

UNIVERSITE LIBRE DE BRUXELLES

Faculté des Sciences Appliquées

Département CODE - The Computer & Decision Engineering

Service IRIDIA - Institut de Recherches Interdisciplinaires et de Développements en Intelligence Artificielle

La prise de décision au sein d'un groupe de robots : Conception et développement d'une plateforme de travail libre et gratuite pour les robots E-PUCK à destination de la communauté académique, et étude d'un comportement collectif auto-organisé via une tâche d'agrégation en robotique en essaim.

Directeur de mémoire : M. Marco Dorigo

Co-Promoteurs : M. Mauro Birattari,
M. Alexandre Campo,
M. Shervin Nouyan

Mémoire présenté en vue de l'obtention du
grade d'Ingénieur Civil en Informatique

Olivier Dédriche
Année académique 2006–2007

Résumé

Ce mémoire de fin d'étude traitera, dans un premier temps, de la conception et du développement de la plateforme de recherche pour les robots E-PUCK, partant de la conception et de la mise en place de l'environnement contrôlé jusqu'à la communication entre les robots et les stations de travail Linux, en passant par le calibrage des capteurs infra-rouges de proximités et de lumière ambiante. Dans la seconde partie de ce travail, une étude consacrée à l'agrégation des robots sous des abris sera faite. Sur base d'expériences réalisées en biologie sur les animaux sociaux, et plus particulièrement sur les blattes, nous allons nous inspirer de ce comportement auto-organisé au sein d'un groupe de robots pour mettre en évidence une tâche collective. Ainsi, cette étude a pu être réalisée à l'aide de modèles théoriques provenant de la biologie. Ensuite, à l'aide du simulateur TWODEPUCK, nous avons analysé le comportement pour différents ensembles de paramètres. Et, finalement, nous terminerons par la comparaison des résultats des deux méthodes.

Table des matières

1	Introduction	3
1.1	L'intelligence artificielle	3
1.2	La robotique en essaim	3
2	Etat de l'art	5
2.1	Comportements collectifs	5
2.1.1	Auto-organisation	5
2.1.2	Concepts généraux	11
2.1.3	Divers	15
2.1.3.1	Tri collectif	15
2.1.3.2	Rapatriement d'objets	16
2.1.3.3	Evitement de trous	17
2.2	Comportement d'agrégation chez les blattes	17
3	Conception et développement de la plateforme de travail	20
3.1	Introduction	20
3.2	Description des robots E-PUCK	20
3.2.1	Description générale	20
3.2.2	Hardware	22
3.2.2.1	Composants de base	22
3.2.2.2	Composants ajoutés	23
3.2.2.3	Communication	24
3.2.2.4	Nouveaux périphériques	24
3.2.3	Software	24
3.2.3.1	Librairies officielles	24
3.2.3.2	Communication bluetooth	25
3.3	Description du dispositif expérimental	25
3.4	Simulateur TWODEEPUCK	31
3.5	Calibrage, paramétrage et validation du simulateur	32
3.5.1	Introduction	32
3.5.2	Calibrage des capteurs infra-rouges	33
3.5.2.1	Capteurs IR : perception d'un mur	33
3.5.2.2	Capteurs IR : perception d'un autre robot	37

3.5.2.3	Capteurs IR : perception d'un abri	43
3.5.3	Caméra	45
3.5.4	Moteurs	46
3.5.5	Vérification de la marche aléatoire	48
4	Etude du comportement d'agrégation pour un groupe de robots	53
4.1	Description de la tâche	53
4.2	Etude du comportement avec le modèle mathématique	54
4.2.1	Equations générales	54
4.2.2	Etude du comportement asymptotique et de sa stabilité	56
4.2.3	Etude de la probabilité des états	56
4.2.4	Etude du temps de convergence	57
4.2.5	Résultats	57
4.2.5.1	La taille de la population	57
4.2.5.2	Le rayon de l'un des deux abris	63
4.2.5.3	Le rapport $\frac{\theta}{\rho}$	66
4.3	Etude du comportement sur le simulateur	69
4.3.1	Détails de l'implémentation	69
4.3.2	Résultats	70
4.3.2.1	Deux abris identiques	70
4.3.2.2	Deux abris de tailles différentes	71
5	Discussion des résultats	73
5.1	Propriétés	73
5.2	Perspectives et innovations	74
6	Conclusions	76

Remerciements

Je tiens à remercier Monsieur le Professeur Marco Dorigo pour m'avoir permis de participer activement à cette merveilleuse expérience.

Je tiens tout particulièrement à remercier mes co-promoteurs, Monsieur le Docteur Mauro Birattari, Monsieur Alexandre Campo et Monsieur Shervin Nouyan pour leurs précieux conseils et leur enthousiasme qui ne les a jamais quitté. Je les remercie d'autant plus qu'ils ont réussi à transmettre leur passion et que ce fût une année pleine d'enrichissements.

Je remercie également les différents membres du groupe E-PUCK. Je ne peux qu'applaudir et féliciter notre entente, ce qui nous a permis d'obtenir des résultats tout en ayant une ambiance sérieuse et joviale.

Je remercie également toutes les personnes du service IRIDIA pour leur soutien, leur état d'esprit et tous les échanges d'idées que nous avons pu avoir au cours de cette fabuleuse année.

Pour finir, j'aimerais remercier mes proches, sans qui les moments pénibles n'auraient sûrement pas été si faciles à surmonter. Et, à toi, ma tendre moitié, je suis honoré de tout le soutien que tu as pu m'apporter durant cette année et ravi que tu aies réussi à me supporter tout au long de ces années.

Et, les derniers des derniers, ceux sans qui ce mémoire n'aurait jamais vu le jour, je vous remercie pour tous les sacrifices sans lesquels je n'aurais pas pu devenir qui je suis aujourd'hui. A vous, je vous remercie du fond du coeur.

Chapitre 1

Introduction

1.1 L'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle, domaine en pleine expansion, est définie d'une multitude de manières différentes. Marvin Lee Minsky, un de ses créateurs, la définit comme "la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique". Une question que nous pouvons dès lors nous poser est la suivante : que se passera-t-il lorsque ces programmes présenteront de meilleures performances que celles réalisées par les humains ? Citons par exemple les jeux d'échecs où les programmes informatiques n'ont presque plus aucune difficulté à vaincre la plupart des humains.

L'évolution dans ce domaine se produit à une vitesse fulgurante. L'intelligence artificielle est de plus en plus présente au quotidien, sans que nous nous en rendions spécialement compte. Que ce soit au niveau de l'aide à la décision, des robots humanoïdes de plus en plus perfectionnés ou encore des jeux où "l'ordinateur" est de plus en plus difficile à vaincre. Citons également les voitures contrôlées par des réseaux de neurones et qui roulent "seules". Un domaine très intéressant, que nous allons présenter dans la section suivante, est la *swarm robotics* ou robotique en essaim. Dans ce domaine, ce n'est pas vraiment l'intelligence artificielle qui est mise en avant mais plutôt l'intelligence distribuée. Ce terme représente le fait qu'un groupe d'individus utilise conjointement leurs capacités de raisonnement afin d'atteindre un objectif trop complexe pour qu'un individu ne puisse s'en sortir seul.

1.2 La robotique en essaim

La robotique en essaim est un domaine où des comportements bio-inspirés sont reproduits avec des robots. La nature est en effet pleine d'espèces animales organisées en société et capables d'effectuer des tâches d'une complexité impressionnante. Citons entre autres les

fourmis, les termites, les blattes, les araignées, les abeilles, les bancs de poissons, les oiseaux ou encore les humains. Les termites, pour ne reprendre qu'elles, peuvent par exemple construire des nids gigantesques. La liste des espèces et des tâches qui peuvent être accomplies est longue et il n'est pas intéressant d'être exhaustif. Ce qu'il faut par contre relevé est le fait que dans chacun de ces cas, un individu seul ne possède pas les capacités nécessaires à l'accomplissement de la tâche. De plus, il ne perçoit pas la structure dans sa totalité. Il ne visualise que son environnement local. Sans que les individus s'en aperçoivent, une décision collective émerge au niveau du groupe

Le but de la robotique en essaim est donc de s'inspirer de tels comportements afin de pouvoir les transposer sur des robots et parvenir à la réalisation, au niveau collectif, de tâches complexes. Les comportements développés dans ce domaine doivent répondre à certaines contraintes mais également présenter certaines propriétés. Ces dernières sont essentiellement la robustesse, l'extensibilité et l'adaptabilité. Les contraintes se retrouvent quant à elles dans le fait qu'il faut éviter tant que faire se peut la présence de leader au sein des individus, bien qu'un leader temporaire puisse être élu. Cette contrainte va de paire avec la notion de robustesse. Nous voulons en effet éviter d'être dépendant d'un individu en particulier car la perte de ce dernier pour une quelconque raison mettrait le reste du groupe dans l'impossibilité d'accomplir la tâche considérée. Une seconde contrainte réside dans le fait que les interactions entre individus mais également entre les individus et l'environnement doivent être locales. La notion de "local" n'est ici pas à prendre au sens spatial du terme. Le terme d'interactions partielles, limitées serait peut-être plus approprié.

En robotique en essaim, le parti est pris pour la décentralisation et le respect des contraintes sus-citées mais il est parfois impossible de ne pas passer outre, comme lorsque le flux d'informations générées par les individus est trop élevé pour pouvoir se passer d'une centralisation. Notons également que les propriétés à respecter sont à pondérer en fonction des paramètres. Il se peut en effet qu'un comportement soit très robuste face à la variation du nombre de robots mais qu'il ne le soit pas du tout en ce qui concerne la variation d'autres paramètres tels que l'éclairage (lorsqu'un comportement d'évitement d'obstacle est nécessaire à l'accomplissement d'une tâche par exemple).

Chapitre 2

Etat de l'art

2.1 Comportements collectifs

2.1.1 Auto-organisation

Comme l'explique D. Sumpter [5], le concept d'auto-organisation découle du fait qu'à partir de répétitions d'interactions simples entre individus et entre les individus et l'environnement, des comportements complexes au niveau du groupe peuvent émerger. Chaque individu, ne pouvant interagir qu'avec son environnement local, ne perçoit pas l'entièreté de la structure du groupe et ignore son rôle au sein de cette dernière. Les individus sont ensemble arrivés à former cette structure qui les dépasse totalement, malgré une connaissance limitée de l'environnement global. Bonabeau *et al.*, cité dans [10], par O. Holland et C. Melhuish, postule que "n'importe quelle structure émergeant d'une série de répétitions d'interactions conduit à l'auto-organisation de celle-ci" et il définit l'auto-organisation comme étant un mécanisme dynamique basé sur les interactions simples des composants du système. Les propriétés qui découlent de cette auto-organisation ne sont pas intrinsèques au système mais bien émergentes. Sans que l'on s'en rende spécialement compte, ce type de comportement est bien présent dans notre environnement. Comme présenté sur la Figure 2.1, nous le retrouvons en effet chez certaines espèces animales comme les oiseaux, les poissons, les fourmis, les araignées ou encore les blattes mais également chez les hommes ... Les exemples sont très nombreux et observables au quotidien.

L'étude des comportements collectifs, observés depuis plus de 50 ans chez les animaux, donne lieu au développement de modèles mathématiques ayant comme objectif de les expliquer. Nous pouvons d'ailleurs citer des noms comme Ashby (1947), Wiener (1948) ou encore von Bertalanffy (1968), personnes dont le but était de mettre en place un cadre qui permettrait d'approfondir l'étude de tels comportements. C'est par ce biais que sont apparus, et apparaissent encore, des outils permettant de reproduire et d'étudier le comportement collectif d'une population d'individus.

Depuis, la biologie a permis de mieux comprendre ces comportements et de développer



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

FIG. 2.1 – Exemples de comportements collectifs auto-organisés. (a) Toile d'araignée tissée par une colonie d'*Anelosimus*, araignées sociales. (b) Fourmis (*Leptogenys distinguenda*) suivant un chemin identique. (c) Fourmilière géante. (d) Applaudissements synchronisés, comme lors d'un concert. (e) Banc de poissons. (f) Agrégation de blattes (*Blattella germanica*) en un même lieu.

des méthodes d'analyse qui sont réutilisées pour la conception et l'étude de comportements collectifs de robots. Nous pouvons dans ce cadre citer Jean-Louis Deneubourg, Professeur à l'Université Libre de Bruxelles, qui s'occupe de développer des modèles mathématiques destinés à démontrer et étudier des phénomènes auto-organisés. Bien d'autres, comme Nicolis

et Prigogine (Prix Nobel de chimie en 1977), ont également étudié ces comportements pour d'autres sociétés d'animaux mais tous sont arrivés à l'observation qu'un groupe d'individus, dont le comportement au niveau individuel est régi par un ensemble de règles simples, peut produire un comportement collectif complexe. Mais ils se sont aussi et surtout accordés sur le fait que ces règles sont modélisables à l'aide des mathématiques, ce qui nous confère donc la possibilité d'effectuer des prédictions sur le comportement collectif des groupes d'animaux.

Si nous pouvons appliquer le même modèle mathématique pour des comportements collectifs complètement différents, nous pouvons aller plus loin que la simple analogie et dire qu'il existe des similarités entre ces comportements.

Un point intéressant à évoquer est le fait que malgré la diversité des situations dans lesquelles nous retrouvons des comportements collectifs, des similarités sont présentes. Considérons les cas des bancs de poissons, des oiseaux ou mêmes des humains. Même si les formes et la manière de se déplacer varient considérablement, les différents comportements collectifs qui en résultent ne sont produits qu'à partir de petites variations des règles suivies par les membres du groupe. Ainsi, des modèles basés sur les SPP (self-propelled particle) tentent de comprendre le comportement d'un groupe en analysant les interactions entre individus. Par exemple, les règles empiriques suivies sont la répulsion entre les individus, leur alignement et leur attraction. Ainsi, si les distances de répulsion et d'attraction sont fixées, le paramètre d'alignement permet de faire apparaître des formations chaotiques, circulaires ou alignées. En ce qui concerne les foules, les modèles de prédictions permettent d'avoir d'excellents résultats pour leur forme et leur dynamique.

Si nous ne devons choisir qu'une seule espèce animale afin d'aborder le thème des comportements collectifs, les fourmis seraient au premier rang. En effet, ces dernières sont certainement les insectes sociaux les plus cités. Et pour cause, elles parviennent collectivement à effectuer toute une série de tâches dont la complexité rendrait l'exécution par une fourmi seule impossible. Dès lors, elles sont capables de s'adapter à la richesse de l'environnement, de trouver le chemin le plus court ou de ramener de la nourriture au nid. Lequel d'entre nous n'a pas déjà vu les chaînes qu'elles peuvent former lorsqu'une source de nourriture a été trouvée ?

L'explication réside dans la présence de phéromones. Ainsi, la première fourmi qui découvre la proie retourne au nid en déposant ces phéromones tout au long du trajet de retour. Lorsque ses semblables viendront à rencontrer ces phéromones, elles suivront la trace pour finalement atteindre la nourriture. Elles rentreront à leur tour au nid en déposant ces mêmes phéromones sur le trajet. Ce mécanisme, purement basé sur de l'information connue localement, est utilisé par certaines espèces de fourmis afin de recruter les travailleuses. Comme illustré à la Figure 2.2, plus de fourmis seront en train de récolter de la nourriture, plus il y aura de phéromones qui seront déposées et plus d'autres fourmis viendront et participeront à cette boucle incessante, également appelée renforcement positif.

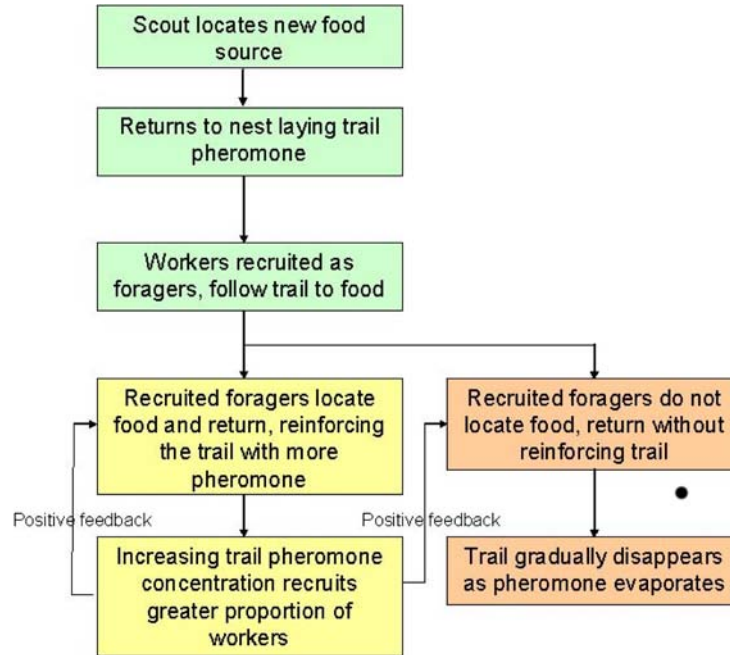


FIG. 2.2 – Mécanisme de renforcement positif par communication indirecte au sein des colonies de fourmis. Plus la concentration de phéromones est élevée, plus des ouvrières sont recrutées.

Des études comme celles de T. Labella *et al.* [17] ont montré qu’il était possible de transposer sur des robots le comportement individuel des fourmis et même d’atteindre un comportement collectif qui dépasse de loin celui des individus. Il a également été évoqué que la répartition du travail chez les fourmis reposait sur l’apprentissage des individus, devenant de la sorte de plus en plus spécialisés et adaptés pour un type de tâche particulière. Cependant, cette sélection s’est produite grâce à l’information locale que pouvaient trouver les fourmis, et non avec de la communication directe.

Nous nous sommes dernièrement attardés sur les fourmis mais nous pouvons également citer les sauterelles, insectes excités au contact d’autres congénères, ce qui mène à la migration collective. N’oublions pas non plus les blattes qui se reposent dans des endroits humides et sombres. Elles ont, de plus, tendance à se regrouper en des lieux où d’autres congénères sont présents ; menant ainsi à leur agrégation. Cette tendance est due à un besoin de contrôle du niveau d’humidité, appelé hygrométrie, et permet donc aux blattes d’éviter leur dessiccation. De plus, l’agrégation permet une circulation plus rapide des informations au sein du groupe. Pour les blattes *Blatella germanica*, le renforcement positif pour l’agrégation est représenté par la présence de congénères sur un site de repos : les blattes se reposeront plus longtemps en des lieux où se trouvent déjà d’autres blattes.

Sur base des constatations reprises ci-dessus, nous pouvons affirmer que quel que soit le

phénomène considéré, une tendance à s'éviter sans toutefois se retrouver complètement isolés est à chaque fois présente. A partir de ce jeu de règles simples, nous obtenons de l'agrégation et des mouvements dirigés indépendamment des détails relatifs aux espèces considérées.

Nous l'avons bien compris, les sociétés d'insectes sont souvent confrontées à différentes possibilités. Comme l'ont montré R. Jeanson *et al.* [11], les choix effectués sont cruciaux pour la survie de la population et, sans que chaque individu ne perçoive ces possibilités, la colonie elle-même est capable de prendre la bonne décision. Cette décision collective n'est que le simple produit d'interactions basiques entre les différents agents de la colonie.

Lorsque nous considérons les insectes tout particulièrement, nous remarquons que la plupart d'entre eux n'utilise pas nécessairement de communications directes. Autrement dit, les insectes peuvent, comme nous le montre l'étude réalisée par T. Labella *et al.* [17], continuer à s'auto-organiser par l'intermédiaire de communications indirectes. La stigmergie, principe décrit dans les paragraphes suivants, en est une. Ces comportements ont la grande qualité d'être robustes face à des situations imprévues.

La stigmergie est une méthode de communication indirecte via l'environnement. En nous basant sur la définition qu'en donnent O. Holland et C. Melhuish [10], l'environnement est ici considéré comme étant tout ce qui est extérieur à l'individu lui-même. Une définition plus complète est proposée par P.-P. Grassé, cité dans [10], par O. Holland et C. Melhuish : "La coordination des tâches, la régulation des constructions ne dépendent pas directement des ouvriers, mais des constructions elles-mêmes. L'ouvrier ne dirige pas son travail, il est guidé par lui. C'est à cette stimulation d'un type particulier que nous donnons le nom de *stigmergie* (stigma, piqûre ; ergon, travail, oeuvre = oeuvre stimulante)."

La stigmergie est un principe puissant, qui est à la racine des comportements collectifs chez les termites, les abeilles, ou encore les fourmis pour ne citer qu'elles. D'autre part, il est surprenant de remarquer que des systèmes, quoique simples, peuvent afficher des comportements beaucoup plus complexes et de types très différents, en exploitant l'influence et les variations de l'environnement. A partir d'un simple principe et de petites variations, nous pouvons observer des comportements collectifs très divers. En d'autres mots, la stigmergie est tout ce qui peut perturber, altérer ou modifier le comportement d'un individu selon des variations de l'environnement. Ainsi, tous les insectes, malgré leurs grandes similarités, peuvent afficher des comportements différents pour des conditions identiques. Ces changements d'environnement peuvent influencer sur le choix d'actions des agents, ou bien sur la manière de conduire telle ou telle action. O. Holland et C. Melhuish [10] mentionnent également qu'une possibilité existe que l'environnement modifié n'ait pas spécialement d'impact sur l'action ni sur la manière d'agir mais bien directement sur le comportement final des insectes.

Il est très important de comprendre que la stigmergie permet à une société d'animaux de s'organiser. Ainsi, l'état de l'environnement et la distribution des agents au sein de ce

dernier va influencer la manière d'évoluer à la fois de cet environnement mais aussi de cette distribution.

La règle énoncée par Aristote (*Metaphysica*, 10f-1045a) stipule que tous les systèmes soumis au renforcement positif sont plus que la simple somme de leurs différentes parties. Beekman (2001) a modélisé cette affirmation pour la formation des chemins de phéromones chez les fourmis. Il a ainsi pu montrer que ce n'est qu'à partir d'un certain nombre d'individus que la formation de ces pistes était possible. Mais une fois la taille critique dépassée, le rapatriement de la nourriture n'est plus simplement une relation linéaire entre le nombre d'individus de la population et la quantité de nourriture : il y a un saut dans l'efficacité de la colonie.

Cette même constatation se retrouve dans les troupeaux et bancs d'animaux. Ces derniers, au départ en mouvement aléatoire et lent, peuvent s'aligner et commencer à se déplacer rapidement dans une direction commune.

Notons que tous les comportements collectifs ne sont pas toujours plus que la somme de leurs parties. Les structures symétriques comme la formation des cratères par les fourmis *Messor barbarus* résultent d'une suite d'actions indépendantes. Une fourmi va déplacer une boule de terre d'environ 5 cm avec une direction aléatoire indépendante de celle prise par les autres.

Nous pouvons dès lors appliquer le théorème central limite à ces systèmes. Il stipule que pour de grands systèmes constitués d'individus indépendants, la distribution de la sortie est une distribution normale. Cela signifie donc que le système n'est pas plus que la somme de ses parties mais plutôt la racine carrée du nombre de ses parties.

Il est important de remarquer que dans certaines situations, les conditions initiales peuvent influencer le comportement collectif. Les cratères des fourmis *Messor barbarus* ne le sont pas particulièrement mais la formation des convois des fourmis peut mener à des résultats différents selon ces conditions initiales. Ainsi, Beckers (1992) a montré que si un chemin plus court était proposé aux fourmis après la formation du chemin de phéromones, celles-ci étaient incapables de modifier leur déplacement. D'une certaine manière, le renforcement a mené à une solution que l'on qualifie de sous-optimale. Pour mettre en évidence la sensibilité aux conditions initiales, nous pouvons utiliser le test binaire. Ainsi, si le renforcement positif n'est pas présent, nous pouvons nous attendre à un partage égal entre les deux alternatives. Seulement, tout système soumis au renforcement positif ne présente pas ce caractère d'équipartition.

Après tout ceci, nous ne pouvons malgré tout pas affirmer que notre compréhension des relations entre individus de toutes les espèces, pas plus que la détermination de ces dernières soit complète. Dès lors, nous ne pouvons pas supposer qu'à partir d'un groupe suivant des rè-

gles simples que les individus le composant le sont également. L'auto-organisation nous donne un moyen de prédire les conséquences de certaines interactions mais ne constitue en rien une explication complète du fonctionnement global des sociétés d'insectes. C'est pourquoi, si nous voulons affiner notre compréhension du problème, nous devons connaître des algorithmes de comportement très détaillés, permettant d'allier à la fois la simplicité du groupe et la complexité des individus. La capacité de ces systèmes auto-organisés à choisir la meilleure des solutions n'appartient pas à un seul individu mais à la collectivité. Si nous prenons l'exemple des fêtes foraines, nous pouvons citer le jeu qui consiste à deviner le poids d'un animal. Si nous posons la question à un groupe de personnes, le résultat est assez impressionnant car la moyenne des poids proposés correspond au poids de l'objet. D'une certaine manière, le groupe connaissait le poids de l'animal, connaissait la bonne solution.

De la même manière, des comportements indépendants au sein d'une grande population peuvent suivre une loi de poisson. En effet, la probabilité qu'un individu se retrouve à un endroit précis et y attende cinq minutes suit une telle loi.

Le théorème central limite, que nous avons cité précédemment, est le seul moyen universel qui soit à notre disposition pour caractériser un comportement de groupe. Mais ce qui nous intéresse tout particulièrement sont les sociétés composées d'individus non-indépendants. C'est pourquoi nous allons essayer de déterminer des catégories, des principes qui peuvent expliquer les comportements complexes observés au niveau du groupe.

2.1.2 Concepts généraux

Les principes sous-jacents du concept d'auto-organisation sont principalement le renforcement positif, le renforcement négatif et l'amplification des variations aléatoires. Nous pouvons également affiner notre analyse en ajoutant à cette liste l'intégrité individuelle, le seuil de décision, la présence de leader, l'inhibition, la redondance, la synchronisation et l'individualisme. Pour permettre un développement et une analyse sur différents systèmes, ces principes doivent être suffisamment abstraits pour permettre la modélisation mathématique, et doivent également décrire des comportements qui apparaissent réellement.

Comme nous le savons maintenant, les différents individus d'une population suivent un jeu de règles simples mais ce sont les interactions entre les différents principes sus-cités qui font naître un caractère collectif et la grande difficulté est de déterminer la manière dont ces principes s'agencent les uns avec les autres. Pour y parvenir, nous devons tout d'abord essayer de définir et de comprendre ces principes. Ceux-ci seront développés dans les paragraphes suivants.

Intégrité et variabilité

Dans les colonies étudiées, tous les individus sont, d'une manière ou d'une autre, différents ; ils ont donc une sensibilité différente au monde extérieur, et effectuent une tâche particulière de différentes manières. Prenons, pour expliquer ceci, l'exemple de deux personnes à qui l'on fournit 500 pièces de légos dans le but de construire un avion. Il est fort probable, pour ne pas dire certain, que ces personnes utiliseront les pièces de manière différente, bien qu'il en résulte dans les deux cas un avion. Cette variabilité est souvent suffisante pour permettre à la colonie d'explorer différentes solutions pour un problème précis. De cette manière, dans les groupes d'animaux présentant une grande variation entre les individus, des solutions continues sont fournies et explorées afin d'atteindre les buts du groupe.

Renforcement positif

Ce principe consiste en l'amplification d'évènements grâce au recrutement et au renforcement des individus. Nous avons déjà illustré ce principe avec les blattes qui s'abritent de préférence avec d'autres congénères, les fourmis qui utilisent des phéromones pour en attirer d'autres ou encore avec un poisson qui tourne, provoquant ainsi l'alignement de son voisin très peu de temps après . . .

D'une certaine manière, l'intégrité des individus permet d'explorer les solutions et le renforcement positif permet de faire circuler rapidement l'information au sein de la population. Nous avons également déjà montré que ce renforcement positif pouvait bloquer la population dans une solution sous-optimale alors que l'environnement se modifie. Le comportement collectif peut donc être vu comme une balance entre les variations des individus et le renforcement positif. L'information doit en effet se propager rapidement mais doit être également maintenue à jour par les nouvelles découvertes.

R. Jeanson *et al.* [11] présentent deux manières différentes de parvenir au renforcement positif. L'une est la modulation du comportement des individus sans transmission directe d'informations. Pour illustration, les blattes ont tendance à rester plus longtemps à proximité de leurs congénères, ainsi le temps de repos va influencer les comportements des autres insectes, menant finalement à l'agrégation de ceux-ci. La seconde est celle qui utilise la communication indirecte comme par exemple les "antennations" chez les fourmis ou encore les multiples danses que peuvent exécuter les abeilles. De cette manière, des informations plus précises peuvent être transmises aux autres individus. Cette communication sera plus intense lorsque la qualité du nid ou de la source de nourriture est meilleure, menant ainsi au recrutement plus rapide des congénères afin d'exploiter en premier lieu cette opportunité. En évaluant la qualité d'une ressource, les insectes vont ajuster leur comportement et être d'une certaine manière plus *explicités*, plus *démonstratifs*.

Renforcement négatif

Par opposition au renforcement positif, au lieu de développer un caractère collectif, le renforcement négatif permet sa stabilisation. Ainsi, si des fourmis arrivent sur une proie déjà très convoitée, elles vont tout simplement partir à la recherche d'une autre. Le renforcement négatif est ici représenté par la place sur la proie mais peut également se retrouver dans le nombre d'individus de la population. De manière plus formelle, le renforcement négatif mène à l'homéostasie, c'est-à-dire à une sortie stable par rapport à des entrées variables.

Seuil de décision

Ce principe se retrouve quant à lui dans le fait que les animaux changent souvent de comportement lorsque un stimulus a atteint un certain seuil. Si l'on réexamine le comportement collectif des blattes, le stimulus correspond à une zone humide et sombre qui, couplé au renforcement positif représenté comme mentionné précédemment par la présence d'autres individus, mène le groupe à un comportement collectif d'agrégation.

Présence de leader

Malgré le concept d'auto-organisation qui nous laisse penser à l'absence de leader, nous avons tout de même certains individus clefs qui catalysent et organisent la société. Pour les abeilles, ce sont les signaux de mouvements qui provoquent une réaction. Pour les poissons d'une grande population, quelques individus sont suffisants pour mener la migration. Ce phénomène s'explique très bien en reprenant le renforcement positif : le meneur choisit une route bien précise, ses proches voisins vont s'aligner et le suivre, tandis que les proches voisins des ces derniers vont eux s'aligner sur les précédents. On peut ainsi affirmer qu'il est possible qu'un leader soit temporairement élu. On en arrive donc à dire que certains individus sont dominants et que toute la population est avertie grâce à la manière dont les poissons fonctionnent lorsqu'ils sont en groupe. Ces deux principes couplés mènent très facilement et fortement à l'apparition d'une migration collective coordonnée.

Inhibition

Nous savons que la communication entre les individus est très réduite et se base principalement sur la réaction de ceux-ci au changement de l'environnement. C'est grâce au fait que l'environnement englobe aussi les individus que si certains d'entre-eux affichent un comportement particulier, celui-ci va influencer le comportement des autres congénères, et inhiber ce que ces derniers faisaient.

Redondance

Il est important de remarquer que les sociétés d'insectes, à l'instar des systèmes informatiques, ne "plantent" jamais. En effet, le nombre d'individus dans ce genre de sociétés est gigantesque et les membres en sont tous remplaçables. Ainsi, même si les effectifs sont fortement réduits à un moment donné, le système aura toujours la possibilité de fonctionner. Par contre, un ordinateur composé d'un nombre effrayant de composants spécialisés ne permet pas cette robustesse.

Synchronisation

Dans une certaine mesure, la synchronisation correspond à un renforcement positif dans le temps plutôt que dans l'espace. Dès lors, ces deux phénomènes ensemble peuvent mener à l'amélioration de la productivité d'un groupe d'animaux. En effet, certaines colonies de fourmis (ainsi que d'autres espèces animales) sont capables de synchroniser leurs temps de repos et d'activité pour augmenter leur rendement par rapport à celui d'une activité à niveau constant.

Individualisme

Si nous nous posons la question du but de l'agrégation des blattes, de la formation des pistes de phéromones . . . nous constatons que la seule explication universelle actuelle est la sélection naturelle et, selon la loi d'Hamilton, la contiguïté d'un individu qui profite d'un acte altruiste doit être supérieure à l'effort que l'acte en lui-même impose. Ainsi, selon cette loi, les individus maximisent leur complaisance au sein du groupe de telle sorte que nous pouvons imaginer l'agrégation comme un genre de comportement égoïste qui consiste à mettre des congénères entre soi et les dangers potentiels. Par ailleurs, il existe chez les abeilles une police qui traque les tricheurs. Malgré cela, ce phénomène n'empêche pas la coopération au sein du groupe. Ce principe nous fournit un critère restreignant sur les algorithmes comportementaux évolués à appliquer aux individus d'un groupe.

En plus de ces différents principes, O. Holland and C. Melhuish [10] définissent trois "signatures caractéristiques", qui sont la création de structures spatio-temporelles, la possibilité d'atteindre différents états stables, et l'existence de bifurcations dans les comportements. Nous sommes donc en présence d'auto-organisation stigmergique dans le sens où les agents eux-mêmes influencent et sont influencés par l'environnement immédiat. Les possibilités de formation de structures dans l'environnement et dans la distribution des individus au sein de l'environnement sont donc extrêmement grandes et diverses. En effet, ils peuvent se mouvoir en son sein et le modifier à leur guise. Cependant, toute modification doit pouvoir persister un temps suffisamment long pour affecter le comportement des autres congénères.

Il peut être intéressant de remarquer que, dans certains cas, nous pouvons retrouver la présence de différents renforcements positifs. Dans l'étude réalisée par R. Jeanson *et al.* [11], le comportement collectif lors du choix d'un site d'agrégation a été analysé pour les fourmis *Messor barbarus*. Il a clairement été mis en évidence que la colonie entière a pu faire un choix collectif pour la sélection du site. Les individus, indépendamment les uns des autres, évaluaient les ressources et adaptaient le temps de latence et l'intensité de recrutement des autres fourmis. Cependant, un deuxième renforcement positif, tout comme pour les *Blatella germanica*, menait au choix d'un site particulier lorsque deux ressources identiques étaient disponibles. Ce phénomène est décrit comme étant la *rupture de symétrie*. Malgré la présence de deux mêmes solutions, l'agrégation a été rendue possible car ces différents insectes sont sensibles à la présence de leurs congénères et sont, d'un certain point de vue, attirés les uns par les autres en ayant tendance à rester plus longtemps au même endroit. Ainsi, plusieurs renforcements positifs peuvent se combiner pour assurer la cohésion de la colonie et mener rapidement au basculement de la population en un meilleur état que celui dans lequel elle se trouvait.

De grandes questions restent en suspens. Nous pouvons entre autres citer celle-ci : “comment peut-on intégrer toutes ces parties de biologie pour comprendre comment elles fonctionnent au niveau collectif?”. Toutes ces questions sont sur le point d'être résolues de nos jours, car la technologie est présente et permet, entre autres, de faire du pistage vidéo et des simulations sur ordinateurs, choses qu'il n'était pas possible d'effectuer onze ans auparavant.

2.1.3 Divers

Dans cette section, nous allons donner une vue générale et une liste non-exhaustive d'autres comportements collectifs qu'il est possible d'étudier en robotique en essaim. Nous ne développerons toutefois pas en détail ces comportements n'entrant pas dans le cadre de ce mémoire, notre but étant simplement de donner un aperçu de ce qui est et de ce qui peut être fait dans le domaine. Le premier comportement que nous allons présenter est celui de tri collectif.

2.1.3.1 Tri collectif

Comme montré précédemment, la stigmergie joue un rôle important dans les sociétés d'insectes. C. Melhuish *et al.* [4], [10] et [15] ont montré que, sur base d'agents simples, il était possible d'obtenir le regroupement d'objets d'un type unique ainsi que le regroupement et le tri d'objets de types différents. Nous remarquons donc que des agents simples en fonctionnalités peuvent parvenir à mener à bien une tâche de tri. Pour cela, ils doivent être capables de connaître la densité locale d'objets de types différents et l'objet qu'ils transportent.

C. Melhuish *et al.* [4] présentent différentes taxinomies pour définir le tri spatial. Nous pouvons définir quatre types de base :

- **Le clustering** : regroupement d’une classe d’objet dans une petite zone par rapport à la taille de l’environnement.
- **La ségrégation** : regroupement d’objets distincts en des endroits non occupés par des objets d’autres types.
- **Le patch sorting** : combinaison de clustering et de ségrégation, de sorte que chaque paquet se trouve en un endroit bien distinct des autres types d’objets.
- **L’annular sorting** : regroupement d’un type d’objet avec distribution tout autour de celui-ci des autres types d’objets.

R. Jeanson *et al.* [10] sont également montré que des algorithmes simples pouvaient engendrer des tâches complexes, comme celle d’un tri collectif. Et finalement, nous sommes en droit d’affirmer que la nature est pleine de stratégies différentes, avec plus ou moins de réussite, mais du moins qui ont permis à différentes populations de survivre, et qui sait, leur permettront peut-être même de nous survivre.

2.1.3.2 Rapatriement d’objets

Un autre comportement collectif très intéressant est celui de transport collectif. Cette tâche, étudiée par A. Campo *et al.* [1], prend place dans le contexte du rapatriement de nourriture au nid par les fourmis, également appelé l’exploration (foraging) centralisée. La difficulté de cette tâche réside dans la coordination des mouvements des différents robots, qui doivent “se mettre d’accord” sur la direction à adopter pour bouger une proie. Dans cette expérience, un groupe de robots doit déplacer une proie vers le nid, cette dernière étant trop lourde pour qu’elle soit déplacée par moins de 3 robots.

Le comportement des robots a été inspiré de celui observé dans les bancs de poissons et les vols d’oiseaux. Il peut se résumer en trois règles simples :

1. l’attraction, se traduisant par un rapprochement des individus entre-eux ;
2. la répulsion, empêchant les agents d’entrer en collision ;
3. l’orientation, coordonnant l’alignement des membres du groupe.

Différentes stratégies ont été testées et il est surprenant de remarquer que lorsque la négociation de la direction et le déplacement de la proie sont effectués simultanément, le résultat obtenu est meilleur qu’avec la stratégie qui consiste à d’abord négocier la direction de manière immobile avant d’entamer l’opération de déplacement. De plus, cette stratégie est suffisamment fiable pour être appliquée à n’importe quel moment dans n’importe quelle

situation.

2.1.3.3 Evitement de trous

Nous terminerons cette section en abordant un dernier comportement qui a été étudié par V Trianni *et al.* [18] et qui consiste en l'évitement de trous. Dans la plupart des cas, la communication directe n'est pas ou peu utile et n'empêche pas une population d'insectes sociaux de s'auto-organiser. C'est dans cette optique que, lors d'une expérience, les robots *S-bots* ont été utilisés. Ceux-ci formaient le *Swarm-bot* en s'attachant les uns aux autres grâce aux pinces qu'ils possèdent. Typiquement, dans cette configuration, la seule communication est l'interaction directe via les pinces et le capteur de torsion / tension. Ainsi, sans communiquer, mais simplement en "réalisant" qu'il y a une traction à la pince, les robots se meuvent afin de diminuer cette force. C'est pourquoi à proximité d'un trou, un robot commence par éviter celui-ci d'une manière ou d'une autre, et le robot immédiat (c'est-à-dire attaché) perçoit le changement et s'adapte, de telle manière que le groupe dans sa totalité évite l'obstacle. Une deuxième possibilité a été investiguée avec l'utilisation d'un signal sonore émit par le robot détectant le trou. A ce moment là, les robots sont tous prévenus au même instant, et commencent l'évitement de l'obstacle.

Cette étude a mis en évidence que la communication directe, bien que non obligatoire pour l'accomplissement d'une telle tâche, permettait d'avoir un temps de réaction beaucoup plus rapide, par exemple lorsqu'un danger se présente. La réussite de la tâche n'est pas intrinsèque à l'utilisation d'une communication directe mais elle permet d'avoir une réaction plus rapide et ainsi d'obtenir un comportement d'évitement d'obstacles plus efficace.

2.2 Comportement d'agrégation chez les blattes

Nous allons, dans cette section, nous focaliser sur une tâche d'agrégation particulière observée chez les blattes *Blatella germanica*. C'est en nous basant sur les études réalisées par J.-M. Ame *et al.* [6, 7] que nous allons présenter les différentes caractéristiques de ce comportement. Nous avons déjà stipulé que les blattes *Blatella germanica* sont des animaux qui s'agrègent lors de leur période de repos. Les expériences de choix binaires nous montrent qu'elles ont tendance à se regrouper en un seul site de repos, même lorsque les sites sont totalement identiques.

Le modèle utilisé se base sur un paramètre fondamental représentant la variation des individus pour ce qui concerne le temps de repos sur un site donné dépendant du nombre d'individus déjà présents à ce même endroit. Ainsi, les blattes sont un modèle biologique intéressant pour investiguer les différents aspects de l'agrégation et la reconnaissance des individus entre-eux.

L'agrégation est quelque chose de primordiale. En effet, la distribution spatiale des individus détermine le degré d'interaction entre ces derniers et plus généralement la manière dont la population est structurée et organisée. L'agrégation est une forme d'attraction des agents au même stimulus environnemental. Cette attraction peut également se produire mutuellement entre les membres du groupe. Cependant, nous ne connaissons pas exactement les lois qui gouvernent les mouvements des individus en particulier lors de l'agrégation ni même les propriétés ou le comportement du groupe. Le comportement du groupe est tel qu'il est considéré comme étant un processus émergent qui survient lors de l'attraction des individus entre-eux, ainsi que lors de l'attraction entre les individus et leur environnement immédiat. Nous allons mettre l'accent sur les causes de proximité qui peuvent découler des concepts d'auto-organisation. De manière plus précise, si nous pouvions comprendre pleinement ces causes et la manière dont l'agrégation se forme, nous serions en mesure de répondre à la question du pourquoi et ainsi comprendre comment la sélection peut améliorer la complaisance individuelle et par la même occasion la complaisance du groupe.

Les études menées sur les blattes, et plus particulièrement sur les *Blatella germanica*, ont mis en évidence leur tendance à s'agréger dans un environnement naturel. Les blattes ont tendance à se regrouper sous des abris sécurisés pendant leur période de repos et choisissent cet abri en fonction des caractéristiques physiques de celui-ci. La formation d'agrégats dépend à la fois de l'environnement mais également de l'attraction mutuelle qui existe entre les individus. Ces populations nous permettent de faire le lien entre la reconnaissance des individus entre-eux et l'organisation de la société en elle-même.

La configuration de l'expérience qui a été menée était la suivante :

- Une arène ronde dépossédée de toutes traces de phéromones ou autres.
- Deux abris identiques en plastique, chacun assez grand pour accueillir toute la collectivité.
- Une population de blattes.

Des études préalables ont montré que ces individus ne possèdent pas de communication complexe ni à longue distance, et qu'il n'existe pas, au sein du groupe, la présence d'un leader. Ces insectes se basent donc tous sur les mêmes règles locales pour établir leur organisation. Malgré cela, ces animaux finiront par se rassembler en-dessous du même abri.

La prise de décision dépend à la fois des interactions sociales et de l'évaluation des différentes possibilités de l'environnement. Dans certains cas, il faut des interactions et la présence de leader peut jouer un rôle important. Dans d'autres, le fait qu'un petit nombre d'individus soit capable d'anticiper les possibilités et d'en informer les autres membres du groupe suffit à l'aboutissement de la tâche. Dans la suite, nous allons montrer comment ces individus induisent la décision et comment ils surmontent le problème de peuplement du site.

Une étude remarquable de A. Colot *et al.* [2] a également permis de mettre en évidence toutes ces caractéristiques en utilisant des robots (les *InsBot*) capables d'interagir avec une population de blattes. Pour y arriver, le robot devait montrer un comportement aussi proche que possible de celui des animaux. Il devait également se faire accepter en tant que congénère et finalement, il devait pouvoir influencer le comportement global de la colonie. L'idée maîtresse de cette étude est de pouvoir influencer le choix d'une société de blattes lorsque deux opportunités identiques se présentent. En effet, nous savons que la répartition entre les deux choix est équitable. Avec ces *InsBot*, nous pouvons espérer faire pencher le choix vers une des deux solutions, ce qui montrerait bien que les trois difficultés ont été surmontées. Dans un premier temps, les robots doivent être comparés par rapport au comportement individuel des blattes, ensuite, il faudra les placer avec une population et observer leur intégration en tant que congénères. Une fois toutes ces étapes franchies, l'influence des robots sur le comportement collectif pourra être mise en évidence.

Pour arriver à la confection de ces *InsBot*, le comportement des blattes a été décorqué. Le comportement individuel est le suivant : le long des murs, les blattes affichent un comportement thigmotactique, c'est-à-dire qu'elles suivent les murs. Partout ailleurs, les individus n'effectuent rien d'autre qu'une *marche aléatoire* (*random walk*). Au niveau du comportement collectif, le modèle est un peu plus complexe puisqu'il faut faire intervenir la probabilité de s'arrêter à proximité de congénères. A tout instant, les blattes peuvent s'arrêter, rester immobiles pendant un certain temps et finalement repartir. Bien entendu, ce temps est fonction du nombre d'individus à proximité. Plus il y a de congénères, plus le temps de repos sera long. Autrement dit, une fois sur un site, plus il y aura d'individus présents, moins les blattes auront *envie* de quitter l'abri.

Dans une autre étude menée par S. Garnier *et al.* [14], les robots *Alice* ont été utilisés pour mettre en oeuvre le mécanisme d'agrégation collective observés chez les blattes, les abeilles, ... Sur base de modèles biologiques, les différents comportements individuels suscités que peuvent afficher les blattes ont été mesurés quantitativement. Ainsi, chacun des comportements a pu être mesuré et une probabilité d'apparition a pu lui être assignée. Cette étude a principalement testé le problème du choix entre deux sites de géométrie différente. Il a ainsi été possible de montrer que les robots étaient capables de mesurer la taille d'un abri puisqu'ils choisissaient celui suffisamment grand pour abriter toute la population. Seulement, lorsque deux abris de taille suffisante sont présents, les robots choisissent de préférence le plus grand, alors que les blattes auront tendance à se suffire d'un abri capable d'abriter juste la population. Une divergence de comportement relativement importante puisque les blattes sont également capables d'afficher un comportement optimal, qui n'a pas été reproduit avec les robots.

Chapitre 3

Conception et développement de la plateforme de travail

3.1 Introduction

Le domaine de la recherche en robotique en essaim devient de plus en plus important et il est nécessaire de fournir des outils fiables et capables de perdurer. Durant l'élaboration de ce travail, nous avons développé, utilisé et amélioré des programmes pour une manipulation plus aisée des robots E-PUCKS. Nous avons également tenu à jour un site Internet¹, de l'avancement de nos travaux ainsi que toutes autres informations qui nous paraissaient utiles. De plus, nous avons centralisé tout le code que nous avons pu développer pendant cette année sur un serveur *Subversion*, SVN, géré par l'IRIDIA. Vous pouvez y accéder via une interface Web².

Nous avons construit notre propre arène pour les E-PUCKS, qui est, à la fois, robuste, démontable et modifiable ; qui plus est, elle est principalement réalisée à l'aide de carton et de bois. Finalement, nous avons également modifié le simulateur des S-BOTS, bien connu grâce au projet Swarm-bots³, pour qu'il coïncide avec nos propres robots.

Nous avons donc fourni une série d'outils qui seront certainement utilisés et appréciés par la suite.

3.2 Description des robots E-PUCK

3.2.1 Description générale

Les robots E-PUCK sont des robots destinés à l'éducation. Ils ont été développés à l'EPFL (Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne). Leur conception s'est effectuée selon deux axes principaux : prix abordable et robustesse. Pour arriver à ces fins, le robot est basé sur une

¹<http://iridia.ulb.ac.be/~e-puck/wiki>

²<http://iridia.ulb.ac.be/~e-puck/cgi-bin/viewvc.cgi>

³<http://www.swarm-bots.org/>

mécanique relativement simple, cependant il reste complet, comme vous pouvez le constater à la Figure 3.1. Il permet donc de couvrir un large panel d'activités, et c'est pourquoi, il est activement utilisé à l'EPFL dans différents cours d'électroniques et informatiques. A ce sujet, nous aimerions pointer la qualité, la robustesse et la fiabilité du matériel. Nous n'avons pas pour l'instant eu de problèmes majeurs malgré nos utilisations quelquefois hasardeuses.

Une des autres caractéristiques intéressantes du robot réside dans ses dimensions relativement petites. Le diamètre du châssis du robot n'est en effet que de 70mm. Celui des roues est de 41mm et ces dernières sont espacées de 53mm. Ses petites dimensions rendent le robot E-PUCK aisément manipulable pour son utilisateur, ce qui était l'un des buts recherchés par les concepteurs.

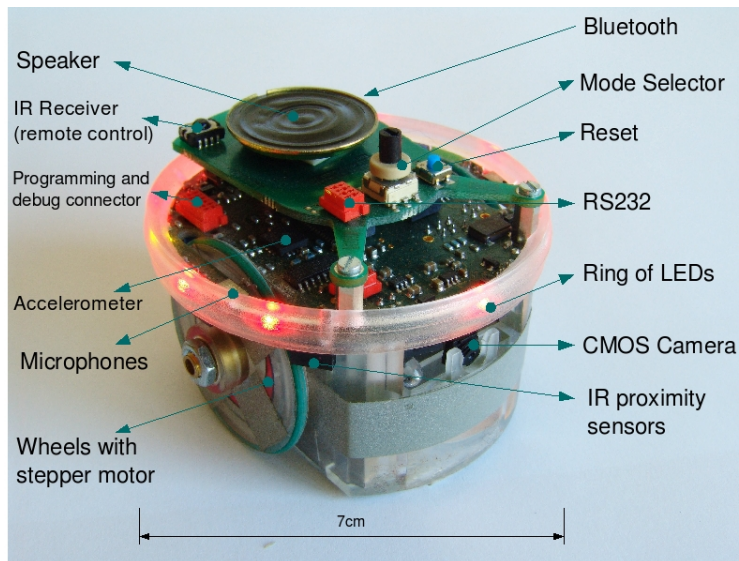


FIG. 3.1 – Vue générale d'un robot E-PUCK et mise en évidence des différents composants embarqués.

Les robots E-PUCKS sont équipés d'un processeur dsPIC30F6014A cadencé à 60 Mhz et fabriqué par Microchip⁴. Ils sont alimentés par une batterie Li-ION d'une autonomie d'environ trois heures.

Pour ce qui est de la programmation des robots, un *cross-compiler* nous permet d'implémenter des contrôleurs en C que l'on peut ensuite transférer sur les robots. Cet outil est disponible pour différentes plateformes, incluant Linux et Windows. Des bibliothèques implémentant les fonctionnalités nécessaires à l'utilisation et à l'accès aux différents composants des robots sont également disponibles sur le site du robot E-PUCK⁵. C'est également dans un but

⁴www.microchip.com

⁵www.e-puck.org

d'accessibilité que tous les programmes et bibliothèques sont disponibles sous une licence *open source*. Nous ferons un bref survol de cette bibliothèque un peu plus loin, à la Section 3.2.3.1.

3.2.2 Hardware

3.2.2.1 Composants de base

Les capteurs de proximité Le robot E-PUCK comporte 8 capteurs infra-rouges qui sont entre autres utilisés afin de détecter la présence ou non d'obstacles. L'ensemble de ces capteurs permet de couvrir les 360° du robot. La Figure 3.2 définit l'emplacement de ces capteurs.

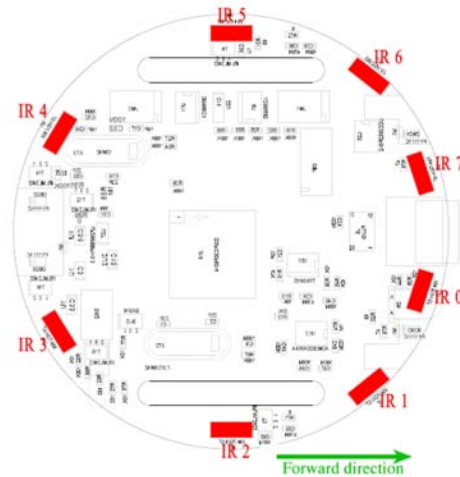


FIG. 3.2 – Emplacement des huit capteurs infra-rouges. Image provenant du site des E-PUCK : http://www.e-puck.org/index.php?option=com_content&task=view&id=37&Itemid=60 - Dernière consultation le 10/05/2007.

Les capteurs de lumière L'autre usage qui est fait des senseurs infra-rouges est la détection de lumière. On retrouve donc principalement 2 applications : la localisation d'une source lumineuse et l'approximation du niveau de lumière ambiante.

La caméra Le robot E-PUCK dispose également d'une caméra VGA couleur, permettant l'acquisition de photos ayant une résolution maximale de 640x480 pixels. Cependant, les limitations de mémoire de l'E-PUCK restreignent son utilisation à des photos dont les dimensions sont de l'ordre de 40x40 pixels. Différents réglages sont également possibles : citons notamment le format des photos, le zoom, le gain et le temps d'exposition. La caméra se trouve sur la face avant du robot, comme indiqué sur la Figure 3.1.

Les microphones L'E-PUCK dispose aussi de trois microphones. Ils permettent, par exemple, la localisation de l'origine d'un son en procédant par triangulation. La Figure 3.3 représente l'emplacement de ces microphones sur le robot.

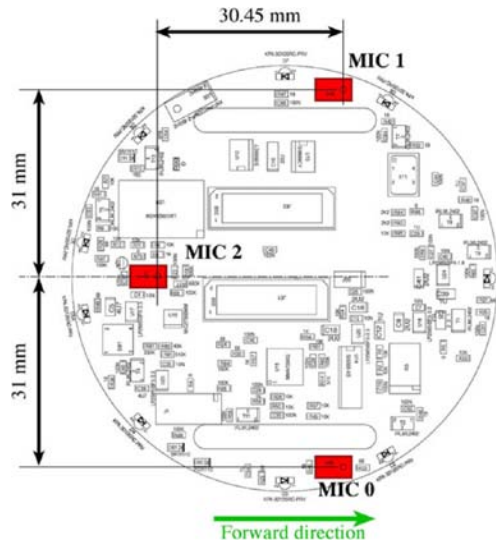


FIG. 3.3 – Emplacement des microphones. Image provenant du site des E-PUCKS : http://www.e-puck.org/index.php?option=com_content&task=view&id=34&Itemid=56 - Dernière consultation le 10/05/2007.

Les autres composants Outre les composants spécifiés précédemment, le robot E-PUCK possède également un ensemble de LEDs, un haut-parleur, un accéléromètre et un récepteur infra-rouge afin de pouvoir être contrôlé à distance.

3.2.2.2 Composants ajoutés

La pince Afin d'élargir le champ d'action des robots E-PUCKS, nous avons pensé qu'il serait utile d'avoir un moyen de déplacer des objets. Pour ce faire, nous avons ajouté une pince aux robots. Elle est fabriquée à partir de petites languettes métalliques, à l'origine destinées à la fermeture de fardes à glissières.

Comme illustré sur la Figure 3.4, la pince est en forme de "U", d'une longueur de 4 cm et d'une largeur de 3 cm. Elle n'est pas mécanique. Ses extrémités ont été recourbées vers l'intérieur de manière à limiter le risque de perdre un palet lors d'une manipulation. Cette pince peut être considérée comme une simple extension du robot. En effet, tout ce qu'il est possible de faire est de transporter un palet d'un point A à un point B en le poussant et de le laisser sur place.



FIG. 3.4 – Sur ces photographies, vous pouvez observer la pince que nous avons ajoutée, afin de pouvoir déplacer des petits objets à l’aide des robots.

3.2.2.3 Communication

En ce qui concerne la communication entre un robot et un ordinateur, deux possibilités s’offrent à nous. L’E-PUCK dispose en effet à la fois d’un port série standard RS232 et d’un chip bluetooth permettant une communication sans fil.

3.2.2.4 Nouveaux périphériques

A l’heure actuelle (22 avril 2007), il existe trois périphériques disponibles sur le marché :

1. Fly-Vision Turret Module de trois caméras linéaires situées au sommet du robot.
2. Ground Sensors Un ensemble de trois capteurs infra-rouges pointent vers le bas permettant la détection de lignes, par exemple.
3. Colour LED Communication Turret Des anneaux avec des LED de différentes couleurs sont disponibles également. Il est possible d’allumer des lumières de couleurs différentes en même temps, pouvant servir de communication visuelle avec les autres robots.

Des informations plus détaillées et les spécifications complètes (*datasheets*) sont disponibles sur Internet, et plus particulièrement sur www.e-puck.org, site maintenu par M. Bonani et F. Mondada, créateurs de l’E-PUCK et travaillant à l’EPFL - École Polytechnique Fédérale de Lausanne.

3.2.3 Software

3.2.3.1 Librairies officielles

L’EPFL met également à disposition une librairie de fonctions de base qui permettent d’accéder aux différentes fonctionnalités du robot. Cette librairie est *open-source* et

disponible sur le site des E-PUCKS⁶. Très brièvement, elle est découpée en sept parties :

1. `a_d` : permet d'intégrer avec tous les composants convertisseurs de signaux analogiques en signaux digitaux, et vice-versa.
2. `bluetooth` : fournit des outils de communication Bluetooth entre les robots.
3. `camera` : utilisation de la caméra embarquée.
4. `codec` : permet la génération de sons via le haut-parleur.
5. `I2C` : fonctions de base pour la communication avec le bus I2C.
6. `motor_led` : ensemble de fonctions pour l'utilisation des moteurs et l'allumage des différentes LED sur le robot.
7. `uart` : gestion de la transmission et réception des données via les ports de communication.

Pour plus de détails, nous vous invitons à consulter le site www.e-puck.org ainsi que iridia.ulb.ac.be/~e-puck/wiki pour des tutoriaux et exemples, qui faciliteront certainement la compréhension de cette librairie et de son utilisation. Pour rappel, les différents contrôleurs développés se trouvent également sur le serveur SVN, <http://iridia.ulb.ac.be/~e-puck/cgi-bin/viewvc.cgi>.

3.2.3.2 Communication bluetooth

Pour permettre la transmission des données sensibles des capteurs depuis l'E-PUCK vers notre station de travail, nous avons développé une librairie de communication. En effet, nous nous sommes vus confronté à de gros problèmes de communication, surtout au niveau de la fiabilité de la transmission. Ce qui nous a poussé à ajouter un mécanisme de vérification d'intégrité de paquets. Pour ce faire, nous avons utilisé un algorithme CRC, *Cyclic Redundancy Check*, adapté à l'E-PUCK, c'est-à-dire un algorithme sur 16bits.

Nous avons également opté pour l'envoi des données au format binaire, ainsi, rien d'inutile n'est envoyé. De la même manière que l'on peut faire sur un réseau *ethernet*, à chaque paquet d'informations envoyé nous lui ajoutons le code CRC du message. Ensuite, à la réception, nous comparons le code CRC reçu avec celui calculé sur base du message reçu, et s'ils diffèrent nous rejetons tout simplement le paquet. Ensuite, le programme demande exactement la même chose au robot, et ne continuera pas la manipulation tant que le paquet reçu n'est pas intègre. Ce mécanisme nous permet donc d'automatiser nos envois de données sensibles avec une meilleure intégrité.

3.3 Description du dispositif expérimental

Arène circulaire En ce qui concerne l'arène intérieure, afin d'éviter un maximum d'ennuis avec la détection des murs, nous avons entrepris de tester différents matériaux. Nous en avons comparé 3 types :

⁶www.e-puck.org

1. bois couleur naturelle,
2. ce même bois, mais recouvert de papier blanc,
3. et, finalement, du bois contreplaqué blanc, sur lequel nous avons apposé une bande réfléchissante.

Pour pouvoir faire cette analyse, nous avons utilisé un robot pour nous renvoyer les valeurs des capteurs infra-rouges lorsqu'il se situait face au mur. Nous avons rapidement testé quelques distances également. Le première solution est évidemment à rejeter car ne fournit pas de résultats significatifs. En effet, la couleur sombre du bois absorbe les infra-rouges. Malgré l'addition de papier par-dessus, la détection n'était pas convaincante et ne permettait pas une détection à distance suffisante. Après quelques centimètres, les valeurs renvoyées par les capteurs s'approchaient fortement du bruit présent dans l'arène. Et donc, comme attendu d'une certaine manière, la troisième solution constitue la meilleure. Ci-dessous, à la Figure 3.5, vous trouverez une photographie de la réalisation et un schéma de montage pour les dimensions utilisées. En ce qui concerne le graphique des valeurs des capteurs en fonction de la distance séparant le robot et le mur, nous vous renvoyons à la Section 3.5.2.1 pour les résultats de cette solution.

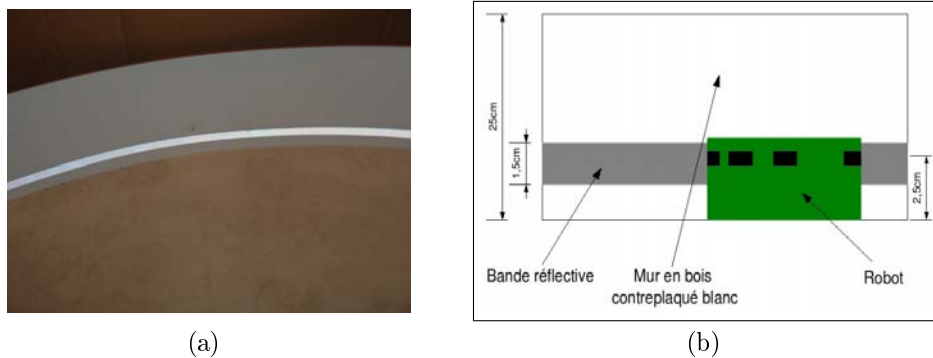


FIG. 3.5 – (a) Photographie de la configuration du mur de l'arène circulaire, et (b) le schéma de montage avec les dimensions utilisées pour la conception.

La Webcam Pour permettre la comparaison de nos résultats avec les robots et ceux du simulateur, nous devons sauvegarder une vidéo des expériences. Cette vidéo nous sera nécessaire pour analyser le comportement collectif au cours du temps, et ainsi de comparer le comportement observé en simulation. C'est pourquoi, nous avons décidé d'utiliser une Webcam, placée dans un boîtier fixé au plafond de l'arène. Nous avons pris soin de le confectionner afin de diminuer les vibrations ce qui nous assure une certaine sécurité quant à l'analyse automatique de la vidéo. Cependant, malgré la hauteur, nous avons dû utiliser une lentille agrandissante en plus de la Webcam ce qui provoque une certaine distorsion de l'image, mais qui ne pose pas de problème pour l'analyse, d'autant plus que nous disposons d'outil de correction de distorsion pour corriger l'image si nécessaire. La Figure 3.6 présente une

photographie prise à l'aide de la Webcam, et une seconde, du boîtier contenant cette même Webcam et la méthode utilisée pour le fixer.

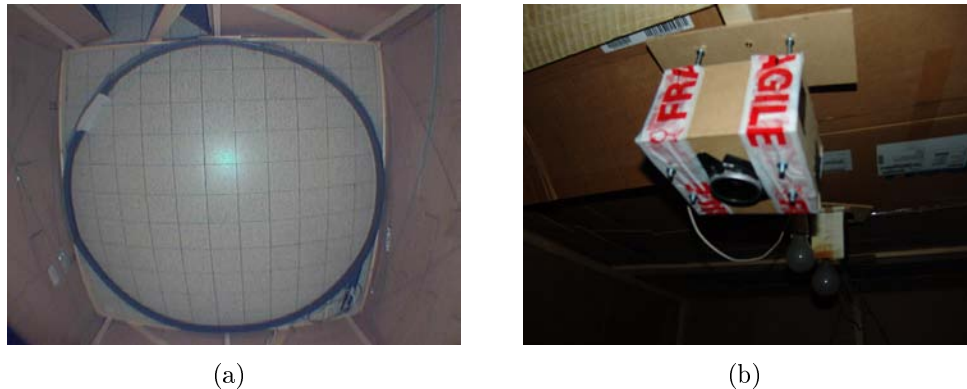


FIG. 3.6 – (a) Vue en plan de l'arène, prise via la Webcam accrochée au plafond de l'arène, (b) Vue détaillée du boîtier contenant la caméra et la lentille agrandissante, et de la fixation utilisée pour accrocher le boîtier au plafond de l'arène.

Les abris et les lampes Nous en avons parlé dans l'introduction, notre tâche finale est l'agrégation des robots sous des abris. Ils seront constitués d'une plaque transparente sur laquelle nous allons placer un filtre afin de réduire la quantité d'infrarouges sous ceux-ci. Ainsi la détection de ces derniers doit être investiguée et nous avons tenté différentes approches. Les robots sont capables de détecter la lumière ambiante par l'entremise de leurs capteurs infrarouges. C'est pourquoi, des lampes incandescentes ont été utilisées pour *noyer* l'arène d'infrarouges, permettant ainsi de faire la distinction entre l'extérieur de l'abri et l'abri lui-même. Différentes positions de ces lampes ont été analysées et nous avons finalement décidé de les positionner au centre de l'arène. De plus, nous avons également une lampe n'émettant pas d'infrarouges, utilisée dans d'autres expériences lorsque le bruit pour les capteurs est un paramètre sensible, nous pensons par exemple à la communication courte distance utilisant les infrarouges. Plusieurs puissances de lampes ont donc été investiguées. Vous trouverez à la Figure 3.7 les différentes configurations testées, avec pour chacune d'elles, la valeur médiane et les intervalles interquartiles.

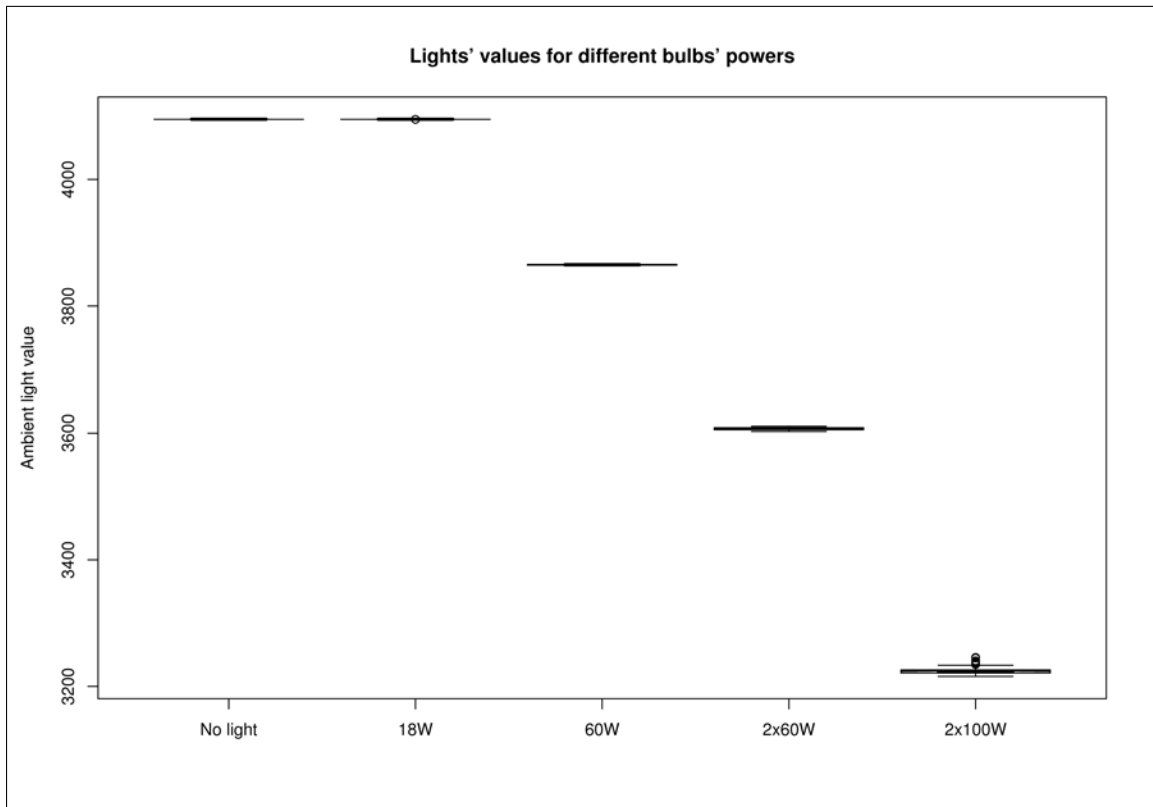


FIG. 3.7 – Sur ce graphe sont reprises les différentes valeurs et configurations de lampes que nous avons testées. Nous constatons que les valeurs renvoyées par les capteurs diminuent avec la luminosité perçue. Il apparaît clairement que l'ampoule de 18W ne nous intéresse pas, puisqu'aucune différence avec l'obscurité totale n'est observée. La solution de 2x100W a été naturellement retenue.

Ensuite, nous avons testé quels seraient les filtres les plus adéquats pour cette tâche, ainsi plusieurs couleurs ont été soumises au test. Bien entendu, il fallait que le robot soit toujours détectable via la Webcam. La Figure 3.8 représente, pour les différentes configurations de lampe, la valeur de lumière ambiante en fonction du type de filtre.

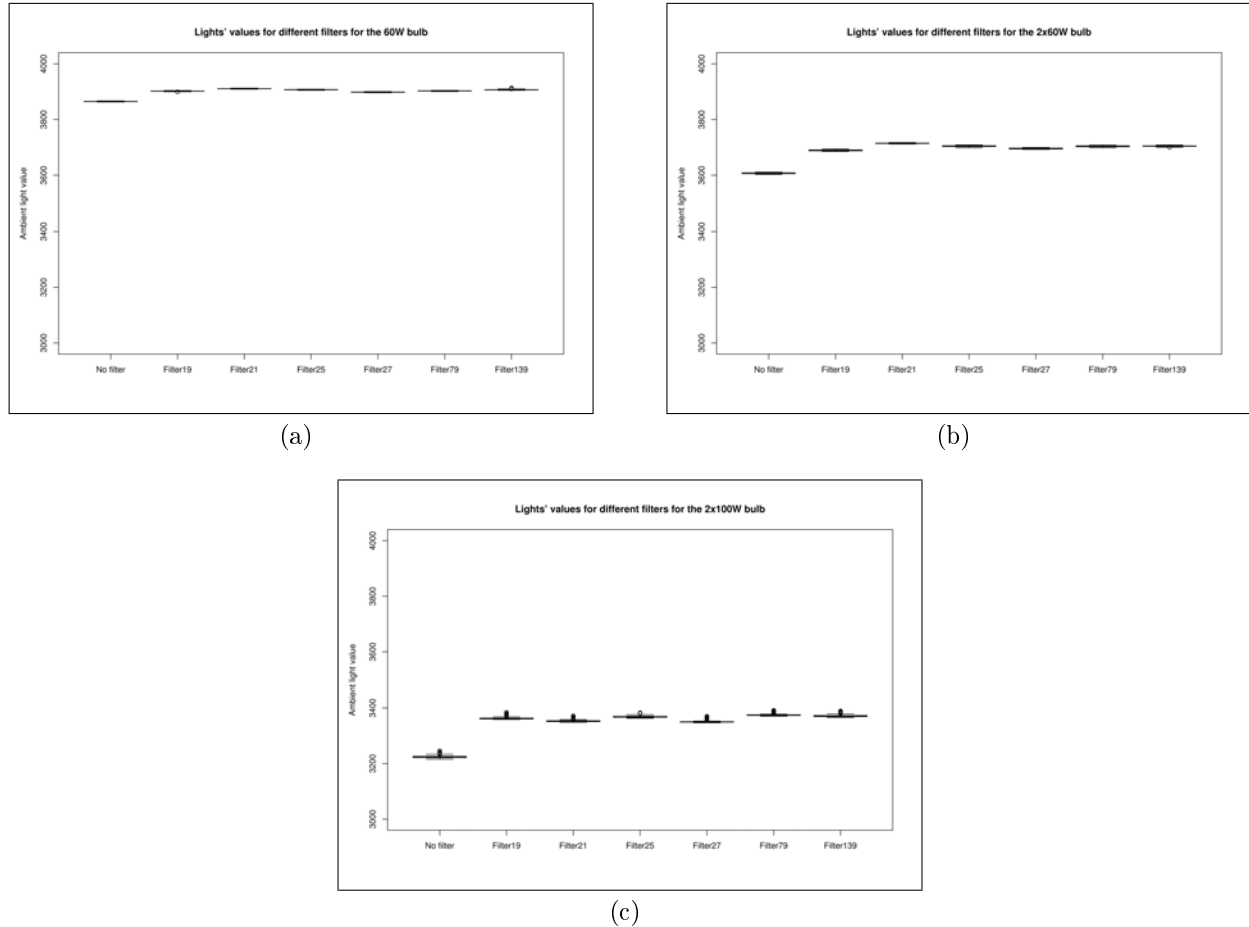


FIG. 3.8 – Sur ces graphes, nous pouvons observer les différentes valeurs de lumière ambiante pour les différents filtres pour (a) une seule ampoule incandescente de 60W, (b) deux ampoules de 60W, et finalement, (c) deux ampoules de 100W.

Finalement, notre choix s’est arrêté sur le filtre “rosco fire” n°19, puisqu’il remplit les différentes conditions, à savoir la visibilité du robot et la bonne variation des valeurs par rapport à la lumière directe. De plus, il est également utilisé en biologie, ce qui nous permet de garder un dispositif standard. En ce qui concerne la configuration des lampes, nous avons décidé d’utiliser deux lampes de 100W car elles donnent la plus grande variation, environ 200 unités, comme observé sur la Figure 3.8. Pour information, il s’agit du même filtre utilisé au Département d’écologie sociale à l’ULB pour l’étude des comportements des blattes. Les abris sont constitués d’une plaque circulaire de plexiglas de 50cm de diamètre, sur laquelle est fixé le filtre choisi, auquel nous avons également ajouté des bandelettes de papier noir.

Ci-dessous, la figure 3.9 montre l’abri final tel qu’utilisé pour les expériences avec les robots.

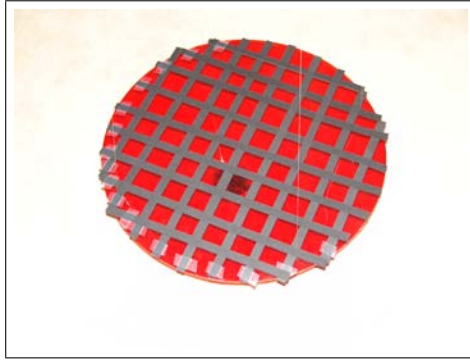


FIG. 3.9 – Photographie de l’abri tel que réalisé et utilisé lors des expériences avec les robots. Il est à noter que le système choisi, plaque de plexiglas surmontée d’un papier filtre vidéo, a été inspiré des expériences réalisées au Service d’Ecologie Sociale de l’ULB.

Le sol Les E-PUCKS étant très bas avec des roues très fines, nous avons dû rapidement opter pour une solution qui nous donnait une surface plane. C’est pourquoi, nous avons utilisé une fine plaque de bois déposée à même le sol en carrelage et par dessus nous avons placé un tapis plein, face contre terre. De cette manière, nous avons un sol plat et lisse à la fois. Dans une certaine mesure, il est également plus facile d’enlever les différentes saletés qui pourraient également endommager les robots.

Les E-PUCKS La détection des robots entre eux étant très importante également, nous avons voulu tester différents habillages des robots. Le choix de celui-ci est détaillé à la Section 3.5.2.2.

Plan de la structure Pour terminer, nous vous présentons, à la Figure 3.10, une vue générale de l’arène. Les dimensions de la structure extérieure sont d’environ 2,50m de hauteur et 2,20m de côté pour la base.

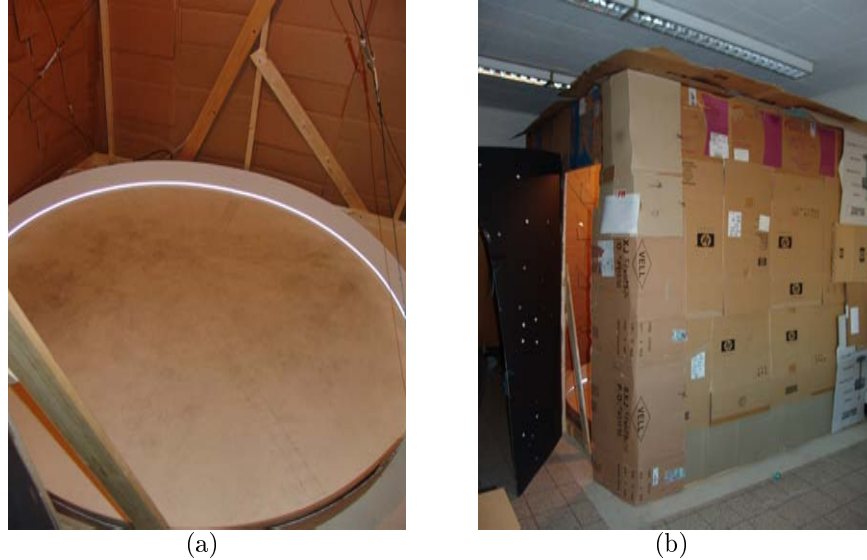


FIG. 3.10 – (a) Vue intérieure de l'arène, et (b) vue extérieure.

3.4 Simulateur TWODEEPUCK

Ce mémoire ne traite pas du simulateur directement, pour plus de détails sur l'implémentation, vous pouvez consulter L. Bury [8]. La suite de cette section est inspirée de la conclusion de L. Bury. Nous allons introduire TWODEEPUCK et ses concepts, ensuite nous nous intéresserons à la reproductibilité des expériences virtuelles sur les E-PUCKS.

Afin de travailler efficacement en robotique, un simulateur est un outil incontournable. En effet, le simulateur apporte une série non négligeable d'avantages dans ce type d'étude. Premièrement, il y a l'indépendance par rapport à la qualité du matériel. En effet, un robot est extrêmement dépendant du matériel qui le compose. Cela le rend sujet à des pannes, sensible aux vibrations ou encore cassable. Un simulateur permet de s'affranchir de cet aspect désagréable des choses. De plus, les robots sont sujets aux variations des conditions et à une mauvaise perception de l'environnement, ce qui peut perturber grandement les répliques, alors qu'en simulation nous pouvons tirer des statistiques pour des conditions de travail identiques. Par ailleurs, un simulateur permet la répétitivité très rapide des expériences. Il est en effet possible d'exécuter un grand nombre de répétitions d'une même expérience. L'opération est encore d'avantage facilitée par la capacité de stocker diverses informations utiles lors de chaque expérience afin de pouvoir effectuer tous les traitements voulus par après.

TWODEEPUCK, basé sur TWODEE, est un simulateur destiné à modéliser le comportement et l'environnement des robots E-PUCKS. Pour ce faire, il procède en exécutant autant de fois que nécessaire la boucle suivante : perception, action, représentation. En premier lieu, le simulateur fait percevoir au robot son environnement. Ensuite, il le fait agir en concordance avec la logique implémentée dans son contrôleur. Et enfin, il met à jour la représentation graphique de la simulation en cours. TWODEEPUCK a une structure de type parent/enfant

entre certaines classes. Par exemple, la simulation a pour enfants l'arène et les e-pucks et les e-pucks ont, à leur tour, pour enfants leurs activateurs, leurs capteurs et leur contrôleur. L'intérêt de cette structure est de faire en sorte que la mise à jour d'un parent entraîne la mise à jour de ses enfants.

Pour terminer, nous avons dû quantifier la manière dont les robots percevaient le monde extérieur, pour ensuite intégrer ces résultats dans le simulateur. C'est pourquoi le calibrage des capteurs a été déterminé avec le plus grand soin, comme exposé à la section suivante. A la Figure 3.11, vous trouverez une capture d'écran du simulateur.

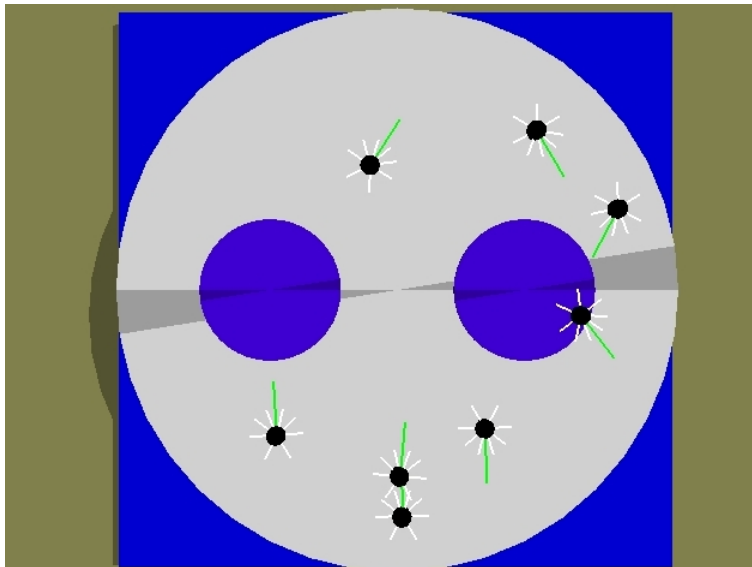


FIG. 3.11 – Capture d'écran du simulateur TWODEEPUCK lors d'une expérience d'agrégation sous deux abris.

3.5 Calibrage, paramétrage et validation du simulateur

3.5.1 Introduction

Dans cette section, nous allons présenter les résultats obtenus lors du calibrage des capteurs infra-rouges. Nous commencerons par étudier la détection de l'arène circulaire, puis celle des robots entre-eux, et nous terminerons par le calibrage vis-à-vis de la lumière ambiante. Ensuite, nous donnerons un bref aperçu de ce qui a été réalisé pour la caméra et les moteurs. Finalement, nous avons convenu d'une tâche simple pour valider nos mesures et l'implémentation du simulateur.

3.5.2 Calibrage des capteurs infra-rouges

3.5.2.1 Capteurs IR : perception d'un mur

La détection des objets est rendue possible par les capteurs infra-rouges. Ceux-ci envoient un premier rayon infra-rouge, et en mesurent la quantité au retour, quelques millisecondes après. Ainsi, si un obstacle est présent, le rayon réfléchi sera plus ou moins intense selon la proximité de l'obstacle.

Pour récupérer les valeurs des capteurs, nous avons réalisé un programme permettant d'envoyer des commandes au robot. De cette manière, le robot ne s'occupe de rien mises à part la prise et la sauvegarde, dans son *buffer*, des valeurs lorsque nous le lui demandons ; ce qui nous a permis d'automatiser la tâche. En effet, de cette manière nous étions en mesure de pouvoir prendre un plus grand nombre de positions, alors que cela aurait été pratiquement infaisable manuellement.

Avant de détailler la démarche que nous avons adoptée, nous allons décrire les commandes envoyées par notre programme. Nous en avons 3 simples :

1. P : lecture des valeurs de proximité (proximity values)

Cette commande demande au robot de prendre 100 fois de suite les valeurs des huit capteurs et de les envoyer par bluetooth à un ordinateur contrôlant la procédure de calibration. Les 100 valeurs sont espacées de quelques millièmes de secondes, pour permettre l'observation des variations de perception. Cela permet également d'être assuré que nous ne consultons pas le buffer trop rapidement, ce qui équivaldrait à lire les mêmes valeurs puisqu'il n'aura pas été mis à jour. Pour information, le *timer* de mis à jour, utilisé pour les capteurs, est de quelques centaines de microsecondes.

2. M : recul du robot d'une distance voulue (move away)

Cette instruction demande au robot de se mouvoir, en arrière, d'un certain nombre de pas de moteurs. De cette manière, nous pouvons ajuster la valeur de ce pas pour chaque robot, en tenant compte du calibrage des moteurs. Nous avons décidé de prendre un pas d'un centimètre pour les différentes expériences de calibrage des capteurs infra-rouges.

3. T : rotation du robot d'un angle voulu (turn right)

Cette commande envoie un signal au robot pour qu'il tourne d'un certain nombre de pas de moteurs, dans le sens horlogique. A nouveau, nous pouvons modifier la valeur de pas en fonction du robot utilisé, grâce au calibrage des moteurs, ce qui offre une étude fine de la réponse des capteurs selon l'orientation du robot. Nous avons décidé de prendre un angle de 10° .

Nous avons placé un E-PUCK seul dans l'arène, les deux lampes de 100W sont allumées et nous avons pris soin de bien fermer l'arène, pour avoir un environnement clos et contrôlé. Au début de l'expérience, le robot est placé face au mur de l'arène circulaire, ce qui correspond à notre zéro. Ensuite, avec le programme, nous lançons en boucle la prise des valeurs des

capteurs et le recul du robot également. Ainsi pour chaque distance de 0 cm à 20 cm du mur par pas de 1 cm, nous prenons, pour 36 angles de 10° , 100 valeurs des capteurs. Autrement dit, nous avons 21 distances pour lesquelles nous avons 36 angles chacune, ce qui correspond à 756 situations différentes et 756 000 valeurs au total. Pour éviter des valeurs erronées à cause d'un dysfonctionnement quelconque, nous vérifions tous les 5 cm que l'orientation et la direction du robot sont correctes, dans le cas contraire nous le replaçons à la bonne position. Il est à noter que nous avons pris soin de minimiser l'erreur faite sur l'angle de rotation. En effet, grâce au calibrage des moteurs nous avons pu estimer l'erreur moyenne, de sorte que le programme en tient compte et ajuste les valeurs de pas au fur et à mesure que l'expérience se déroule. De cette manière, nous avons rarement été obligés de le déplacer et, les quelques fois où cela a été nécessaire, il n'y avait qu'une erreur de 2° maximum.

Vous trouverez ci-dessous un diagramme, à la Figure 3.12, résumant le protocole utilisé pour la communication entre le robot et l'ordinateur, ainsi qu'une photographie, à la Figure 3.13, prise lors de l'expérience à l'aide de la webcam, fixée au plafond de l'arène. La vue schématique illustre le marquage au sol que nous avons utilisé lors de cette manipulation.

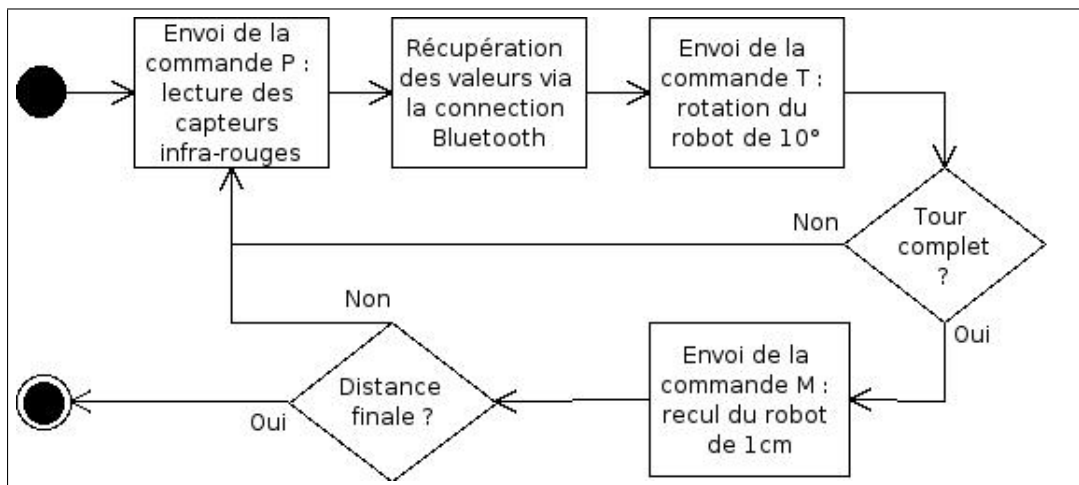


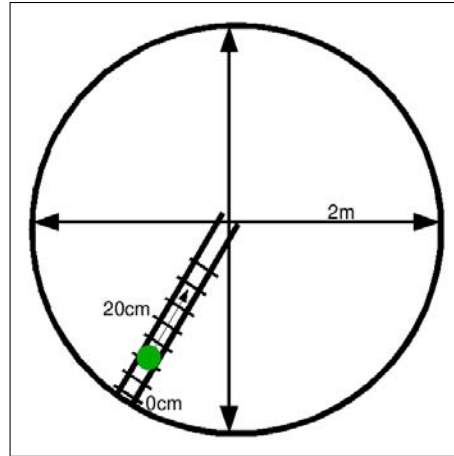
FIG. 3.12 – Diagramme de communication entre le robot et l'ordinateur, mettant en évidence que le robot n'exécute qu'une série de commandes en boucle.

Les valeurs récupérées sont enregistrées dans un fichier qui est organisé de la manière suivante : la première colonne est un simple identificateur, ensuite nous trouvons l'angle en degré auquel nous nous situons, la distance en centimètres et finalement les 8 dernières colonnes correspondent aux huit valeurs des capteurs de proximité. Voir Tableau 3.1.

Pour chacune des situations, nous avons pris la valeur médiane de chaque capteur. Pour ce faire, nous avons utilisé un script R [12] pour réécrire un nouveau fichier de données ; la distance est exprimée en mètres et l'angle en radians. Voir Tableau 3.2.



(a)



(b)

FIG. 3.13 – Vues de l’expérience et détails de la manipulation. (a) Vue en plan de l’arène lors du calibrage des capteurs infra-rouges, (b) Vue schématique de l’expérience indiquant le marquage au sol utilisé.

ID	Dist.	Angle	Capt0	Capt1	Capt2	Capt3	Capt4	Capt5	Capt6	Capt7
4	0	0.000000	3339	1931	907	363	455	686	1746	3371
5	0	0.000000	3339	1930	907	363	455	685	1746	3371
6	0	0.000000	3339	1930	906	363	455	685	1746	3371

TAB. 3.1 – Extrait du tableau des valeurs des huit capteurs avec la distance et l’angle correspondants lorsque le robot est face au mur.

Dist.	Angle	Capt0	Capt1	Capt2	Capt3	Capt4	Capt5	Capt6	Capt7
0	0	3327	1920	899	377	464	675	1741	3388
0	0.1745329	3068	1386	637	368	486	1064	2367	3521
0	0.3490659	2625	1170	557	344	496	1191	2995	3518

TAB. 3.2 – Extrait du tableau des valeurs médianes des huit capteurs avec la distance et l’angle correspondants lorsque le robot est face au mur.

Nous avons également utilisé un script R pour tracer la valeur médiane des capteurs pour chacune des distances, pour les angles 0° , 90° , 180° et 270° . Nous ne présentons ici que le graphique pour l’angle de 0° , à la Figure 3.14.

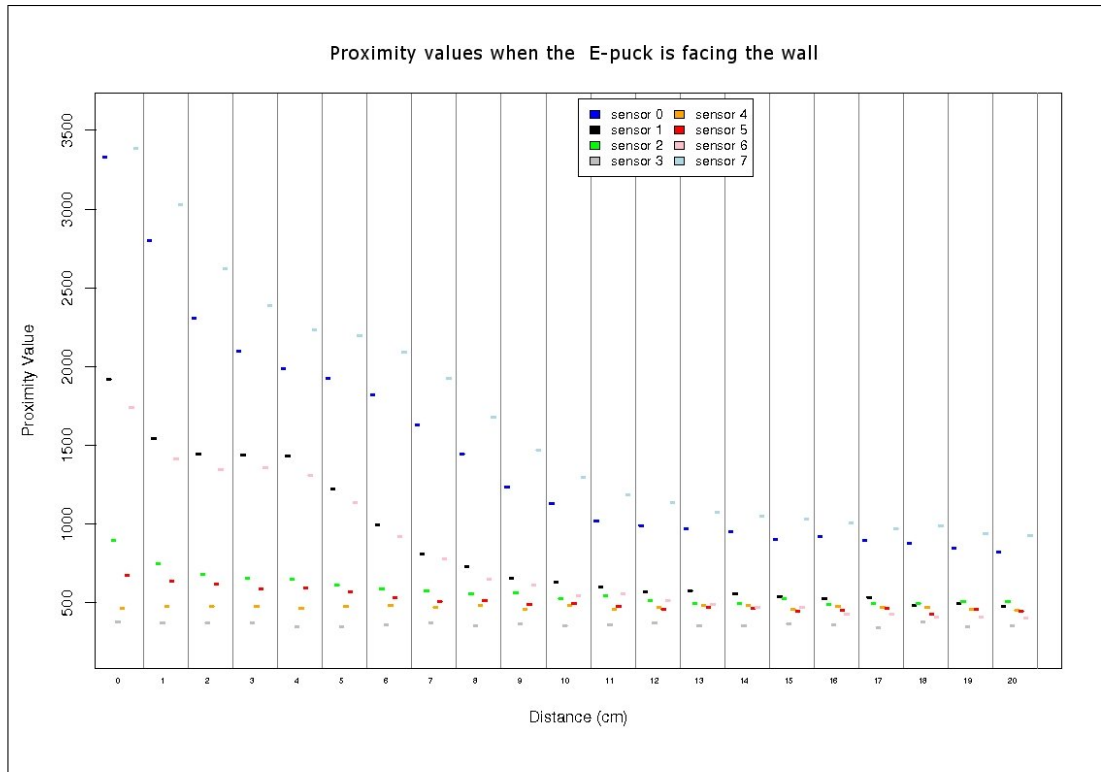


FIG. 3.14 – Valeurs des capteurs infra-rouges de proximité en fonction de la distance séparant le robot et le mur avec bande réfléchissante. Le robot est positionné face au mur, les capteurs avants (Sensor 0 et Sensor 7) renvoyant des valeurs plus élevées que ceux à l’arrière (Sensor 3 et Sensor 4), ce qui assure leur bon fonctionnement et la détection des obstacles. Comme pressenti, les valeurs des capteurs infra-rouges sont plus élevées lorsqu’un obstacle est proche.

Comme nous pouvions nous y attendre, les valeurs des capteurs diminuent avec la distance. En effet, la perception du mur se fait de moins en moins grande lorsque nous nous éloignons de ce dernier. Quelle que soit la configuration, nous avons approximativement la même allure de courbe, ce qui nous permet d’attester que les capteurs fonctionnent dans une certaine mesure de la même manière. Cependant, nous utiliserons ces valeurs brutes dans le simulateur qui tiendra compte de l’orientation de l’E-PUCK et de la distance entre lui et le mur. Nous pouvons également remarquer que les valeurs des capteurs n’étant pas activés, ceux dont la direction est opposée, restent globalement les mêmes tout au long de l’expérience, ce qui est important puisque la différence entre les capteurs activés et ceux qui ne le sont pas, est très forte, nous donnant ainsi une plus grande facilité pour la détection d’objets.

Les valeurs maximales sont approximativement de l’ordre de 3 500 unités. Plus l’objet est proche, plus le rayon infra-rouge sera réfléchi et plus grande sera la valeur alors reçue par le capteur. Pour les valeurs des capteurs non activés, nous avons une fourchette allant de 200 à 750 unités ce qui indique une certaine dispersion entre les capteurs. Cependant nous

la réduirons en calibrant ceux-ci, au début des expériences, en prenant une valeur zéro qui sera retranchée à la valeur lue, nous donnant ainsi une variation d'activation indépendante des conditions de travail.

3.5.2.2 Capteurs IR : perception d'un autre robot

Notre objectif était de trouver un habillage des robots qui puisse concorder avec celui de l'arène. De plus, nous devions trouver un moyen pour que les robots se détectent le mieux possible, afin d'éviter aisément les problèmes de collisions qui pourraient, à la longue, dégrader le robot et perturber le déroulement des expériences.

Nous avons relevé les valeurs renvoyées par les capteurs de proximité lorsque l'E-PUCK se trouvait proche d'un autre robot. Nous avons testé quatre configurations, habillages de ce dernier, observables à la Figure 3.15 :

Naked bot Aucune modification n'a été appliquée sur le robot de sorte qu'il se trouve exactement dans l'état d'origine.

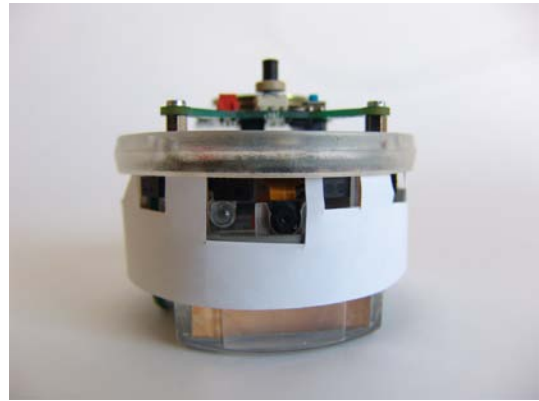
Dressed bot Une feuille de papier blanche a été découpée et placée tout autour du robot.

Reflective band bot Nous avons testé la même configuration que celle utilisée pour l'arène circulaire, c'est-à-dire que nous avons placé sur le châssis du robot, juste en dessous des capteurs infra-rouges, une bande réfléchissante de 1 cm de largeur. En ce qui concerne les roues, nous avons placé, en forme de croix, quatre carrés afin d'obtenir un reflet homogène autour du robot.

Freak bot Finalement, une version du robot complètement recouvert de papier réfléchissant, a également été testée. Le châssis ainsi que les roues sont totalement recouverts de papier réfléchissant.



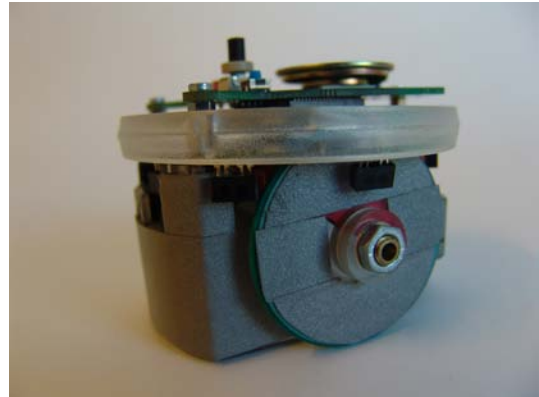
(a)



(b)



(c)



(d)

FIG. 3.15 – Les quatre photos montrent les différents cas envisagés pour améliorer la détection des robots entre-eux. (a) Naked bot, (b) Dressed bot, (c) Reflective band bot, (d) Freak bot.

Comme pour le calibrage des capteurs vis-à-vis de l'arène, nous avons réalisé un programme qui nous permettait d'envoyer des commandes au robot, et celui-ci ne fait que les exécuter. Pour plus de détails, voir 3.5.2.1.

Nous avons placé deux E-PUCKS au centre de l'arène, les deux lampes de 100W ont été allumées et nous avons pris soin de bien fermer l'arène. L'un des deux robots était fixe, immobile durant toute l'expérience. Pour plus de facilité, nous l'appellerons par la suite, le *robot B*. Tandis que le second était contrôlé par le programme, précédemment décrit, dénommé ci-après le *robot A*. En plus de ces différentes configurations, nous avons analysé différentes positions du robot fixe. Ainsi, pour chacune des configurations, il y a trois orientations, par rapport au robot A,

1. le robot B lui fait face, nous nous intéressons donc à la perception d'un E-PUCK par l'avant. (Voir Figure 3.16(a)).
2. le robot B lui tourne le dos, le robot A calibrant donc l'arrière du robot B. (Voir Figure 3.16(b)).
3. le robot B est placé à 90° , la roue faisant face au robot A. (Voir Figure 3.16(c))

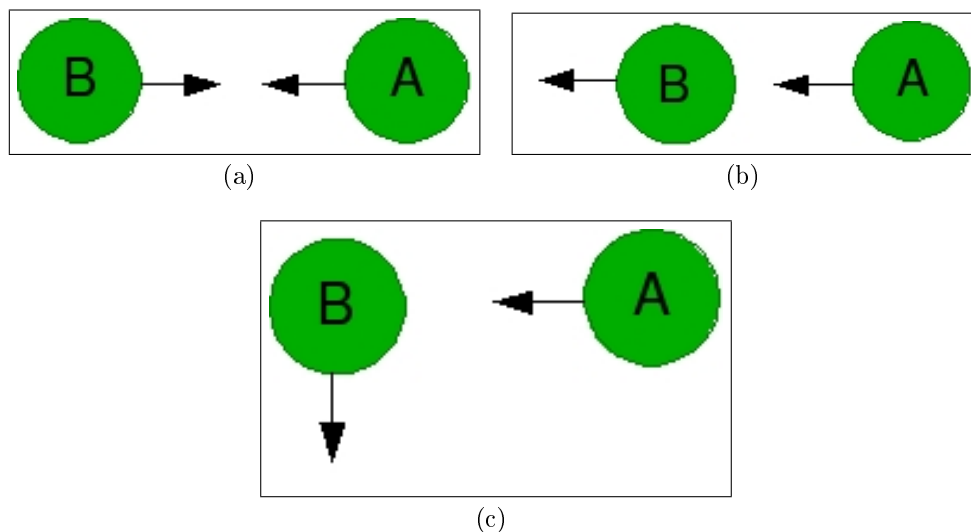


FIG. 3.16 – Les trois schémas montrent les différents cas envisagés pour le calibrage des capteurs infra-rouges. (a) Position de face, (b) Position de derrière, (c) Position de côté.

Au début de l'expérience, les robots ont été placés le plus proche possible l'un de l'autre avec l'orientation désirée; situation qui correspond à notre zéro. Ensuite, avec notre programme nous avons lancé en boucle la prise des valeurs des capteurs et le recul du robot également. La méthodologie suivie ici est en tout point identique à celle précédente, veuillez-vous référer à la Section 3.5.2.1. A la Figure 3.17 se trouve une vue générale du setup de l'expérience, avec les deux robots au centre de l'arène, ainsi qu'une représentation schématique de la situation.

Le protocole de communication utilisé est en tout point identique à celui pour le calibrage de l'arène. Veuillez-vous référer à 3.5.2.1 pour consulter le diagramme. Les valeurs récupérées sont enregistrées dans un fichier qui est organisé exactement de la même manière que celui pour le calibrage de l'arène. Voir Section 3.5.2.1.

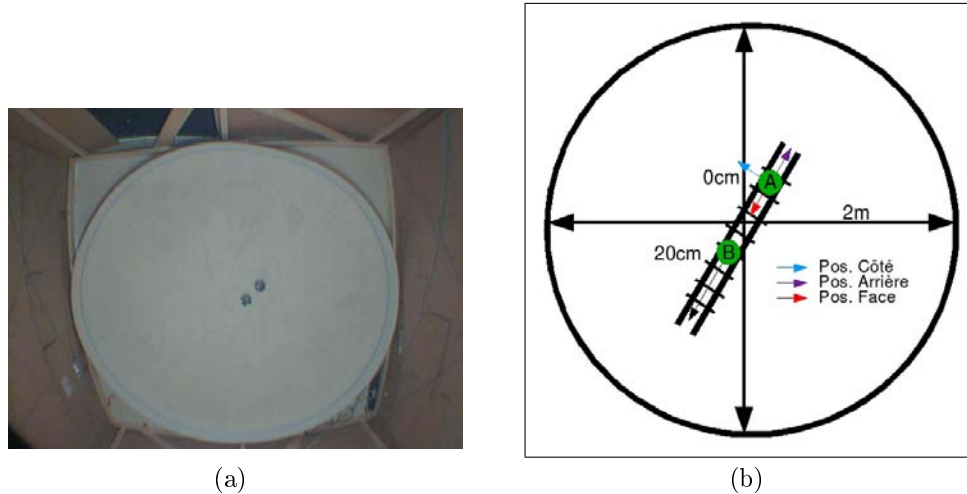


FIG. 3.17 – Vues de l'expérience et détails de la manipulation. (a) Vue aérienne de l'arène lors du calibrage des capteurs infra-rouges, (b) Vue schématique de l'expérience donnant une vue sur le marquage au sol utilisé.

Pour chacune des situations, nous avons pris la valeur médiane sur un ensemble de mesures prises par chaque capteur. Nous avons réalisé cela en utilisant un script R pour réécrire un nouveau fichier de données. Nous avons également utilisé un script R pour tracer la valeur médiane des capteurs pour chacune des distances, pour les situations "de face", "de côté" et "de derrière". Les figures suivantes rassemblent les différents résultats lorsque le robot B "tourne le dos" au robot A.

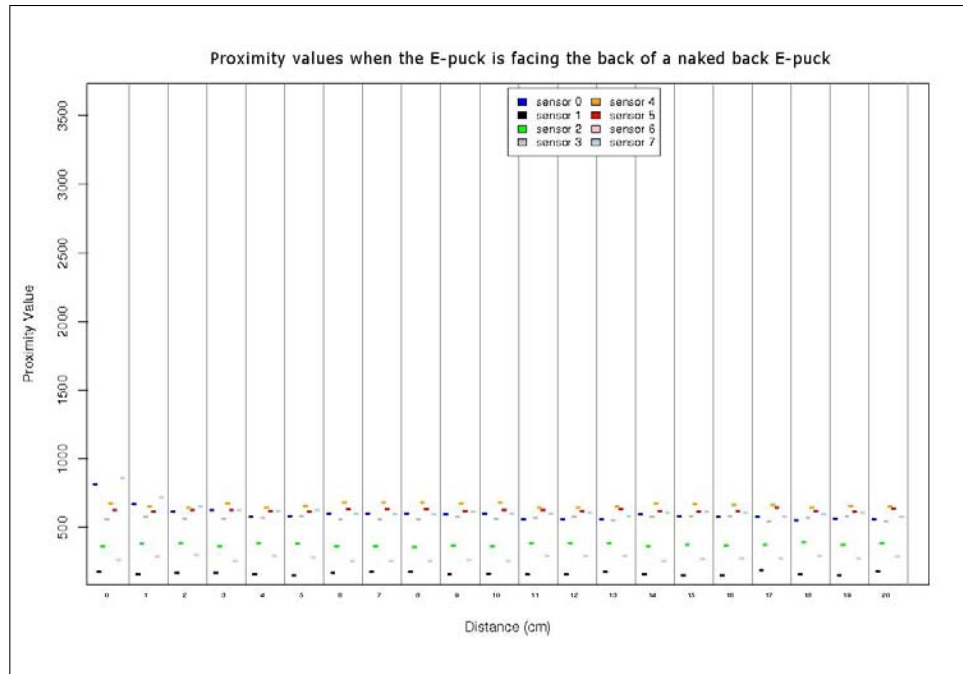


FIG. 3.18 – Valeurs des capteurs infra-rouges en fonction de la distance séparant les deux robots pour la configuration *Naked bot de derrière*.

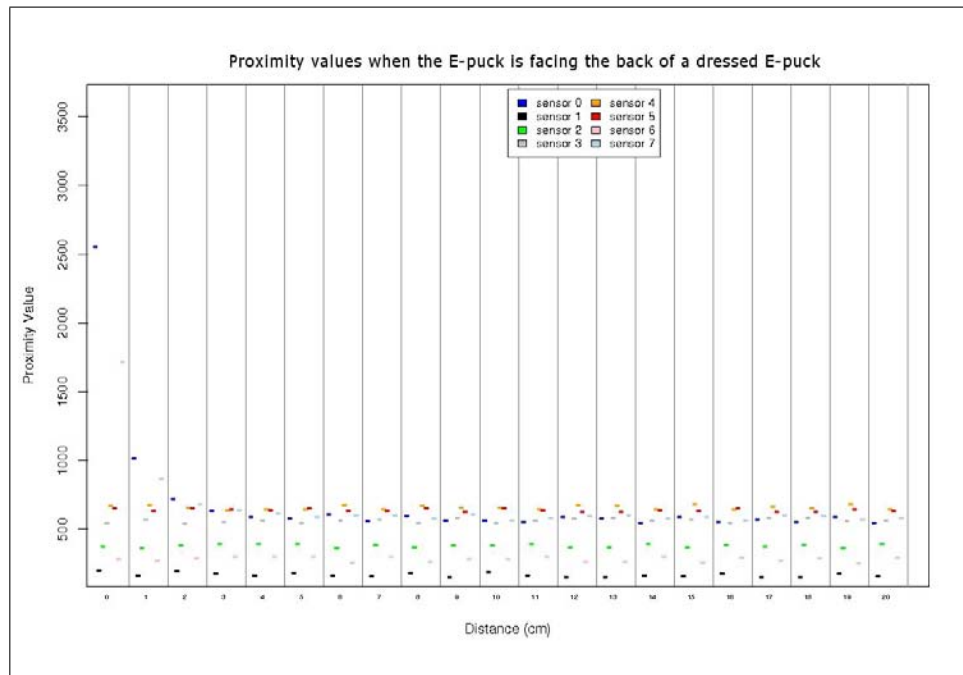


FIG. 3.19 – Valeurs des capteurs infra-rouges en fonction de la distance séparant les deux robots pour la configuration *Dressed bot de derrière*.

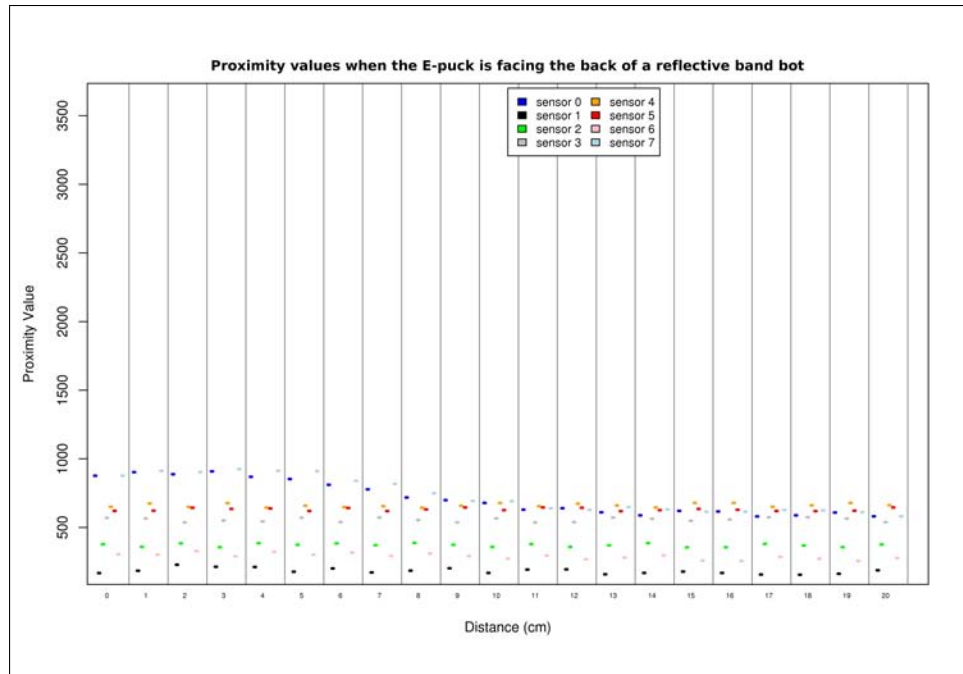


FIG. 3.20 – Valeurs des capteurs infra-rouges en fonction de la distance séparant les deux robots pour la configuration *Reflective bot de derrière*.

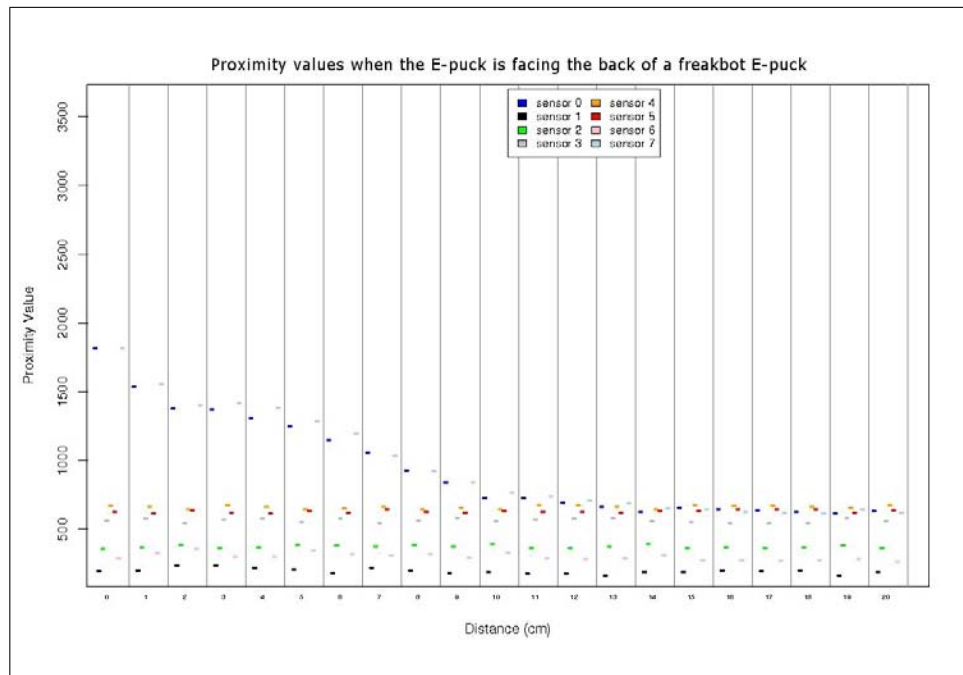


FIG. 3.21 – Valeurs des capteurs infra-rouges en fonction de la distance séparant les deux robots pour la configuration *Freak bot de derrière*.

Les précédentes observations sont également valables pour cette situation-ci. Cependant, l'intérêt de cette manipulation était de découvrir un habillage qui puisse nous fournir une assez grande variation entre les capteurs activés et ceux qui ne l'étaient pas.

Il apparaît assez clairement que les configurations, avec le papier réfléchissant, sont meilleures que les deux autres. La version *reflective band bot* a donc été choisie car elle permet d'avoir une assez bonne marge. De plus, le gain par rapport à l'habillage *freak bot* n'est pas suffisant pour justifier de couvrir tout le robot et d'utiliser inutilement ce matériau coûteux.



FIG. 3.22 – Configuration finale de l'habillage du robot fournissant une détection suffisante.

3.5.2.3 Capteurs IR : perception d'un abri

Pour notre expérience finale, nous avons également besoin de connaître les valeurs des capteurs lors de la mesure de la lumière ambiante. Nous avons donc récupéré ces valeurs pour pouvoir les intégrer dans notre simulateur.

Nous avons lu les valeurs renvoyées par les capteurs de proximité lorsque l'E-PUCK se trouvait dans l'arène circulaire et sous un abri. Pour récupérer les valeurs des capteurs, nous avons utilisé le même programme que précédemment, seulement deux valeurs nous intéressent : la valeur à l'extérieur de l'abri et celle en-dessous.

Nous avons placé un E-PUCK seul dans l'arène, les deux lampes de 100W sont allumées. L'abri, quant à lui, est placé au centre de l'arène, comme indiqué ci-après sur la Figure 3.23.

Puisqu'il s'agit de prendre des mesures pour deux positions, nous avons réutilisé le programme précédent, en adaptant le procédure, bien entendu.

Vous trouverez ci-dessous, à la Figure 3.23, une photographie prise à l'aide de la webcam, fixée au plafond de l'arène lors de l'expérience. Une vue schématique permet de se rendre compte des deux positions envisagées pour la prise des valeurs de lumière ambiante.

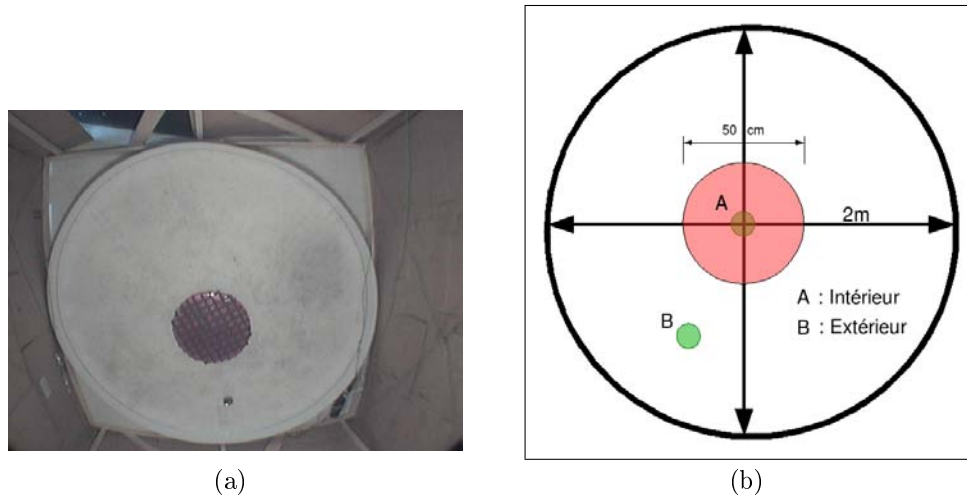


FIG. 3.23 – Vues de l'expérience de calibrage des capteurs infra-rouges vis-à-vis de la lumière ambiante, et détails de la manipulation. (a) Vue en plan de l'arène lors du calibrage des capteurs infra-rouges, et (b) Vue schématique de l'expérience visualisant les deux positions qui ont été investiguée pour la prise de mesure de la lumière ambiante.

Les valeurs récupérées sont enregistrées dans un fichier qui est organisé de la même manière que précédemment. Voir Tableau 3.3

ID	Position	Capt0	Capt1	Capt2	Capt3	Capt4	Capt5	Capt6	Capt7
4	A	3423	2931	3207	3631	3055	2886	3546	3771
5	A	3423	2930	3207	3631	3055	2885	3546	3771
6	A	3424	2930	3207	3632	3055	2885	3546	3771

TAB. 3.3 – Extrait du fichier de valeurs lors du calibrage des capteurs infra-rouges vis-à-vis de la lumière ambiante, lorsque le robot est sous l'abri.

Pour chacune des situations, nous avons pris la valeur médiane de chaque capteur, et calculé la valeur moyenne sur les huit capteurs, nous indiquant ainsi la valeur de la lumière ambiante. Nous avons réalisé cela en utilisant un script R pour réécrire un nouveau fichier de données. Voir Tableau 3.4

Intérieur	Extérieur	Obscurité totale
3300	2500	4095

TAB. 3.4 – Valeurs de lumière ambiante pour les trois situations : intérieure, extérieure et dans l’obscurité totale. La différence est suffisamment grande pour permettre une bonne détection de l’abri.

Nous pouvons remarquer que les valeurs à l’extérieur et celles au-dessous de l’abri diffèrent suffisamment pour avoir une bonne détection de l’abri. De même, plus il fait sombre, plus les valeurs sont élevées. Nous avons mesuré également la valeur maximale perçue par les capteurs dans l’arène avec les lumières éteintes, elle vaut 4095.

3.5.3 Caméra

Nous avons également réalisé le calibrage de la caméra afin de pouvoir l’utiliser dans nos simulations. Nous ne donnons qu’une vue sommaire de ce qu’il a été fait, le lecteur intéressé pourra se reporter à M. Zekkri [9] pour de plus amples explications et détails.

Détection des autres robots Notre premier souci a été de trouver un moyen de pouvoir reconnaître les robots. Pour y arriver, nous avons utilisé l’anneau de LEDs rouges et l’image de la caméra sera analysée en tant qu’un nombre de pixels rouges, dans une certaine gamme de ton. Ainsi, la détection des robots à proximité sera visuelle, et correspondra à une quantité de pixels rouges, dépendante de la distance.

Ainsi, nous avons utilisé un robot qui tournait sur lui-même tout en prenant des photos. La manière de faire est similaire à celle utilisée précédemment pour les capteurs infra-rouges, c’est-à-dire qu’un programme gère totalement le robot durant toute l’expérience. Nous avons testé différentes configurations et pour chacune d’elles, le mode opératoire était identique à savoir que le robot tournait sur lui-même prenant dix-huit photos, et les renvoyant vers l’ordinateur.

Ensuite, à l’aide d’outils de dessin et de programmes, nous avons extrait le nombre de pixels rouges. Nous avons obtenu une relation linéaire entre le nombre de robots, lorsque situés à même distance, et le nombre de pixels rouges sur la photo, comme l’atteste la Figure 3.24.

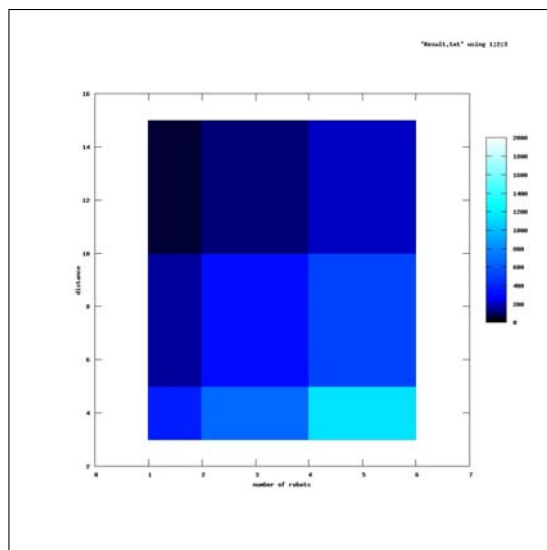


FIG. 3.24 – Représentation graphique de la linéarité et de l’additivité du nombre de pixels rouges lors du calibrage de la caméra.

3.5.4 Moteurs

Le calibrage des moteurs était une chose primordiale car tous nos programmes, contrôlant les robots lors des expériences précédemment décrites, exécutaient sur le robot un nombre de pas par moteur pour se déplacer d’un certain angle ou bien d’une certaine distance. Nous ne donnons ici que les résultats finaux obtenus pour les différentes expériences, le lecteur intéressé peut consulter les explications en détail de la méthodologie utilisée pour ce calibrage sur notre *wiki*⁷.

Calibrage des moteurs pour la rotation Pour rappel, nous avons expliqué la manière dont nous contrôlions le robot à l’aide d’un programme : il reculait et tournait automatiquement. C’est pourquoi, nous avons mesuré l’angle réalisé lorsqu’un robot tournait sur lui-même avec un nombre de pas et une vitesse fixés à l’avance. Nous obtenons finalement une erreur moyenne faite par pas de moteur, valeur réutilisée dans les programmes qui minimisent alors cette erreur.

Linéarité de la vitesse en ligne droite Nous avons également montré qu’il existait une relation linéaire entre la vitesse exprimée en nombre de pas de moteur par seconde et la vitesse réelle du robot en centimètres par seconde. Afin d’observer cette linéarité, la distance et le temps d’un robot ont été mesurés, et cela pour 10 vitesses différentes. Et pour chacune des vitesses, cinq mesures ont été réalisées. La vitesse réelle a donc été calculée en divisant la distance mesurée par le temps pour parcourir cette même distance. Voir Figure 3.25.

⁷<http://iridia.ulb.ac.be/~e-puck/wiki>

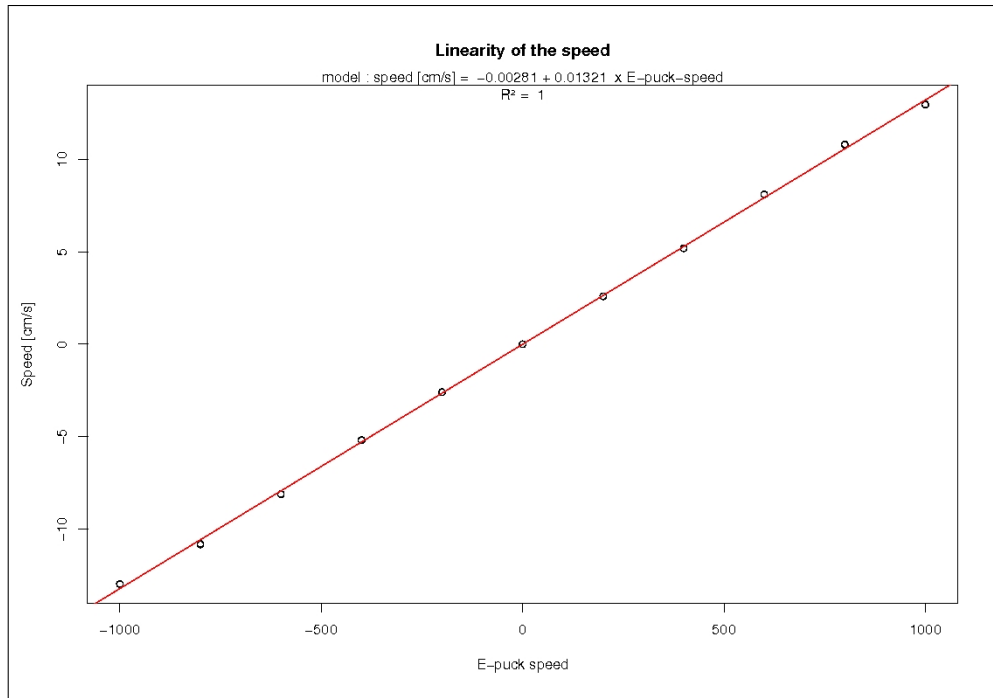


FIG. 3.25 – Mise en évidence de la linéarité de la vitesse réelle du robot et celle exprimée en *step/sec*.

Linéarité de la distance en ligne droite Le résultat des mesures de distance est le même. Il existe également une relation linéaire entre le nombre de pas demandé aux moteurs et la distance réelle en centimètre. Pour observer cette propriété, la distance a été mesurée pour un robot et pour une seule vitesse, et plusieurs valeurs de pas pour avancer. La distance est mesurée de la même manière que précédemment. Voir Figure 3.26.

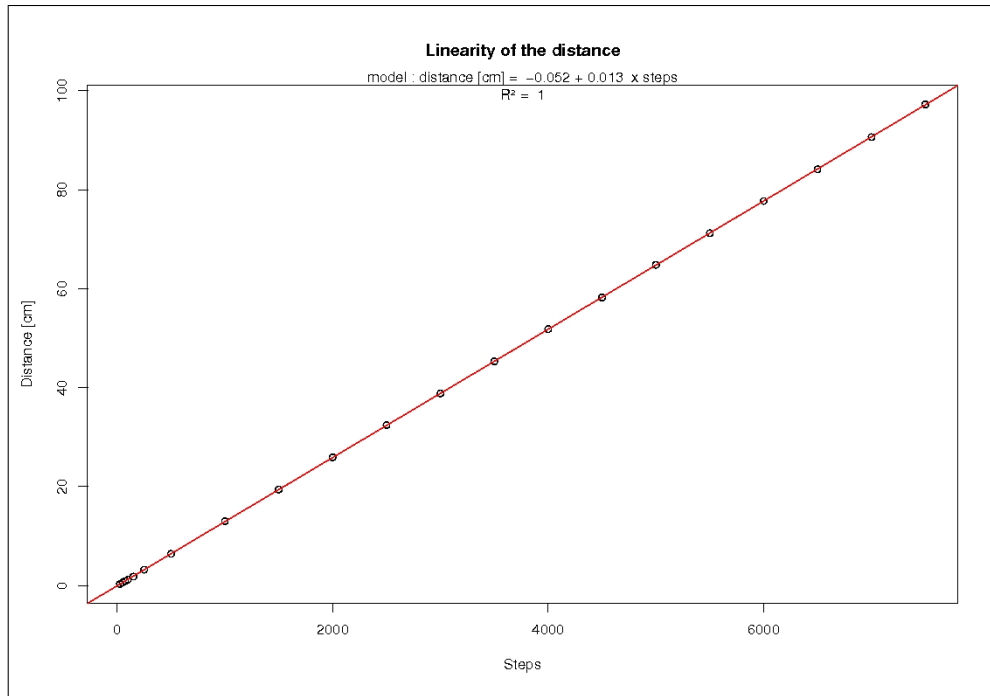


FIG. 3.26 – Mise en évidence de la linéarité de la distance réelle parcourue par le robot et le nombre de pas de moteurs demandé.

Précision de la distance Pour réaliser ce test, et mettre en évidence la précision du robot, nous avons mesuré, pour différentes vitesses, la distance parcourue pour un nombre de pas fixé. La valeur utilisée équivaut à peu près à un mètre. A nouveau, la distance a été mesurée pour chacun des robots, pour 4 vitesses différentes lorsque l'E-PUCK avance d'un nombre de pas fixé à 7715. Pour chacune de ces vitesses, cinq valeurs ont été relevées. Voir Figure 3.27.

3.5.5 Vérification de la marche aléatoire

Le déplacement de certains insectes tels que les fourmis peut être modélisé en moyenne à l'aide d'une marche aléatoire, c'est-à-dire une probabilité constante de tourner dans une direction aléatoire et d'avancer pendant un temps aléatoire. Nous avons reproduit ce comportement avec nos robots, comportement qui sera à la base de nos expériences par la suite. En effet, une telle marche possède la particularité que tous les points d'un environnement peuvent être atteints au bout d'un certain temps. Ainsi, les robots utiliseront cette marche pour explorer leur environnement pour trouver soit des abris, soit des objets, ...

Dans un premier temps, nous avons réalisé le contrôleur sur le simulateur TWODEEPUCK. Nous avons mesuré la distribution des temps pour atteindre cet abri et l'on peut remarquer qu'il existe une probabilité constante par unité de temps de trouver celui-ci. Ensuite, avec

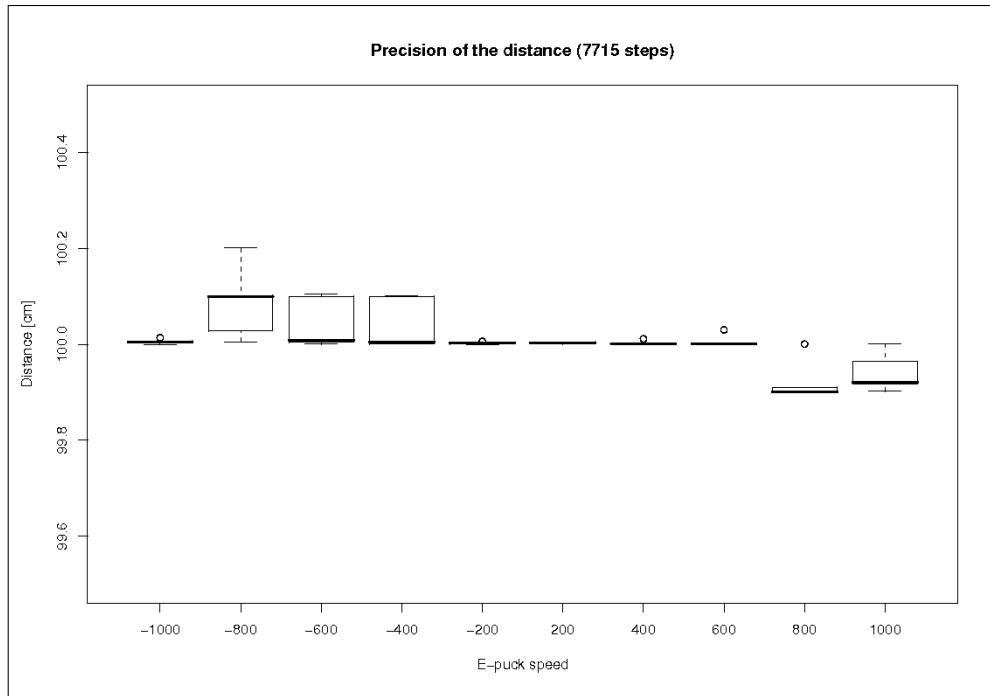


FIG. 3.27 – Détermination de la précision avec laquelle un robot parcourt une même distance pour différentes vitesses, et donc un nombre de pas de moteur différent.

les robots E-PUCKS, nous avons utilisé ce même contrôleur et mesuré de la même manière le temps pour atteindre l’abri. Pour plus de détails sur la méthodologie utilisée pour les expériences avec les robots, veuillez-vous reporter à L. Bury [8].

Il est à noter qu’un soin tout particulier a été apporté à ce contrôleur pour qu’il soit transposable directement et simplement sur les robots. Nous sommes partis d’une machine à états finis, avec laquelle nous mesurons le temps écoulé, afin de pouvoir changer d’état. Nous tirons aléatoirement et uniformément, à l’aide de la *GSL*, *Gnu Scientific Library*⁸, un temps entre 0 et 15 secondes pendant lequel le robot se déplacera en ligne droite et exécutera un comportement d’évitement d’obstacle. De telle sorte que, si aucun objet n’est détecté, le robot se déplace en ligne droite. Ensuite, une fois ce temps écoulé, nous tirons aléatoirement et uniformément, un angle compris entre 0 et 2π , le robot tourne alors sur lui-même pour atteindre cet angle et ensuite, l’algorithme recommence en reprenant un temps aléatoire . . . L’expérience se termine lorsque le robot se trouve en-dessous de l’abri.

Vous trouverez à la figure 3.28 la machine à états finis telle qu’implémentée dans le simulateur ainsi que sur les robots.

⁸www.gnu.org/software/gsl/

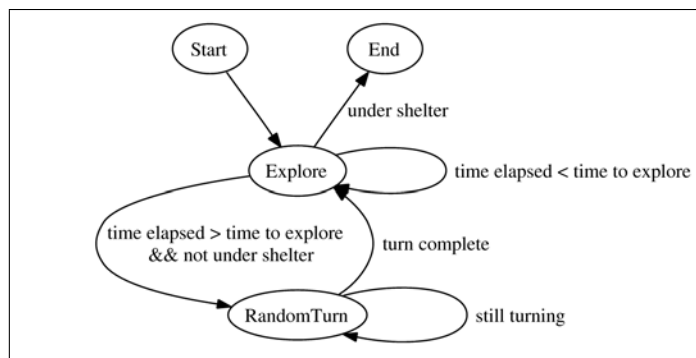


FIG. 3.28 – Automate à états finis pour la marche aléatoire, implémentée sur le simulateur et sur les robots

Nous avons réalisé différentes simulations pour différents rapports de taille entre le rayon de l'arène et le rayon de l'abri. Pour étudier la probabilité d'en trouver un, nous avons, à la fin de chacune des expériences, récupéré le temps mis par le robot pour atteindre l'abri. Pour chacune d'elles, nous avons réalisé 10.000 simulations, donnant donc une distribution de 10.000 temps.

Ensuite, à l'aide de R et de son package *survival*, nous avons analysé l'allure exponentielle de la fonction. En effet, cette expérience devrait suivre une loi similaire à la courbe de survie, nous renseignant alors sur la relation existante entre le nombre de simulations et le temps mis pour la terminer. Pour plus d'informations sur les courbes de survie et leurs propriétés, le lecteur peut consulter le site internet de la Faculté de médecine Pierre et Marie Curie de l'Université de Paris IV⁹ et la littérature spécialisée. Nous pouvons finalement extraire le taux de pénétration sous l'abri, μ , qui correspond à la pente de la régression linéaire appliquée sur le set de données. Ce μ représente la probabilité par unité de temps pour un robot de rencontrer l'abri.

Voici, ci-dessous, la courbe de survie, à la Figure 3.29, ainsi que sa régression linéaire, pour un rayon d'abri de 25cm et un rayon d'arène de 1m. Nous avons fait varier le rayon de l'abri de 1cm à 70cm en gardant le rayon de l'arène constant. Ensuite, pour ces différentes situations, nous avons représenté, à la Figure 3.30, la valeur du taux μ , et sur un second graphique sont représentées les valeurs de r^2 , coefficient de corrélation de la régression linéaire. Nous avons également représenté l'intervalle de confiance à 95% par des traits en pointillés sur les différents graphiques.

Nous pouvons constater que les régressions linéaires possèdent toutes un coefficient de corrélation très proche de l'unité, ce qui prouve bien le caractère exponentiel attendu et donc que notre algorithme correspond à une marche aléatoire en tant que telle.

D'après les expériences de L. Bury [8], nous obtenons des résultats concordants. Le contrôleur fonctionne à la fois en simulation et sur les robots E-PUCKS. Ci-dessous, à la Figure 3.31, nous avons représenté les résultats obtenus lors des 30 réplifications.

⁹<http://www.chups.jussieu.fr/polys/biostat/poly/POLY.Chp.16.html> (Dernière visite le 04/05/2007)

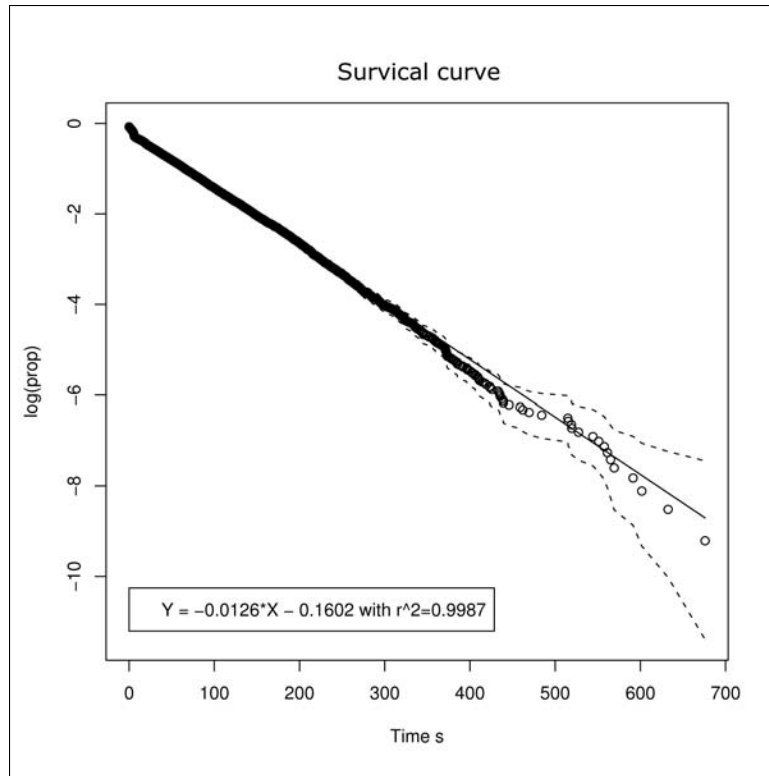


FIG. 3.29 – Le graphique montre la courbe de survie pour la marche aléatoire ainsi que la représentation graphique et mathématique de la régression linéaire correspondante, pour un rayon d’abri de 25cm et un rayon d’arène de 1m. Nous avons tracé le logarithme de la proportion de répliques où le robot explore encore l’environnement en fonction du temps de vie. Et nous observons que la courbe correspond à une exponentielle.

Deux choses sont à remarquer : la première est l’allure du graphique qui correspond bien à une droite et la seconde est la valeur très proche entre les simulations et les robots. Ces deux critères nous assurent le bon fonctionnement de l’algorithme de la marche aléatoire, et également que le simulateur est suffisamment proche de la réalité pour pouvoir être utilisé.

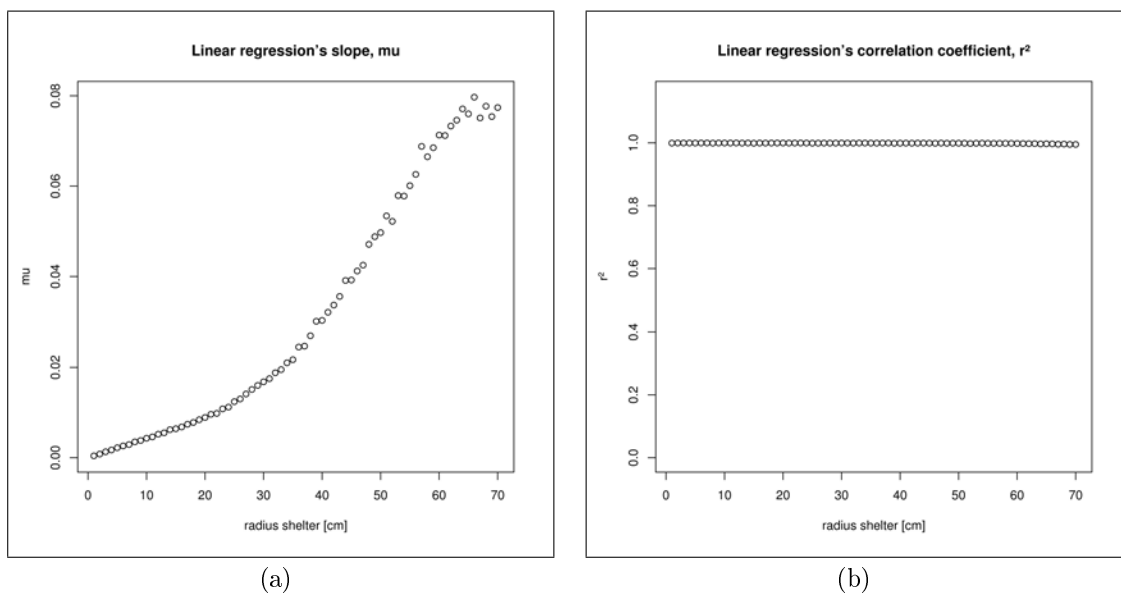


FIG. 3.30 – Les deux graphiques représentent les valeurs du taux de pénétration sous l’abri, μ , et les coefficients de corrélation, r^2 , en fonction du rayon de l’abri.(a) Valeurs des taux de pénétrations μ en fonction du rayon de l’abri, (b) Valeurs des coefficients de corrélation r^2 fonction du rayon de l’abri, indiquant une très bonne régression linéaire sur tous les *sets* de données

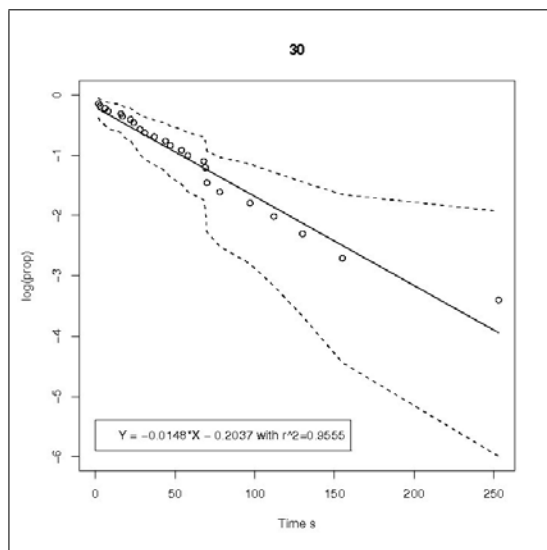


FIG. 3.31 – Courbe de survie déterminée pour les robots E-PUCKS lors de 30 réplifications.

Chapitre 4

Etude du comportement d'agrégation pour un groupe de robots

4.1 Description de la tâche

Nous avons déjà abordé le sujet de l'agrégation auparavant, nous allons maintenant détailler les expériences qui ont été menées et celles que nous allons réaliser avec nos robots. Pour le moment, nous nous sommes intéressés à l'étude des propriétés du modèle, décrit ci-après. Nous allons principalement nous baser sur des expériences d'agrégation de blattes, *Blatella germanica*, sous des sites effectuées par J.-L. Deneubourg, au département d'Ecologie Sociale de l'ULB.

Selon des études précédentes sur les comportements des blattes, nous pouvons affirmer qu'il n'existe pas d'interactions à longue distance entre ces animaux. L'arène a également été placée au sein d'un endroit clos afin d'éviter que les blattes n'utilisent des éléments spatiaux qui dépasseraient la géométrie de l'arène. Dès lors, il n'y a pas de piste d'odeurs ni d'effet mémoire sur lesquels les blattes pourraient se baser pour les expériences suivantes. Dans l'arène, se trouvent également deux abris représentés par des filtres en papier. Chaque individu explore de manière aléatoire l'arène et chacun possède la même probabilité par seconde de rencontrer un des deux sites présents.

Ces abris sont suffisamment grands pour accueillir tout le groupe, sans qu'il y ait surpopulation. De cette manière, nous nous trouvons avec un choix binaire se proposant aux blattes. Cette expérience mettait également en évidence que deux populations de blattes ne provenant pas de la même souche pouvaient finalement coopérer et au final s'agréger sous un des abris. Cependant, cet aspect n'est pas pertinent dans le cadre du travail présent.

Dans une seconde expérience, toujours avec les *Blatella germanica* et deux abris en filtre de papier, cette étude s'est focalisée sur le nombre d'abris qui se présente aux blattes ainsi que la taille des abris pour un choix binaire. Il est intéressant de faire remarquer que le

choix, se proposant aux blattes lorsque ce sont des abris de tailles différentes, sera optimal, c'est-à-dire que les insectes seront capables de choisir l'abri qui ne sera ni trop petit pour accueillir toute la population ni trop grand par rapport à la taille de celle-ci, menant ainsi à un choix optimal basé sur des règles simples. L'approche du groupe de travail les a conduit à définir une fonction évaluant le bénéfice individuel afin de mesurer le bénéfice du groupe. Autrement dit, les blattes vont tenter de maximiser leur bénéfice, et de ce fait, le bénéfice du groupe en sera amélioré.

Notre tâche sera de reproduire partiellement ce comportement collectif avec des robots simples en fonctionnalités, avec les mêmes hypothèses que celles utilisées pour les blattes, à savoir un contrôleur identique pour chaque robot, il n'existe donc pas de leader au sein de la population, il n'y a pas non plus de communication directe ni à courte ni à longue distance. Finalement, le seul moyen dont disposent les robots pour se percevoir est l'utilisation de la caméra, ce qui signifie que toute la détection des autres congénères est basée sur la reconnaissance visuelle.

Dans un premier temps, nous allons faire une étude d'un modèle mathématique décrivant le phénomène, et ensuite nous exécuterons des simulations, à l'aide de TWODEEPUCK et commenterons les résultats obtenus.

4.2 Etude du comportement avec le modèle mathématique

4.2.1 Equations générales

Le modèle utilisé est macroscopique et, à l'aide des équations d'échanges de flux entre les abris d'une part, et les abris et l'extérieur, d'autre part, nous sommes en mesure de déterminer l'état du système. Les équations sont une forme dérivée des équations de logistique, appelées le modèle de Verhulst, et permettent de modéliser la croissance d'une population sous forme de flux. Le modèle que nous allons utiliser, est celui proposé par J.-M. Amé *et al.* [7], lequel est simplifié puisque nous n'étudions le choix collectif qu'avec deux abris, c'est-à-dire un choix binaire.

Les équations 4.1 issues du modèle mathématique pour expliquer le comportement collectif des blattes, proposé en biologie, sont celles sur lesquelles notre analyse s'est basée.

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = \mu_1 \cdot x_e \left(1 - \frac{x_1}{S_1}\right) - \frac{\theta \cdot x_1}{1 + \rho \cdot \left(\frac{x_1}{S_1}\right)^n} \\ \frac{dx_2}{dt} = \mu_2 \cdot x_e \left(1 - \frac{x_2}{S_2}\right) - \frac{\theta \cdot x_2}{1 + \rho \cdot \left(\frac{x_2}{S_2}\right)^n} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$N = x_e + \sum_{i=1}^2 x_i \quad (4.2)$$

Et nous posons,

$$\begin{cases} R = \mu_i \cdot \left(1 - \frac{x_i}{S_i}\right) \\ P = \frac{\theta}{1 + \rho \cdot \left(\frac{x_i}{S_i}\right)^n} \end{cases} \quad (4.3)$$

Dans chacune des équations, nous retrouvons deux termes, R exprime le peuplement de l'abri, et donc la difficulté croissante d'y pénétrer à cause de la présence des autres congénères. Ensuite, P représente la probabilité d'un individu à quitter l'abri. Cette probabilité est une fonction décroissante du nombre d'individus déjà présents sous l'abri.

Les μ sont déterminés avec les simulations sur ordinateur. Pour plus de détails, voir la Section 3.5.5. Le paramètre S est une caractéristique géométrique de l'abri et correspond à l'“acceptance” de celui-ci. En d'autres mots, il s'agit du nombre de robots pouvant être abrités simultanément. Les paramètres θ, ρ et n influencent la probabilité de partir par unité de temps de chaque individu. Finalement, pour l'Equation 4.2, N représente le nombre total d'individus pour l'expérience.

Nous allons étudier ce système et évaluer l'influence de certains paramètres sur le comportement asymptotique et sa stabilité, ainsi que l'impact sur le temps de convergence du système. Les valeurs par défaut que nous avons utilisées sont

N	S_1	S_2	μ_1	μ_2	θ	ρ	n
10	12	12	0.0126	0.0126	0.01	1667	2

et les paramètres auxquels nous allons nous intéresser sont

- le nombre de robots N : c'est-à-dire l'extensibilité de la population ;
- le rapport $\frac{\theta}{\rho}$: ce rapport influence directement la probabilité de la décision, et permet certainement d'accélérer les manipulations ;
- et, finalement, la taille d'un abri S_1 et l'autre S_2 fixe : ce paramètre permet de mettre en évidence le choix de l'un ou l'autre, selon la taille.

La résolution de ce système a été réalisée à l'aide de Maple10, et les différentes notions mathématiques proviennent de S. H. Strogatz [16]. Nous commencerons par la résolution du modèle et, ensuite, nous allons présenter les résultats concernant le modèle mathématique. Nous comparerons ensuite ceux-ci à ceux obtenus avec le simulateur.

4.2.2 Etude du comportement asymptotique et de sa stabilité

A partir des solutions trouvées, nous pouvons étudier leur stabilité en utilisant la matrice Jacobienne et ses valeurs propres. Pour que la solution soit stable, il faut calculer la matrice Jacobienne en ce point et la partie réelle de toutes les valeurs propres doit être négative. Et réciproquement, les parties réelles positives correspondent à un point instable. La partie imaginaire nous informe alors sur la divergence ou la convergence du système, de manière amortie ou pas. Voici pour rappel le théorème que nous avons utilisé, M. R. Roussel [13],

“An equilibrium point x^* of the differential equation is stable if all the eigenvalues of J , the Jacobian evaluated at x^* , have negative real parts. The equilibrium point is unstable if at least one of the eigenvalues has a positive real part.”

4.2.3 Etude de la probabilité des états

Dans cette section, nous allons présenter la méthodologie utilisée pour calculer la probabilité de tomber dans un des états finaux du système. Nous avons donc parcouru l'espace des phases (X_1, X_2) à partir d'une grille, et nous avons approximé la fonction en utilisant une approximation eulérienne. A partir du moment où nous n'effectuons plus un pas suffisamment conséquent dans l'exploration, nous déterminions quel état solution était le plus proche. C'est pourquoi, nous obtenons des résultats même pour l'état instable. Il est extrêmement important de noter que la situation instable ne se produit pas dans la réalité. Ainsi, cette probabilité de “tomber dans l'état instable” n'en est pas une, puisque, par définition, dès l'apparition d'une petite perturbation du système, elle le ferait sortir de cet état. Il basculerait alors vers un des états stables présents. Cependant, en quantifiant l'attraction de cet état, la discrétisation de notre espace de phase n'étant pas infiniment fine, il est possible que le système passe à proximité de l'état stationnaire instable. Dès lors, certaines trajectoires du système sont considérées comme achevées car nous ne pouvons pas savoir dans quelle direction le système évolue réellement. Dans les faits, il faut considérer que les trajectoires, bloquées sur un état instable, ont autant de chance de continuer vers l'un des autres régimes stables du système. Cet éclaircissement devrait permettre au lecteur de mieux interpréter les graphiques qui suivent en dépit de cette limite due à la méthodologie de l'analyse. Ainsi, selon les situations, le système sortira indifféremment en direction d'un des deux états stables.

4.2.4 Etude du temps de convergence

Pour étudier le temps de convergence de ce système, nous avons supposé le comportement linéaire. De ce fait, les solutions du système auront la forme suivante

$$\phi(t) = e^{At} \cdot x_0, \quad (4.4)$$

équation à comparer avec

$$\phi(t) = e^{-\frac{t}{\tau}} \cdot x_0 \quad (4.5)$$

Nous savons donc que A indiquera la vitesse de convergence du système. Ainsi, en prenant l'opposé de l'inverse du maximum des valeurs propres, nous obtenons le temps caractéristique. Il s'agit donc bien d'une approximation puisque nous avons supposé le système linéaire. La comparaison des résultats avec ceux obtenus pour les simulations nous permettra de déterminer la véracité de notre approximation. Ce critère est très important à cause de la durée de vie limitée des batteries des robots et constituera notre critère le plus réducteur parmi les choix des différents paramètres de l'expérience, et le paramètre $\frac{\theta}{\rho}$ devrait nous permettre d'y arriver.

4.2.5 Résultats

4.2.5.1 La taille de la population

Nous allons étudier l'impact de la variation de la taille de la population, N , sur le système, sur le comportement collectif. Nous avons fixé les autres paramètres aux valeurs par défaut précitées à la Section 4.2.1, tandis que N varie de 2 à 30 individus. La Figure 4.1 présente les résultats obtenus. Seul l'abri S_1 est représenté en raison de la symétrie du problème. Comme nous pouvons l'observer, il peut exister trois états dont deux stables et un instable, autrement il n'existe qu'un seul stable. Lorsque la population est inférieure à la taille d'un abri, nous observons que l'une des solutions correspond à la situation où la population entière se trouve sous un des deux abris, par exemple S_1 . Tandis que l'autre état est celui pour lequel l'autre abri est vide, dans notre exemple, il s'agirait de S_2 . Il faut tout de même remarquer qu'il y a une part de la population qui se trouve dans l'environnement, c'est-à-dire ni sous l'abri S_1 ni S_2 . L'état instable, quant à lui, correspond à l'équipartition sous les deux abris. A partir du moment où la population dépasse la taille d'un abri, il n'existe alors plus qu'un état stable. Il s'agit de l'équipartition. Enfin, lorsque le nombre total d'individus excède la somme des tailles des deux abris, il apparaît un plateau. En effet, les deux abris se remplissent à leur maximum, et l'excédant de la population reste au dehors, dans l'arène.

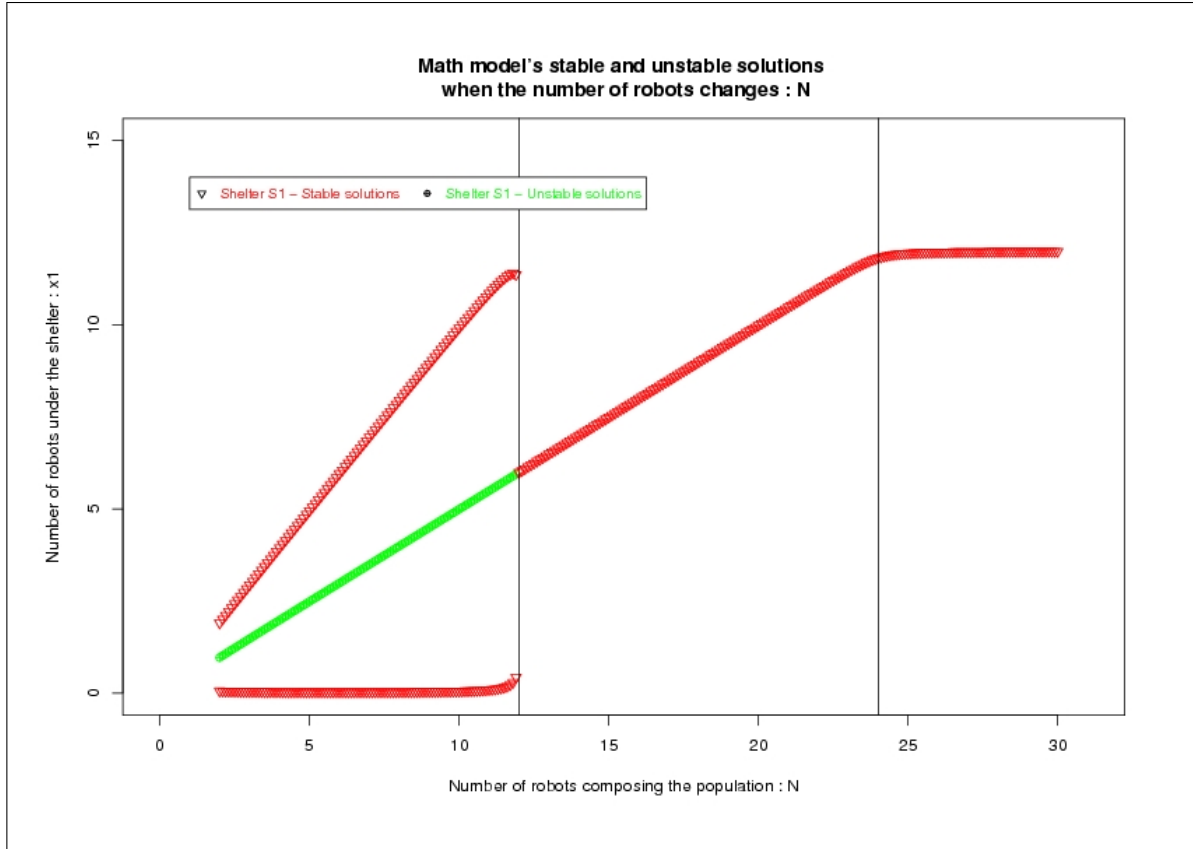


FIG. 4.1 – Représentation de la population sous l’abri S_1 lors de l’étude de l’influence de la variation de la population sur le système. Il existe deux états stables ou un état stable selon les conditions. Nous pouvons mettre en évidence trois zones : la plus à gauche correspond au choix d’un des deux abris, la partie centrale représente l’équipartition au sein des deux abris, et finalement un plateau indiquant la saturation des deux abris. Ce graphique a été réalisé avec les paramètres $S_1 = S_2 = 12, \mu_1 = \mu_2 = 0.0126, \theta = 0.01, \rho = 1667, n = 2$.

A la Figure 4.2, nous avons également tracé ce graphique avec d’autres unités pour les axes. En utilisant la fraction de la population sous l’abri S_1 , x_1/N , pour les ordonnées et le rapport entre la taille des abris et la population présente, S_1/N , nous sommes à même de pouvoir comparer qualitativement nos résultats avec ceux obtenus par J.-M. Amé *et al.*, [7], Figure 4.3.

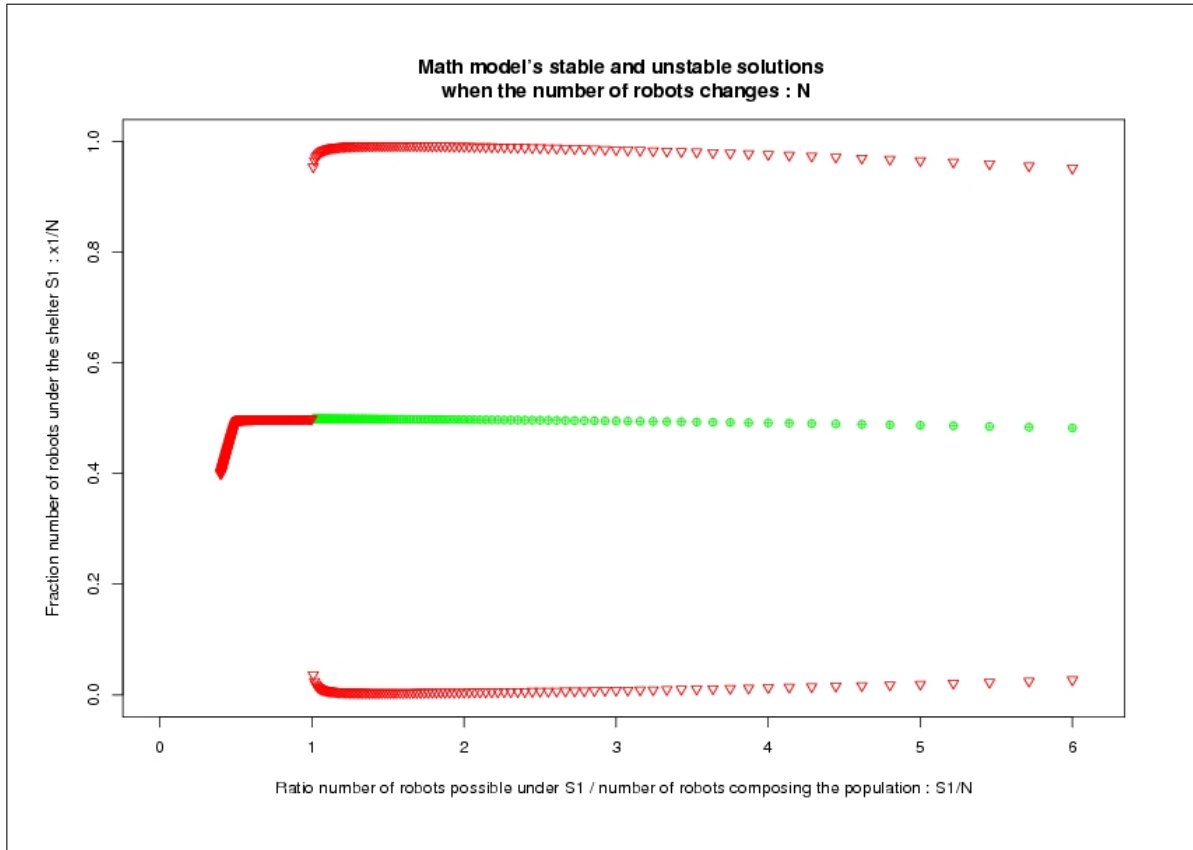


FIG. 4.2 – Nous avons tracé la fraction d'individus sous l'abri 1 en fonction de l'inverse de la taille de la population, $\frac{S_1}{N}$. Grâce à ce graphique, nous sommes en mesure de comparer les résultats obtenus par J.-M. Amé *et al.* [7] et les nôtres. Ainsi, nous pouvons facilement observer la concordance des états stables et instables.

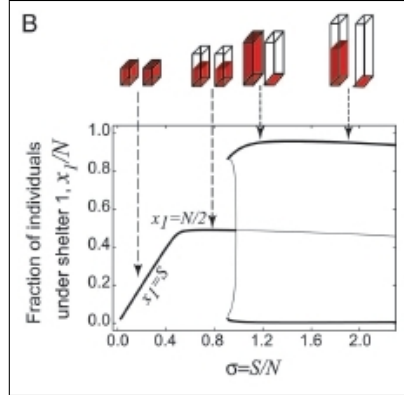


FIG. 4.3 – Représentation provenant de J.-M. Amé *et al.* [7] : évolution de la fraction d'individus sous l'abri 1 en fonction du rapport $\sigma = \frac{S}{N}$. Les traits gras correspondent aux états stables tandis que les traits fins représentent les états instables.

La Figure 4.4 montre les probabilités de tomber dans les différents états du système. Il est important de noter que, bien entendu, les états instables, par définition, ne peuvent pas être atteints. Dans notre cas, le système est symétrique ce qui signifie que lorsque nous arrivons sur un tel état, nous avons 50% de chance de basculer dans l'un des deux états stables.

Comme mentionné précédemment, nous avons étudié le temps de convergence du système vers les états stables. La Figure 4.5 présente les résultats obtenus. Nous avons délibérément écrêté le graphe à la valeur de 8000s. Nous observons que ce temps de convergence croît avec la population jusqu'à atteindre un maximum lorsque les deux abris et la taille de la population sont identiques. A partir de ce moment, le temps de convergence diminue avec la population.

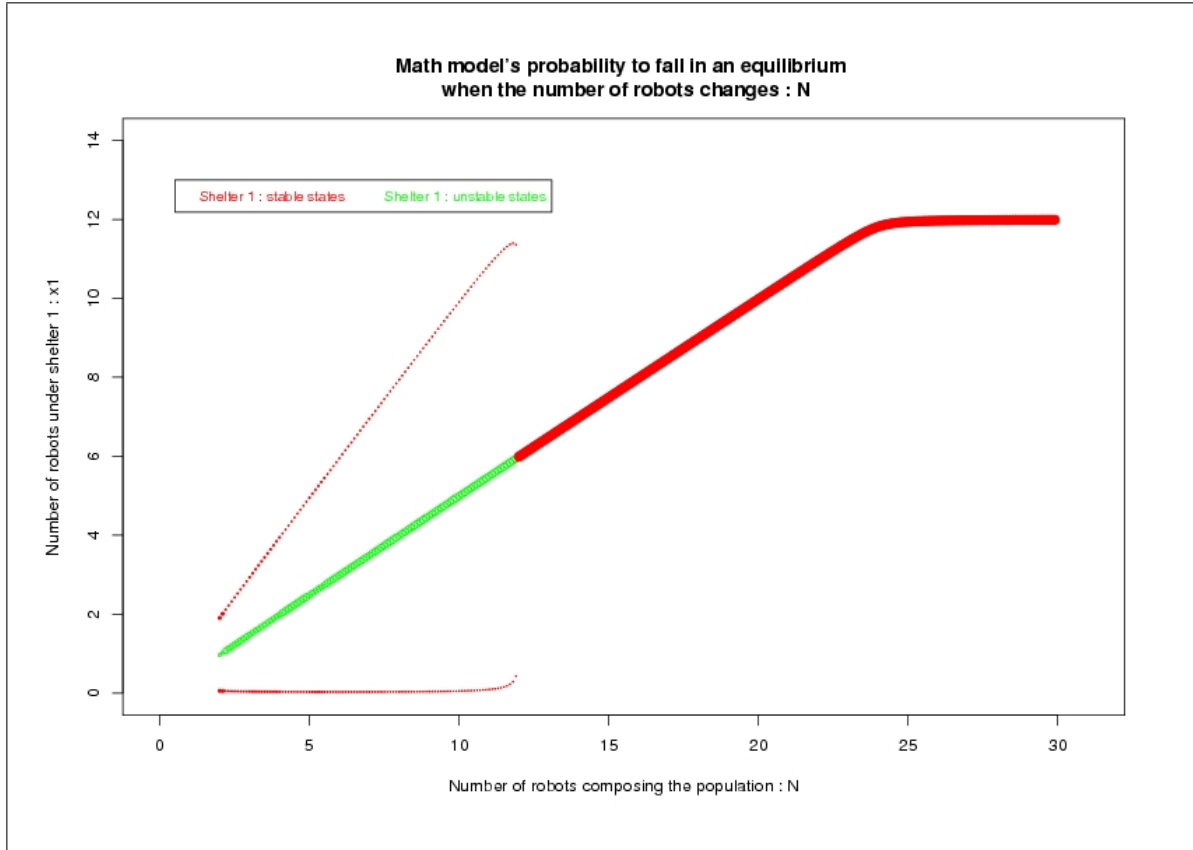


FIG. 4.4 – Représentation de la probabilité des états stables lorsque la taille de la population varie. Le rayon des cercles est proportionnel à cette probabilité. Nous avons également représenté cette dernière pour les états instables, bien qu'ils ne soient pas accessibles en réalité, puisque toute perturbation peut faire basculer le système dans un des deux états stables. Pour plus de détails sur l'explication, veuillez-vous référer au texte.

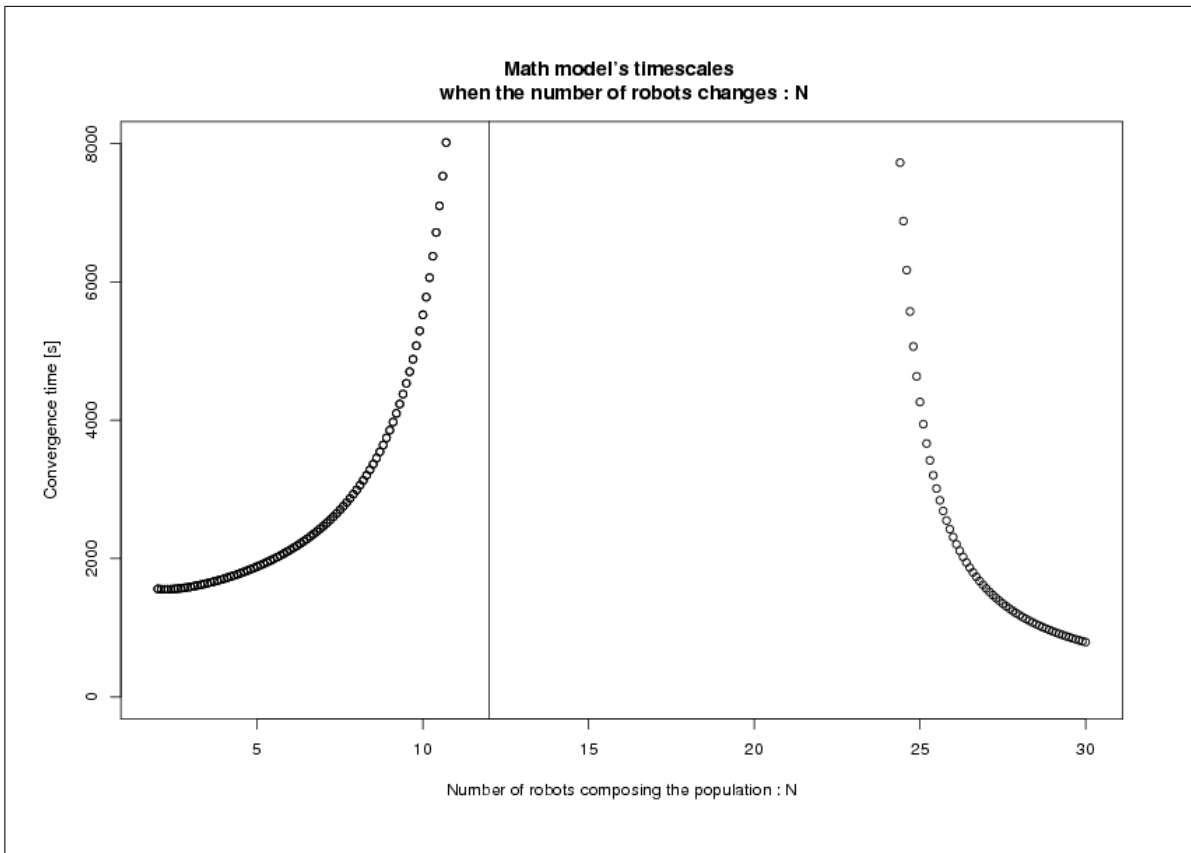


FIG. 4.5 – Sur ce graphe, nous pouvons observer l'évolution du temps de convergence du système en fonction de la taille de population. Pour tracer cette courbe, nous avons fait une approximation linéaire au point solution. Pour plus de détails, voir la Section 4.2.4.

4.2.5.2 Le rayon de l'un des deux abris

Le second paramètre étudié est le rayon de l'abri S_1 . Nous avons également conservé les valeurs par défaut telles que mentionnées à la Section 4.2.1, en faisant varier la taille de S_1 de 6 à 70cm. Bien entendu la valeur de μ_1 est à adapter, nous avons donc utilisé les valeurs déterminées précédemment lors de l'étude de la marche aléatoire sur le simulateur, Section 3.5.5. La Figure 4.6 présente les résultats pour le nombre d'individus sous l'abri S_1 , en fonction du rapport des tailles des abris, $\frac{S_1}{S_2}$. Nous observons qu'il existe trois états tout au long de l'évolution du rapport $\frac{S_1}{S_2}$, dont deux stables et un instable. L'abri S_2 étant suffisamment grand pour abriter toute la population et S_1 étant trop petit, la prise de décision devrait aller en faveur de ce premier. A partir du moment où le rapport dépasse 1, la tendance du système est de s'abriter sous l'abri le plus petit. Ainsi, la population pourra d'une certaine manière mesurer la taille de l'abri, et choisir celui qui convient le mieux. Nous sommes en présence du choix optimal pour la population. Ainsi, même si l'abri devient très grand, avec un rapport de plus de 10 fois, il est évident que la probabilité de trouver cet abri sera beaucoup grande que pour l'autre, mais malgré tout, tous les robots vont se concentrer sous le plus petit.

Les oscillations que nous observons, proviennent des valeurs de μ utilisées, car nous les avons obtenues expérimentalement en simulation avec TWODEEPUCK à la Section 3.5.5.

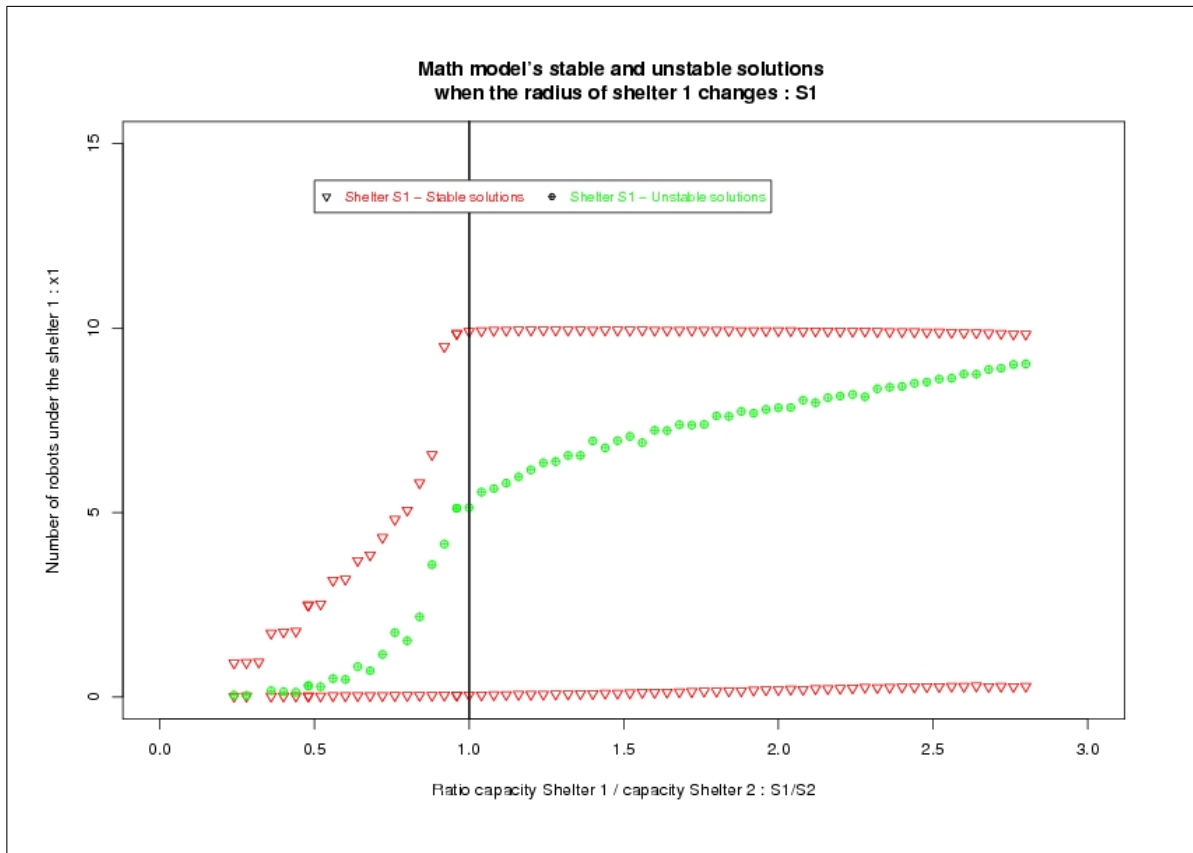


FIG. 4.6 – Graphique du nombre d'individus sous l'abri S_1 en fonction du rapport des rayons des deux abris, $\frac{S_1}{S_2}$. Les valeurs utilisées pour les paramètres du modèle sont $N = 10$, $S_2 = 12$, $\mu_2 = 0.0126$, $\theta = 0.01$, $\rho = 1667$, $n = 2$.

A la Figure 4.7, nous pouvons observer les probabilités d'arriver dans les différents états. Les mêmes remarques qu'à la Section 4.2.5.1 sont d'application ici.

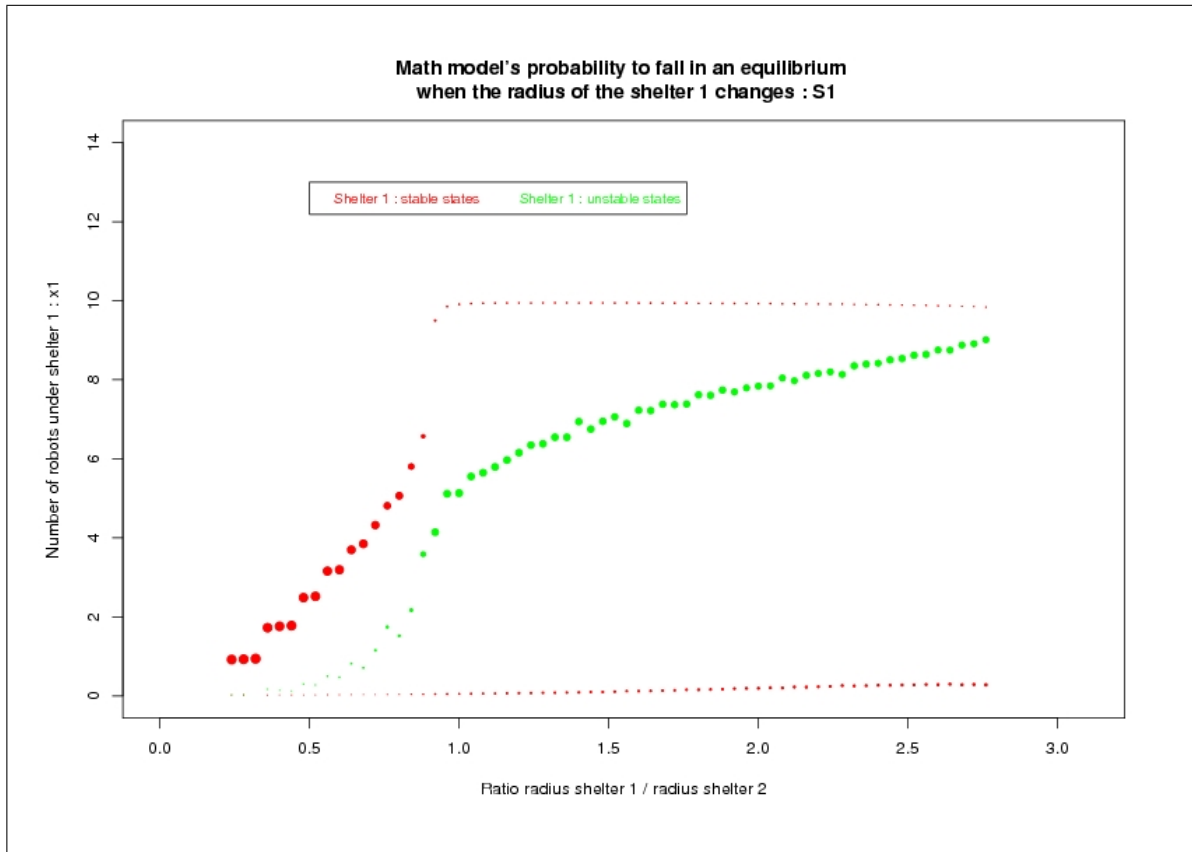


FIG. 4.7 – Graphe de la probabilité de tomber dans un des états finaux du système en fonction du rapport des rayons des abris. Le rayon des cercles représentés est proportionnel à la valeur de la probabilité calculée. Il est à noter que le plus petit abri est favorisé systématiquement sur cette figure. La zone d'attraction de l'état à 0 robot est prépondérante lorsque l'abri S_1 devient le plus grand, c'est-à-dire pour un ratio supérieur à 1.

La Figure 4.8 présente les résultats obtenus lors de l'étude du temps de convergence du système.

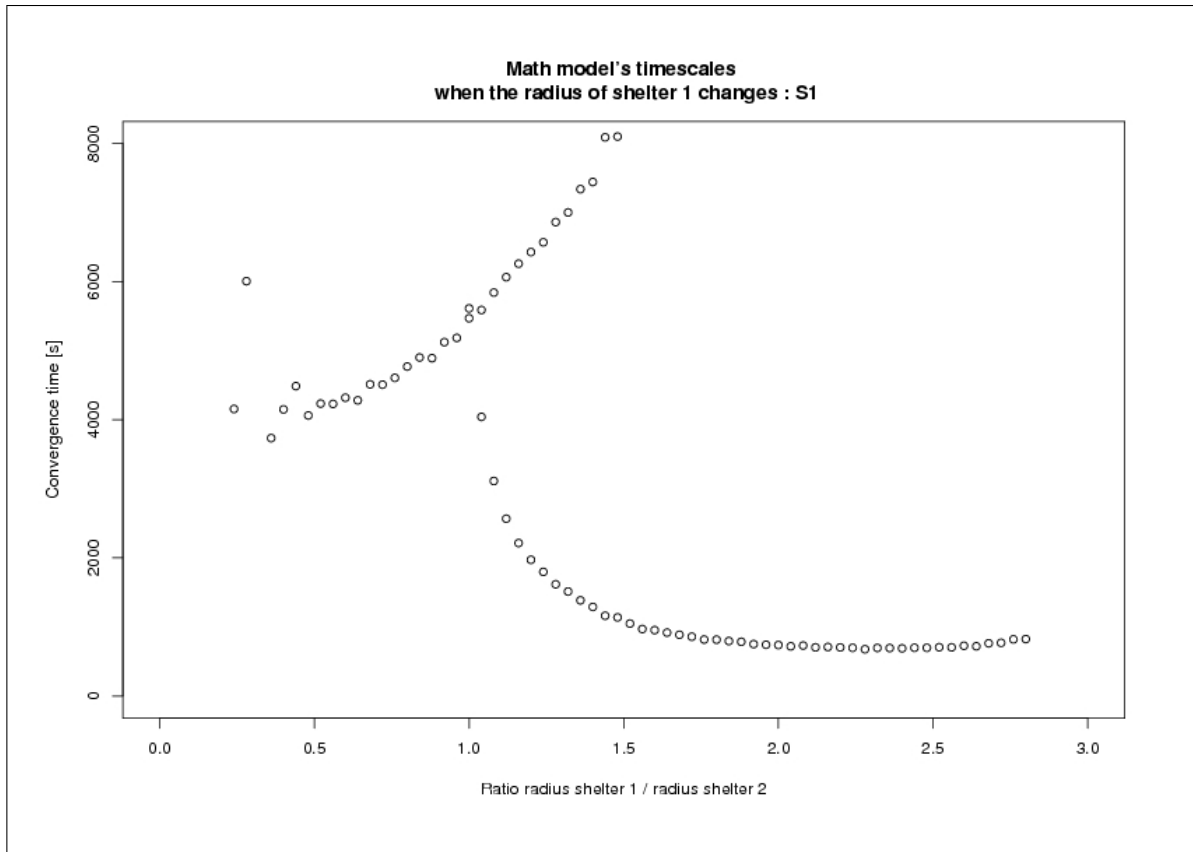


FIG. 4.8 – Graphe du temps de convergence en fonction du rapport des abris. Nous observons l’existence d’un point de bifurcation entre deux courbes : l’une est monotone croissante, tandis que l’autre est du type exponentielle négative. Ce point apparaît lorsque le rapport de ceux-ci est unitaire, et au-delà, la courbe décroissante correspond à la situation dans laquelle toute la population se trouve sous l’abri le plus petit, S_2 . Cependant, l’autre état stable est également réalisable, seulement les temps de convergence des deux possibilités sont très différents et le système convergera plus rapidement vers la solution stable en S_2 .

4.2.5.3 Le rapport $\frac{\theta}{\rho}$

Le dernier paramètre que nous avons exploré est le rapport $\frac{\theta}{\rho}$. Ce rapport est crucial dans le mécanisme de prise de décision. En effet, θ possède une action directe sur la probabilité de partir et ρ est une relation inverse. L’équation de la probabilité de partir de l’abri est rappelée ci-dessous, à l’Equation 4.6.

$$P = \frac{\theta}{1 + \rho \cdot \left(\frac{x_i}{S_i}\right)^n} \quad (4.6)$$

La Figure 4.9 présente les résultats obtenus, pour les valeurs par défaut pour les autres

paramètres, voir la Section 4.2.1 pour les consulter.

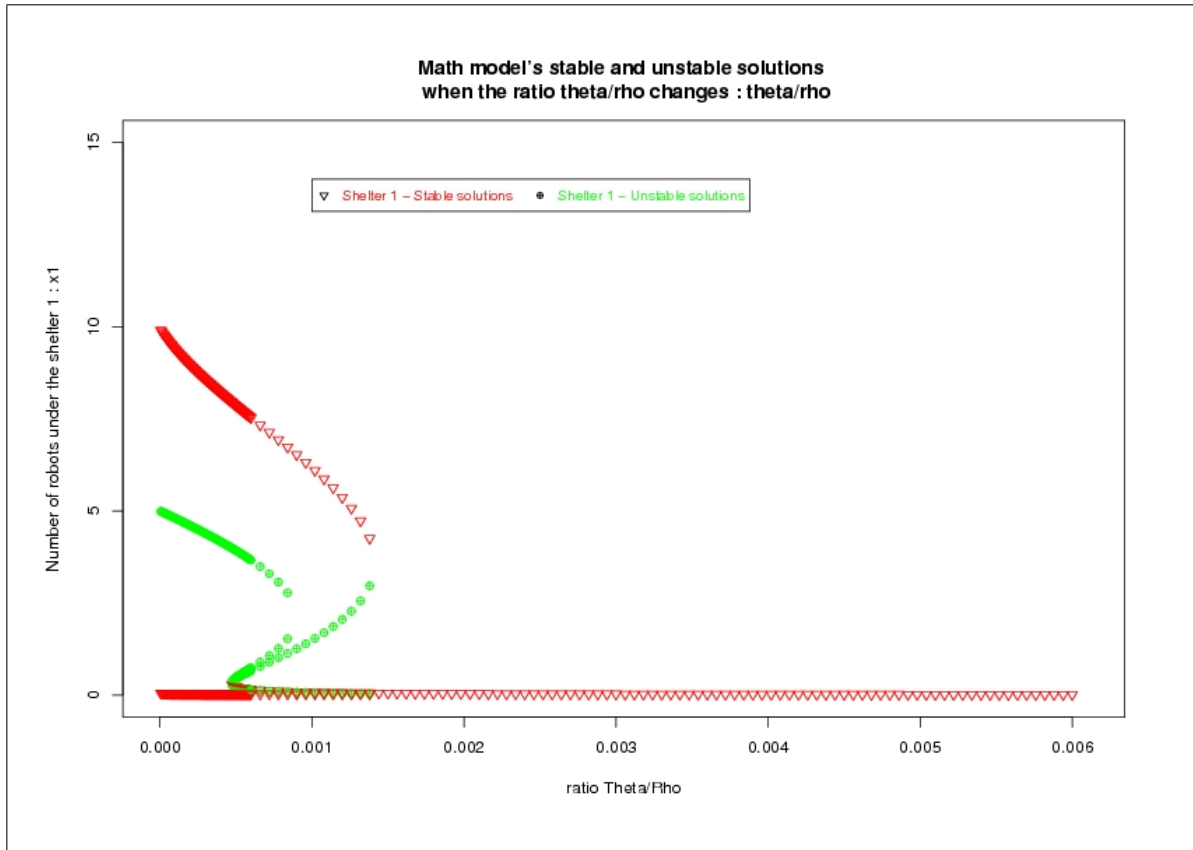


FIG. 4.9 – Graphe des solutions stables et instables lors de l'étude de la variation du paramètre $\frac{\theta}{\rho}$. Nous y observons trois zones : la première, en partant de la gauche, correspond à une diminution du nombre maximal de robots présents sous l'abri. Ensuite, une partie centrale où nous observons l'apparition de plus de 3 états simultanément. Et finalement, la dernière zone correspond à des probabilités peu suffisantes pour commencer l'agrégation, conduisant à un abri toujours vide.

La Figure 4.10 montre les valeurs obtenues pour l'étude des probabilités. Pour les remarques, voir la Section 4.2.5.1.

Et pour finir, la Figure 4.11 illustre la variation du temps de convergence en fonction du rapport $\frac{\theta}{\rho}$.

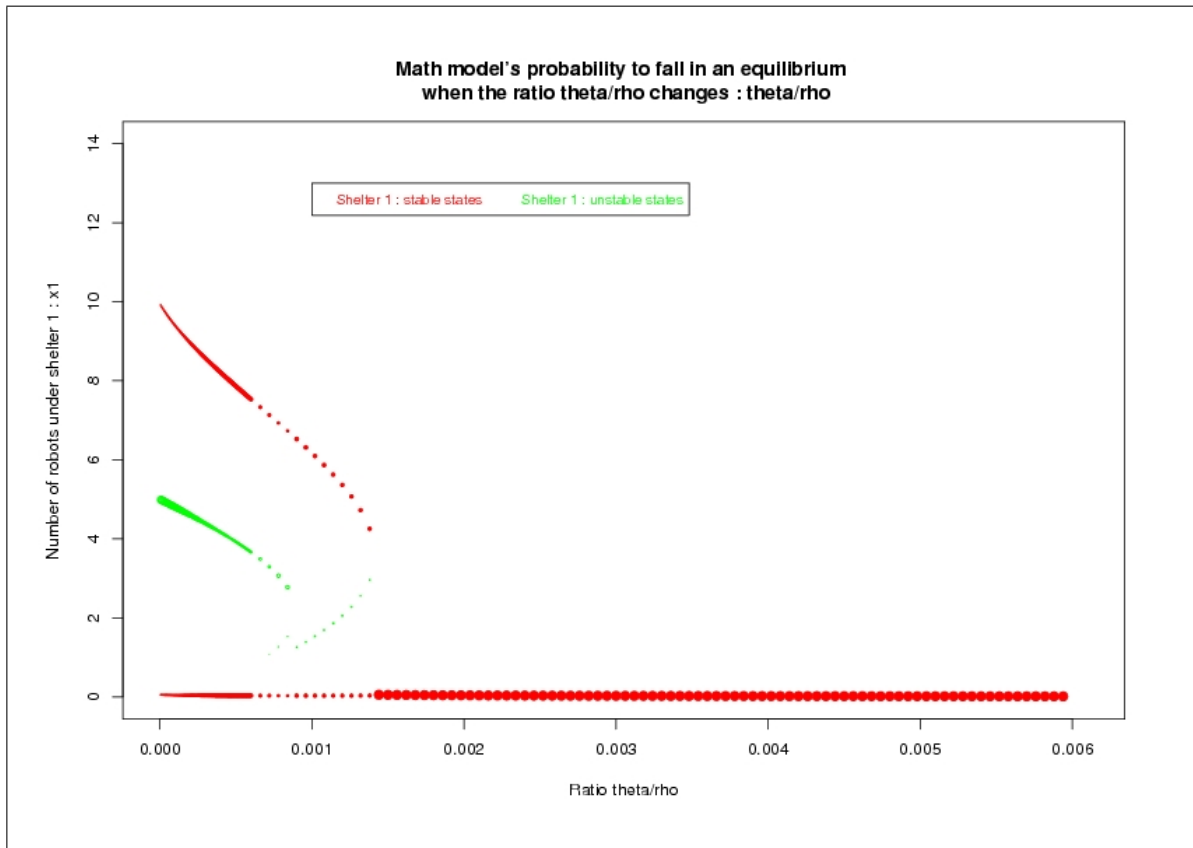


FIG. 4.10 – Graphe des probabilités d'apparition des solutions stables et instables lors de l'étude de la variation du paramètre $\frac{\theta}{\rho}$.

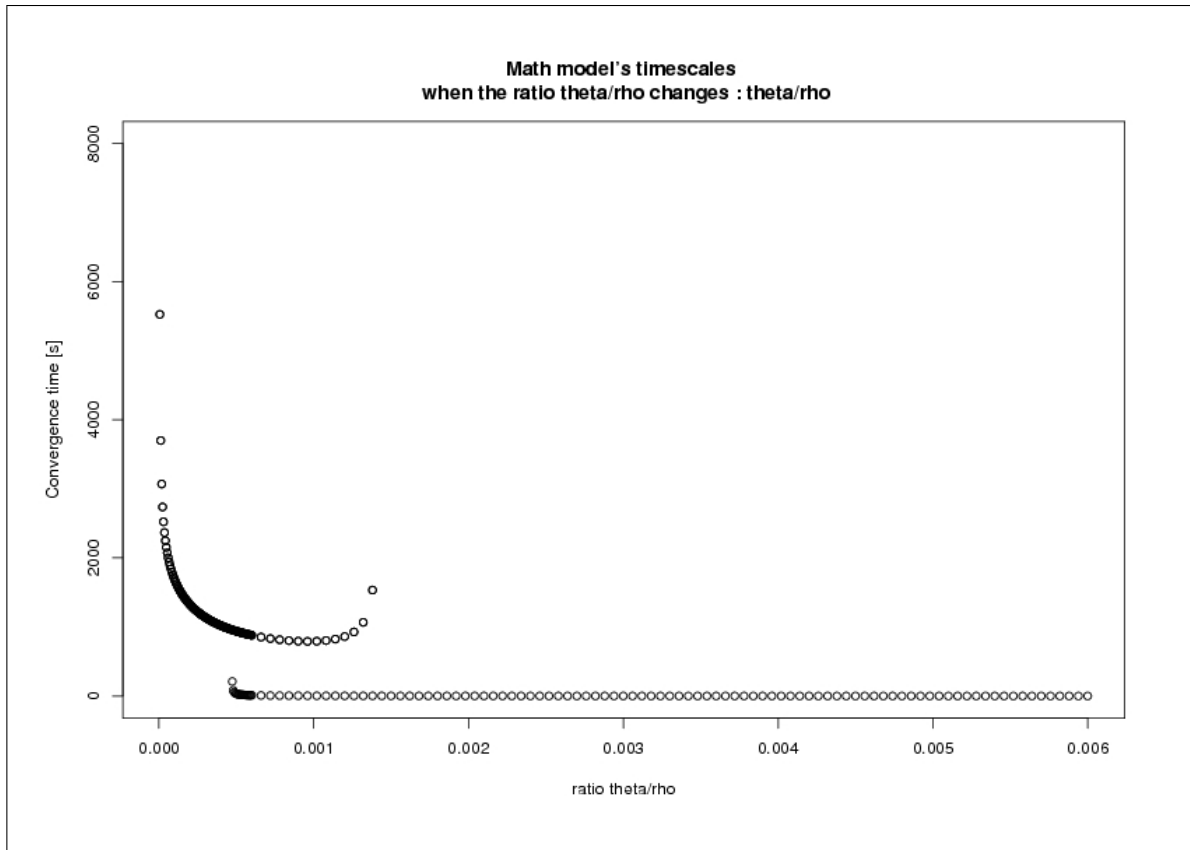


FIG. 4.11 – Evolution du temps de convergence en fonction du rapport $\frac{\theta}{\rho}$. Nous observons clairement deux zones : la première est une courbe présentant un minimum local, et la seconde est celle dont les temps de convergence sont nuls. Cette seconde partie s’explique par la probabilité de partir trop grande, empêchant la formation de petit *cluster*, nécessaire à l’enclenchement du mécanisme d’agrégation. Les temps de convergence pour chaque état d’équilibre sont tracés en superposition.

4.3 Etude du comportement sur le simulateur

4.3.1 Détails de l’implémentation

De manière identique au contrôleur de la marche aléatoire, nous avons développé un automate fini pour régir le comportement de notre robot. Vous retrouverez, bien entendu, les états correspondants au déplacement auxquels nous sommes venus greffer les autres comportements du robot. La Figure 4.12 représente le diagramme de l’automate, tel qu’il a été implémenté sur le simulateur et sur les robots.

Selon le modèle mathématique, les individus devraient avoir connaissance du nombre de congénères sous l’abri, cependant cette information n’est bien entendu pas locale. Nous avons décidé de l’estimer par la densité des robots rencontrés, en prenant des photos et en

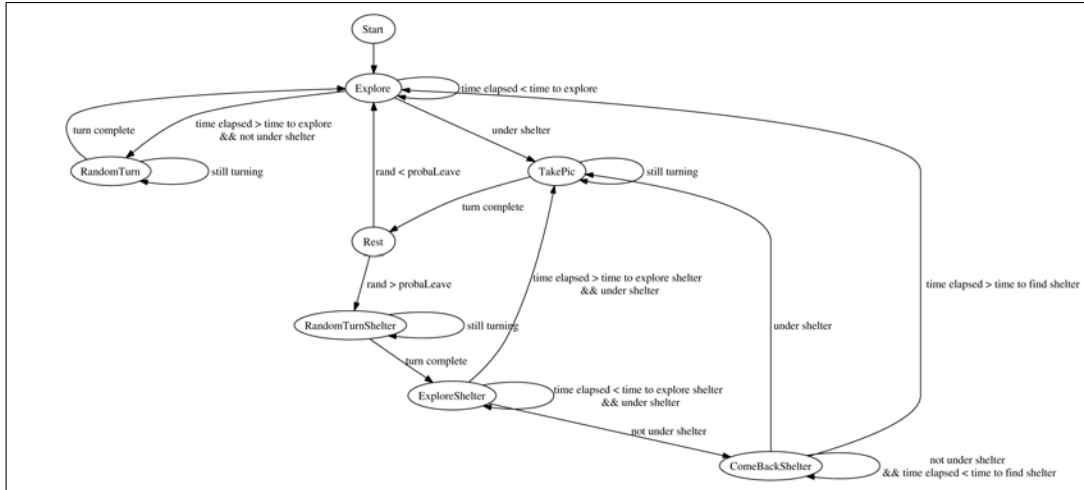


FIG. 4.12 – Automate à états finis pour le comportement d’agrégation des robots, implémenté sur le simulateur et sur les robots.

tournant simultanément. Après un tour sur lui-même, nous calculons la densité de robots et déterminons alors la probabilité de partir. Ainsi une première version du contrôleur a dû être rejetée car les robots, arrivés sous l’abri, ne se déplaçaient plus. Dès lors, la concentration des robots dépendaient de la manière dont ils arrivaient sous l’abri. Pour y remédier, les robots ne restent pas statiques mais se déplacent sous celui-ci. En effet, lorsque le robot décide de séjourner plus longtemps sous l’abri, il exécute une marche aléatoire d’une étape, c’est-à-dire le tirage d’un angle de rotation, suivi du nombre de secondes, compris entre 0 et 1s, pendant lequel il circulera sous celui-ci. De cette manière, nous sommes en mesure de pouvoir évaluer le nombre d’individus et de pouvoir prendre une décision avec les bonnes informations, sous l’entièreté de l’abri.

4.3.2 Résultats

Nous avons réalisé deux séries de simulations. L’une correspond à la prise de décision parmi deux solutions équivalentes, c’est-à-dire que la population de robots est confrontée à deux abris identiques. La seconde, quant à elle, a permis de mettre en évidence le choix optimal. Nous avons réalisé pour chacune d’elles 100 répliques. Il est à noter également que nous avons décidé de prendre un rapport $\frac{\theta}{\rho} = 0.001$, valeur qui correspond au minimum des temps de convergence. Pour plus de détails, vois la Section 4.2.5.3.

4.3.2.1 Deux abris identiques

Pour la simulation de deux abris de tailles identiques, nous avons décidé d’utiliser des abris dont le rayon était de 30cm. Le nombre de robots, quant à lui, était de 9. Et les valeurs de $\theta = 50$ et $\rho = 50000$.

La Figure 4.13 présente les résultats obtenus. Nous avons utilisé le temps comme axe x,

la proportion de robots sous l'abri S_1 pour l'axe y , et la proportion de simulations comme axe z .

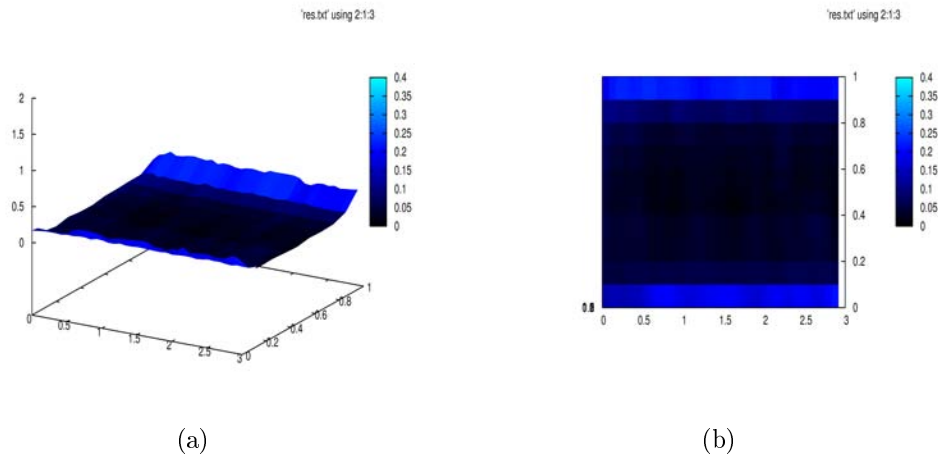
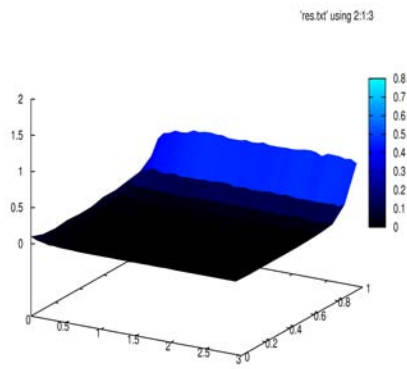


FIG. 4.13 – Représentation graphique des résultats obtenus lors des simulations pour deux abris identiques. (a) Nous observons très clairement la symétrie du problème et l'indifférence des deux solutions, (b) Mise en évidence du caractère symétrique du choix.

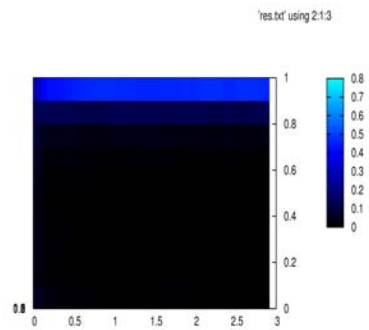
4.3.2.2 Deux abris de tailles différentes

Pour la simulation de deux abris de tailles différentes, nous avons décidé d'utiliser un abri de 20cm de rayon, et un autre de 40cm. Le nombre de robots, quant à lui, était de 9. Et les valeurs de $\theta = 50$ et $\rho = 50000$.

La Figure 4.14 présente les résultats obtenus. Le choix des axes est identique au cas précédent.



(a)



(b)

FIG. 4.14 – Représentation graphique des résultats obtenus lors des simulations pour deux abris de tailles différentes : 20 cm et 40 cm de rayon. (a) Nous observons très clairement la perte de symétrie du problème et le choix de l’abri le plus petit, (b) Mise en évidence du caractère asymétrique du choix.

Chapitre 5

Discussion des résultats

5.1 Propriétés

Le modèle mathématique prédisait l'agrégation des individus sous des abris et que le choix de ces abris était indépendant des individus, il s'agit bien d'une prise de décision au niveau du groupe. Nous avons réalisé un contrôleur remplissant les différentes conditions du modèle pour finalement obtenir le comportement d'agrégation en simulation.

Grâce à l'étude du rapport $\frac{\theta}{\rho}$, nous avons été en mesure de déterminer la valeur afin d'obtenir un temps d'expérience réduit. De sorte que le temps des simulations n'excède pas les 3 heures.

Les résultats du modèle mathématique lors de l'étude de la taille de la population, sont vérifiés par les simulations, à savoir qu'un choix entre les deux abris est réalisé et que ce choix est symétrique. En effet, les deux ressources sont totalement identiques ce qui induit la symétrie du problème, et la proportion des simulations effectuées est de l'ordre de 60% pour un choix complet. Autrement dit, près de 60% des simulations se sont terminées avec la population entière sous l'un des deux abris.

Lors de l'étude du rapport des rayons des abris, nous avons mis en évidence qu'à partir d'un ratio unitaire, le système penchait vers la solution stable du petit abri. Nous avons également pu reproduire ce comportement en simulation. En effet, près de 70% des simulations se sont conclues avec toute la population sous le petit abri et environ 20% avec un individu en-dehors, ce qui signifie qu'un choix a pu être fait pour près de 90% des simulations effectuées. Nous obtenons un coefficient extrêmement grand qui nous conforte dans l'analyse du modèle mathématique. Nous sommes en désaccord avec S. Garnier *et al.* [14] qui affirmait que l'abri le plus grand, celui dont le μ était le plus grand, serait le choix de la population. En effet, le principal argument était de se baser sur la probabilité de trouver un abri et donc la possibilité de former de petits agrégats pour enclencher le mécanisme d'agrégation de la population. Nous sommes donc en mesure de pouvoir reproduire le choix optimal et d'ainsi ouvrir les portes vers de nouvelles recherches. La différence réside dans la capacité d'évaluer convenablement le nombre de robots sous l'abri. Nous y sommes parvenus en ajoutant un mécanisme d'exploration de l'abri, et de ce fait, nous sommes à même de pouvoir évaluer le

nombre d'individus et donc de prendre une décision adéquate. Cette dernière se base donc sur de l'information globale, quoique restreinte à l'abri, et non sur de l'information locale, peu précise et même parfois erronée. En effet, avec notre premier contrôleur, celui dont les robots restaient immobiles après avoir atteint l'abri, nous avons pu remarquer ces défauts. Dans certains cas, nous avons de petits groupes formés de deux ou trois robots très proches les uns des autres, et les robots percevaient cela comme un agrégat fort, alors que le reste de l'abri était vide. Ce problème a donc été résolu en évaluant de manière plus adéquate le nombre d'individus. Nous supposons que cette divergence se situe au niveau de la manière de compter le nombre de robots présents. En effet, dans l'expérience de S. Garnier *et al.*, les robots émettaient des signaux infra-rouges. Dès lors, l'hypothèse la plus probable, avec les informations dont nous disposons, est la distance trop courte d'émission de ces signaux. Il est bien évident que des investigations doivent être réalisées en ce sens, mais le problème peut, malgré tout, se situer à un autre niveau.

5.2 Perspectives et innovations

Nous avons été capable de faire apparaître le comportement d'agrégation et d'en plus, montrer qu'un choix optimal peut également être fait. Par ailleurs, l'étude détaillée du modèle mathématique permet d'éviter de lourdes simulations, et permettra aux personnes intéressées d'investiguer certains paramètres cruciaux, à l'aide de l'outil TWODEEPUCK, sans toutefois attendre quelques dizaines d'heures, voir plus.

En ce qui concerne le modèle mathématique, des améliorations peuvent être apportées. Ainsi, la manière de calculer la probabilité des états peut être améliorée en utilisant une autre approximation que "l'eulérienne" utilisée. De même, il serait intéressant de pouvoir faire une étude du temps de convergence plus précise. Cependant, une étude préliminaire en simulation pourrait permettre de mettre en évidence la qualité de la prévision. Et pour terminer, l'interprétation de l'évolution du rapport $\frac{\theta}{\rho}$ peut être plus poussée pour étudier le milieu de la courbe, lorsque plus de trois états stables et instables sont présents simultanément, comportement quelque peu nébuleux.

Une étude de la variation de la taille de la population en fonction du rapport des rayons des abris, pourrait également mettre en évidence le seuil de basculement entre le petit et le grand abri. Par exemple, en simulation, nous pourrions faire apparaître des robots au cours du temps et analyser la réponse du système à cette variation. Il s'agirait d'étudier la prise en compte de l'arrivée de nouveaux congénères.

De même, il serait intéressant d'analyser le système lorsque le choix se proposant à la population, est constitué d'un nombre plus grand d'abris. Et, de ce fait, coroborer J.-M. Amé *et al.* [7] lors de l'étude avec les blattes.

Bien entendu, des expériences et répliques sur les robots E-PUCKS restent à être réalisées. Nous y mettons toute notre confiance car les résultats préliminaires sont très encourageants.

Et, pour terminer, dans un avenir très proche, l'exploitation de ce choix optimal sera faite. Nous pensons, par exemple, à des tâches comme des tris collectifs qui consisteraient à

ranger des objets de tailles différentes sous des abris de tailles correspondantes. Cette tâche risque d'être fastidieuse car le couplage du choix et du tri collectifs peut se révéler plus compliqué que prévu.

Chapitre 6

Conclusions

Nous avons commencé par présenter le cadre dans lequel s’inscrivait notre travail en synthétisant les différents concepts liés à la *swarm-robotics* ou robotique en essaim.

Notre première étape a été de concevoir un environnement de développement et d’utilisation des robots E-PUCKS. Des études approfondies de la détection d’objets tels que les murs ou les robots eux-mêmes, ont été menées tout au long de ce travail. Nous avons également développé un simulateur, et grâce à ces investigations, nous avons pu le rendre, d’une certaine manière, “réel”. En effet, un comportement bien connu chez les insectes, la marche aléatoire, a été investiguée aussi bien au niveau du simulateur TWODEEPUCK et également sur les robots E-PUCKS. La validation de cette expérience pour notre simulateur, nous assure une similitude des comportements entre ceux développés sur ordinateur et ceux directement appliqués aux robots. Pour permettre cette comparaison, nous avons également créé, développé et confectionné une arène pour permettre l’utilisation des E-PUCKS dans un environnement contrôlé. Les choix des différentes configurations ont été minutieusement analysés, tant pour la qualité du sol, les lampes utilisées ou bien encore l’habillage des robots afin de permettre une meilleure détection.

Nous avons également réalisé une étude extensive d’un modèle mathématique d’agrégation proposé par J.-M. Amé *et al.* [7]. Aucune étude disponible et accessible, à ce jour, ne traite, de façon détaillée, ce modèle. Nous avons donc fourni toute une série d’outils et de cas d’études de ce système permettant une analyse future plus élaborée.

A partir de ce modèle mathématique, et validé avec nos simulations sur TWODEEPUCK, nous pouvons mettre en évidence différentes propriétés que nous pouvons retrouver sur des agents simples, les E-PUCKS. Sur base d’un contrôleur identique sur chacun des robots et sans interactions globales avec l’environnement, nous sommes en mesure de faire apparaître un comportement collectif : l’agrégation sous un abri. Le programme commun pour tous nous assure donc l’inexistence d’un chef quelconque. De plus, aucune limite sur le nombre d’agents n’entre en ligne. En effet, l’étude de la taille de la population montre qu’il existe une prise de décision jusqu’à une taille critique, dépendante de l’environnement : que cela soit une population de deux ou bien de douze individus. Ainsi, un choix est toujours opéré, ce qui démontre le caractère bien connu en *swarm-robotics*, l’extensivité. De plus, la géométrie exacte de l’environnement et la position absolue de chacun des agents en son sein leur sont

totalemment inconnues, nous garantissant une certaine robustesse. Par ailleurs, la variation de la population nous assure que des dysfonctionnements quelconques n'influencent pas la prise de décision au niveau du groupe. En ce qui concerne l'adaptivité de notre système, le choix d'une des deux solutions va dépendre de la qualité de celle-ci. Ainsi, nous avons mis en évidence le caractère optimal de la décision. Lorsque deux abris en concurrence sont présents, tous les deux suffisamment grands pour abriter toute la population, le choix du groupe se portera sur l'abri le plus adapté. Sur ce point, nous divergeons avec les conclusions affirmées par S. Garnier *et al.* [14] et montrons que ce choix optimal est possible et existant.

Pour terminer, ce travail s'inscrit dans un projet à plus long terme qui consiste à exploiter ce caractère optimal dans d'autres tâches tel que le tri collectif, principalement. Dans un premier temps, l'analyse de ce même système sur les robots E-PUCKS, cette fois, sera menée pour mettre en évidence les mécanismes de ce système et corroborer les résultats obtenus mathématiquement et en simulation. Notre étude du modèle servira de base pour les recherches et les analyses futures de la dynamique de ces systèmes. Nous sommes assurés que des résultats plus intéressants en découleront et ouvriront eux-mêmes d'autres voies d'investigations.

Tout le matériel de ce document ainsi que ce document lui-même se trouvent sur les différents sites mentionnés dans la Section 3.1. Ainsi les différents graphes non-représentés peuvent être consultés et non pas été inclus dans ce document en annexes.

Bibliographie

- [1] Campo A., Nouyan S., Birattari M., Groß R., and Dorigo M. Negotiation of goal direction for cooperative transport. In *Proc. of the 5th Int. Workshop on Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence, ANTS 2006*, volume 4150 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 191–202. Springer Verlag, Berlin, Germany, 2006.
- [2] Colot A., Caprari G., and Siegwart R. Insbot : Design of an autonomous mini mobile robot able to interact with cockroaches. In *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, New Orleans*, pages 2418–2423, 2004.
- [3] Melhuish C., Wilson M., and Sendova-Franks A. Multi-object clustering : Patch sorting with simulated minimalist robots. In *Proceedings of Towards Intelligent Mobile Robots (TIMR) - Technical Report Series*. Manchester University, Department of Computer Science, 2001.
- [4] Melhuish C., Holland O., and Hoddell S. Collective sorting and segregation in robots with minimal sensing. In *Proceedings of the fifth international conference on simulation of adaptive behavior on From animals to animats 5*, pages 465–470, Cambridge, MA, USA, 1998. MIT Press.
- [5] Sumpter D. The principles of collective animal behaviour. In *Philosophical transactions-Royal Society of London. Biological sciences*, pages 5–22, London, UK, 2006. Royal Society of London.
- [6] Amé J.-M., Rivault C., and Deneubourg J.-L. Cockroach aggregation based on strain odour recognition. *Animal Behaviour*, 68 :793–801, 2004.
- [7] Amé J.-M., Halloy J., Rivault C., Detrain C., and Deneubourg J.-L. Collegial decision making based on social amplification leads to optimal group formation. *PNAS - Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, Février 2007.
- [8] Bury L. Conception et implémentation en c++ d’un simulateur pour les robots e-puck et réalisation de tests de validation pour la cinématique de base. Master’s thesis, ULB - Université Libre de Bruxelles, 2007.
- [9] Zekkri M. Non disponible actuellement. Master’s thesis, ULB - Université Libre de Bruxelles, 2007.
- [10] Holland O. and Melhuish C. Stigmergy, self-organisation, and sorting in collective robotics. *Artificial Life*, 5, No 2 :173–202, 1999.

- [11] Jeanson R., Deneubourg J.-L., Grimal A., and Theraulaz G. Modulation of individual behavior and collective decision-making during aggregation site selection by the ant messor barbarus. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 55 :388–394, 2004.
- [12] R Development Core Team. *R : A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2005. ISBN 3-900051-07-0.
- [13] Marc R. Roussel. *Stability analysis for odes*. 2004.
- [14] Garnier S., Jost C., Jeanson R., Gautrais J., Asadpour M., Caprari G., and Theraulaz G. Aggregation behaviour as a source of collective decision in a group of cockroach-like-robots. *Proceeding of the 8th European Conference on Artificial Life*, 3630, 2005.
- [15] Scholes S., Wilson M., Sendova-Franks A., and Melhuish C. Comparisons in evolution and engineering : The collective intelligence of sorting. *Adaptive Behavior - Animals, Animats, Software Agents, Robots, Adaptive Systems*, 12(3-4) :147–159, 2004.
- [16] Strogatz S. H. *Nonlinear Dynamics and Chaos : With Applications to Physics, Biology, Chemistry and Engineering*. Perseus Books Group; 1st edition, 2001. ISBN 978-0738204536.
- [17] Labella T., Dorigo M., and Deneubourg J.-L. Division of labour in a group of robots inspired by ant’s foraging behaviour. *ACM Transactions on Autonomous and adaptive systems*, 1 :4–25, 2006.
- [18] Trianni V., Labella T. H., and Dorigo M. Evolution of direct communication for a swarm-bot performing hole avoidance. In *ANTS 2004*, pages 130–141, 2004.