

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche

Scientifique



Ecole Nationale Polytechnique

Département d'Automatique

Laboratoire de commande des processus



Mémoire de Master en Automatique

**Optimisation par essaim de particules application à une
formation de robots mobiles**

Mr. BOUKHEBOUZ Bassem

Sous la direction de : Mr. Mohamed TADJINE

Professeur ENP

Mr. Messaoud CHAKIR

MCB ENP

Présenté et soutenu publiquement le (29/06/2017)

Composition du Jury :

Président : Mr. Mohamed Seghir BOUCHERIT

Professeur ENP

Promoteur : Mr. Messaoud CHAKIR

MCB ENP

Examineur: Mr. Mohamed TADJINE

Professeur ENP

ENP 2017

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche

Scientifique



Ecole Nationale Polytechnique

Département d'Automatique

Laboratoire de commande des processus



Mémoire de Master en Automatique

**Optimisation par essaim de particules application à une
formation de robots mobiles**

Mr. BOUKHEBOUZ Bassem

Sous la direction de : Mr. Mohamed TADJINE

Professeur ENP

Mr. Messaoud CHAKIR

MCB ENP

Présenté et soutenu publiquement le (29/06/2017)

Composition du Jury :

Président : Mr. Mohamed Seghir BOUCHERIT

Professeur ENP

Promoteur : Mr. Messaoud CHAKIR

MCB ENP

Examineur: Mr. Mohamed TADJINE

Professeur ENP

ENP 2017

ملخص

العمل المقدم يتناول السيطرة على تشكيل الروبوتات المتنقلة في بيئة غير معروفة باستخدام طريقة الحقل الصناعي الاصطناعي. والهدف من ذلك هو السماح للروبوتات المتنقلة للوصول إلى هدفها مع تجنب العقبات غير معروفة. يتم إدخال النهج المستخدم في هذه الورقة على أساس تمشيط طريقة الحقل الاصطناعي المحتملة مع سرب الجسيمات الأمثل لحل عيوب طريقة الحقل الصناعي الاصطناعي مثل مشاكل الحد الأدنى المحلية، وجعل مخطط الحركة فعالة وتحسين نوعية مسار الروبوت .

الكلمات المفتاحية الروبوت المتحرك، تشكيل، حقول الكمون الاصطناعية، استمثال عناصر السرب .

Abstract

The work presented deals with the control of a formation of mobile robots in unknown environment using artificial potential field method. The aim is to allow the mobile robots to reach their goal while avoiding unknown obstacles. The approach used is introduced in this paper based on combining the artificial potential field method with particle swarm optimization PSO to solve drawbacks of artificial potential field method such as local minima problems, make an effective motion planner and improve the quality of the trajectory of mobile robot.

Keywords : mobile robot, formation, artificial potential fields, particle swarm optimization .

Résumé

Le travail présenté traite le contrôle d'une formation de robots mobiles dans un environnement inconnu utilisant une méthode de champ de potentiel artificiel. L'objectif est de permettre aux robots mobiles d'atteindre leur but tout en évitant les obstacles inconnus. L'approche utilisée est présentée dans ce document en s'appuyant sur la méthode de champ potentiel artificiel avec l'algorithme d'optimisation par essaims de particules pour résoudre les inconvénients de la méthode du champ potentiel artificiel, tels que les problèmes minimaux locaux, faire une planification de mouvement efficace et améliorer la qualité de la trajectoire du robot mobile.

Mots-clés : robot mobile, formation, champs potentiels artificiels, optimisation par essaims de particules

DEDICACE

A MES CHERS PARENTS,

À MON FRERE

À MA FAMILLE

A TOUS MES ENSEIGNANTS,

AUX VRAIS AMIS QUI SONT TOUJOURS

PRESENTS, MEME

DANS LES MOMENTS DIFFICILES

بوخبوز باسم

Remerciements

La réalisation de ce mémoire a été possible grâce à ALLAH le tout puissant, pour le courage et la patience qu'il nous a donné pour accomplir ce travail.

Nous souhaiterions adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui nous ont apportés leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire. Nos profonds remerciements s'adressent à nos encadrants ; Monsieur TADJINE Mohamed et Monsieur CHAKIR Messaoud qui se sont toujours montrés disponibles et à l'écoute tout au long du travail. Nous vous remercions aussi pour vos conseils. Veuillez trouver ici, l'expression de notre gratitude et notre grande estime.

Nos remerciements s'adressent aux membres du jury ; Mr BOUCHERIT Mohamed Seghir Professeur à l'ENP qui a bien voulu présider ce jury. Vous nous faites un grand honneur en acceptant de juger ce travail.

Nous devons un remerciement à tous les enseignants du département Automatique qui nous ont fourni les outils nécessaires à la réussite de nos études universitaires.

SOMMAIRE

LISTE DES FIGURES
INTRODUCTION GENERALE
1 FORMATION DE GROUPE DE ROBOTS	11
1.1. Introduction	11
1.1 Generalites sur les formations	12
1.2 TYpes des robots dans une formation	14
1.2.1 robots terrestres	14
1.2.2 satellites.....	14
1.2.3 robots aquatiques	15
1.2.4 robots volants	15
1.3 architectures de commande	16
1.3.1 Centralisée	16
1.3.2 Décentralisée	17
1.3.3 Hiérarchique	17
1.3.4 Hybride	17
1.4 stratégies de commande	18
1.4.1 Approches comportementales et champs de potentiels.....	18
1.4.2 Approches leader-follower	19
1.5 Intelligence en essaim	19
1.6 optimisation par essaim de particules	20
1.7 Conclusion	20
2 CHAMP DE POTENTIEL ET COMMANDE DE FORMATION INTRODUCTION ..	22
2.1 Approche champs de potentiel	22
2.1.1 Définition	23
2.1.2 Planification de trajectoire par la méthode des champs potentiels	23
2.1.3 Potentiel attractif	23
2.1.4 Potentiel répulsif.....	25
2.1.5 combinaison des deux comportements attractif et répulsif.....	26
2.1.6 Génération de la formation	27

2.1.7	Application de la méthode de champs de potentiels pour la commande d'une formation	27
2.2	Minimums locaux	27
2.3	Conclusion	29
3	OPTIMISATION PAR ESSAIM DE PARTICULES	31
3.1	introduction	31
3.2	Origines.....	31
3.3	formalisation	32
3.3.1	nombres de particules.....	32
3.3.2	initialisation de l'essaim	33
3.3.3	equation de mouvement.....	33
3.3.4	Confinement d'intervalle.....	34
3.4	Structure de l'Algorithme	35
3.4.1	Application de l'algorithme d'optimisation par essaim de particules	36
3.5	Conclusion	37
	CONCLUSION GENERALE	39
	BIBLIOGRAPHIE.....	40

LISTE DES FIGURES

<i>Figure 1-1 : Exemples de systèmes biologiques exhibant des comportements coopératifs.</i>	11
<i>Figure 1-2 : Troupe d'oiseaux volant en formation V.</i>	12
<i>Figure 1-3 : Exemples de formation</i>	13
<i>Figure 1-4 : Exemple de robots terrestres.</i>	14
<i>Figure 1-5 : Constellation de satellite de type GPS ou téléphone.</i>	15
<i>Figure 1-6: Drone MALE PREDATOR.</i>	16
<i>Figure 2-1 : Approche champs de potentiel avec deux comportements (attractif et répulsif)</i>	23
<i>Figure 2-2: Représentation 3D du potentiel attractif</i>	24
<i>Figure 2-3: Représentation 3D du potentiel répulsif</i>	25
<i>Figure 2-4: Combinaison d'un champ attractif et un champ répulsif</i>	26
<i>Figure 2-5: Robot, obstacle et but sur la même ligne</i>	28
<i>Figure 2-6: Goals non-reachable with obstacle nearby</i>	28
<i>Figure 2-7: Obstacle en forme de U</i>	28
<i>Figure 2-8: Potentiel total</i>	29
<i>Figure 3-1: Schéma de principe de l'algorithme PSO</i>	34
<i>Figure 3-2: logigramme PSO</i>	36
<i>Figure 3-3: Application de PSO</i>	367

Introduction générale

INTRODUCTION GENERALE

La robotique telle qu'elle est connue aujourd'hui est une science interdisciplinaire comprenant de vastes champs de recherche : la vision, la planification, la commande du mouvement, le design, etc. Cependant, l'un des problèmes les plus importants reste la coopération, la planification et la coordination des mouvements au sein d'une architecture de commande dans un contexte multi-robots. L'étude des systèmes multi-robots est devenue une préoccupation majeure dans le milieu de la recherche en robotique, car quelles que soient les capacités d'un robot unique, il reste spatialement limité. Bien que le champ des systèmes multi-robots étend la recherche sur les systèmes mono-robot, c'est aussi une discipline à part entière car ils peuvent accomplir des tâches plus complexes que des robots simples ne peuvent pas réaliser.

Ce travail concerne la commande d'un système robotique constitué de multiples véhicules autonomes homogènes avec la méthode des champs de potentiel. C'est-à-dire comment définir les commandes de mouvement pour chaque véhicule du groupe pour réaliser des missions d'une manière à garder une formation : garder une configuration géométrique lors de la navigation du groupe dans son environnement.

L'inconvénient essentiel de l'approche des champs de potentiel qui est le minimum local sera résolu avec l'algorithme de l'optimisation (optimisation par essaim de particule) qui cherche des réponses à un type général de problèmes, qui consistent à sélectionner le meilleur élément parmi plusieurs appartenant au même ensemble. A partir des optimums locaux et empiriques, l'ensemble des particules va converger vers la solution optimale globale du problème traité

Chapitre1 :

**Formation de groupe de
robots**

1 FORMATION DE GROUPE DE ROBOTS

1.1. INTRODUCTION

Les systèmes multi-robots sont actuellement une des préoccupations majeures de la recherche en robotique. En effet, les systèmes multi-robots peuvent accomplir des tâches qu'un seul robot ne peut pas effectuer, notamment parce qu'un seul robot est spatialement limité. En 1989, Brooks et Flynn du laboratoire « MIT's Artificial Intelligence » ont proposé ce qu'ils ont appelé une idée radicale dans le domaine de l'exploration du système solaire : remplacer un grand robot explorateur par une collection de petits robots mobiles appelés « rover » [1].

Cette tendance a été également soutenue par les efforts fournis dans le but d'imiter les systèmes biologiques tels que, les volées d'oiseaux, les bancs de poissons et les essaims d'insectes comme les montrent la figure ci-dessous.



(a) volée d'oiseaux.

(b) banc de poissons

(c) essaim d'abeilles.

Figure 1-1 : Exemples de systèmes biologiques exhibant des comportements coopératifs.

Les comportements collectifs s'observent principalement chez les insectes sociaux (fourmis, termites et abeilles), les animaux se déplaçant en formation (oiseaux migrateurs, bancs de poissons) et, dans une moindre mesure, les mammifères sociaux chassant en meute (loups, hyènes, lions). Ainsi, et pendant les saisons froides, on a couramment observé des troupes d'oiseaux volant en formation. La forme en V, montrée sur la **Figure 1-2**, est utilisée par les oiseaux de grandes tailles, tels que les canards et les oies. Ce type de formation permet aux oiseaux de réduire les dépenses d'énergie pendant les migrations. Voler en formation favorise également la communication et la coordination dans le groupe et peut expliquer l'avantage de migrer ensemble plutôt qu'en solitude.



Figure 1-2 : Troupe d'oiseaux volant en formation V.

Comme le comportement collaboratif des animaux a évolué dans le but d'accroître la probabilité de survie de l'espèce, les chercheurs commencent à penser que peut-être un système multi-robots, où tous les agents collaborent, peut augmenter les chances d'accomplir une tâche prédéfinie. Parmi tous les êtres vivants, l'homme représente le niveau de collaboration le plus élevé, ainsi il a pu modifier l'environnement en l'espace de quelques siècles partant de ses considérations provenant des systèmes naturels.

1.1 GENERALITES SUR LES FORMATIONS

Dans la mise en œuvre d'un système multi-robots [2], nous pouvons distinguer deux types de comportements :

- Les comportements compétitifs ; où chaque robot cherche à améliorer ses performances au détriment des autres, plus ou moins volontairement.
- Les comportements collaboratifs ; où les robots prennent en considération les objectifs des autres afin d'améliorer un résultat global.

Les cas qui nous intéressent sont de type collaboratif. On peut distinguer plusieurs niveaux dans la collaboration entre robots :

- La coordination est la forme la plus simple. Elle consiste essentiellement à synchroniser les actions des différents robots de façon à respecter l'ordre des tâches d'un plan global. Chaque robot a ses buts et sa liste de tâches propres. Un exemple de coordination est la régulation du trafic aérien de façon à éviter les collisions entre avions dont les plans de vol sont indépendants. (**Figure 1-3** (a))

- La coopération vise à mettre en œuvre plusieurs robots pour réaliser une tâche commune. Cette situation peut venir du fait qu'un robot seul n'a pas la capacité ou les outils pour réaliser la tâche demandée. La coopération implique évidemment l'existence d'une bonne coordination entre les robots. La coopération peut être une action ponctuelle au cours de l'exécution des missions des robots, ou s'étendre sur une plus longue période.
- La formation est un cas particulier de coopération. Au cours d'un déplacement en formation, les robots conservent un but commun en termes de position à atteindre ou de trajectoire à réaliser. De plus, ce déplacement se fait dans un espace de dimensions réduites. L'objectif est de pouvoir réaliser à tout moment des tâches en coopération, les robots assurant la coordination spatiale et temporelle. Ce type de déplacement est très bien adapté au convoyage d'un ensemble de robots. (**Figure 1-3 (b)**).



a) patrouille d'avions.



b) Robots mobiles en formation.

Figure 1-3 : Exemples de formation.

Définition : Une formation est une organisation d'un groupe d'engins se déplaçant ensemble, dans un espace restreint, et partageant des buts et des contraintes [3].

Au cours d'un déplacement en formation, nous pouvons définir de façon géométrique les relations de distance entre les robots. La géométrie d'une formation doit avant tout avoir un intérêt pratique d'amélioration de l'efficacité et de la sécurité du groupe. Notre objectif est de déterminer une géométrie adaptée à l'environnement en s'affranchissant des schémas classiques tels que les formations en « V inversé », « diamant », « colonne », « ligne » et « cercle ».

1.2 TYPES DES ROBOTS DANS UNE FORMATION

Il convient d'observer la diversité des systèmes où l'utilisation d'une formation est mise en œuvre. Nous faisons ici la distinction en fonction du milieu dans lequel évoluent les robots [4].

1.2.1 ROBOTS TERRESTRES

L'utilisation de la formation pour les robots terrestres a été assez peu étudiée et essentiellement pour des systèmes simples. Les robots mobiles holonomes ou non holonomes ont été largement utilisés pour démontrer l'efficacité de différentes méthodes. La majorité des études porte sur la coordination et la coopération entre plusieurs robots



Figure 1-4 : Exemple de robots terrestres.

autonomes.

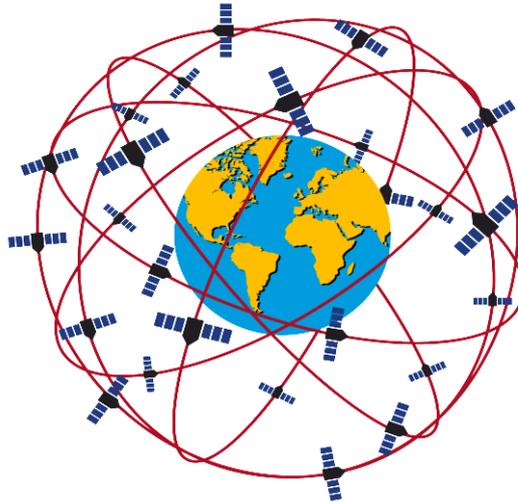
1.2.2 SATELLITES

Les constellations de satellites sont de plus en plus utilisées dans les domaines des télécommunications, du positionnement par satellites et de l'observation spatiale.

Les satellites de communication (télévision, internet. . .) sont le plus généralement placés sur orbite géostationnaire et doivent assurer un espacement constant entre eux tout en maintenant leurs antennes pointées vers la Terre. Les problématiques auxquelles sont confrontés ces systèmes relèvent purement d'un contrôle automatique. La configuration de la formation est très simple et ne change pas pendant la durée de service des satellites.

Les constellations de type GPS « Global Positioning System » ou téléphone par satellites sont sur des orbites basses ou moyennes. La problématique n'est plus ici de maintenir une formation serrée, mais de placer les satellites sur des orbites décalées et

synchronisées, de façon à avoir la meilleure couverture au sol pour assurer une bonne



qualité de service (il faut voir au moins quatre satellites GPS simultanément pour avoir une position). (**Figure 1-5**)

1.2.3 ROBOTS AQUATIQUES

Les problématiques liées au contrôle de formation pour des robots marins sont très proches de celles des avions civils, avec néanmoins des dynamiques assez différentes. Les applications possibles sont le convoyage de plusieurs cargos avec des équipages réduits, la navigation automatique dans des zones de grand trafic (par exemple, le rail d'Ouessant) ou à l'approche des zones portuaires, des systèmes sous-marins exploitent eux aussi les déplacements en

Figure 1-5 : Constellation de satellite de type GPS ou téléphone.

1.2.4 ROBOTS VOLANTS

Les robots aériens ou drones « Unmanned Aerial Vehicle, UAV » offrent une très grande variété de types. Ils sont généralement classés selon leur taille et leur endurance. On peut ainsi distinguer les drones HALE « High Altitude Longue Endurance », les drones MALE « Medium Altitude Longue Endurance », les drones de courte et moyenne portée et les mini drones. Ils peuvent également être caractérisés par leur fonction : drones stratégiques, drones tactiques ou drones de combat « Unmanned Combat Air Vehicle,UCAV ». Les types d'engins vont des avions à ailes fixes aux voilures tournantes, en passant par des systèmes hybrides.

Les drones stratégiques sont des drones HALE et ne sont pas vraiment concernés par les problématiques de vols en formation, car ils sont principalement destinés à des missions de reconnaissance ou de guerre électronique où un seul avion est généralement suffisant. Ils pourront néanmoins être intéressants à l'avenir dans le cas de ravitaillements en vol, où ils pourraient servir d'avions tanker.

Les drones tactiques concernent une très large gamme d'engins, allant du mini ou micro drones aux drones MALE. Ils sont donc amenés à exécuter un panel très large de missions. Le drone MALE le plus connu est le Predator américain. (Erreur ! Source du envoi introuvable.)



Figure 1-6: Drone MALE PREDATOR.

1.3 ARCHITECTURES DE COMMANDE

La robustesse des systèmes multi-robots est strictement liée à la structure de commande utilisée pour organiser les agents et obtenir le comportement émergent désiré. Quatre architectures différentes peuvent être identifiées dans le domaine des systèmes multi-robots, qui sont résumées ci-dessous [3].

1.3.1 ARCHITECTURE CENTRALISEE

Un superviseur global reçoit l'information des membres du groupe et le comportement de l'essaim est coordonné à partir d'un point de contrôle unique. Cette architecture présente l'avantage que toutes les informations sont collectées par une seule unité, ce nœud doit être assez puissant pour calculer la loi de commande pour chaque robot avec la prise en considération la possibilité d'avoir des tâches complexes. Le prix à payer est la complexité de calcul et la dépendance des robots vis-à-vis du superviseur. En

pratique, le nombre de calculs augmente très rapidement en fonction du nombre de robots et le problème devient rapidement insoluble pour une flottille de plus de dix robots.

1.3.2 ARCHITECTURE DECENTRALISEE

C'est l'architecture la plus utilisée pour la commande des systèmes multi-robots. Dans cette architecture, l'action de chaque robot est fondée seulement sur la connaissance locale de l'état de ses voisins et de son environnement. Elles nécessitent généralement un flux de communications assez élevé afin de transmettre des requêtes informatives aux autres individus. Le protocole peut inclure des notions d'intention et d'engagement à partir desquelles chaque robot élabore sa propre trajectoire en prenant en considération les activités des autres robots.

Les avantages d'une telle stratégie sont multiples : absence de superviseur, diminution des temps de calcul par rapport à une approche centralisée, plus grande robustesse (par exemple une défaillance d'un ou plusieurs robots n'entraîne pas généralement une défaillance de l'ensemble du système). Le prix à payer est bien sûr une incapacité à délivrer une performance optimale puisqu'à chaque instant, chaque robot ne dispose que d'informations limitées et incomplètes sur les autres robots de la flottille en plus, il présente l'inconvénient d'être limité en puissance de calcul. Cela signifie qu'il n'est pas aisé d'implémenter des tâches complexes d'une manière distribuée.

1.3.3 ARCHITECTURE HIERARCHIQUE

Cette architecture est inspirée directement du protocole de commandement militaire est préconisée pour certaines applications. Elle est basée sur l'idée que certains robots peuvent commander, comme des leaders (superviseurs), c'est-à-dire un petit groupe de robots. Une fois encore, comme dans les architectures centralisées, le problème avec cette approche réside dans le cas de la défaillance des superviseurs.

1.3.4 ARCHITECTURE HYBRIDE

Cette approche est un compromis entre l'architecture centralisée et l'architecture décentralisée. En particulier, elle est basée sur l'idée que l'un ou plusieurs superviseurs de haut niveau affectent les tâches et les ressources, et les robots de niveau inférieur dans la hiérarchie exploitent les informations locales afin d'accomplir les tâches prédéfinies. Cette architecture hybride a été utilisée dans de nombreuses applications basées sur la commande multi-robots [5].

1.4 STRATEGIES DE COMMANDE

Dans cette section, différentes stratégies de commande et méthodes de représentation de formes sont examinées. Pour la commande de formation de robots mobiles, différentes topologies de commande peuvent être adoptées selon les scénarios et les spécificités de chaque mission. Il peut y avoir un ou plusieurs leaders dans le groupe, tandis que les autres robots suivent un ou plusieurs leaders d'une manière spécifique. Chaque robot est équipé de moyens de détection et de calcul. Dans d'autres applications, les robots sont limités en communication. Généralement, la connaissance globale du système n'est pas disponible pour chaque robot. Une méthode centralisée n'est pas utilisée dans ce cas de figure. De ce fait il est nécessaire de concevoir un contrôleur pour chaque robot en se basant sur les informations locales. S'il n'y a pas de leader, chaque robot doit coordonner ses actions avec les autres en comptant sur un certain consensus global pour réaliser l'objectif commun.

1.4.1 APPROCHES COMPORTEMENTALES ET CHAMPS DE POTENTIELS

Les approches comportementales sont souvent liées aux approches basées sur les champs de potentiels. Ces approches ont été inspirées en observant les phénomènes physiques biologiques. Dans telles approches, plusieurs comportements désirés (évitement des collisions, maintien de la formation, poursuite de cible, etc.) sont définis pour chaque robot de la formation. Chaque comportement correspond à un schéma de réaction élémentaire.

L'action qui va effectivement être appliquée est une moyenne pondérée des vecteurs de réactions élémentaires. Le choix des poids associés à chaque réaction peut s'avérer très complexe et fait appel le plus souvent à l'expertise du concepteur.

Le formalisme et l'analyse mathématique de cette approche sont difficiles et par conséquent la convergence de la formation à une configuration désirée n'est pas garantie.

Dans l'approche comportementale, la commande est distribuée. Le système est évolutif et il n'y a aucun sous-système dont l'utilisation augmente d'une manière significative quand de nouveaux robots sont ajoutés à la formation. L'ajout de nouveaux robots entraîne l'auto-organisation du système.

L'approche comportementale est préconisée pour certaines classes de tâches comme le transport de grande quantité de petits objets, encercler un intrus ou la poursuite

des intrus, elle peut être également appliquée à la commande de formation d'avion, la cartographie et l'exploration collaborative.

1.4.2 APPROCHES LEADER-FOLLOWER

La stratégie dite *leader-follower* a été introduite la première fois dans la régulation des systèmes par l'économiste allemand « *Heinrich Freiherr von Stackelberg* ». Ces méthodologies de contrôle sont connues également sous le nom de stratégies de *Stackelberg* qui sont appropriées pour des classes des problèmes de système où il y a de multiples critères, des décideurs multiples et de l'information décentralisée. Dans cette stratégie, les actions de contrôle de suiveur sont basées sur l'état et la commande du leader. Par ailleurs, le concept du leader-follower est couramment employé dans la commande des systèmes multi-robots.

Dans les approches leader-follower, chaque agent robotique est positionné dans la formation par sa géométrie relative par rapport à ses voisins prédéfinis. Chaque robot suit un leader prédéfini en respectant une certaine relation géométrique. En utilisant la relation leader-follower, une forme géométrique de n robots peut être obtenue. En général on a un seul robot leader dans la formation. Le leader ne suit aucun robot dans la formation, mais il suit une trajectoire prédéfinie.

On distingue deux types de contrôleurs pour le maintien d'une formation de plusieurs véhicules :

- Le premier est de type L - ϕ
- Le second est de type L - L

1.5 INTELLIGENCE EN ESSAIM

Les chercheurs ont pu transformer des modèles du comportement collectif des insectes sociaux en méthodes utiles pour résoudre des problèmes d'optimisation.

L'intelligence en essaim est un nouveau domaine de recherche qui a vu le jour dans les dernières décennies et dont l'objectif est de transformer la connaissance que les éthologues ont des capacités collectives que les insectes sociaux exhibent pour venir à bout de leurs problèmes en techniques artificielles permettant de trouver des solutions à des problèmes humains [6]. Le terme « essaim » fait référence à un grand groupe d'individus qui interagissent localement avec des objectifs communs. Il est utilisé pour décrire tous les types de comportements collectifs. L'intelligence en essaim est l'intelligence collective qui émerge à partir des interactions entre des groupes d'individus autonomes de grandes tailles

[7]. La nature nous montre des exemples typiques, comme celles rencontrés dans les espèces d'insectes sociaux. En effet, des colonies de fourmis, des guêpes, des abeilles et d'autres types d'insectes vivant en société ont l'intuition d'avoir des comportements complexes sans l'intervention d'un superviseur et sans aucun contrôle central dictant la manière de réalisation de tels comportements. Les animaux exécutent des comportements simples pour permettre l'émergence de comportements complexes qui sont essentiels à l'exploration de nouveau territoire, la recherche de nourriture, la chasse, la construction des nids et la survie [8].

La robotique collective est synonyme de l'existence d'un groupe de robots. Elle stipule non seulement la mise-en-place d'un contrôle individuel pour chaque robot, mais impose aussi l'utilisation de stratégies de contrôle appropriées afin que l'assemblage de toutes ces entités robotiques engendre des configurations cohérentes et efficaces pour la réalisation des tâches désirées [9].

1.6 OPTIMISATION PAR ESSAIM DE PARTICULES

L'optimisation par essaim de particules repose sur un ensemble d'individus originellement disposés de façon aléatoire et homogène, que nous appellerons dès lors des particules, qui se déplacent dans l'espace de recherche et constituent chacune une solution potentielle. Chaque particule dispose d'une mémoire concernant sa meilleure solution visitée ainsi que la capacité de communiquer avec les particules constituant son entourage. A partir de ces informations, la particule va suivre une tendance faite, d'une part, de sa volonté à retourner vers sa solution optimale, et d'autre part, de son mimétisme par rapport aux solutions trouvées dans son voisinage. A partir des optimums locaux et empiriques, l'ensemble des particules va converger vers la solution optimale globale du problème traité [10].

1.7 CONCLUSION

Ce chapitre nous a permis en premier lieu d'introduire le domaine de la robotique en groupe et ses applications. Étant donné que l'objectif de notre travail est de contrôler un groupe de robots mobiles naviguant en formation dans un environnement peu connu, nous avons cité quelques approches principales de commande de formations de robots mobiles à savoir, l'approche comportementale, et l'approche leader-follower, puis nous avons introduit la notion d'intelligence en essaim qui sera la base de l'algorithme d'optimisation.

Chapitre 2 :

Champ de potentiel et commande de formation

2 CHAMP DE POTENTIEL ET COMMANDE DE FORMATION

INTRODUCTION

Dans ce chapitre nous allons nous intéresser à la commande d'une formation de robots mobiles en utilisant les champs de potentiels artificiels. Dans un premier temps, nous allons nous consacrer à la présentation de la théorie des champs de potentiel. Par la suite nous allons appliquer la méthode du champ de potentiel dans la commande de formation en utilisant une configuration géométrique virtuelle.

A la fin du chapitre nous allons présenter l'inconvénient majeur dans l'approche des champs de potentiel qui est les minima locaux.

2.1 APPROCHE CHAMPS DE POTENTIEL

Quand on pense au champ de potentiel, la première idée qui vient à l'esprit est une particule chargée se déplaçant dans un champ magnétique ou bien une balle qui se dirige vers le bas d'une colline. L'idée de base est le comportement montré par la particule ou la balle qui dépend de la forme du champ ou de la colline. À la différence des collines où la topologie est spécifiée par des conditions environnementales extérieures, la topologie des champs de potentiel qu'un robot peut observer est déterminée par le concepteur. Plus particulièrement, le concepteur [11] :

- Crée plusieurs comportements, chaque comportement est assigné à une tâche particulière ou fonction.
- Il représente chacun de ces comportements par un champ de potentiel.
- Il combine tous ces comportements pour produire le mouvement des robots en combinant les champs de potentiel.

Nous allons traiter deux comportements très simples à savoir :

- Aller vers un but « SeekGoal » (potentiel attractif).
- Evitement des obstacles (potentiel répulsif).

La **Figure 2-1** illustre le résultat des deux comportements dans un environnement.

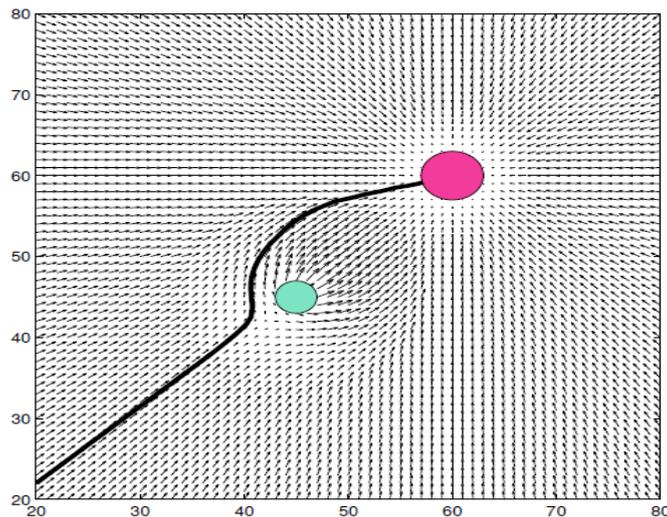


Figure 2-1 : Approche champs de potentiel avec deux comportements (attractif et répulsif)

2.1.1 DEFINITION

La méthode de champs de potentiel consiste à remplir l'espace de travail du robot avec des champs de potentiels artificiels, dans lequel le robot est attiré vers la position but (potentiel attractif) et repoussé par les obstacles (potentiel répulsif). La combinaison de la force attractive vers la position but et la force répulsive des obstacles assure des trajectoires sécurisées vers le point but.

2.1.2 PLANIFICATION DE TRAJECTOIRE PAR LA METHODE DES CHAMPS POTENTIELS

Dans la planification de trajectoire, le robot est considéré dans l'espace de configuration C comme une particule soumise à un champ potentiel artificiel $U(\mathbf{q})$, avec \mathbf{q} est l'état du robot (typiquement, pour un robot mobile $\mathbf{q} = (\mathbf{x} ; \mathbf{y})$). À chaque itération, la force artificielle $\mathbf{F}(\mathbf{q}) = -\Delta U(\mathbf{q})$ induite par le champ potentiel indiquera alors la direction la plus prometteuse.

$$\mathbf{F}(\mathbf{q}) = -\Delta U(\mathbf{q}) = \left(\frac{\partial U}{\partial x}, \frac{\partial U}{\partial y} \right)^T \quad (2.1)$$

2.1.3 POTENTIEL ATTRACTIF

La méthode de champs des potentiels est basée principalement sur la génération d'un vecteur d'action qui correspond à la vitesse et l'orientation du robot mobile.

Le comportement attractif agit sur le robot d'une manière à l'amener au but désiré en chaque point de l'espace le gradient du champ est dirigé vers le but.

La fonction choisie pour le potentiel attractif U_a doit vérifier les conditions suivantes [4]:

- Elle doit être positive ou nulle.
- Elle atteint son minimum lorsque le robot est à la position du but.

$$U_a = \frac{1}{2} k \rho^2(X, X_g) \quad (2.2)$$

Avec :

- k est un facteur positive qui détermine la pente du potentiel attractif.
- X est la position du robot.
- X_g est la position du but.
- $\rho(X, X_g) = \|X_g - X\|$ est la distance entre le robot et le but.

Le potentiel attractif artificiel donné par l'équation précédente est représenté par la **Figure 2-2**.

La force générée par ce champ de potentiel est donnée par l'équation (2.3) :

$$F_a = -\Delta U_a = -k\rho(X, X_g) \quad (2.3)$$

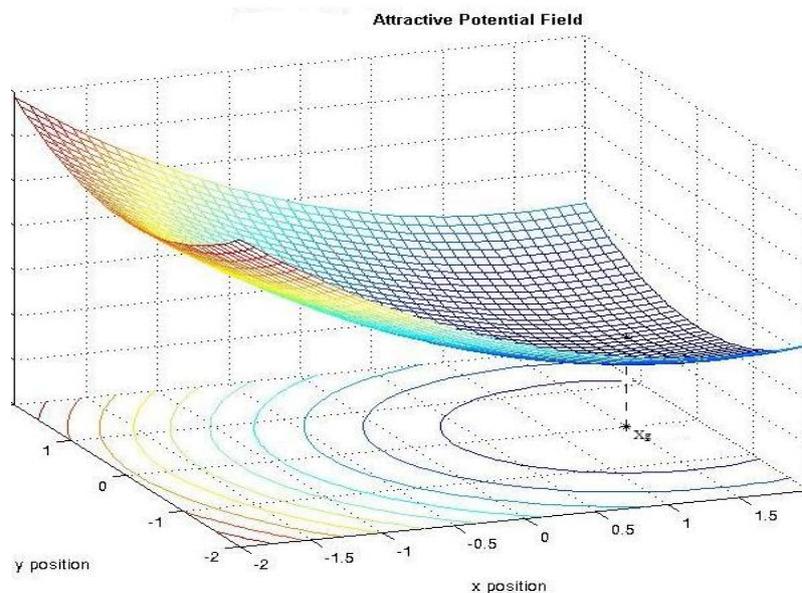


Figure 2-2: Représentation 3D du potentiel attractif

2.1.4 POTENTIEL REPULSIF

Le potentiel répulsif permet d'éloigner le robot mobile de l'obstacle. La valeur du potentiel est maximale lorsque le robot mobile est proche de l'obstacle et elle diminue lorsque le robot mobile s'éloigne de ce dernier (**Figure 2-3**). De plus, on ne veut pas que ce potentiel affecte le mouvement du robot mobile lorsque celui-ci est suffisamment loin des obstacles.

Le champ de potentiel artificiel qui agit sur le robot quand il est près de l'obstacle est donné par l'équation suivante :

$$U_r = \begin{cases} \frac{1}{2}\mu \left(\frac{1}{\rho(X, X_o)} - \frac{1}{\rho_0} \right) & \text{si } \rho(X, X_o) < \rho_0 \\ 0 & \text{si } \rho(X, X_o) > \rho_0 \end{cases} \quad (2.4)$$

Avec :

- μ est un facteur positive qui détermine la pente du potentiel répulsif.
- \mathbf{X} est la position du robot.
- \mathbf{X}_o est la position de l'obstacle.
- $\rho(X, X_o) = \|\mathbf{X}_o - \mathbf{X}\|$ est la distance entre le robot et l'obstacle.
- ρ_0 est la distance critique entre le robot et l'obstacle.

La force générée par ce champ de potentiel est donnée par l'équation (2.5) :

$$\mathbf{F}_r = -\Delta U_r = \begin{cases} \mu \left(\frac{1}{\rho(X, X_o)} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\rho^2(X, X_o)} & \text{si } \rho(X, X_o) < \rho_0 \\ 0 & \text{si } \rho(X, X_o) > \rho_0 \end{cases} \quad (2.5)$$

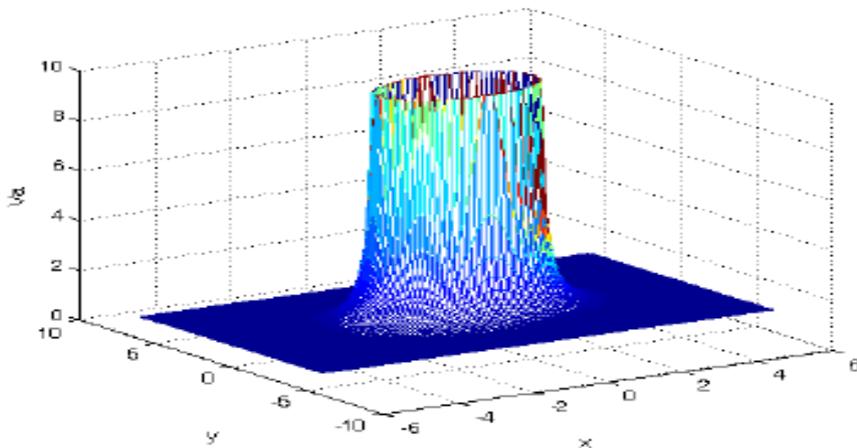


Figure 2-3: Représentation 3D du potentiel répulsif

2.1.5 COMBINAISON DES DEUX COMPORTEMENTS ATTRACTIF ET REPULSIF

Le robot mobile a deux missions à accomplir : aller vers un but « SeekGoal » (potentiel attractif) et l'évitement des obstacles (potentiel répulsif) cela est atteint avec la combinaison de potentiel attractif et répulsif donc à chaque instant, la force résultante agissant sur le robot est la somme de la force attractive et la force répulsive (Erreur ! source du renvoi introuvable.).

Donc le champ de potentiel dans l'environnement de la navigation est la somme du champ attractif et du champs répulsif avec :

$$U_{total} = U_a + U_r$$

Où la force résultante est :

$$\vec{F}_{totale} = \vec{F}_{attractive} + \vec{F}_{repulsive}$$

La planification du mouvement se déroule d'une façon itérative. À chaque itération, la force résultante dans la position courante indique la direction la plus engageante du déplacement et la génération du mouvement aura lieu le long de cette direction.

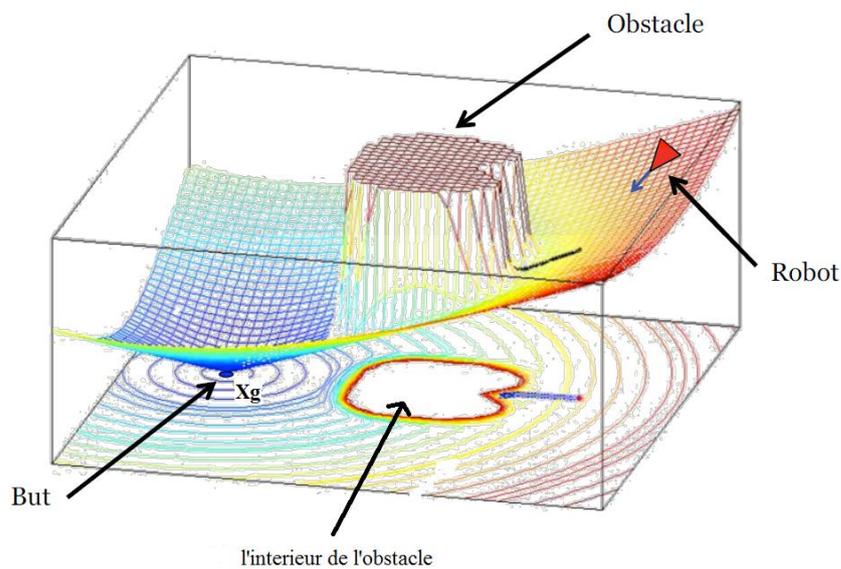


Figure 2-4: Combinaison d'un champ attractif et un champ répulsif

2.1.6 GENERATION DE LA FORMATION

L'objectif est de diriger le robot mobile vers une position désirée en évitant les obstacles. Dans l'environnement de navigation du robot trois types d'obstacle sont rencontrés : un environnement connu et statique, un environnement inconnu et statique et finalement un environnement connu et dynamique. Or que dans le cas d'une formation de robot chacun des robots est dans une zone de travail dynamique avec les autres robots mobiles c'est pour cela notre environnement est inconnu et dynamique. La construction du modèle géométrique de la formation passe par trois étapes :

- a. Définition du modèle géométrique : V inversé, ligne, colonne ou diamant.
- b. Planification de trajectoire pour chaque robot.
- c. Contrôle de la formation.

2.1.7 APPLICATION DE LA METHODE DE CHAMPS DE POTENTIELS POUR LA COMMANDE D'UNE FORMATION

Nous allons introduire la méthode des champs de potentiel dans la commande d'une formation pour créer des forces attractives entre chaque robot et sa position désirée dans la formation et des forces répulsives entre les robots d'une part et entre les robots et l'environnement d'autre part. La formation est modélisée par un système masse-ressort, où on crée entre les robots des forces d'attraction si l'un sort de la formation et des forces de répulsion si un robot approche d'un autre. Mais pour plus de souplesse et pour minimiser les calculs : nous utilisons un modèle de groupement en créant seulement des forces attractives entre les robots et leurs positions désirées dans la formation. La fonction de répulsion est assurée par la fonction anticollision puisque chaque robot considère son voisin comme un obstacle.

2.2 MINIMUMS LOCAUX

Bien que simple et élégante, la méthode des champs de potentiel possède des inconvénients mis en évidence par Koren et Borenstein [12]. D'une part, cette approche est sujette à des minima locaux, par conséquent, la convergence vers le but n'est pas assurée. Les trois situations où on a un minimum local sont :

- Lorsque le robot, l'obstacle et le but sont situés sur la même ligne et que l'obstacle est au milieu entre le robot la cible comme [13](**Figure 2-5**).

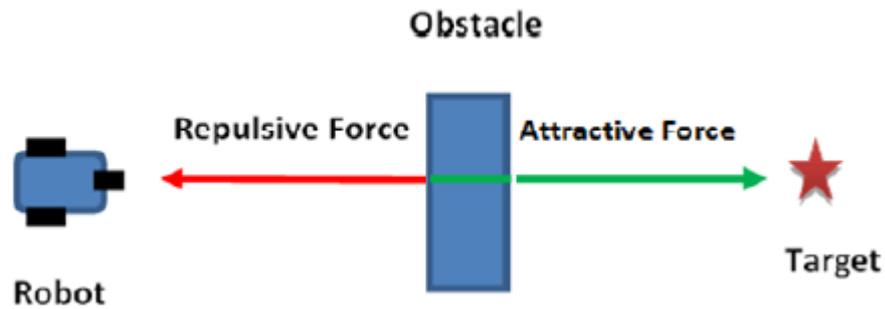


Figure 2-5: Robot, obstacle et but sur la même ligne

- Lorsque le but est dans la zone de l'obstacle de telle sorte que la force répulsive de l'obstacle éloigne le robot mobile du but. Ce problème est connu sous le nom "Goals non-reachable with obstacle nearby" [14] (Figure 2-6).

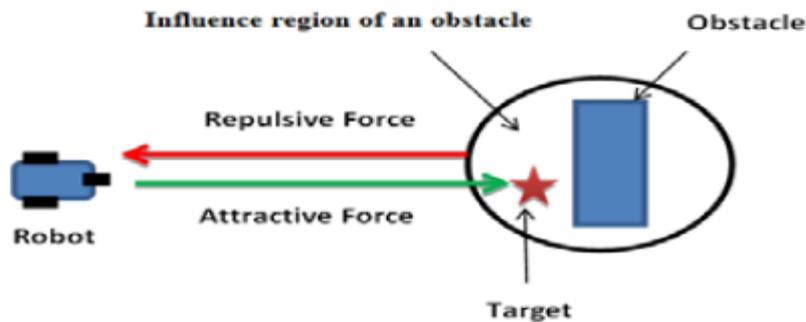


Figure 2-6: Goals non-reachable with obstacle nearby

- Lorsque le robot mobile rencontre un environnement complexe, cet environnement peut contenir un obstacle en forme complexe, par exemple un obstacle non convexe (en forme de U), le robot mobile sous l'effet du champ de potentiel artificiel ne

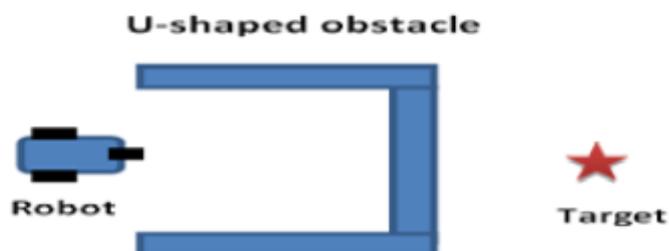


Figure 2-7: Obstacle en forme de U

peut pas éviter l'obstacle et atteindre le but [12](**Figure 2-7**).

L'objectif est d'aller vers un but c'est-à-dire $X = X_g$ cela donne le résultat suivant :

$$U_a(X_g) = 0 \quad (2.6)$$

En s'éloignant de l'obstacle c'est-à-dire $\rho(X, X_o) > \rho_0$ cela donne le résultat suivant :

$$U_r(X) = 0 \quad (2.7)$$

L'objectif de chaque robot est atteint en satisfaisant les deux équations précédentes c'est-à-dire :

$$U_{total} = 0$$

Qui est le minimum de la fonction de champs de potentiel total dans l'environnement, afin d'éviter le problème des minima locaux due au trois situations précédentes nous faisons appel à l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (Particle Swarm Optimization PSO) (**Figure 2-8**).

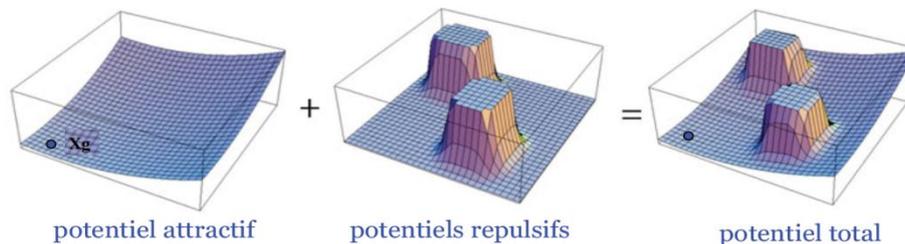


Figure 2-8: Potentiel total

2.3 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté les travaux concernant l'application de l'approches des champs de potentiel pour la commande d'une formation de robots mobiles, cette dernière permis de réaliser un ensemble de tâches. Les robots essaient de rattraper une formation virtuelle, tout en gardant la configuration géométrique désirée.

Nous remarquons aussi que l'utilisation de cette approche peut engendrer des problèmes de minimums locaux.

Le prochain chapitre est consacré à la présentation de l'algorithme d'optimisation « PSO » afin d'éliminer le problème des minimums locaux.

Chapitre 3 :

Optimisation par essaim de particules

3 OPTIMISATION PAR ESSAIM DE PARTICULES

3.1 INTRODUCTION

L'optimisation par essaim de particules "Particle Swarm Optimization" (PSO) est une méta-heuristique d'optimisation, inventée par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995.

Cette méthode d'optimisation se base sur la collaboration des individus entre eux. Elle est d'ailleurs une méthode récente parmi les algorithmes évolutionnaires, qui s'appuient sur le concept d'auto-organisation. Cette idée veut qu'un groupe d'individus peu intelligents peut posséder une organisation globale complexe.

Les échanges d'information entre eux globalement, ils arrivent néanmoins à résoudre des problèmes difficiles, comme c'est le cas, par exemple, chez les abeilles vivant en essaim (exploitation de sources de nourriture, construction de rayons, etc...).

Ainsi, grâce à des règles de déplacement très simples (dans l'espace des solutions), les particules peuvent converger progressivement vers un minimum global. Cette métaheuristique semble cependant mieux fonctionner pour des espaces en variables continues.

Donc l'optimisation par essaim de particules, dans sa version historique, est une méthode itérative collective, anarchique au sens originel du terme, mettant l'accent sur la coopération, partiellement aléatoire et sans sélection. L'objet de ce chapitre est de détailler ces caractéristiques et de les formaliser pour obtenir un modèle exploitable, particulièrement efficace pour les problèmes fortement non linéaires.

3.2 ORIGINES

Initialement, ses deux concepteurs, Russel Eberhart et James Kennedy, cherchaient à modéliser des interactions sociales entre des « agents » devant atteindre un objectif donné dans un espace de recherche commun, chaque agent ayant une certaine capacité de mémorisation et de traitement de l'information. La règle de base était qu'il ne devait y avoir aucun chef d'orchestre, ni même aucune connaissance par les agents de l'ensemble des informations, seulement des connaissances locales.

Dès les premières simulations, le comportement collectif de ces agents évoquait celui d'un essaim d'êtres vivants convergeant parfois en plusieurs sous-essaims vers des

sites intéressants. Ce comportement se retrouve dans bien d'autres modèles, explicitement inspirés des systèmes naturels [15]. Ici, la métaphore la plus pertinente est probablement celle de l'essaim d'abeilles, particulièrement du fait qu'une abeille ayant trouvé un site prometteur sait en informer certaines de ses consœurs et que celles-ci vont tenir compte de cette information pour leur prochain déplacement. Finalement, le modèle s'est révélé être trop simple pour vraiment simuler un comportement social, mais par contre très efficace en tant qu'outil d'optimisation.

Comme nous allons le voir, le fonctionnement de l'OEP fait qu'elle peut être rangée dans les méthodes itératives (on approche peu à peu de la solution) et stochastiques (on fait appel au hasard). Sous ce terme un peu technique, on retrouve un comportement qui est aussi vieux que la vie elle-même : améliorer sa situation en se déplaçant partiellement au hasard et partiellement selon des règles prédéfinies.

3.3 FORMALISATION

L'optimisation par essaim de particules repose sur un ensemble d'individus originellement disposés de façon aléatoire et homogène, que nous appellerons dès lors des particules, qui se déplacent dans l'hyper-espace de recherche et constituent, chacune, une solution potentielle.

Chaque particule dispose d'une mémoire concernant sa meilleure solution visitée ainsi que la capacité de communiquer avec les particules constituant son entourage. À partir de ces informations, la particule va suivre une tendance faite, d'une part, de sa volonté à retourner vers sa solution optimale, et d'autre part, de son mimétisme par rapport aux solutions trouvées dans son voisinage.

À partir d'optimums locaux et empiriques, l'ensemble des particules va, normalement, converger vers la solution optimale globale du problème traité [16].

3.3.1 NOMBRES DE PARTICULES

La quantité de particules allouées à la résolution du problème dépend essentiellement de deux paramètres :

La taille de l'espace de recherche et le rapport entre les capacités de calcul de la machine et le temps maximum de recherche. Il n'y a pas de règle pour déterminer ce paramètre, faire de nombreux essais permet de se doter de l'expérience nécessaire à l'appréhension de ce paramètre [16].

Ce qui compte plutôt c'est le nombre de fois où la fonction fitness doit être évaluée car dans la plupart des problèmes réels, cette évaluation nécessite un temps non négligeable, et évidemment, pour une itération, ce nombre d'évaluation est égal au nombre de particules. Donc si nous voulons réduire le nombre total d'évaluations nécessaires pour trouver une solution, nous sommes au contraire tentés de diminuer la taille de l'essaim. Mais un essaim trop petit risque de mettre très longtemps pour trouver une solution ou même ne pas la trouver du tout.

3.3.2 INITIALISATION DE L'ESSAIM

En pratique, il n'est pas souhaitable que trop de particules tendent à sortir de l'espace de recherche dès le premier pas du temps, ni d'ailleurs plus tard. Pour les premières formulations nous contentons de tirer au hasard les valeurs des composantes de chaque vitesse, selon une distribution uniforme.

3.3.3 EQUATION DE MOUVEMENT

On considère un ensemble de n particules et une fonction f que l'on cherche à minimiser sur un espace de recherche S . Pour chaque particule, on définit à l'instant t , $x_i(t)$ sa position dans l'espace de recherche S , $v_i(t)$ sa vitesse et $p_i(t)$ sa meilleure position connue depuis le démarrage de la recherche. Le voisinage $V_i(t)$ d'une particule i , de taille V , correspond à l'ensemble des V particules les plus proches dans l'espace de recherche, suivant une distance le plus souvent euclidienne, notée $d_i(t)$. $p_g(t)$ correspond à la position de la meilleure particule selon f dans le voisinage $V_i(t)$ de la particule i au temps t . A chaque itération, les particules sont déplacées et leurs vitesses de déplacement sont mises à jour [17].

Les équations régissant cette étape pour la particule i au temps t sont :

$$\begin{aligned} v_i(t+1) &= \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i(t) - x_i(t)) + c_2 r_2 (p_g(t) - x_i(t)) \\ x_i(t+1) &= x_i(t) + v_i(t+1) \end{aligned} \quad (3.1)$$

Les coefficients $c_1 r_1$ et $c_2 r_2$ de l'équation (3.1) sont appelés coefficients de confiance, ils permettent de pondérer les tendances des particules à suivre leur instinct de conservation ou leur panurgisme. Les coefficients r_1 , r_2 sont des variables aléatoires évaluées à chaque itération suivant une loi uniforme sur le domaine $[0, 1]$ et c_1 , c_2 sont des constantes définies par la relation $c_1 + c_2 \leq 4$.

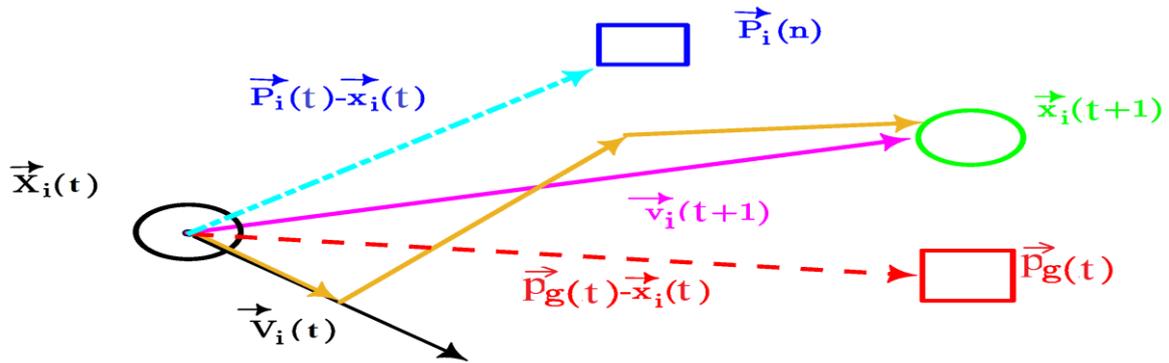


Figure 3-1: Schéma de principe de l'algorithme PSO

Les particules changent d'état selon les trois principes suivants :

- Garder son inertie
- Changer d'état en fonction de sa position la plus optimiste
- Changer d'état selon la position la plus optimiste du groupe.

La position de chaque particule est affectée à la fois par la position la plus optimiste lors de son mouvement (expérience individuelle) et la position de la particule la plus optimiste dans ses environs (expérience globale).

3.3.4 CONFINEMENT D'INTERVALLE

Lors de l'évolution de l'essaim, il peut arriver qu'une particule sorte de l'espace de recherche initialement défini. C'est sans importance si la valeur de sa position est encore calculable, mais il suffit par exemple, d'avoir à évaluer la racine d'un nombre négatif ou une division par zéro pour que cela pose problème. Plus généralement, on souhaite souvent rester dans un espace de recherche fini donné. Par conséquent, on ajoute un mécanisme pour éviter qu'une particule ne sorte de cet espace. Le plus fréquent est le confinement d'intervalle. Supposons, par simplicité, que l'espace de recherche soit $[x_{\min}, x_{\max}]^D$ avec D c'est la dimension de l'espace de recherche.

Alors ce mécanisme stipule que si une coordonnée $x_i(t + 1)$, calculée selon les équations de mouvement, sort de l'intervalle $[x_{\min}, x_{\max}]$, on lui attribue en fait la valeur du point frontière le plus proche. En pratique, cela revient donc à remplacer la deuxième ligne des équations de mouvement :

$$x_i(t + 1) = \min(\max(x_i(t) + v_i(t + 1)))$$

3.4 STRUCTURE DE L'ALGORITHME

L'OEP est un algorithme à population. Il commence par une initialisation aléatoire de l'essaim dans l'espace de recherche. A chaque itération de l'algorithme, chaque particule est déplacée suivant les équations de mouvement données précédemment une fois le déplacement effectué, les nouvelles positions sont évaluées. Les p_i ainsi que p_g sont alors mis à jour. Cette procédure est résumée par l'Algorithme suivant :

N : est le nombre de particules de l'essaim.

F : étant la fonction de performance (fitness).

$pbest_i$: la valeur de fitness de la meilleure solution de chaque particule.

$gbest$: la valeur de fitness de la meilleure solution connu du voisinage.

p_i : la position de la meilleure solution de chaque particule.

p_g : la position de la meilleure solution connue du voisinage.

Le critère d'arrêt peut être différent suivant le problème posé. Si l'optimum global est connu a priori, on peut définir une « erreur acceptable » ϵ comme critère d'arrêt. Sinon, il est commun de fixer un nombre maximum d'évaluations de la fonction objectif ou un nombre maximum d'itérations comme critère d'arrêt. Cependant, au regard du problème posé et des exigences de l'utilisateur, d'autres critères d'arrêt peuvent être utilisés.

❖ Algorithme d'optimisation par essaim de particules

Initialisation aléatoire des positions et des vitesses de chaque particule

Pour $i = 1 : N$ Faire

Calculer la valeur de $F(i)$

Si $(F(i) < pbest_i)$ Alors

$pbest_i \leftarrow F(i)$

$p_i \leftarrow x_i$

FIN Si

Si $(F(i) < gbest_i)$ Alors

$gbest_i \leftarrow F(i)$

$p_g \leftarrow x_i$

FIN Si

$v_i \leftarrow \omega v_i + c_1 r_1 (p_i - x_i) + c_2 r_2 (p_g - x_i)$

$x_i \leftarrow x_i + v_i$

FIN Pour , Jusqu'à la convergence

Le logigramme suivant explique le processus de l'algorithme :

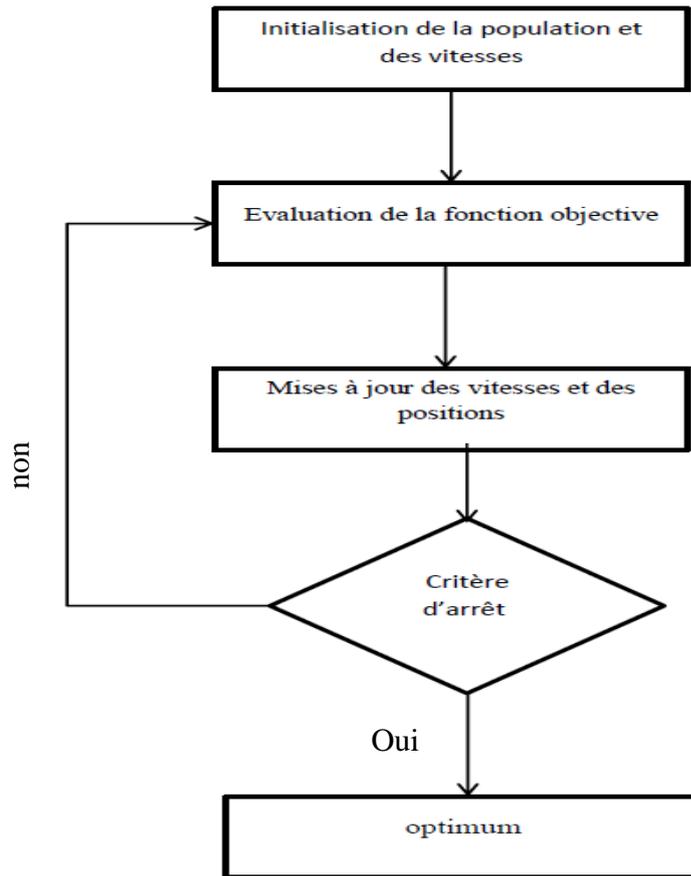


Figure 3-2: logigramme PSO

3.4.1 APPLICATION DE L'ALGORITHME D'OPTIMISATION PAR ESSAIM DE PARTICULES

Comme nous avons cité dans le chapitre précédent que l'objectif est de minimiser la fonction de champs de potentiel totale afin de réaliser les tâches demandées dans l'environnement tout en évitant les minima locaux.

Notre fonction objective est U_{total} (Fitness) est optimisée par l'algorithme d'optimisation par essaim de particules présenté dans la section précédente, les positions des robots mobiles seront générées dans le but de maintien d'une formation donnée.

La figure suivante montre le résultat d'application de l'optimisation par essaim de particules, où l'objectif est de fait converger trois robots vers une formation triangle.

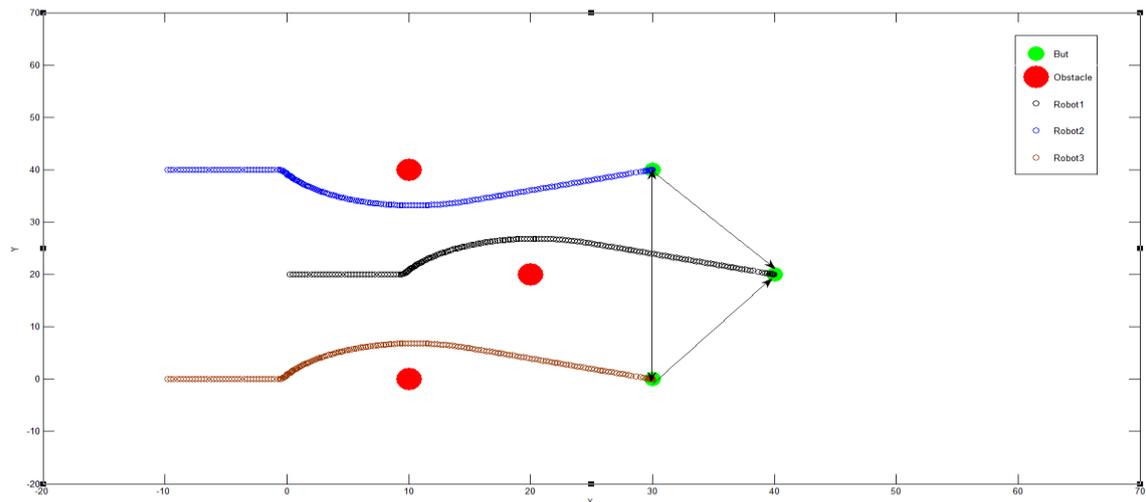


Figure 3-3: Application de PSO

3.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons consacré un intérêt particulier à la méthode d'optimisation par essaim de particules. Cette nouvelle méthode, inspirée des déplacements d'animaux en essaims, a rencontré un vif succès depuis sa découverte. Sa relative simplicité et son efficacité en font un des algorithmes les plus utilisés de nos jours. D'abord nous avons commencé par citer son principe ainsi que son origine et nous avons donné sa formulation, puis on a appliqué cette formulation sur la fonction de fitness qui est le potentiel total dans l'environnement pour synthétiser les positions optimales de chaque robot mobile pour le maintien d'une formation donnée.

Conclusion générale

CONCLUSION GENERALE

Le travail réalisé concerne la commande des systèmes multi-robots mobiles. L'intérêt est porté plus particulièrement sur la coopération des entités robotiques autonomes dans le but de réaliser des tâches spécifiques, Il consiste en premier lieu, à faire l'étude et la commande d'une formation de robots mobiles avec les approches développées dans la littérature pour les systèmes multi-robots, puis faire coopérer leurs actions pour aboutir à un but ou un objectif global du groupe.

Un système multi-robots évoque un certain nombre de problèmes qui n'apparaissent pas dans le cas mono-robot. En effet, la commande de formation de robots mobiles constitue une matière intéressante à l'étude. Le problème de commande est décomposé en trois sous-problèmes :

- La distribution des robots dans leurs positions désirées à l'intérieur de la formation : ils sont obligés d'assurer une configuration géométrique désirée.
- Le suivi de trajectoire : les robots doivent maintenir la formation lorsqu'ils sont en mouvement.
- Évitement de collision entre eux et avec les obstacles.

Dans le premier chapitre nous avons présenté une introduction des systèmes multi-robots et la commande d'une formation de robots mobiles où le mot formation veut dire que le groupe de véhicules se déplace d'une manière ordonnée selon une configuration géométrique prédéfinie, ensuite nous avons cité les architectures et les approches de commande à savoir l'approche comportementales, l'approche leader-follower et l'approche structure virtuelle.

Le deuxième chapitre est scindé en deux parties : la première partie a été consacrée à la présentation des deux travaux qui concernent la commande coopérative appliquée pour la formation à base de l'approche des champs de potentiel. Dans la deuxième partie nous avons montré que cette approche est sujette à des minima locaux, par conséquent, la convergence vers le but n'est pas assurée.

Dans le troisième chapitre pour remédier aux problèmes des minimums locaux, nous avons utilisé l'optimisation par essaim de particule, cette méthode a été inspirée des déplacements d'animaux en essaim. Sa relative simplicité et son efficacité en font un des algorithmes les plus utilisés de nos jours.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] R.A.Brooks, «A robust layered controlsystem for mobile robot,» *IEEE Journal of Robotics and Automation* , vol. 2, pp. 14-23, 1985.
- [2] G.Dudek, «A taxonomy for multi-agent robotics,» *Autonomous Robots* 3, pp. 375-397, 1996.
- [3] G.HATTENBERGER, «Vol en formation sans formation contrôle et planification pour le vol en formation des avions sans pilote,» chez *Thèse de doctorat*, France, Université de Toulouse III-Paul Sabatier, 2008.
- [4] A.BAZOULA, «Aide à la Navigation et La Coopération de Robots Mobiles Autonomes,» chez *Thèse de doctorat*, Ecole Militaire Polytechnique, 2011.
- [5] Jacobsen, «A generic architecture for hybrid intelligent systems,» *IEEE World Congress on Computational Intelligence* , pp. 709-714, 1998.
- [6] B. E, D. M et T. G, «Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems,» New York , Oxford University Press, 1999.
- [7] J. C. Barca et Y. A. Sekercioglu, «Swarm robotics reviewed,» *Robotica*, vol. FirstView, pp. 1-15, 2012.
- [8] V. Kumar, D. Rus et G- S. Sukhatme, «Networked robots,» *Springer Handbook of Robotics*, pp. 943-958, 2008.
- [9] M. Zagane, «une architecture décisionnelle de contrôle pour un groupe de robots mobiles,» chez *mémoire en vue de l'obtention de magister en informatique*, Ecole nationale supérieure d'informatique, 2010.
- [10] A. E. Dor, « Perfectionnement des algorithmes d'optimisation par essaim particulière applications en segmentation d'images et en électronique,» *thèse de doctorat en informatique Université Paris-Est*, 2012.
- [11] M.A.GOODRICH, «Potential Fields Tutorial,» 2002.
- [12] Y. K. & J. Borenstein, «Potential field methods and their Inherent Limitations for Mobile Robot Navigation,» 1991.
- [13] M. R. a. Y. C. S. Weijun, «A Study on Soccer Robot Path Planning with Fuzzy Artificial Potential Field,» *Proceedings of the 2010 International Conference on Computing, Control and Industrial Engineering (CCIE)*, vol. 1, pp. 386-390, 2010.
- [14] A. H. M. HAMANI, « Mobile Robot Navigation in Unknown Environment Using

Improved APF Method,» *the 12th international Arab Conference on in-formation Technology ACIT*, pp. 10-13, 2012 Dec. .

[15] M. C. e. P. Siarry, «Une nouvelle métaheuristique pour l'optimisation difficile : la méthode des essais particuliers,» *France Télécom R&D, Université Paris 12*, vol. 3, 2004.

[16] G. Calas, «Optimisation par essaim de particules,» *SCIA, EPITA france*, 2009.

[17] N. N. S.aupetit, «Apprentissage de modèles de markov caché par essaim de particules,» *laboratoire d'informatique de l'université François- rabelais*, .