, en utilisant une approche basée sur l'estimation d'utilité et l'optimisation par la recherche locale itérative (ILS). Au début, les listes des robots disponibles ($Rlist_i$) et des tâches disponibles ($Tlist_j$) sont mises à jour. Chaque robot (r_i) estime son utilité (u_{ij}) pour chaque tâche (t_j) disponible. Ensuite, chaque robot communique son utilité aux autres robots de la liste ($Rlist_i$), afin de construire la matrice d'utilité (U). L'ILS est ensuite utilisée pour résoudre le problème d'allocation en cherchant la meilleure allocation de tâches. Les robots de la liste ($Rlist_i$) communiquent et comparent leurs résultats pour sélectionner la meilleure allocation. Une fois la tâche attribuée, elle est supprimée de la liste des tâches disponibles ($Tlist_j$). Chaque robot exécute ensuite la tâche qui lui a été attribuée. Le processus se répète jusqu'à ce que toutes les tâches soient exécutées (liste T vide), moment où le processus s'arrête. Cet organigramme propose une approche itérative pour l'allocation des tâches, en utilisant l'estimation d'utilité et l'optimisation par l'ILS pour obtenir la meilleure allocation possible, tout en tenant compte des capacités et des contraintes des robots.

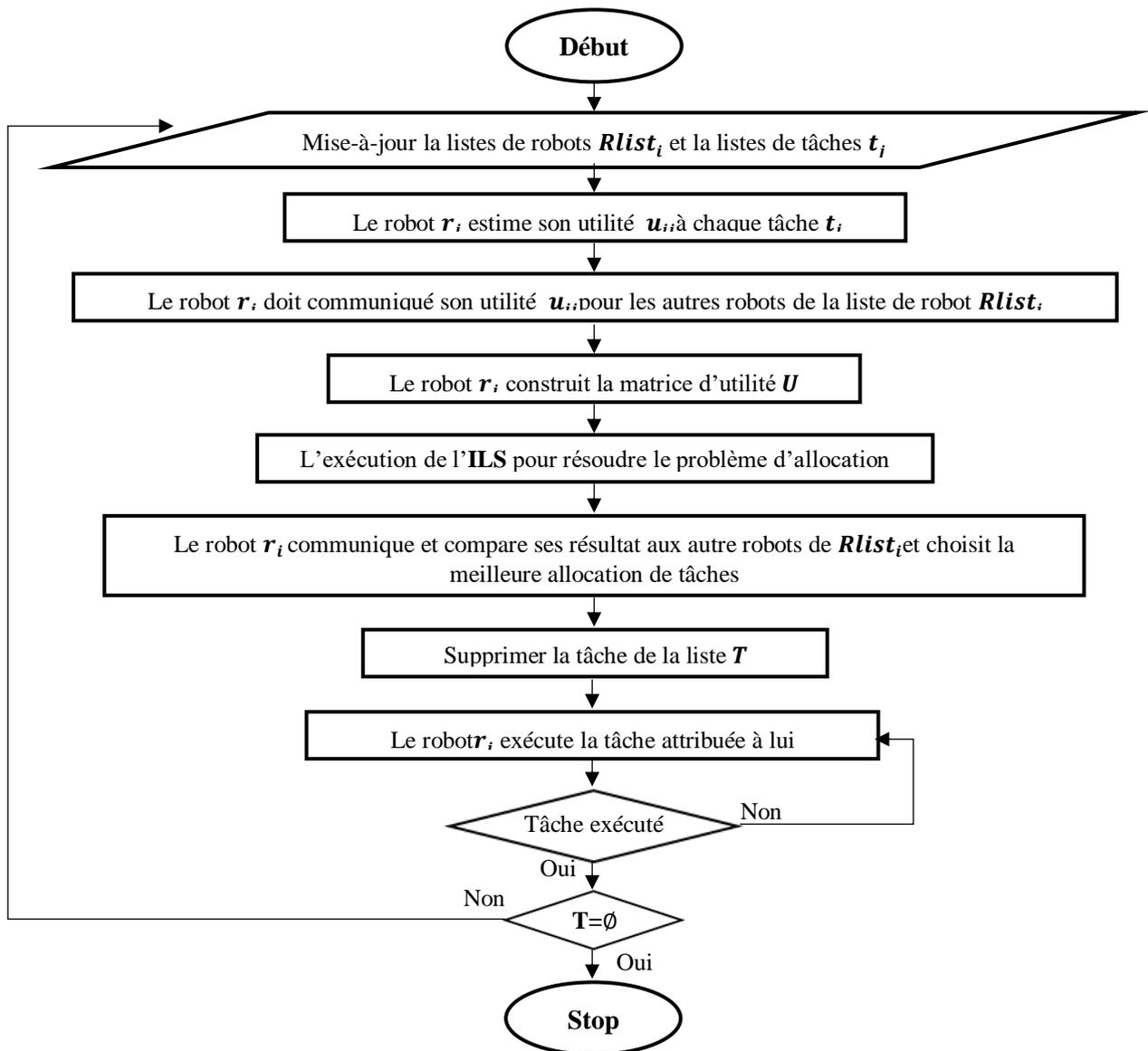


Figure III. 1: Organigramme de la stratégie HD-ILS.

3. La recherche locale itérative (ILS) dans la stratégie HD-ILS :

3.1. Présentation de l'ILS :

L'Iterated Local Search (ILS), ou recherche locale itérative, est une métaheuristique qui repose sur la recherche à un seul point, une méthode basée sur un parcours. L'ILS génère une séquence de points-solutions en utilisant une heuristique pour guider itérativement l'exploration de l'espace de recherche. Cette séquence de points-solutions représente un parcours qui permet de passer d'une solution initiale à une meilleure solution, surpassant ainsi les résultats obtenus par une recherche aléatoire (*i.e* random search).

Les solutions proposées dans le cadre de l'ILS sont obtenues grâce à une heuristique intégrée. En général, la méthode de recherche locale est utilisée comme heuristique principale. Elle vise à améliorer la solution en explorant l'espace de recherche S , en passant d'une solution S à une solution améliorée S^* (voire l'équation (III.1))

$$s^* = \mathbf{LocalSearch}(s), \quad s, s^* \in S \quad (\text{III.1})$$

Afin d'expliquer le fonctionnement de la recherche locale dans l'ILS, prenons l'exemple suivant : supposons que F soit la fonction objective à minimiser (ou maximiser) dans un problème d'optimisation. La recherche locale prend une entrée $s \in S$ et génère une sortie $s^* \in S^*$ telle que $F(s^*) < F(s)$ pour la minimisation, ou $F(s^*) > F(s)$ pour la maximisation. Ainsi, la recherche locale effectue une transition de l'espace S vers un espace réduit S^* où F est minimisée (ou maximisée). Par conséquent, la définition de la structure des voisinages S et S^* est cruciale à chaque exécution de la recherche locale, ce qui peut être difficile et coûteux en termes de temps de calcul [20].

Dans ce contexte, l'ILS présente l'avantage d'explorer l'espace S^* en générant un parcours de points-solutions qui va d'un point de départ s^* à un point voisin, sans nécessiter une définition explicite des voisinages de recherche. Ainsi, l'ILS suit la procédure suivante : étant donné la solution courante s^* obtenue par une recherche locale, tout d'abord, l'ILS applique une perturbation à s^* , ce qui génère une solution intermédiaire $s^{*'} \in S$. Ensuite, la recherche locale est appliquée à la solution $s^{*'}$, produisant la solution $s^{*'} \in S^*$. Enfin, un critère d'acceptation est utilisé pour comparer la nouvelle solution $s^{*'}$ à la solution courante s^* . Si la solution $s^{*'}$ réussit le test, elle devient le nouveau point-solution dans le parcours réalisé par l'ILS. Sinon, le parcours reste sur s^* .

Chapitre III: stratégie HD-ILS: Protocole et Implémentations Algorithmique

Dans cette étude, un algorithme spécifique basé sur l'ILS est développé pour résoudre le problème d'optimisation considéré. Cet algorithme s'appuie sur la formulation de l'ILS proposée par Lourenço et al. dans [20] (voir Algorithme III.1). Ainsi, cinq composants sont pris en compte lors de la conception de l'algorithme : la solution initiale, la recherche locale, la perturbation, le critère d'acceptation des solutions et la condition d'arrêt.

Algorithme III.1: Recherche locale itérative (ILS)

$s_0 = \text{GenerateInitialSolution}(\)$

$s^* = \text{LocalSearch}(s_0)$

Repeat

$s' = \text{Perturbation}(s^*)$

$s^* = \text{LocalSearch}(s')$

$s^* = \text{AcceptanceCriterion}(s^*, s')$

Until (Termination Conditions met)

3.2. Formulation de la solution

La formulation d'une solution $s \in \mathbf{S}$ est décrite par l'équation (III.2), qui est composée de trois éléments : la matrice d'utilité globale du SMR $\mathbf{U}_\alpha = \{\alpha_{ij}u_{ij}\}$, la liste des robots disponibles pour l'allocation des tâches $\mathbf{Rlist} = \{r_i\}, 1 \leq i \leq p \leq n$, et la liste des tâches disponibles \mathbf{T} .

$$s = \{\mathbf{U}_\alpha, \mathbf{Rlist}, \mathbf{T}\} \quad (\text{III.2})$$

Ainsi, une allocation correspond à un robot-multiple tâche, représenté par $(\{r_1, RTlist_1\} \cdots \{r_i, RTlist_i\} \cdots \{r_p, RTlist_p\})$, avec $1 \leq i \leq p \leq n$ et $RTlist_i \in \mathbf{T}$, qui maximise l'utilité globale du SMR. Pour l'allocation $\mathbf{T} = \{t_j\} \ 1 \leq j \leq m$ (cf. tableau III.1).

Tableau III. 1: Représentation de la solution de l'ILS.

	t_1	...	t_m
r_1	$\alpha_{11}u_{11}$...	$\alpha_{1m}u_{1m}$
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
r_p	$\alpha_{p1}u_{p1}$...	$\alpha_{pm}u_{pm}$

3.3. Génération de la solution initiale :

La génération de la solution initiale joue un rôle crucial dans le processus d'optimisation. L'utilisation d'un algorithme glouton offre deux avantages significatifs. Tout d'abord, cette approche garantit une solution initiale de haute qualité, ce qui est essentiel pour le bon déroulement de l'algorithme. De plus, l'algorithme glouton permet une réduction considérable du temps nécessaire pour obtenir cette solution initiale, améliorant ainsi l'efficacité et les performances globales du processus d'optimisation. Dans ce travail, la solution initiale est construite à partir de l'heuristique PBETA (i.e., Power Bot Efficient Task Assigner) présenté dans la chapitre 4.

3.4. Recherche locale

La recherche locale est une heuristique d'optimisation simple adaptée au problème spécifique traité, capable d'explorer les solutions de l'espace de recherche. Dans le cadre de la formulation de la solution présentée dans l'équation (III.2), l'ILS proposé dans cette étude utilise une recherche locale basée sur une heuristique qui effectue des mouvements de permutation aléatoires entre deux tâches attribuées à deux robots sélectionnés au hasard. Pour illustrer le processus de cette heuristique, considérons l'exemple suivant : nous avons une liste initiale de tâches $T = \{t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6\}$ avec des charges respectives $Tchar = \{1, 2, 1, 3, 2, 1\}$ à attribuer aux robots de la liste $R = \{r_1, r_2, r_3\}$ associés respectivement aux capacités $Rcap = \{2, 1, 3\}$. Supposons que la solution initiale soit représentée par l'équation (III.3) et consiste en l'allocation suivante :

$$(\{r_1, RTlist_1 \{t_1, t_3\}\}; \{r_2, RTlist_2 \{t_6\}\}; \{r_3, RTlist_3 \{t_4\}\}).$$

$$s_0 = \{U_{\alpha_0}, Rlist_0, T_0\} \quad (III.3)$$

La recherche locale sélectionne de manière aléatoire deux robots de la liste R , le i ème et le j ème, puis effectue une permutation entre deux tâches attribuées à ces robots. Reprenons l'exemple précédent, supposons que les robots sélectionnés sont $i=1$ et $j=2$, et les tâches à permutation sont la première tâche attribuée au robot r_1 et la première tâche attribuée au robot r_2 (i.e., $RTlist_1(1) = t_1$ et $RTlist_2(1) = t_6$). Cette opération de permutation génère une nouvelle solution, représentée par l'équation (III.4), où $Rlist_0^*$ reste inchangée. Cette nouvelle solution correspond à une nouvelle allocation des tâches

Chapitre III: stratégie HD-ILS: Protocole et Implémentations Algorithmique

t: $(\{r_1, RTlist_1\{t_6, t_3\}\}; \{r_2, RTlist_2\{t_1\}\}; \{r_3, RTlist_3\{t_4\}\})$ et $\mathbf{U}_{\alpha_0}^* = \{\alpha_{ij}u_{ij}\}$ représente la nouvelle matrice d'utilité globale du SMR.

$$s_0^*\{\mathbf{U}_{\alpha_0}^*, \mathbf{Rlist}_0^*, \mathbf{T}_0^*\}LocalSearch(s_0\{\mathbf{U}_{\alpha_0}, \mathbf{Rlist}_0, \mathbf{T}_0\}) \quad (\text{III.4})$$

3.5. Perturbation

Un inconvénient de la recherche locale est sa propension à rester bloquée dans un minimum local (maximum local). Pour éviter de rester piégé dans ce minimum local, l'ILS applique une perturbation à la solution s_0^* obtenue par la recherche locale. L'objectif est de trouver un nouveau point de départ, s_0' (c'est-à-dire, une solution intermédiaire), pour la recherche locale. Toutefois, l'intensité de la perturbation a un impact significatif sur le comportement de l'ILS. En effet, si la perturbation est trop faible, l'ILS ne parviendra pas à sortir d'un minimum local. En revanche, si la perturbation est trop forte, l'ILS peut se comporter comme un algorithme basé sur un point de départ aléatoire[23].

Le type de perturbation peut varier en fonction du problème traité, pouvant être de valeur fixe, aléatoire ou basé sur une heuristique. Dans l'ILS présenté dans ce travail, la perturbation est une heuristique qui effectue une permutation aléatoire entre une tâche allouée à un robot du groupe et une tâche disponible non allouée aux robots du SMR. Reprenons l'exemple précédent, supposons que la tâche t_4 , actuellement allouée au robot r_3 , soit permutée avec la tâche t_2 , qui n'est pas encore allouée. En appliquant cette permutation, telle que représentée dans l'équation (III.5), avec $\mathbf{Rlist}_0' = \mathbf{Rlist}_0$, nous obtenons une nouvelle solution qui ne peut être trouvée avec le mécanisme de la recherche locale. Cette solution t: $(\{r_1, RTlist_1\{t_6, t_3\}\}; \{r_2, RTlist_2\{t_1\}\}; \{r_3, RTlist_3\{t_2\}\})$ et $\mathbf{U}_{\alpha_0}' = \{\alpha_{ij}u_{ij}\}$ représente la nouvelle matrice d'utilité globale du SMR.

$$s_0'\{\mathbf{U}_0', \mathbf{Rlist}_0', \mathbf{T}_0'\} = Perturbation(s_0\{\mathbf{U}_0, \mathbf{Rlist}_0, \mathbf{T}_0\}) \quad (\text{III.5})$$

En outre, l'intensité de la perturbation proposée est déterminée par le nombre de tâches à permuter dans la solution s_0 . Dans ce cas, l'intensité de la perturbation est fixée à une tâche.

3.6. Critères d'acceptation de la solution

Le critère d'acceptation permet à l'ILS de comparer la solution actuelle avec la solution générée par la recherche locale après l'application de la perturbation. Il permet de décider si la

Chapitre III: stratégie HD-ILS: Protocole et Implémentions Algorithmique

nouvelle solution doit être acceptée en tant que nouveau point-solution dans le parcours construit par l'ILS.

Dans l'ILS proposé dans ce travail, une nouvelle solution est acceptée uniquement si elle présente une amélioration par rapport à la solution actuelle. La qualité de la solution est évaluée en utilisant les fonctions (III.6) et (III.7), où s représente la solution actuelle et s' représente la nouvelle solution.

$$Better(s, s') = \begin{cases} s' & \text{if } G(s') > G(s) \\ s & \text{autre} \end{cases} \quad \text{(III.6)}$$

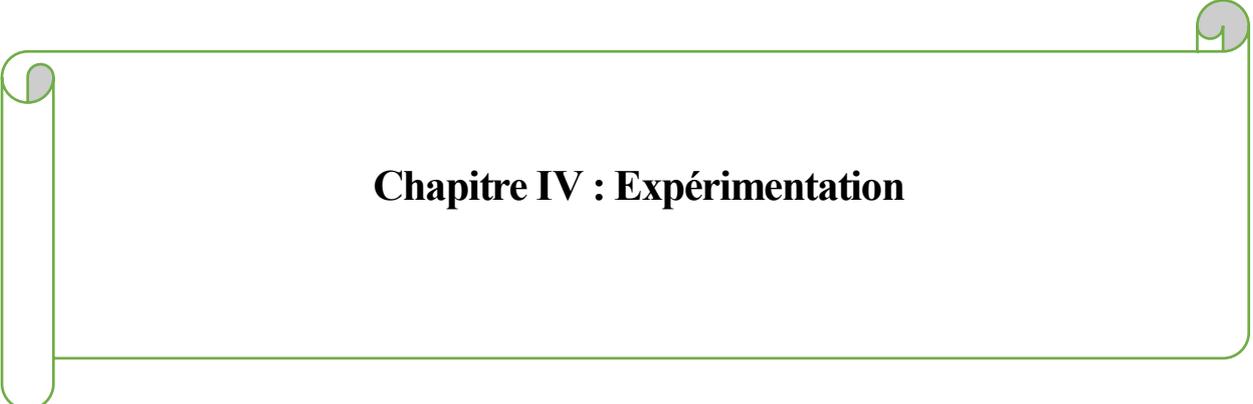
$$G(s) = \sum_{i=j=1}^k u_{ij}, \quad 1 \leq k \leq \min(p, m) \quad \text{(III.7)}$$

3.7. Conditions d'arrêts

Les critères de d'arrêt permettent de mettre fin à l'algorithme. Différentes conditions peuvent être utilisées, telles que le nombre d'étapes, la valeur de la solution obtenue (seuil d'acceptation) et le nombre d'étapes sans amélioration de la solution. Dans cette étude, le critère de terminaison basé sur le nombre d'étapes est proposé pour arrêter l'algorithme.

4. Conclusion

Ce chapitre a examiné de manière détaillée le protocole et la mise en œuvre de la stratégie HD-ILS. Nous avons exploré les différentes parties de cette stratégie, telles que la création de la solution de départ, la recherche locale, la perturbation, les critères d'acceptation de la solution et les conditions d'arrêt. Toutes ces parties fonctionnent ensemble pour former un processus d'optimisation itératif et efficace. La stratégie HD-ILS offre une approche prometteuse pour résoudre les problèmes d'optimisation en cherchant des solutions de haute qualité tout en optimisant le temps nécessaire. Nous avons souligné l'importance de chaque partie et comment elles contribuent à l'amélioration progressive des solutions.



Chapitre IV : Expérimentation

1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous abordons la méthodologie d'évaluation de la stratégie HD-ILS. Nous commençons par décrire l'environnement de simulation utilisé, qui est basé sur le simulateur MARS. Nous présentons ensuite les critères d'évaluation utilisés pour analyser les performances de la stratégie HD-ILS, notamment la moyenne de consommation d'énergie des robots et la productivité. Enfin, nous décrivons les scénarios de simulation utilisés, ainsi que la stratégie de comparaison, PBETA, qui servira de point de référence pour évaluer la stratégie HD-ILS en termes d'optimisation de l'allocation des tâches et de gestion de l'énergie.

2. Méthodologie d'évaluation :

2.1. Environnement de simulation :

L'environnement de simulation est basé sur le simulateur MARS [23], présenté dans la (Figure (IV.2)). Cet environnement est constitué de cinq stations de chargement (en bleu) et cinq autres de déchargement (en gris). Dans chaque scénario, l'expérience se poursuit jusqu'à ce que les tâches soient terminées ou que tous les robots atteignent une pénurie d'énergie. Les obstacles dans l'environnement simulé sont limités, autant que possible, pour minimiser l'impact des algorithmes d'évitement d'obstacles et de planification de trajectoires.

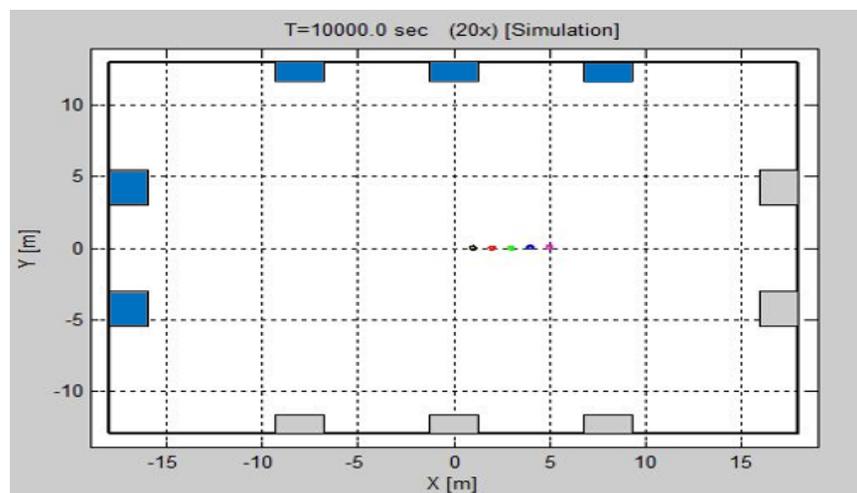


Figure IV. 1: Environnement de simulation.

2.2. Critères d'évaluation :

Dans le but d'analyser les performances de la stratégie HD-ILS, en termes de productivité et de gestion de la consommation d'énergie, elle est évaluée selon deux critères incluant; la moyenne de consommation d'énergie des robots, la productivité. Ces critères sont définis ci-après :

- La moyenne de consommation d'énergie des robots à la fin de la simulation, exprimée par:

$$MoyE = \frac{\sum_{i=1}^n E_i}{n} \quad (\text{IV.1})$$

Avec, $MoyE$ la moyenne de consommation d'énergie du groupe de robots, E_i l'énergie consommée par le robot r_i à la fin de la simulation et n le nombre de robots utilisés.

- La productivité selon la priorité des tâches, qui est estimée par la moyenne arithmétique pondérée des tâches complétées, avec les priorités comme poids. Afin d'illustrer ce critère, considérons $nbrT_Q$ l'ensemble des nombres de tâches complétées suivant leurs priorités Q (équation (IV.2)). La productivité est définie par l'équation (IV.3). Ce critère permet d'indiquer la productivité réelle de la stratégie en considérant explicitement le nombre de tâches complétées selon la priorité.

$$nbrT_Q = \{nbrT_{Q=0} \quad nbrT_{Q=1} \quad nbrT_{Q=2} \quad nbrT_{Q=3} \quad nbrT_{Q=4} \quad nbrT_{Q=5}\} \quad (\text{IV.2})$$

$$Productivité = \frac{\sum_{i=0}^5 i \cdot nbrT_{Q=i}}{\sum_{i=0}^5 i} \quad (\text{IV.3})$$

Avec, $nbrT_{Q=k}$ est le nombre complété de tâches avec une priorité k , avec $0 \leq k \leq 5$.

2.3. Scénarios de simulation:

Afin d'évaluer les performances de la stratégie D-ILS, six scénarios de simulation sont considérés. Le **Tableau (IV. 1)** présente les paramètres de chaque scénario. Ces dernières sont définies par le nombre initial de robots, le nombre initial de tâches, la capacité initiale d'énergie disponible pour chaque robot.

Dans chaque scénario, les paramètres de chaque tâche (*i.e.*, priorité, station de chargement et de déchargement) sont générés aléatoirement. Aussi, chaque simulation est répétée pour 20 essais. Les résultats considérés sont la moyenne des 20 essais.

Tableau IV. 1: Paramètre des scénarios simulés.

Paramètres	Scénarios		
	Scénario 1	Scénario 2	Scénario 3
Nombre de robot	5	5	3
Capacité des robots $rcap_i$	{1,2,2,3,3}	{1,2,2,3,3}	{1,2,3} ; {1,1,3} ; {3,3,3} ; {2,2,3}
Nombre de tâches	20	80	80
Valeurs des priorités Q_j	0 - 5	0 - 5	0 - 5
Valeurs des charge $tchar_j$	1 - 3	1 - 3	1 - 3
E_{max_i} (unité)	500	500	500

2.4. Stratégies de comparaison :

Afin de valider la stratégie HD-ILS et d'analyser ses performances, on propose d'évaluer cette stratégie selon chaque objectif d'optimisation recherché (*i.e.*, productivité, gestion de la consommation de l'énergie). A cet effet, la stratégie HD-ILS est comparée à l'heuristique PBETA (*i.e.*, Power Bot Efficient Task Assigner).

La PBETA est une heuristique d'allocation des tâches pour un SMR hétérogène. Cette stratégie alloue aux robots du groupe, suivant l'ordre croissant de la liste $Rlist_i$, les tâches de la liste T selon l'utilité la plus grande (*e.i.*, High Utility-First). La PBETA estime la matrice d'utilité $\mathbf{U} = \{u_{ij}\}$ des robots disponibles dans $Rlist_i$ pour chaque tâches disponibles de la liste T , suivant la formule (II.7). Puis, elle compare et choisi l'utilité la plus grande et assigne la tâche t_j au robot r_i correspondant. Le cycle recommence jusqu'à ce que les capacités disponibles des robots sont insuffisante pour ajouter les tâches restantes, ou bien les tâches sont toutes accomplies. La simulation s'arrête si les tâches sont toutes accomplies ou bien, tous les robots sont à court d'énergie.

L'objectif de PBETA est d'exploiter la fonction d'utilité de la formule (II.7) en se basant sur une heuristique simple dont le but est de maximiser la productivité et de minimiser la consommation d'énergie du SMR. Les performances de PBETA seront le point de repère pour évaluer la stratégie HD-ILS en termes d'optimisation de l'allocation des tâches selon la productivité et la gestion de l'énergie. La **Figure IV.2** illustre l'organigramme de PBETA.

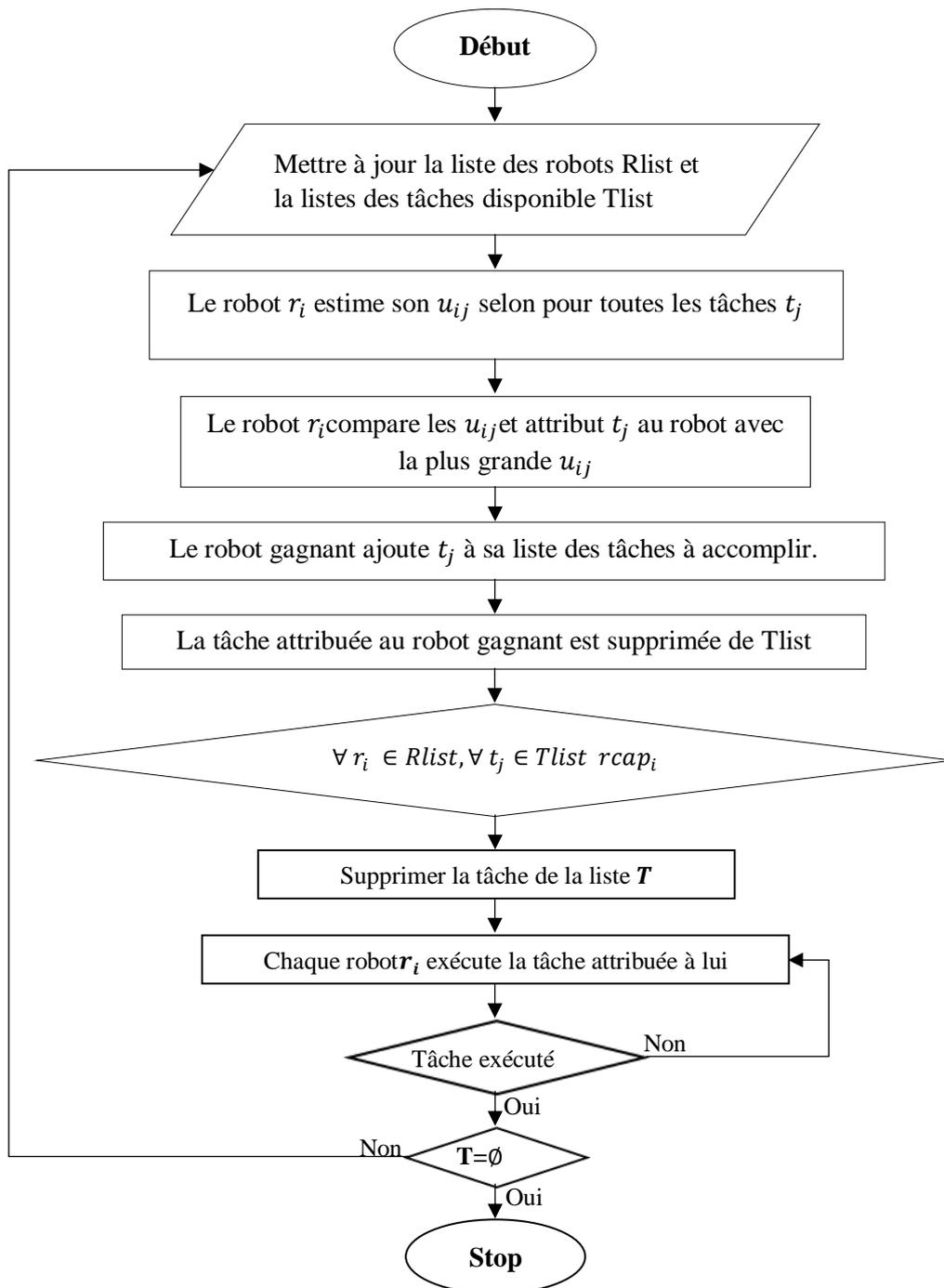


Figure IV. 2: Organigramme de la méthode PBETA.

3. Résultats et discussion :

3.1. Scénario 1

Dans le scénario 1, les robots ont la capacité de réaliser les 20 tâches disponibles avec l'énergie initiale disponible. Ainsi, la stratégie proposée est évaluée de consommation d'énergie.

Dans la **Figure (IV. 3)**, on remarque que les résultats du premier scénario montrent que la stratégie HD-ILS a obtenu une moyenne d'énergie de 118,73524, tandis que PBETA a enregistré une moyenne d'énergie de 149,929. Cela suggère que la stratégie HD-ILS est plus efficace dans la gestion de la consommation d'énergie par rapport à PBETA. En effet, la HD-ILS, permet d'optimiser le rendement en terme d'énergie de la solution initial donnée par PBETA. Par ailleurs, les résultats prouvent que la stratégie HD-ILS permet une gestion efficace de la consommation de l'énergie.

Une consommation d'énergie plus faible est généralement un objectif souhaitable dans les systèmes multi-robots, car cela peut permettre une utilisation plus durable des ressources et prolonger l'autonomie des robots. La stratégie HD-ILS est plus avantageuse en termes d'efficacité énergétique.

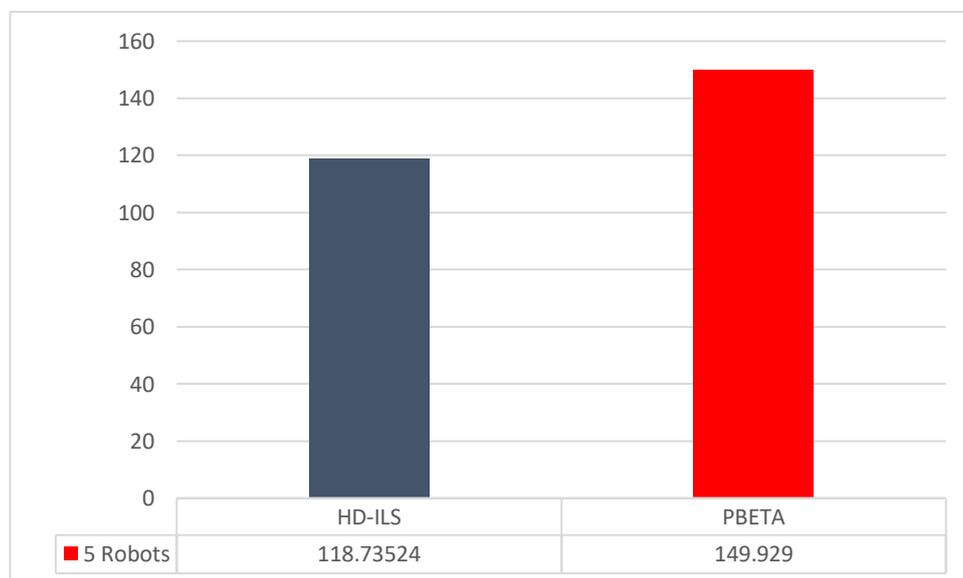


Figure IV. 3: Énergie moyenne consommée dans le scénario 1 de chaque méthode.

3.2. Scénario 2 :

Afin d'évaluer la productivité du système et sa productivité par énergie consommée, nous avons mis les robots dans une situation où l'accomplissement de toutes les tâches est impossible avec l'énergie disponible. On a considéré 80 tâches et 500 unités d'énergie comme énergie maximum pour chaque robot.

- La consommation d'énergie :

La **Figure (IV.4)** montre que la stratégie HD-ILS a enregistré une moyenne d'énergie consommée de 474,5683, tandis que la stratégie PBETA a obtenu une moyenne d'énergie consommée de 430,1357. Ces résultats indiquent que la stratégie PBETA a obtenus une consommation d'énergie moyenne inférieure à celle de la HD-ILS, ce qui suggère une meilleure efficacité énergétique.

Dans ce scénario, l'accomplissement de toutes les tâches n'était pas possible avec l'énergie disponible (i.e. 500 unité d'énergie). Par conséquent, la consommation d'énergie moyenne n'illustre pas les performances réelles des stratégies, car les tâches n'ont pas pu être entièrement réalisées.

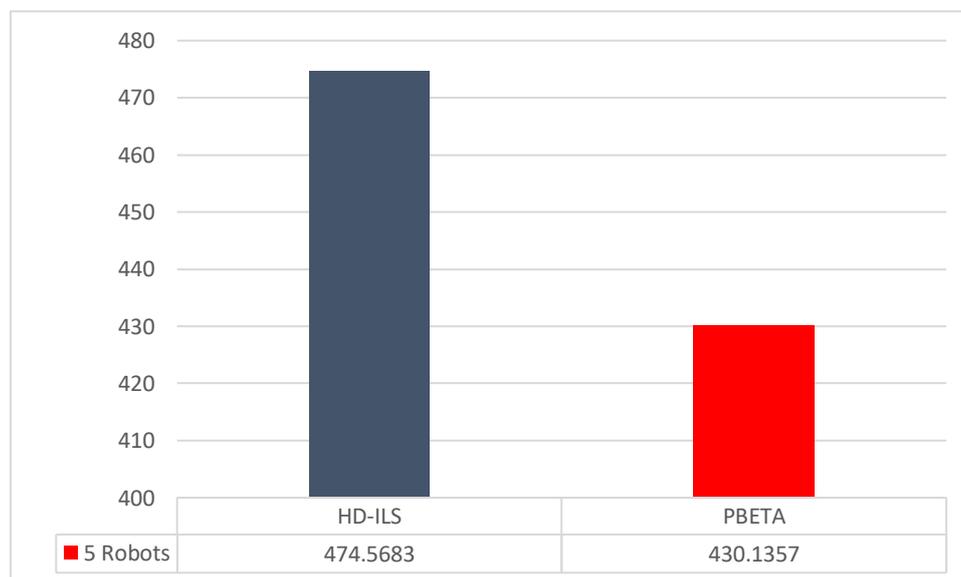


Figure IV. 4: Énergie moyenne consommée dans le scénario 2 de chaque méthode.

- Productivité :

En termes de productivité, les résultats montrent une moyenne de productivité de 12,1533 pour HD-ILS et de 11,586667 pour PBETA. Ces résultats

indiquent que la stratégie HD-ILS a obtenu une productivité supérieure à celle de PBETA dans ce scénario.

Les résultats soulignent les bonnes performances de la stratégie HD-ILS en terme de gestion de la consommation de l'énergie disponible afin de maximiser la productivité du système. Ainsi, la stratégie HD-ILS est d'optimiser les performances de SMR hétérogène dans le cas d'un déficit d'énergie.

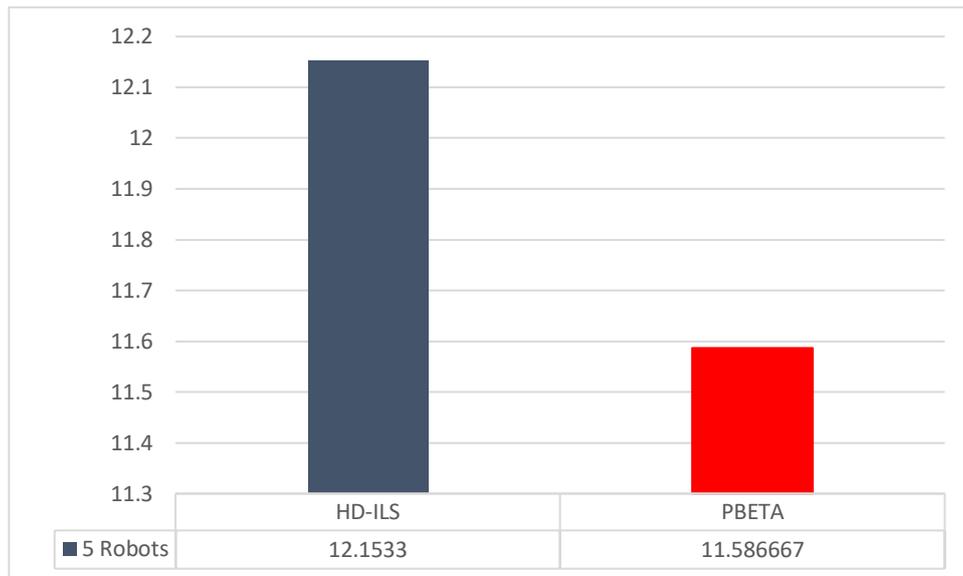


Figure IV. 5: Productivité moyenne des robots dans le scénario 2.

3.3. Scénarios 3:

Dans ce scénario on a pris 3 robots sur 80 tâches est à chaque fois on a changé les capacités de nos robots $\{\{1,2,3\}; \{1,1,3\}; \{3,3,3\}; \{2,2,3\}\}$ le but de varier les capacités est d'évaluer le groupe de robots le plus efficaces en terme de productivité et de gestion de l'énergie, on considérant que les 80 tâches ne serrant pas tous achevé.

- La consommation d'énergie :

Les résultats de la **Figure (IV. 6)** indiquent que pour chaque combinaison de capacités des robots, les deux stratégies, HD-ILS et PBETA, ont enregistré des moyennes d'énergie consommée similaires, avec un avantage pour la stratégie HD-ILS dans le troisième cas.

Similaire au scénario 2, l'accomplissement de toutes les tâches n'était pas possible avec l'énergie disponible (i.e. 500 unité d'énergie). Les tâches n'ont pas pu être entièrement réalisées.

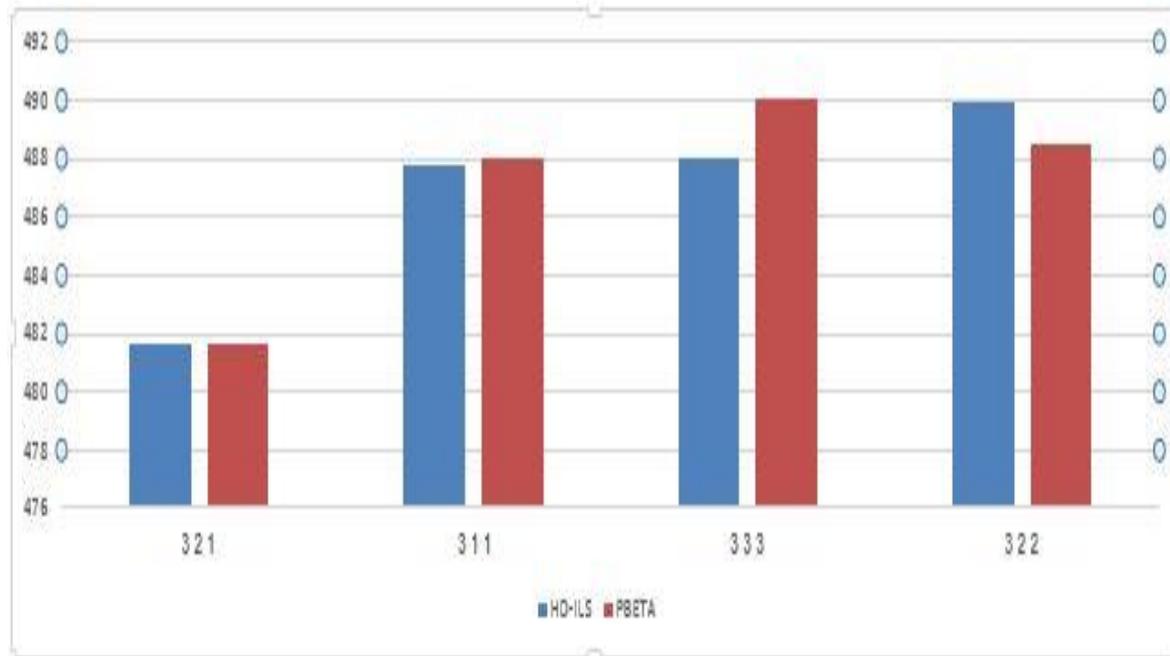


Figure IV. 6: Énergie moyenne consommée dans le scénario 3 de chaque méthode.

- Productivité :

En termes de productivité, les résultats illustrés dans la **Figure (IV. 7)** suggère que la stratégie HD-ILS a généralement obtenu des valeurs de productivité plus élevées que PBETA pour toutes les combinaisons de capacités des robots. Cela suggère que la stratégie HD-ILS est plus efficace pour accomplir les tâches assignées dans ce scénario.

On remarque aussi que le scénario où les capacités des trois robots sont respectivement {1,2,3}, est le cas où la productivité est plus élevée. Ces résultats peuvent être expliqués par le fait que la stratégie HD-ILS incite les robots à choisir des tâches par rapport à leurs capacités. Par ailleurs, le système étant plus variée en terme de capacité permet de trouver plus d'allocation de tâches (i.e. solutions) possible.

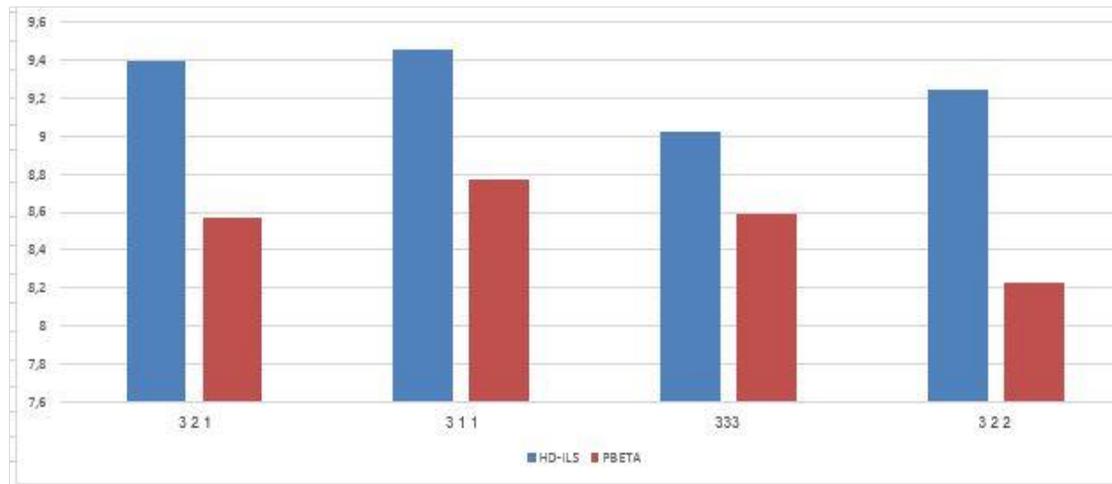


Figure IV. 7: Productivité moyenne consommée dans le scénario 3 de chaque méthode.

Dans le but d'évaluer la productivité par unité d'énergie consommée dans le scénario 3, nous avons estimé le PPEC comme suit :

$$PPEC = \frac{\text{(productivité)}}{\text{(énergie total consommée)}} \quad (\text{IV.3})$$

La **Figure (IV. 8)** montre les résultats de la productivité par unité d'énergie dans le scénario 3, Les résultats montrent que la stratégie HD-ILS a également obtenu des valeurs plus élevées que PBETA pour toutes les combinaisons de capacités des robots. Cela signifie que la stratégie HD-ILS a réussi à réaliser un meilleur équilibre entre la productivité et la consommation d'énergie par rapport à PBETA.

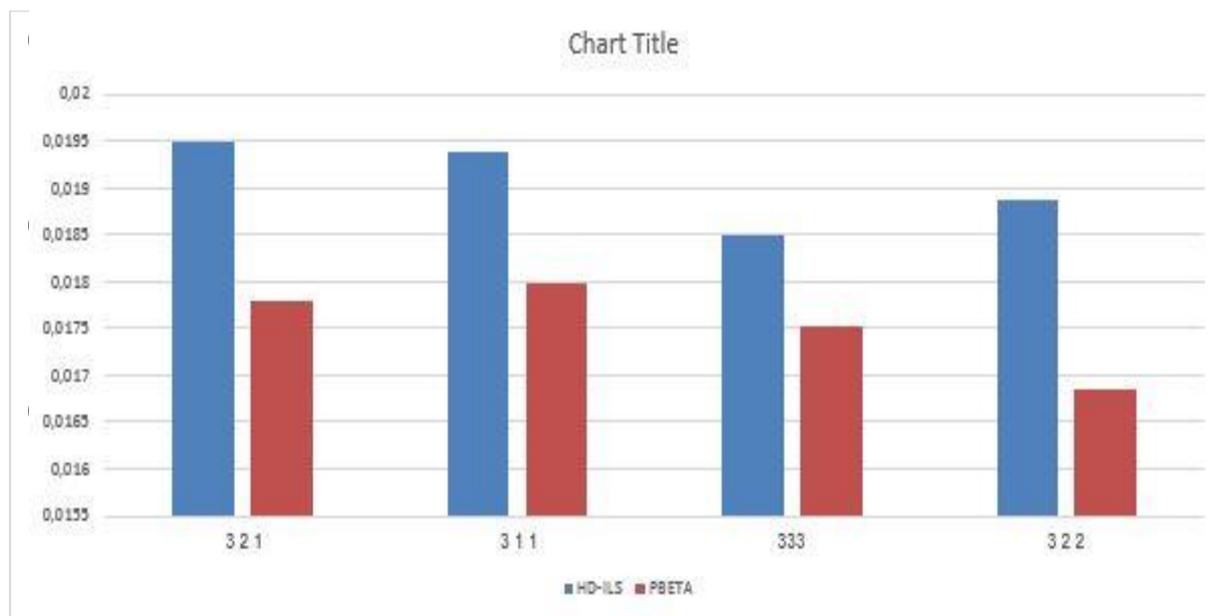
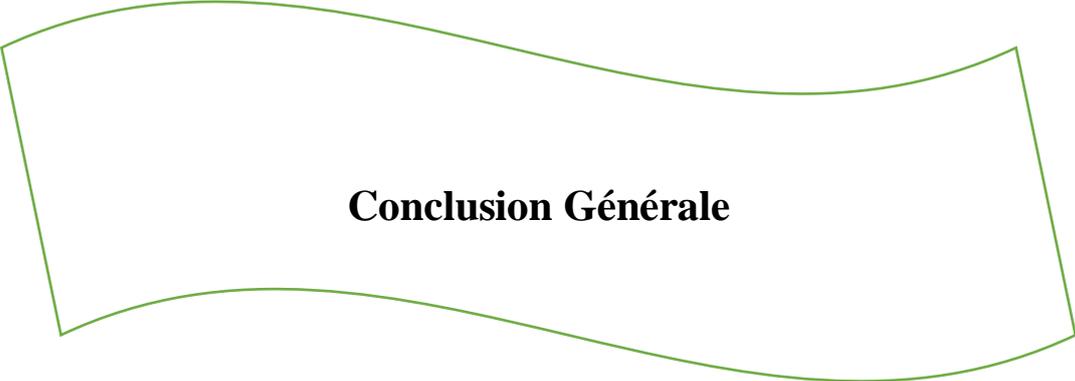


Figure IV. 8: Productivité par énergie consommée dans le scénario 3.

4. Conclusion :

En conclusion, l'étude a montré que la stratégie HD-ILS s'est avérée efficace pour gérer la consommation d'énergie et améliorer la productivité dans un système multi-robot. Les résultats ont démontré une réduction significative de la consommation d'énergie par rapport à la stratégie PBETA, ainsi qu'une meilleure productivité dans plusieurs scénarios. De plus, la stratégie HD-ILS a réussi à atteindre un équilibre optimal entre la productivité et la consommation d'énergie. Ces résultats suggèrent que la stratégie HD-ILS peut être une approche prometteuse pour optimiser l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots, avec des implications potentielles pour l'amélioration de la durabilité et de l'efficacité opérationnelle.



Conclusion Générale

Conclusion Générale :

Dans ce mémoire, nous avons examiné en détail les systèmes multi-robots hétérogène appliqués au transport, en mettant l'accent sur l'allocation des tâches et la gestion de l'énergie. Le premier chapitre nous a permis de comprendre les défis et opportunités liés aux SMR dans le domaine du transport, en explorant l'état de l'art et en établissant une base solide pour les chapitres suivants.

Dans le deuxième chapitre, nous avons abordé le problème de l'allocation des tâches dans un système de transport multi-robot hétérogène. Nous avons proposé la stratégie HD-ILS basée sur le MRTA (Multi-Robot Task Allocation) qui prend en compte les caractéristiques des tâches et des robots, ainsi que des contraintes telles que la capacité de charge utile et l'énergie disponible. Cette stratégie a été développée en utilisant une fonction d'utilité adaptée au système hétérogène, et offre des perspectives prometteuses pour une allocation efficace des tâches.

Le troisième chapitre a approfondi le protocole et la mise en œuvre de la stratégie HD-ILS (Heterogeneous Discrete-Iterative Local Search). Nous avons examiné les différentes parties de cette stratégie et comment elles contribuent à l'optimisation itérative du système. La stratégie HD-ILS s'est révélée efficace pour gérer la consommation d'énergie et améliorer la productivité dans un système multi-robot, offrant des solutions de haute qualité tout en optimisant le temps nécessaire.

Enfin, le quatrième chapitre a présenté les résultats obtenus en comparant la stratégie HD-ILS à la stratégie PBETA. Les résultats ont démontré une réduction significative de la consommation d'énergie et une meilleure productivité avec la stratégie HD-ILS. Cette stratégie a réussi à atteindre un équilibre optimal entre la productivité et la consommation d'énergie, ouvrant ainsi des perspectives pour l'optimisation de l'allocation des tâches dans les systèmes multi-robots hétérogène.

En somme, ce mémoire met en évidence l'importance de l'allocation des tâches et de la gestion de l'énergie dans les systèmes multi-robots appliqués au transport. Les travaux réalisés fournissent des bases solides pour le développement de stratégies d'allocation efficaces, telles que la stratégie HD-ILS. Ces résultats ont des implications potentielles pour l'amélioration de la durabilité et de l'efficacité opérationnelle des systèmes multi-robots, ouvrant la voie à de nouvelles perspectives de recherche et d'application dans ce domaine en évolution rapide.

REFERENCES :

- [1] A. Djenadi et B. Mendil, « Méthodes méta heuristiques pour le contrôle des systèmes multi-robot », PhD Thesis, université Abderrahmane Mira-Bejaia, 2021.
- [2] « (PDF) Multiple Mobile Robot Systems ». Consulté le: 2 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://www.researchgate.net/publication/225217790_Multiple_Mobile_Robot_Systems
- [3] A. Hazan et I. Bouyoucef, « Coordination de robots pour le transport d'objets », *Mémoire de master*, Consulté le: 2 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://espace-ressources.iutsf.org/_media/lissi/rapport_bouyoucef.pdf
- [4] « Sold!: auction methods for multirobot coordination | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore ». Consulté le: 4 mai 2023. [En ligne]. Disponible sur: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1067996>
- [5] P. B. Lucidarme, « Apprentissage et adaptation pour des ensembles de robots réactifs coopérants », PhD Thesis, Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc, 2003. Consulté le: 2 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://theses.hal.science/tel-00641563/>
- [6] P. Gautier, « Contribution des méthodes d'apprentissage à la distribution de tâches dans un cluster robotique », PhD Thesis, Université de Bretagne Sud, 2021. Consulté le: 2 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://theses.hal.science/tel-03276733/>
- [7] M. R. Abdessemed, M. Slimane, S. Aupetit, et A. Bilami, « Une approche de groupement orienté dans un entourage de robots homogènes », in *5th international conference SETIT: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications*, 2009. Consulté le: 2 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur: http://www.setit.rnu.tn/last_edition/setit2009/Information%20Processing/155.pdf
- [8] C. A. Brunet, *GEMAS: un environnement de développement d'applications basées sur les systèmes multi-agents hétérogènes*. National Library of Canada= Bibliothèque nationale du Canada, Ottawa, 2003. Consulté le: 2 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://library-archives.canada.ca/eng/services/services-libraries/theses/Pages/item.aspx?idNumber=55104800>
- [9] G. Rodrigues de Campos, « Stratégies de commande collaborative pour des systèmes multi-robots », These de doctorat, Grenoble, 2012. Consulté le: 4 mai 2023. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.theses.fr/2012GRENT106>
- [10] K. Baghaei et A. Agah, « Task Allocation Methodologies for Multi-Robot Systems », *Intelligent Automation & Soft Computing*, vol. 9, p. 217-226, janv. 2003, doi: 10.1080/10798587.2000.10642855.
- [11] B. P. Gerkey et M. J. Matarić, « A Formal Analysis and Taxonomy of Task Allocation in Multi-Robot Systems », *The International Journal of Robotics Research*, vol. 23, n° 9, p. 939-954, sept. 2004, doi: 10.1177/0278364904045564.
- [12] W. Silen, T. E. Machen, et J. G. Forte, « Acid-base balance in amphibian gastric mucosa », *Am J Physiol*, vol. 229, n° 3, p. 721-730, sept. 1975, doi: 10.1152/ajplegacy.1975.229.3.721.
- [13] R. McHaney, « Modelling battery constraints in discrete event automated guided vehicle simulations », *International journal of production research*, vol. 33, n° 11, p. 3023-3040, 1995.
- [14] P. Kancir, « Méthodologie de conception de système multi-robots: De la simulation à la démonstration », PhD Thesis, Université de Bretagne Sud, 2018.
- [15] N. Jouandeau, « Contributions de la robotique mobile, humanoïde, multi-robots aux jeux à information incomplète », PhD Thesis, Université Paris 8 Vincennes Saint-Denis, 2014.
- [16] B. Zou et X. Xu, « Yeming (Yale) Gong, and René De Koster. 2018. "Evaluating Battery Charging and Swapping Strategies in a Robotic Mobile Fulfillment System." », *European Journal of Operational Research*, vol. 267, n° 2, p. 733-753.
- [17] A. Rahman, J. Jin, A. L. Cricenti, A. Rahman, et A. Kulkarni, « Communication-aware cloud robotic task offloading with on-demand mobility for smart factory maintenance », *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, n° 5, p. 2500-2511, 2018.

- [18] S. Kim et Y. Yang, « A self-navigating robot using Fuzzy Petri nets », *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 101, p. 153-165, mars 2018, doi: 10.1016/j.robot.2017.11.008.
https://www.researchgate.net/publication/342732737_Research_Trends_on_Fuzzy_Logic_Controller_for_Mobile_Robot_Navigation_A_Scientometric_Study
- [19] R. McHaney, « Modelling battery constraints in discrete event automated guided vehicle simulations », *International journal of production research*, vol. 33, n° 11, p. 3023-3040, 1995.
https://www.researchgate.net/publication/235979032_Modelling_battery_constraints_in_discrete_event_automated_guided_vehicle_simulations
- [20] H. R. Lourenço, O. C. Martin, et T. Stützle, *Iterated local search*. Springer, 2003.
https://link.springer.com/chapter/10.1007/0-306-48056-5_11
- [21] C. Blum et A. Roli, « Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison », *ACM computing surveys (CSUR)*, vol. 35, n° 3, p. 268-308, 2003.
<https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2093173>
- [22] C. Blum et A. Roli, « Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison », *ACM Comput. Surv.*, vol. 35, p. 268-308, janv. 2001, doi: 10.1145/937503.937505.
https://www.researchgate.net/publication/221900771_Metaheuristics_in_Combinatorial_Optimization_Overview_and_Conceptual_Comparison
- [23] A. Djenadi et B. Mendil, « Energy-aware task allocation strategy for multi robot system », *International Journal of Modelling and Simulation*, vol. 42, n° 1, p. 153-167, 2022.

Abstract :

In this research, we explore the heterogeneous multi-robot systems in a transportation application. We analyze the challenges and opportunities related to task allocation and energy management in such systems. An task allocation strategy, HD-ILS, is proposed for efficient task allocation in terms of energy consumption and productivity. The simulation results show that the HD-ILS presents a beneficial improvement in term of the energy efficiency and productivity. This research suggests that the HD-ILS strategy is a promising approach to enhance the performance of heterogeneous multi-robot transportation systems.

Résumé :

Dans cette recherche, nous avons exploré les systèmes multi-robot hétérogènes appliqués au transport de marchandises. Nous avons analysé les défis et opportunités liés à l'allocation des tâches et à la gestion de l'énergie. Une stratégie d'allocation des tâches, HD-ILS, est proposée pour une allocation des tâches efficace en terme d'énergie et de productivité. Les résultats des simulations montrent que la stratégie HD-ILS est bénéfique pour améliorer l'efficacité énergétique et la productivité. Cette recherche suggère que la stratégie HD-ILS est une approche prometteuse pour améliorer les performances des systèmes de transport multi-robots hétérogène.

ملخص:

في هذا البحث، استكشفنا أنظمة الروبوت المتعددة المتنوعة المطبقة في نقل البضائع. قمنا بتحليل التحديات والفرص لتحقيق تخصيص فعال HD-ILS المتعلقة بتخصيص المهام وإدارة الطاقة. يتم اقتراح استراتيجية تخصيص المهام مفيدة لتحسين كفاءة الطاقة HD-ILS للمهام من حيث الطاقة والإنتاجية. تظهر نتائج المحاكاة أن استراتيجية هي نهج واعد لتحسين أداء أنظمة نقل الروبوت المتعددة HD-ILS والإنتاجية. يوحي هذا البحث بأن استراتيجية المتنوعة