

UNIVERSITE LIBRE DE BRUXELLES
Faculté des Sciences
Département d'Informatique

Etude des propriétés d'un mécanisme de mesure collective dans un comportement collectif auto-organisé en robotique en essaim via une tâche d'agrégation avec les robots E-puck

Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de Licencié en Informatique

Mouhcine Zekkri
Année académique 2006–2007

Résumé

Après avoir passé en revue les différentes caractéristiques du robot e-puck et avoir discuté de la conception de la plateforme de travail que nous avons créée dans le cadre de ce projet, nous étudierons un mécanisme de mesure collective. C'est en nous basant sur le comportement grégaire des blattes *Blatella germanica* que nous allons montrer qu'il est possible pour un groupe de robots d'effectuer une mesure collective de la taille d'un abri. Pour ce faire nous commencerons par confronter ce groupe à un choix binaire entre 2 abris identiques et nous montrerons dans un premier temps que le groupe choisi le même abri. Dans un second temps, ce même groupe de robots sera confronté à un choix toujours binaire mais entre 2 abris de tailles différentes et nous montrerons que le groupe arrive à mesurer collectivement la taille des abris afin de choisir le plus approprié des deux, c'est-à-dire le plus petit pouvant contenir l'ensemble de la population. Nous étudierons ce comportement à l'aide d'un modèle mathématique mais également en simulation à l'aide du simulateur Twodeepuck développé à l'Iridia ainsi que sur les véritables robots afin de montrer la concordance existant entre les résultats prédits par le modèle et ceux obtenus en simulation et lors des expériences réelles.

Remerciements

Mes premiers remerciements iront à Monsieur le Professeur Hugues Bersini pour m'avoir permis de prendre part à ce projet qui s'est avéré être passionnant.

Il me serait impossible d'oublier mes co-promoteurs, Monsieur le Docteur Mauro Birattari et Messieurs Alexandre Campo et Shervin Nouyan pour leur temps et leurs précieux conseils sans lesquels je n'aurais pas pu faire de ce travail ce qu'il est aujourd'hui, mais aussi pour leur bonne humeur et leurs esprits critiques. Je les remercie d'autant plus qu'ils m'ont fait découvrir cette branche passionnante qu'est la robotique collective et qu'ils ont rendu cette année pleine de nouveaux apprentissage et de bons moments.

A tous les membres du groupe E-PUCK : merci ! 5 personnalités toutes aussi différentes et étonnantes les unes que les autres. Merci pour tous ces bons moments passés ensemble mais aussi pour m'avoir supporté dans ces moments qu'on appelle "plus difficiles".

Aux personnes du service IRIDIA, un grand merci pour cet esprit d'ouverture, de bonne humeur et de partage qui règne au sein du laboratoire.

A toi qui te reconnaîtras sans même que j'aie à citer ton prénom. Un ange qui veille et qui sait être là dès que j'en ai besoin sans pour autant que je n'aie à le demander. Merci de me comprendre comme tu le fais. Merci d'être à mes côtés.

Je terminerai en remerciant mes parents pour tout ce qu'ils m'ont donné, pour avoir fait de moi ce que je suis. Je n'en serais pas là sans vous. Merci.

Et à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont aidé à la réalisation de ce mémoire.

Merci à tous.

Table des matières

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Introduction | 7 |
| 1.1 | L'intelligence artificielle | 7 |
| 1.2 | La robotique en essaim | 8 |
| 2 | Etat de l'art | 10 |
| 2.1 | Comportements collectifs | 10 |
| 2.1.1 | Auto-organisation | 10 |
| 2.1.2 | Concepts généraux | 15 |
| 2.1.3 | Divers | 19 |
| 2.1.3.1 | Tri collectif | 19 |
| 2.1.3.2 | Rapatriement d'objets | 20 |
| 2.1.3.3 | Evitement de trous | 20 |
| 2.2 | Comportement d'agrégation chez les blattes | 21 |
| 3 | Les robots e-puck | 23 |
| 3.1 | Description générale | 23 |
| 3.2 | Le hardware | 24 |
| 3.2.1 | Les composants de base | 24 |
| 3.2.1.1 | Les effecteurs de proximité | 24 |
| 3.2.1.2 | Les effecteurs de lumière | 24 |
| 3.2.1.3 | La caméra | 25 |
| 3.2.1.4 | Les microphones | 25 |
| 3.2.1.5 | Les autres composants | 25 |
| 3.2.2 | Les composants ajoutés | 25 |
| 3.2.2.1 | La pince | 25 |
| 3.2.3 | La communication | 26 |
| 3.2.4 | Nouveaux périphériques | 26 |
| 4 | La plateforme de travail | 27 |
| 4.1 | Introduction | 27 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 4.2 | L'environnement contrôlé | 27 |
| 4.3 | Le simulateur | 31 |
| 4.3.1 | Introduction | 31 |
| 4.3.2 | Conception | 31 |
| 4.3.3 | Validation | 32 |
| 4.4 | Calibration et Paramétrage du simulateur | 33 |
| 4.4.1 | Calibration des moteurs | 33 |
| 4.4.2 | Calibration des effecteurs de proximité | 34 |
| 4.4.3 | Calibration de la caméra | 38 |
| 4.4.4 | Estimation de la densité d'e-pucks sous un abri | 44 |
| 5 | La tâche d'agrégation d'un groupe de robots | 48 |
| 5.1 | Description | 48 |
| 5.2 | Modèle mathématique | 49 |
| 5.2.1 | Equations | 49 |
| 5.2.2 | Etude du système | 50 |
| 5.2.3 | Résultats | 51 |
| 5.2.3.1 | Le nombre d'individus | 51 |
| 5.2.3.2 | La taille des abris | 55 |
| 5.2.3.3 | Le rapport $\frac{\theta}{\rho}$ | 57 |
| 5.3 | Le contrôleur | 59 |
| 5.4 | Dispositif expérimental | 60 |
| 5.5 | Simulations et exploration des paramètres | 62 |
| 5.5.1 | Etude de l'impact des paramètres θ et ρ sur le système pour les deux situations différentes | 63 |
| 5.5.1.1 | Le rapport $\frac{\theta}{\rho}$ | 63 |
| 5.5.1.2 | Le paramètre ρ | 68 |
| 5.5.1.3 | Détermination des valeurs de θ et ρ : | 72 |
| 5.5.2 | Etude de l'impact du rapport des diamètres des abris sur le système | 73 |
| 5.5.2.1 | Le rapport des tailles des abris | 73 |
| 5.5.2.2 | Détermination du diamètre de l'abri de grande taille | 76 |
| 5.5.3 | Résultats obtenus lors des simulations | 77 |
| 5.5.3.1 | Simulations à abris identiques | 77 |
| 5.5.3.2 | Simulations à abris différents | 79 |
| 5.6 | Expériences avec les robots | 81 |
| 5.6.1 | Résultats obtenus avec deux abris identiques | 82 |
| 5.6.2 | Résultats obtenus avec deux abris différents | 85 |

| | |
|---|-----------|
| <i>TABLE DES MATIÈRES</i> | 6 |
| 6 Discussion des résultats | 88 |
| 6.1 Propriétés | 88 |
| 6.2 Perspectives et innovations | 91 |
| 7 Conclusions | 92 |
| Bibliographie | 94 |

Chapitre 1

Introduction

Nous allons, dans le cadre de ce mémoire de fin d'études, étudier un mécanisme de mesure collective à travers un comportement collectif bio-inspiré. En effet, nous allons reproduire sur les robots e-puck un comportement d'agrégation sous abri basé sur le comportement des blattes *Blatella germanica*. Nous montrerons dans un premier temps qu'il est possible pour un groupe de robots simples d'effectuer un choix collectif mais nous mettrons en plus en évidence le fait que les robots sont capables de mesurer collectivement la taille des abris qui sont à leur disposition afin de s'agréger sous le plus approprié, c'est-à-dire le plus petit abri pouvant tous les accueillir.

Après avoir étudié l'impact de certains des paramètres sur le système, nous établirons une concordance entre un modèle mathématique et des expériences menées en simulation ainsi que sur un groupe de véritables robots. Nous tenterons également de faire ressortir certaines des propriétés du système.

Avant de nous lancer dans l'étude du système proprement dit, nous allons dans un premier temps introduire les domaines de l'intelligence artificielle et de la robotique en essaim dans lesquels s'inscrit ce travail. Nous présenterons ensuite un état de l'art ainsi que la plateforme de travail que nous avons conçue pour les robots e-pucks, comprenant entre autres un simulateur et un environnement contrôlé.

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'échec 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 relever 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 [8], 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 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

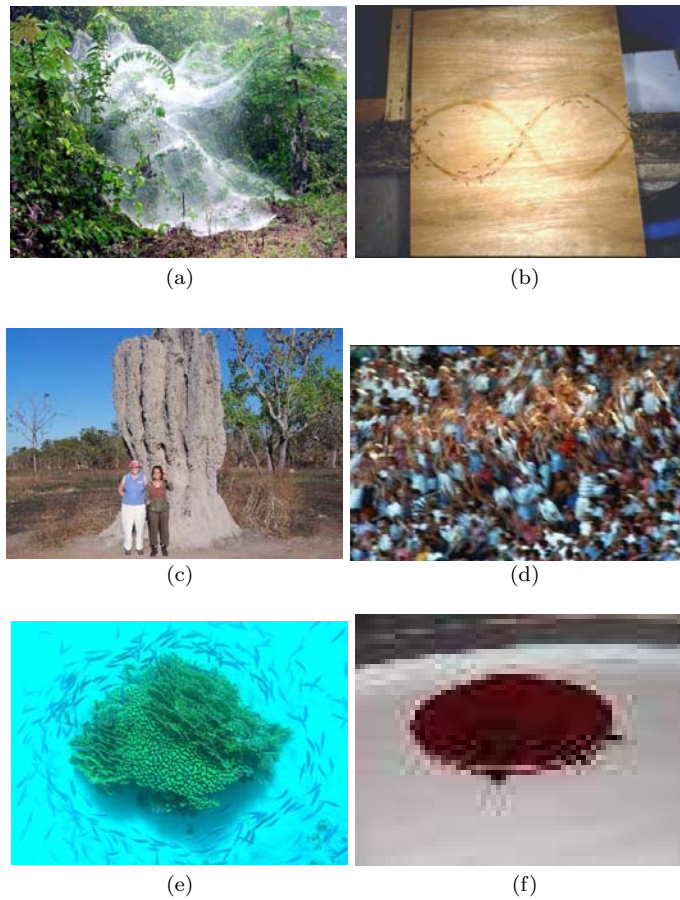


FIG. 2.1 – Exemples de comportements collectifs auto-organisés. (a) Toile d'araignée tissée par une colonie d'*Anelosimus*, araignées sociales. (b) Fourmis (*Leptogenys distinguenda*) suivant un chemin identique. (c) Fourmilière géante. (d) Applaudissement synchronisés, comme lors d'un concert. (e) Banc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

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.

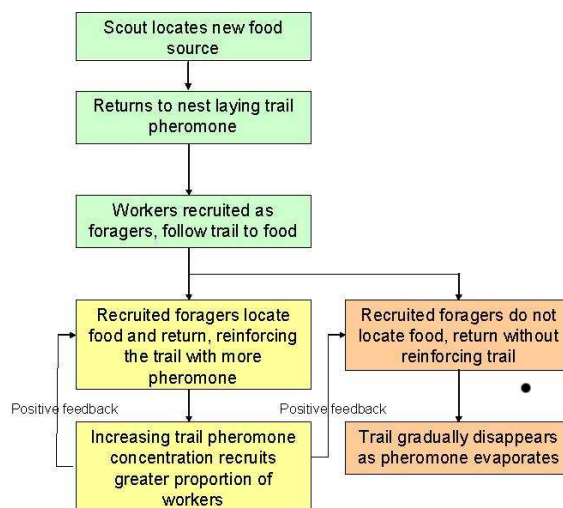


FIG. 2.2 – Mécanisme de renforcement positif par communication indirecte au sein des colonies de fourmis. Plus la concentration de phéromones est élevée, plus des ouvrières sont recrutées.

Des études comme celles de T. Labella *et al.* [13] ont montré qu'il était pos-

sible 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 (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 & al. [10], 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 & al. [13], 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 [8], 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 [8] : "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, piqure ; 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 [8] 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 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 règles 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.* [10] 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 clés 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. 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.

Egoïsme

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 [8] 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.* [10], 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 *Blattella 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.* [8], [11] et [4] 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.* [8] 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.* [14] 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 & al. [7] et [6] 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 primordial. 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 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 décortiqué. 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 immobile 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.* [12], 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 sus-cités 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 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

Les robots e-puck

3.1 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 mécanique relativement simple mais il est cependant relativement complet (comme vous pouvez le constater sur la Figure 3.1) afin de permettre de couvrir un large panel d'activités. Les différents composants du robot e-puck feront l'objet de la section suivante mais nous pouvons d'ores et déjà stipuler que, dans un but d'ouverture au plus grand nombre d'utilisateurs possible, tous les matériaux sont "open source hardware" et que toutes les spécifications techniques sont donc disponibles sur le site du robot e-puck (www.e-puck.org).

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

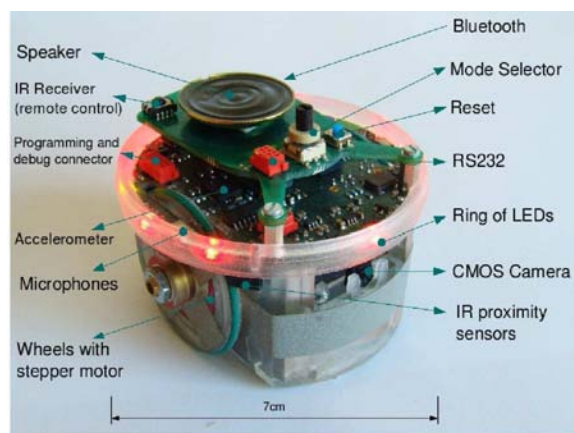


FIG. 3.1 – Photo donnant une description générale d'un robot e-puck. Les différents composants du robot y sont repris.

Les robots e-pucks sont équipés d'un processeur dsPIC30F6014A cadencé à 60 Mhz et fabriqué par Microchip. Ils sont alimentés par une batterie LiON d'une autonomie d'environ trois heures. Nous ne nous attarderons toutefois pas sur ces aspects car ils ne font pas partie du cadre de ce mémoire.

Pour ce qui est de la programmation des robots e-puck, un cross-compileur nous permet d'implémenter des controllers en C que l'on peut ensuite transférer sur les robots. Le cross-compileur 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-puck : www.e-puck.org. C'est également dans un but d'accessibilité que tous les programmes et bibliothèques sont disponibles sous une licence "open source".

3.2 Le hardware

3.2.1 Les composants de base

3.2.1.1 Les effecteurs de proximité

Le robot e-puck comporte 8 senseurs infrarouges qui sont entre autres utilisés afin de détecter la présence ou non d'obstacles. Les courbes de réponse de ces senseurs seront présentées plus tard dans le chapitre consacré à la calibration et au paramétrage du simulateur. La Figure 3.2 définit l'emplacement des ces senseurs.

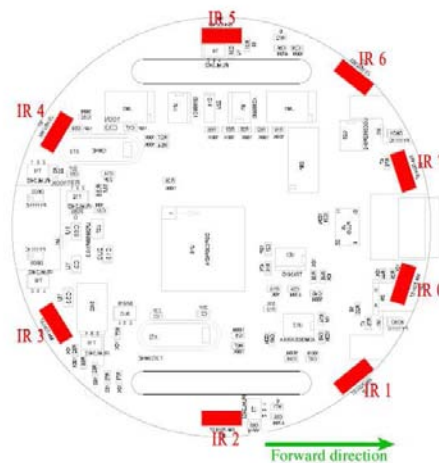


FIG. 3.2 – Emplacement des senseurs infrarouges

3.2.1.2 Les effecteurs de lumière

L'autre usage qui est fait des senseurs infrarouges 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. Les courbes de réponse seront, elles aussi, présentées dans le chapitre sus-cité.

3.2.1.3 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 font que la caméra est typiquement utilisée pour l'acquisition de photos nettement plus petites, de l'ordre de 40x40 pixels. Différents réglages sont également possibles. Peuvent entre autres être cités 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.

3.2.1.4 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 la localisation de ces microphones sur le robot.

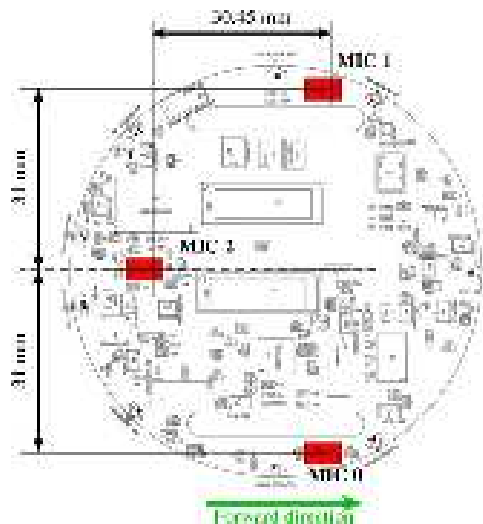


FIG. 3.3 – Emplacement des microphones

3.2.1.5 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 infrarouge pour pouvoir être contrôlé à distance.

3.2.2 Les composants ajoutés

3.2.2.1 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 ajoutés une pince aux robots. Cette pince est fabriquée à partir de petites languettes métalliques à la base 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 limité le risque de perdre un objet 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 objet d'un point A à un point B en le poussant et de le laisser sur place.



FIG. 3.4 – La pince du robot e-puck sous différents angles. Sa structure est très simple et sa mise en place se fait aisément avec du papier collant.

3.2.3 La 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 et d'un chip bluetooth permettant une communication sans fil.

3.2.4 Nouveaux périphériques

A l'heure actuelle (22 avril 2007), trois périphériques additionnels sont disponibles sur le marché :

1. *Fly-Vision Turret* : module de trois caméras linéaires situées au sommet du robot permettant une vision à 360 degrés.
2. *Ground Sensors* : un ensemble de trois capteurs infra-rouges pointant vers le bas et permettant ainsi la détection de lignes, par exemple.
3. *Colour LED Communication Turret* : des anneaux avec des LED de différentes couleurs sont disponibles. Il est possible d'allumer des lumières de couleurs différentes en même temps. Cela peut 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.

Chapitre 4

La plateforme de travail

4.1 Introduction

Ce chapitre va traiter de la conception et du développement de certains outils qui nous ont été nécessaires pour parvenir à l'accomplissement de la tâche qui fait l'objet de ce mémoire. En effet, en plus du matien d'un site Internet¹ sur lequel on retrouve entre autres des informations utiles sur les robots e-puck ou encore l'état d'avancement de nos travaux. Nous avons également mis en place un répertoire *Subversion* hébergé sur le serveur de l'IRIDIA (et accessible via une interface Web²) qui nous a permis de centralisé l'ensemble de nos productions.

Nous avons également développé un simulateur ; nous nous sommes pour cela basés sur celui des robots *S-Bots* que nous avons modifier pour qu'il coïncide avec nos besoins. Un autre outil non négligeable est l'arène que nous avons construite afin de nous permettre de mener des expériences sur de vrais robots.

Tous ces outils seront surement nécessaires à l'accomplissement de travaux effectués par d'autres personnes qui seraient amenées à travailler avec les robots e-puck.

4.2 L'environnement contrôlé

Lors de réplifications d'expériences avec de vrais robots, il est important d'être en mesure d'assurer que toutes les réplifications se font dans des conditions environnementales similaires. C'est pour cela qu'est apparue les nécessité d'utiliser un environnement contrôlé. En effet, les conditions extérieures, par exemple météorologiques, peuvent influencer de manière relativement importante sur le comportement des robots. On peut entre autres citer le fait que les expériences se fassent de jour ou de nuit, ce qui a pour incidence de modifier la perception des capteurs de proximité.

C'est donc pour les raisons que nous avons citées ci-dessus que nous avons construit une arène. Les paragraphes suivants seront l'objet d'une description des caractéristiques et composants de l'arène.

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

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

Commençons premièrement par décrire la structure de l'arène et les matériaux qui la composent. L'arène est contenue dans un cube complètement fermé. Cela nous permet par exemple de contrôler la lumière qui y règne. L'arène en elle-même est circulaire et d'un rayon d'un mètre. Afin d'éviter des problèmes liés à la perception des murs, nous avons testé différents matériaux dans lesquels se trouvaient du bois (couleur naturelle), ce même bois recouvert de papier blanc et enfin du contreplaqué blanc sur lequel nous avons placé une bande réfléchive. Il s'est avéré que c'est la troisième solution qui procurait les meilleurs résultats. La Figure 4.1 représente l'intérieur de l'arène circulaire et le cube la recouvrant.

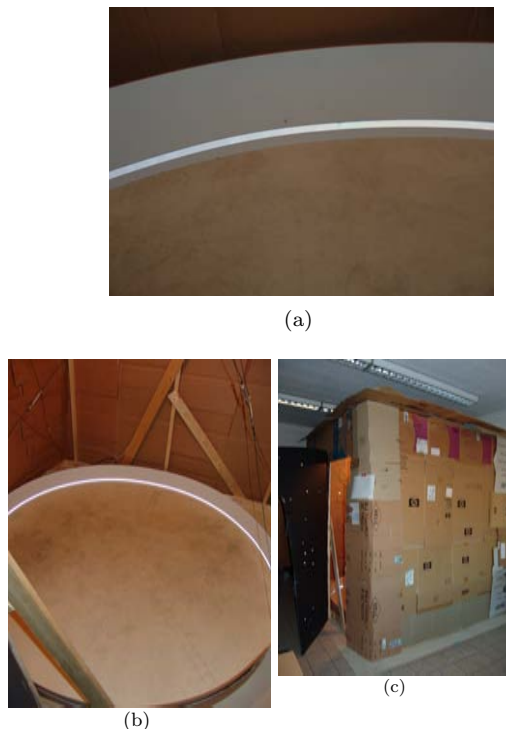


FIG. 4.1 – (a) une vue sur le matériau utilisé pour construire l'arène circulaire. La bande réfléchive est située à 15 mm du sol. (b) L'arène circulaire dans son ensemble. Son rayon est d'un mètre. (c) Le cube recouvrant l'arène circulaire et qui nous sert à contrôler les facteurs extérieurs tels que la luminosité.

Afin de pouvoir garder une trace des expériences réalisées avec les vrais robots mais également pour analyser les comportements des robots et les comparer à ceux obtenus en simulation, une webcam a été utilisée. Celle-ci, comme illustré sur la Figure 4.2, est placée dans un boîtier fixé au plafond de l'arène. De plus, comme l'angle de vue de la caméra n'était pas assez large pour permettre une capture de l'arène entière, une lentille grand angle a été ajoutée au dispositif. Il est important de noter que l'utilisation de cette lentille provoque une distorsion de l'image assez importante mais cela n'est pas trop dérangeant vu qu'il existe des logiciels d'imagerie permettant de régler ce genre de problèmes. Nous avons également fait en sorte d'avoir le moins de vibrations possible. Pour cela, nous avons disposé du polystyrène expansé dans le boîtier contenant la caméra.



FIG. 4.2 – (a) photo du boîtier contenant la webcam. La méthode de fixation qui a été utilisée pour le boîtier (boulons et écrous) permet de régler aisément la hauteur de la webcam. (b) Vue de la lentille grand angle placée devant la caméra afin d’avoir une vision de l’arène dans son entièreté.

Dans la perspective de notre tâche finale qui est celle de l’agrégation d’un groupe de robots sous des abris, nous avons également entrepris de placer des abris dans l’arène. Ces derniers, illustrés sur la Figure 4.3, se composent de disques de plexiglas transparents de 25 cm de rayon sur lesquels nous avons placé un filtre composé de film transparent sur lequel nous avons imprimé en noir. Ceci a été fait dans le but de réduire la quantité d’infrarouges sous les abris. En effet, nous utilisons les capteurs de lumière ambiante des robots pour détecter la présence ou non d’un abri. Il fallait donc qu’il fasse plus sombre en dessous des abris qu’ailleurs dans l’arène.

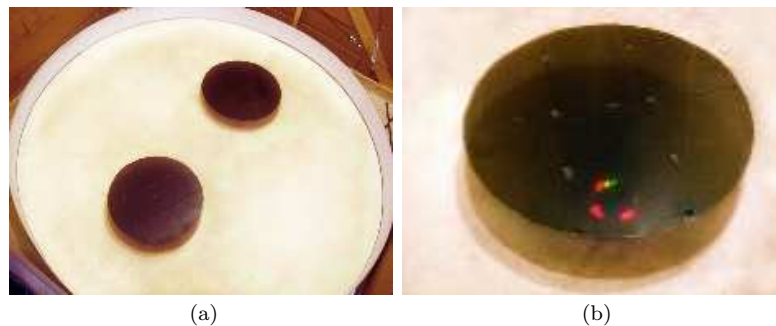


FIG. 4.3 – (a) Deux abris de 25 cm de rayon vus du dessus. (b) Un robot e-puck en dessous d’un abri.

Nous avons donc décidé de “noyer” l’arène d’infrarouges afin qu’une différence marquée du niveau d’infrarouges apparaisse lorsque les robots se trouvent sous les abris. Pour ce faire, nous avons utilisé des lampes incandescentes. Comme nous pouvons le remarquer sur la Figure 4.4, différentes configurations ont été testées et il est ressorti que la configuration 2x100W était la plus intéressante dans notre cas. C’était en effet dans ce cas que la différence du niveau d’infrarouges entre les mesures faites avec ou sans lumière était la plus marquée. Notons que pour les besoins d’une autre expérience portant sur la communication courte distance en utilisant les capteurs infrarouges faisant l’objet du mémoire de Francesco Cuffaro, nous disposons également d’une lampe n’émettant pas d’infrarouges afin d’éviter toute perturbation des capteurs.

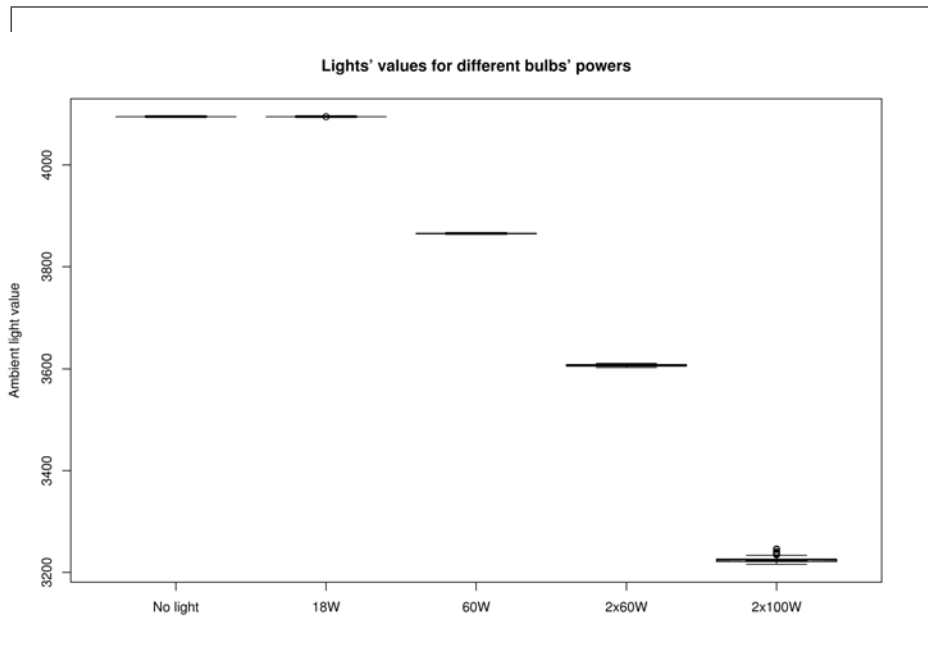


FIG. 4.4 – Sur ce graphe sont reprises les différentes valeurs et configurations de lampes que nous avons testées. Nous constatons que les valeurs renvoyées par les capteurs diminuent avec la luminosité perçue. Il apparaît clairement que l’ampoule de 18W ne nous intéresse pas, puisqu’aucune différence avec l’obscurité totale n’est observée. La solution de 2x100W a été naturellement retenue. Il est important pour la compréhension de ce graphe de noter que plus il fait sombre, plus les valeurs de lumière ambiante retournées par le robots sont élevées, avec un plafond à 4095 dans l’obscurité totale.

Une autre problématique à laquelle nous nous sommes retrouvés confrontés est celle du sol. En effet, de par le fait que le châssis des e-pucks est très bas et que leurs roues sont très fines, nous avons dû mettre en place une surface plane et lisse. Nous avons pour cela déposé une plaque de contreplaqué sur le sol carrelé et nous avons placé une couche de vinyl par dessus. Il est également par ce biais plus facile de nettoyer le sol de certaines saletés qui pourraient endommager les robots.

4.3 Le simulateur

4.3.1 Introduction

Nous allons dans cette section présenter le simulateur *Twodeepuck*. Nous nous contenterons de présenter les raisons de sa présence et les concepts clés qui le caractérisent. Les paragraphes qui suivent sont basés sur l'introduction et la conclusion du mémoire de fin d'études de Laurent Bury qui a pour objet la conception de *Twodeepuck*.

Lorsque le besoin de développer des comportements collectifs complexes tels que ceux de la robotique en essaim apparaît, il devient très intéressant de disposer d'un outil aussi puissant qu'un simulateur. En effet, le simulateur ne tombe pas en panne, n'est pas à cours de batterie . . . Tous les problèmes liés aux composants des robots s'effacent en simulation. De plus, la simulation permet des phases de tests très poussées de par la rapidité des expériences. En effet, le temps peut être accéléré. Il est donc possible de développer un comportement en simulation, de tester un grand nombre de sets de paramètres pour ce comportement et de ne tester sur les vrais robots que ceux qui semblent les meilleurs.

4.3.2 Conception

Twodeepuck est un simulateur basé sur le simulateur des robots *S-Bots*, *Twodee*, qui a été modifié afin de modéliser le comportement et l'environnement des robots *e-puck*. C'est dans ce but que le cycle suivant est répété durant toute la simulation :

- Perception : le simulateur fait percevoir son environnement au robot.
- Action : il le fait ensuite agir en fonction de la logique implémentée dans son contrôleur.
- Représentation : le simulateur met à jour la représentation graphique de la simulation.

Certaines des classes de *Twodeepuck* ont une relation parent / enfant qui permet la mise à jour automatique des enfants lors d'une modification des parents. Le simulateur a été implémenté en C++, sous un environnement Linux/Ubuntu. Le rendu graphique, illustré sur la Figure 4.5, est effectué par les bibliothèques *OpenGL*.

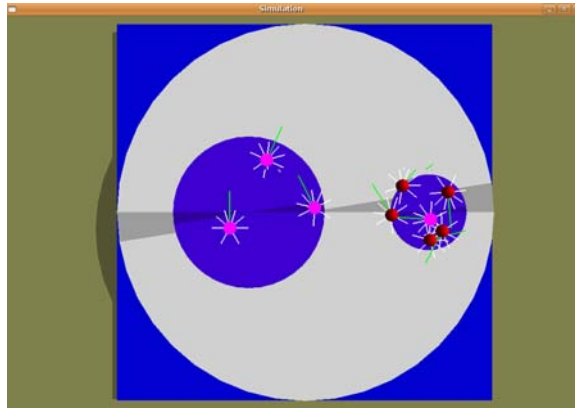


FIG. 4.5 – Capture d’écran d’une simulation de la tâche d’agrégation. Nous pouvons voir 9 robots qui tentent de s’aggréger sous des abris de taille différente.

Un dernier aspect qu’il est intéressant de mentionner à propos de *twodeepuck* est le fait qu’il utilise des valeurs réelles pour les valeurs des capteurs de l’e-puck. Les fichiers de calibration des différents capteurs et des moteurs, qui ont été obtenus lors de la phase de calibration faisant l’objet de la section suivante, sont directement intégrés dans l’exécutable. Ceci nous garantit une justesse plus accrue des simulations par rapport aux situations réelles.

4.3.3 Validation

Une fois la phase de développement terminée, une phase de validation de la cinématique de base du robot e-puck a eu lieu. Pour ce faire, nous avons implémenté une marche aléatoire en simulation en ajoutant le fait qu’un robot s’arrête dès qu’il est sous un abri. Nous avons ensuite transposé ce contrôleur sur les vrais robots afin de voir si les résultats produits dans les deux cas coïncidaient.

La marche aléatoire est un comportement très présent dans les sociétés animales. Le principe en est simple : les robots ont une probabilité constante de tourner dans une direction aléatoire et d’avancer pendant un temps aléatoire. Cette marche est également présente dans les différents comportements que nous avons implémenté sur nos robots car elle a comme propriété que l’entièreté de l’environnement sera explorée en un temps fini.

En simulation, nous avons donc étudié le temps que mettait un robot pour s’arrêter sous un abri. Ceci a été fait pour des tailles d’abris allant de 1 à 70 cm de diamètre. Pour chaque rapport rayon de l’abri / rayon de l’arène, 10000 simulations ont été effectuées et pour chaque simulation, le temps mis pour trouver l’abri a été enregistré.

En utilisant différents scripts R, nous sommes arrivés à extraire le paramètre μ (une valeur par rapport) de cette marche aléatoire, représentant la probabilité par unité de temps de rencontrer un abri.

Ce comportement a ensuite été transposé sur les robots et la même étude a été

effectuée mais uniquement pour un abri de 50 cm de diamètre. Après extraction du paramètre μ pour cette taille d'abri, nous avons pu conclure que le simulateur donnait une représentation assez proche de ce qui se passait avec les véritables robots. Le lecteur désirant plus d'informations sur cette validation est invité à consulter les mémoires de fin d'étude de Laurent Bury et Olivier Dedriche.

4.4 Calibration et Paramétrage du simulateur

4.4.1 Calibration des moteurs

Dans cette section nous allons présenter dans les grandes lignes la procédure utilisée pour effectuer la calibration des moteurs ainsi que les résultats obtenus. Si le lecteur souhaite obtenir de plus amples informations quant à la calibration des moteurs, nous le dirigeons vers le mémoire de fin d'études d'Antoine Dubois.

L'un des buts recherchés est l'obtention d'informations utilisables dans le cadre du paramétrage du simulateur. Un autre objectif est la mise en évidence de certaines propriétés des moteurs du robot e-puck.

Commençons par décrire la procédure de calibration. Le robot est tout d'abord placé dans une position que l'on peut considérer comme étant notre origine. Ensuite une commande est envoyée au robot et ce dernier se met à avancer en ligne droite sur une distance qui devrait normalement valoir un mètre. Quand le robot s'arrête, les coordonnées du point où il s'est arrêté sont enregistrées. Les expériences relatives à la calibration des moteurs ont eu lieu en dehors de notre environnement contrôlé mais elles se sont toutefois déroulées sur un sol identique à celui de cet environnement. La Figure 4.6 illustre la procédure de calibration.

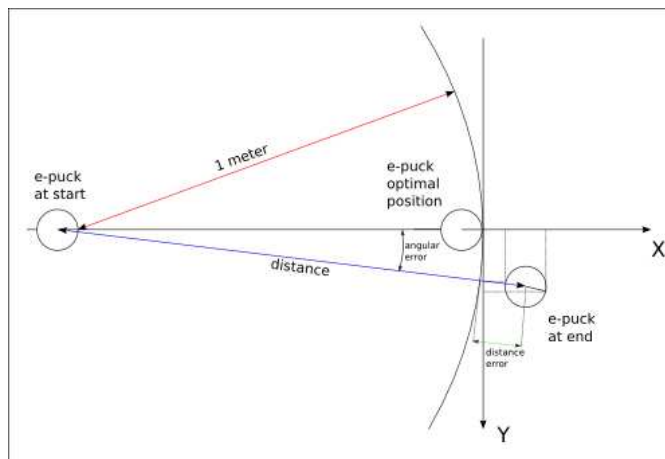


FIG. 4.6 – Procédure de calibration des moteurs

Nous avons alternativement fait varier différents paramètres au cours de l'expérience afin de faire ressortir des propriétés spécifiques. Ainsi, nous avons tout d'abord fixé le nombre de pas que les moteurs devaient effectuer et nous avons fait varier leur vitesse. Ceci a permis de mettre évidence la linéarité de la vitesse.

Ensuite, c'est la vitesse que nous avons fixée et le nombre de pas à effectuer était, quant à lui, variable. Il est ressorti de cette expérience que la distance parcourue était également linéaire.

Comme nous pouvons le remarquer sur la Figure 4.7, une autre propriété intéressante ressortie de la calibration des moteurs est la précision de la distance parcourue. En effet, pour un nombre donné de pas à effectuer, quelle que soit la vitesse des moteurs, les erreurs commises sur la distance sont minimales.

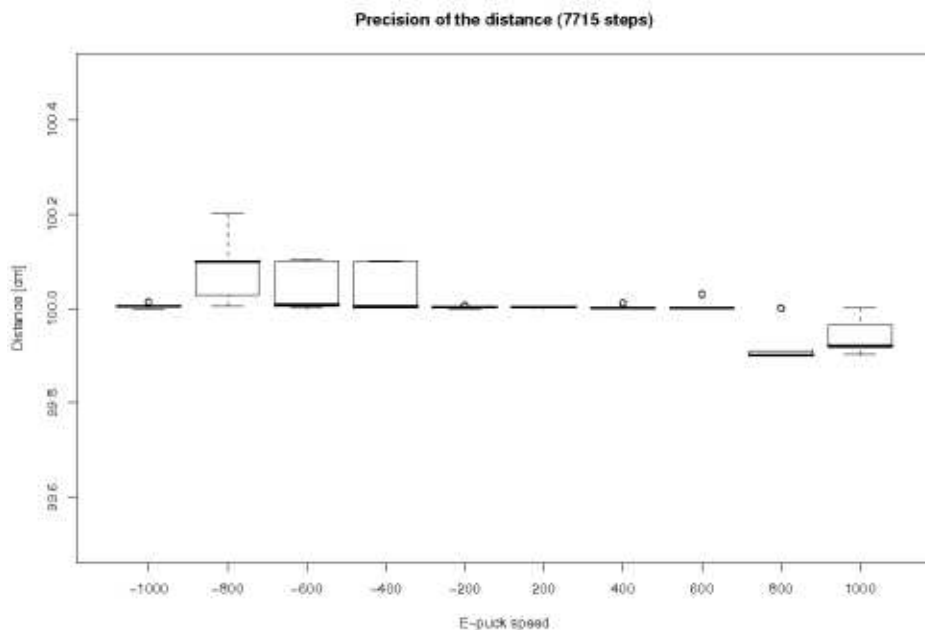


FIG. 4.7 – Précision de la distance parcourue

4.4.2 Calibration des effecteurs de proximité

Tout comme dans le cas des moteurs, nous ne attarderons pas à présenter la calibration des effecteurs de proximité en détail. Après avoir décrit la procédure de calibration dans son ensemble, nous fournirons une brève présentation des résultats. Nous invitons cette fois le lecteur enieux d'avoir plus de détails sur la calibration des effecteurs de proximité à consulter le mémoire de fin d'études de Olivier Deriche.

Contrairement à la calibration des moteurs, les différentes expériences se sont déroulées dans notre environnement contrôlé afin d'éviter que des facteurs extérieurs ne perturbent les capteurs infrarouges. Des mesures ont été prises pour différentes distances et différents angles. Sans entrer dans les détails, nous pouvons stipuler que pour chacune des distances, le robot effectuait un tour complet sur lui-même par pas de 10 degrés, et prenait des mesures à chaque pas. Après avoir complété un tour sur lui-même, le robot reculait et de nouvelles mesures étaient prises. Les

résultats de la calibration des moteurs ont également été utilisés afin de détecter et de rectifier les erreurs dues à l'imprécision des moteurs. La Figure 4.8 représente les conditions dans lesquelles la calibration s'est déroulée. Notons que l'image a été retouchée pour mieux faire ressortir la trajectoire du robot.



FIG. 4.8 – Calibration des effecteurs de proximité

Les résultats produits par la calibration étant trop importants, nous les avons pour ainsi dire résumés en prenant pour chaque situation angle/distance la médiane des données récoltées et ce, pour chacun des capteurs. Ce sont ces données compactes qui ont été utilisées pour le paramétrage du simulateur.

La Figure 4.9 présente la courbe de réponse des effecteurs de proximité en fonction de la distance lorsque le robot considéré se trouve vis à vis d'un mur. La position mentionnée indique la face du robot se trouvant face au mur.

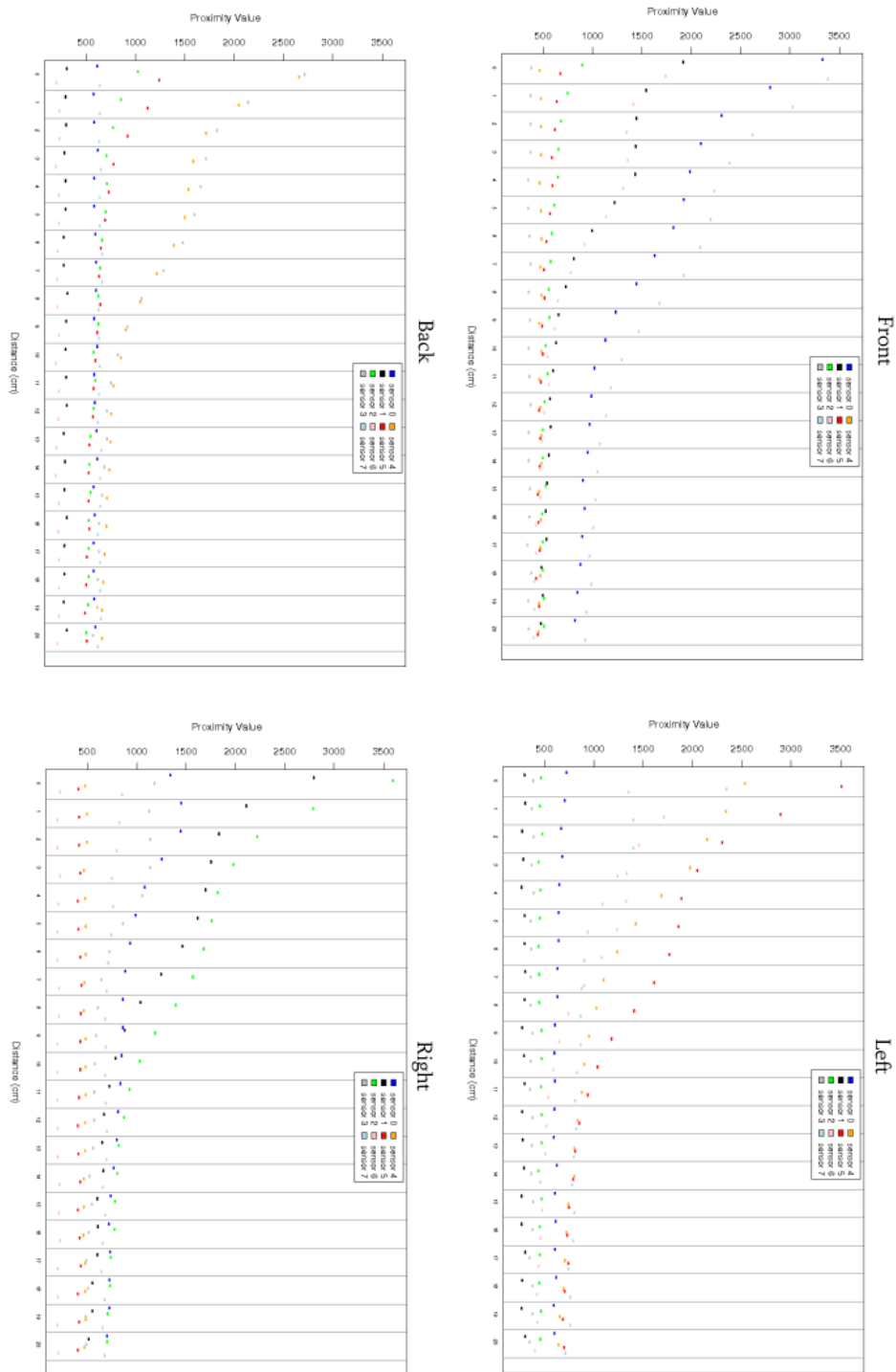


FIG. 4.9 – Les graphes présentent la courbe de réponse des capteurs de proximité d’un robot en fonction de la distance séparant ce robot d’un mur. Le robot est placé (a) dos au mur (b) face au mur (c) côté droit face au mur (d) côté gauche face au mur.

Comme l’on pouvait s’y attendre, on remarque sur la Figure 4.9 ci-dessus que l’intensité de l’activation des effecteurs de proximité diminue au fur et à mesure que

la distance séparant le robot considéré du mur augmente.

Une fois ces résultats obtenus, nous avons répété l'expérience mais le robot prenant des mesures n'était plus face à un mur mais face à un autre robot. Ceci nous a permis, comme pour le mur, d'obtenir à la fois des données nécessaires au paramétrage du simulateur ainsi que des courbes de réponses nous permettant de fixer des seuils d'activation en fonction du but recherché. Les courbes de réponses obtenues dans cette deuxième phase de la calibration ont la même allure que celles obtenues dans le cas du robot placé vis à vis d'un mur. La seule différence réside dans l'intensité de l'activation qui est moins importante, pour une distance donnée, que dans le cas du mur. Notons qu'afin de mieux détecter la présence d'un autre robot, nous avons tester différents "habillages" pour les robots. La Figure 4.10 présente les différentes configurations qui ont été envisagées.

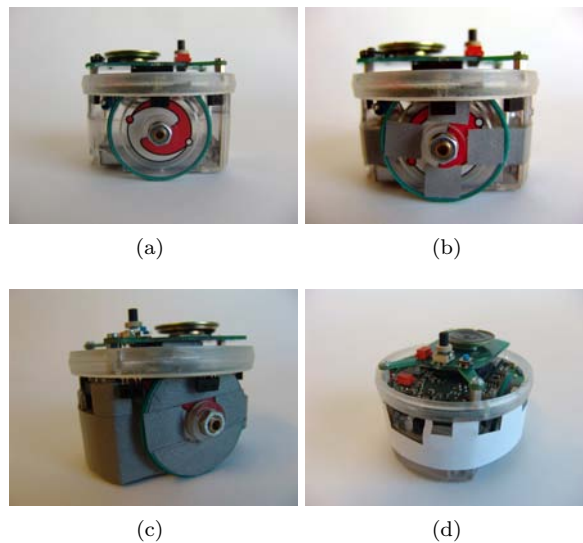


FIG. 4.10 – Les différentes configuration testées pour l'habillage des robots. (a) Le robot est utilisé sans qu'aucune modification ne lui ait été apportée. (b) Des bandes réfléchives ont été placées à des endroits spécifiques sur le robots. (c) Le robot est entièrement couvert de matériel réfléchif. (d) Une bande de papier blanc a été placée autour du robot.

Après avoir procéder à la calibration dans chacune des configurations d'habillage sus-mentionnées, il est apparu que le robot qui était le mieux détecté était celui sur lequel des bandes réfléchives avaient été placées à des endroits spécifiques. La Figure 4.11 illustre le modèle final que nous avons choisi d'adopter.



FIG. 4.11 – Photos sous différents angles d’un robot dans sa configuration d’habillage finale.

4.4.3 Calibration de la caméra

Cette section va aborder la calibration de la caméra du robot e-puck. Cette calibration a été effectuée dans le but de permettre l’implémentation dans le simulateur d’une caméra permettant la détection d’autres robots de manière visuelle. Nous allons maintenant présenter la procédure de calibration dont il est question ci-dessus ainsi que les résultats obtenus.

Afin d’obtenir les résultats auxquels nous aspirions, nous avons procédé en 2 étapes distinctes. Une première que nous pouvons appeler “procédure de calibration statique” et une seconde que nous pouvons quant à elle nommer “procédure de calibration dynamique”.

Procédure de calibration statique : Dans cette première partie, 2 robots furent utilisés. Le premier, que nous nommerons par la suite *RobotA*, servait à prendre des photos et le second, *RobotB*, était celui dont on prenait les photos.

Au début de la procédure, *RobotA* était placé dans l’environnement contrôlé et il restait dans cette position durant toute l’expérience. *RobotB* était quant à lui successivement placé à 3, 5, 10 et 15 centimètres de *RobotA*. Pour chacune de ces distances, *RobotA* prenait 10 photos de chacune des faces de *RobotB*, à savoir : face avant, gauche, droite et arrière. Il est à noter que nous avons au préalable allumer les 8 LEDs rouges de *RobotB* afin de permettre la détection de ce dernier sur les images.

Une certaine synchronisation entre l’ordinateur collectant les données et *RobotA* s’étant avérée nécessaire, nous avons implémenté sur *RobotA* un contrôleur qui attendait une commande spécifique de l’ordinateur avant de prendre ou d’envoyer une photo. Du côté de l’ordinateur, nous avons donc implémenté un programme qui commençait par établir une connexion bluetooth avec *RobotA* et qui envoyait ensuite en alternance les commandes de prise et d’envoi de photos à *RobotA*. Dès que toutes les photos pour une situation donnée avaient été prises, l’ordinateur demandait à

l'utilisateur de placer *RobotB* dans la position suivante et attendait un signal de l'utilisateur avant de reprendre le cycle d'envoi des commandes.

Plaçons nous maintenant du côté de l'ordinateur. Dès que des données étaient reçues de la part de *RobotA*, leur intégrité était d'abord vérifiée par l'intermédiaire d'un code de hashage. En effet, *RobotA* ne se contentait pas seulement d'envoyer les photos mais il produisait également un code de hashage qui était envoyé à l'ordinateur afin de pouvoir garantir l'intégrité des données. Si les données reçues avaient été altérées, l'ordinateur demandait à *RobotA* de réitérer la procédure.

Une fois l'intégrité des données vérifiée, l'ordinateur n'avait plus qu'à les stocker. Pour se faire, nous avons utilisé le format de fichier “.ppm”. Chaque photo est stockée dans un fichier différent. Les pixels sont au format RGB.

Maintenant que l'analyse des phases de prise, d'envoi et de stockage des photos est terminée, nous allons présenter les différents logiciels qui nous ont permis à proprement parler d'analyser les photos. Pour cette phase, nous avons dû implémenter 1 logiciel mais avant de pouvoir en faire usage, un traitement manuel des photos, à l'aide du logiciel “GIMP”, s'est avéré nécessaire.

Le but du traitement manuel dont il est question ci-dessus était d'obtenir des masques permettant la localisation de *RobotB* sur les photos. Comme nous l'avons spécifié précédemment, un robot est reconnu sur une photo grâce à ses LEDs rouges qui sont allumées. Voici comment s'est déroulée l'obtention de ces masques. Pour chacune des situations face du robot / distance, une des photos disponibles a été utilisée. Nous avons commencé par sélectionner les zones de la photo correspondant à *RobotB* (c'est-à-dire correspondant aux LEDs de *RobotB*). Ensuite, les zones ainsi sélectionnées ont été rendues blanches et le reste de la photo a été rendu noir.

La Figure 4.12 illustre le résultat du traitement que nous venons de mentionner. L'image de gauche est la photo de départ de *RobotB*, telle qu'elle a été prise par *RobotA*. L'image de droite représente quant à elle le masque qui a été obtenu après le traitement en question.



FIG. 4.12 – Obtention des masques

Dès que les masques furent obtenus, nous avons utilisé le premier logiciel que nous avons développé. Le but était ici d'extraire les paramètres de la couleur correspondant au LEDs des robots. Pour ce faire, nous utilisons à la fois les masques produits comme décrit précédemment mais aussi les données récoltées lors des prises de photos. Nous avons procédé comme suit : pour chaque distance, les dix photos

de chaque angle ont été tour à tour comparées avec le masque correspondant. Pour chacun des pixels du masque, deux cas sont possibles : le pixel est soit blanc, soit noir. Pour chacun des pixels blancs du masque (c'est-à-dire un pixel faisant partie d'une zone de l'image où se trouve une LED), nous stockons les valeurs du pixel respectif de la "vraie" photo aux formats RGB et HSV dans deux fichiers différents. C'est ce que nous appelons les "bons" pixels (comprendre ceux représentant les LEDs). Les pixels noirs sont également stockés aux formats RGB et HSV mais ce sont des pixels que nous appelons "mauvais" pixels car ils représentent les zones de la photo dans lesquelles il n'y pas de LEDs. Ce programme produit donc pour chaque distance 4 fichiers :

- un fichier contenant les valeurs des pixels représentant les LEDs, au format RGB.
- un fichier contenant les valeurs des pixels représentant les LEDs, au format HSV.
- un fichier contenant les valeurs des pixels ne représentant pas les LEDs, au format RGB.
- un fichier contenant les valeurs des pixels ne représentant pas les LEDs, au format HSV.

Une fois ces fichiers créés pour chaque situation, nous avons utilisé un script écrit en langage R afin de produire des histogrammes tels que celui repris sur la Figure 4.13.

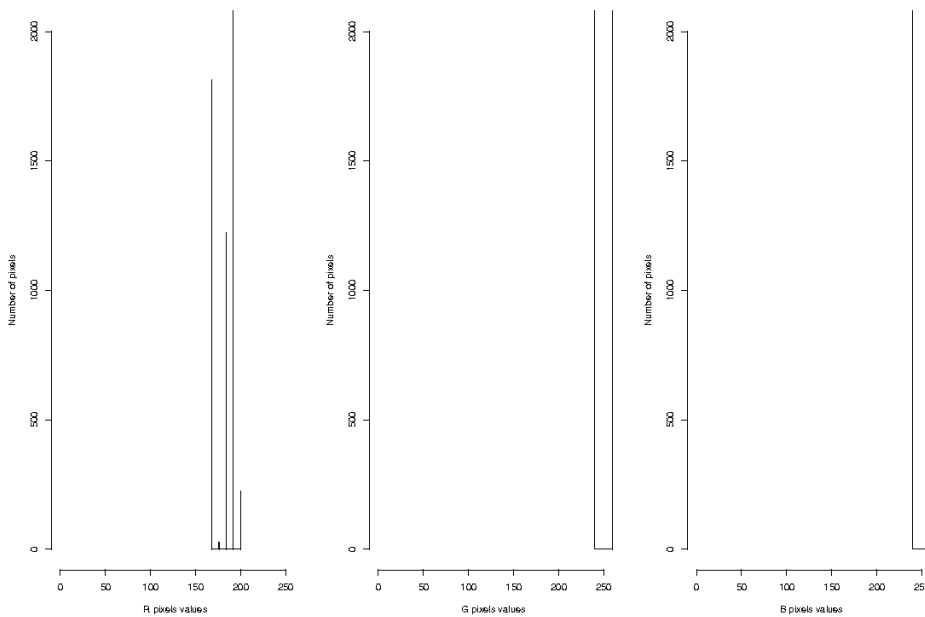


FIG. 4.13 – De gauche à droite, nous retrouvons les histogrammes des valeurs R, G et B des pixels représentant les LEDs. Les photos considérées ont été prises à une distance de 5cm. Ces histogrammes ont été produits à partir de données récoltées sur 40 photos de 1600 pixels chacune.

En comparant les graphes obtenus pour les formats RGB et HSV, nous avons remarqué que les valeurs des pixels représentant les LEDs étaient moins variées dans le cas RGB. C'est pourquoi nous avons choisi d'utiliser le système RGB afin de percevoir les robots e-pucks. De plus, les photos prises par l'epuck utilisent ini-

tialement le système RGB et la conversion en HSV est relativement couteuse en terme de ressources et ralentit donc le traitement des images.

La dernière étape de cette procédure de calibration statique fut l'extraction des paramètres en soi. Pour ce faire, nous avons utilisé un script en langage R qui recevait en entrée une liste de valeurs RGB et fournissait en sortie la moyenne, l'écart-type et la médiane des données considérées.

Procédure de calibration dynamique : Maintenant que nous connaissons les paramètres de la couleur représentant les LEDs d'un e-puck, nous allons nous intéresser au lien entre la distance à laquelle la photo est prise est le nombre de pixels "utiles" sur cette dernière.

Commençons d'abord par décrire la procédure de prise de photos (dans la suite, *RobotA* sera encore le robot prenant des photos). Dans le cas de la procédure dite "dynamique", *RobotA* est placé dans l'arène et prend des photos en tournant sur lui-même. La suite d'actions effectuée par ce robot est relativement simple :

1. Prendre une photo.
2. Transmettre la photo à l'ordinateur via une connection bluetooth.
3. Tourner sur place de 20 degrés.

Une fois que cette suite d'actions a été effectuée 18 fois, nous pouvons dire que le robot a perçu l'entièreté de son environnement local ; il a en effet effectué un tour complet sur lui-même. C'est ce que nous allons appeler un *cycle*.

Afin d'établir le lien recherché, nous avons placé 1, 2, 4 ou 6 robots (ayant leurs LEDs allumées) de manière symétrique autour de *RobotA*. La Figure 4.14 illustre ces 4 configurations. Pour chacune de ces configurations, les robots ont été placés à 3, 5, 10 et 15 cm de *RobotA*.

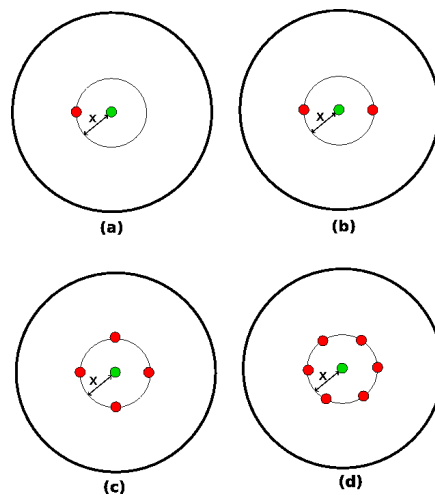


FIG. 4.14 – Nous retrouvons respectivement sur les images (a), (b), (c) et (d) les configurations à 1, 2, 4 ou 6 robots. Le disque vert représente le robot prenant les photos alors que les disques rouges représentent les autres robots. Les robots sont symétriquement placés sur un cercle de rayon x centré sur le robot prenant des photos. x prend successivement les valeurs 3, 5, 10 ou encore 15cm.

Pour chacune des situations nombre de robots / distance, 10 cycles étaient effectués par *RobotA*. Dès que la phase de prise de photos fut terminée, nous avons utilisé un programme pour déterminer le nombre pixels “utiles” (représentant des LEDs) en fonction de la distance. Ce programme reçoit en entrée les photos qui ont été prises (ainsi que les données permettant d’identifier la situation nombre de robots / distance à laquelle appartient une photo) et fournit comme résultat un fichier texte dont les données sont reprise sur le Tableau 4.1.

| nombre de robots | distance | nombre de pixels |
|------------------|----------|------------------|
| 1 | 3 | 370.2 |
| 1 | 5 | 211 |
| 1 | 10 | 49.8 |
| 1 | 15 | 24.5 |
| 2 | 3 | 628.1 |
| 2 | 5 | 253.1 |
| 2 | 10 | 109.6 |
| 2 | 15 | 58.5 |
| 4 | 3 | 1156.7 |
| 4 | 5 | 604.3 |
| 4 | 10 | 207 |
| 4 | 15 | 110.8 |
| 6 | 3 | 1869.2 |
| 6 | 5 | 928.3 |
| 6 | 10 | 310 |
| 6 | 15 | 148.3 |

TAB. 4.1 – Ce tableau reprend les différentes informations qui se trouvent dans le fichier produit par le programme utilisé afin de déterminer la relation entre la configuration considérée (nombre de robots et distance) et le nombre de pixels utiles dans une telle configuration.

C’est à partir de ces données que la caméra a été implémentée dans le simulateur. Une régression linéaire a été effectuée afin de pouvoir déterminer le nombre de pixels pour des configurations non testées lors de la procédure de calibration. En effet, en analysant les données du Tableau 4.1, nous remarquons que la relation entre le nombre de robots et le nombre de pixels perçus est linéaire. C’est ce qui est illustré sur la Figure 4.15.

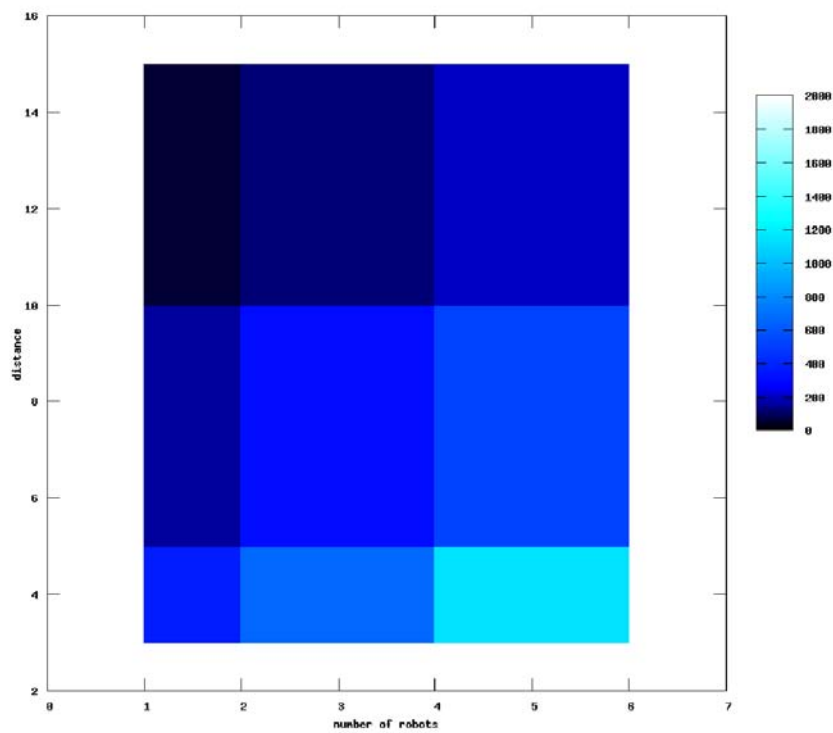


FIG. 4.15 – Ce graphique illustre la relation existant entre la distance à laquelle sont prises les photos, le nombre de robots placés autour de celui prenant des photos et le nombre de pixels perçus comme appartenant à des LEDs. Au plus la couleur est claire, au plus la densité est élevée

4.4.4 Estimation de la densité d'e-pucks sous un abri

Dans le cadre de notre tâche, nous devions être capable d'estimer la densité d'individus présents sous un abri, et ce tant en simulation qu'avec les robots. Nous avons tout d'abord pensé à effectuer cette mesure en utilisant la caméra ; nous avons en effet déjà récolté toutes les données nécessaires lors de la phase de calibration de la caméra qui a été traitée dans les paragraphes précédents. Pour rappel, les valeurs reprises dans le Tableau 4.1 nous donnaient le nombre de pixels perçus à une distance donnée pour un nombre de robots donné et nous permettent donc en théorie d'estimer la densité d'epuck dans le voisinage.

Nous n'avons toutefois pas opté pour l'utilisation de la caméra afin de mettre en place le mécanisme de mesure dont nous avons besoin. Sont en causes différentes raisons. La première d'entre elles réside dans le fait que les données présentées dans le Tableau 4.1 peuvent nous induire en erreur lors du calcul de la densité si elles sont utilisées telles quelles. En effet, nous ne pouvons par exemple pas différencier aisément le cas d'un robot à 5 cm ou celui de 4 à 10 cm. Il aurait fallu pour différencier de tels cas effectuer une analyse supplémentaire de la photo afin de déterminer la distance à laquelle se trouvent les robots en fonction de leur position sur la photo. De plus, en fonction de la disposition des robots sous l'abri, il était possible que certains robots ne soient pas visibles pour d'autres robots. Enfin, d'autres problèmes peuvent être mentionnés comme le fait que les traitements nécessaires pour obtenir une bonne approximation de la densité ralentissent la procédure, la compliquent et consomment plus d'énergie.

C'est donc pour les différentes raisons sus-mentionnées que nous avons décidé d'utiliser une autre méthode se basant sur le nombre de collisions perçues sous l'abri. Cette méthode repose sur le fait que plus le nombre de robots présents sous un abri est élevé, plus le taux de collisions le sera. Nous avons donc effectué des mesures afin de déterminer le lien existant entre le nombre de robots présents sous un abri et le taux de collisions correspondant. Nous allons maintenant décrire la procédure qui a été utilisée afin de récolter ces données.

Le principe de base est relativement simple. Les robots sont placés (aléatoirement) dans l'arène sous un abri et ils effectuent une marche aléatoire avec évitement d'obstacles tout en prenant soin de ne pas quitter l'abri. Dès qu'un robot perçoit une collision, c'est-à-dire dès qu'il y a activation d'au moins un de ces capteurs de proximité, un compteur est incrémenté. Toutes les secondes, la valeur de ce compteur est sauvee dans un vecteur et le compteur est réinitialisé à 0. Nous ne sauveons les valeurs qu'une fois par seconde pour ne pas faire exploser la taille des données. En effet, la capacité de stockage des robots e-puck étant très limitée, il nous fallait faire un compromis entre la précision des données récoltées et la durée de l'expérience. Cette méthode nous a permis de mener des expériences de 30 minutes. Nous avons jugé important d'effectuer des expériences assez longues afin que les données ne soient pas biaisées. En effet, sur des durées plus courtes, il peut arriver que lorsque peu de robots sont présents sous l'abri, ils ne se rencontrent pas. De plus, des expériences qui durent assez longtemps permettent aux robots de se réorganiser sous l'abri et de l'explorer à proprement parler. Une fois l'expérience terminée, chaque robot envoyait le vecteur dont il est question ci-dessus à un ordinateur par le biais d'une connexion bluetooth et ce dernier sauveait les données dans un fichier texte (un fichier par robot et par expérience). Ces expériences ont été menées pour des groupes de 2, 4, 6 et 8 robots. Pour les cas à 2, 4, 6 et 8 robots, nous avons respectivement effectué 3, 2, 1 et 1 réplications. Cette différence s'explique par le fait que

nous voulions obtenir un nombre de fichiers signifiant pour chaque configuration et qu'il fallait donc plus de répliquions dans les cas où peu de robots étaient placés sous l'abri.

Après avoir récupéré l'ensemble des données, nous les avons analysées à l'aide de scripts en langage R afin non seulement de déterminer le lien existant entre le nombre de robots et le taux de collisions mais également de s'assurer que ce dernier était constant par rapport au temps pour un nombre de robots donné. Ainsi, pour chacun des fichiers sus-cités, nous avons commencé par tracer les courbes cumulées du nombre de collisions perçues par rapport au temps mais à chaque fois sur des tranches de 5 minutes. Nous avons séparé les expériences de 30 minutes en 6 tranches de 5 minutes afin d'observer le comportement des robots sur des laps de temps plus courts sans toutefois être confrontés au problème des données biaisées dont nous avons parlé au paragraphe précédent. En effet, même si nous avons analysé les données pour des laps de temps relativement courts, la dynamique du groupe de robots n'était pas biaisées par le fait que nous venions de replacer les robots sous l'abri. En plus de tracer ces courbes, nous avons également tracé les régressions linéaires correspondantes.

La Figure 4.16 donne un aperçu des graphiques que nous avons obtenus. On y retrouve les courbes cumulées des collisions perçues par les robots lorsque 6 robots se trouvaient sous l'abri. Nous voyons que les régressions correspondent très bien aux données. Cela nous montre donc que le nombre de collisions perçues par les robots augmente linéairement dans le temps et que le taux de collisions est constant pour un nombre de robots donné. Les courbes des autres cas de figures ne sont pas reprises ici. Toutefois, nous pouvons dire que les pentes de ses courbes augmentent avec le nombre de robots se trouvant sous l'abri et que le nombre de collisions perçues au cours du temps reste constant pour un nombre de robots donné.

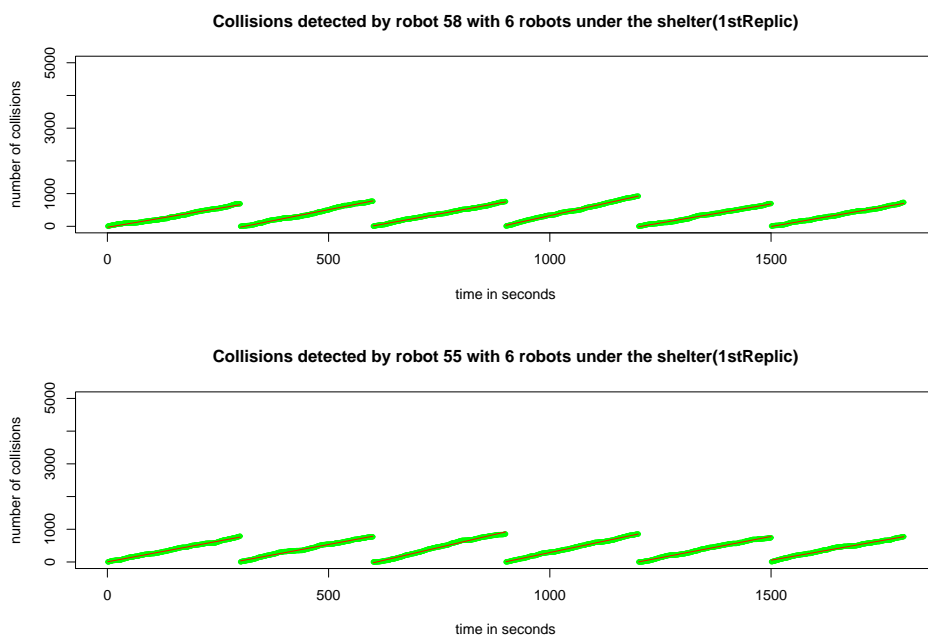


FIG. 4.16 – Ce graphique reprend les courbes cumulées des collisions perçues par rapport au temps. Les points verts représentent les données renvoyées par les robots et les lignes rouges sont les régressions linéaires correspondantes. Nous voyons qu'elles correspondent parfaitement aux données. Nous pouvons donc conclure que le nombre de collisions perçues augmente de manière linéaire dans le temps et que le taux de collisions par seconde est constant.

En plus de ces courbes cumulées, nous avons également tracé des graphiques reprenant les boxplots du taux de collisions par seconde en fonction du nombre de robots considérés. Ces derniers sont repris sur la figure 4.17. On y voit que les taux de collisions diffèrent de manière non négligeable lorsque le nombre de robots placés sous l'abri est modifié. On remarque également qu'il est possible de sous-estimer la densité de robots. Cela provient du fait que dans certains cas, il peut arriver que certains robots rencontrent moins de congénères de par leur marche aléatoire.

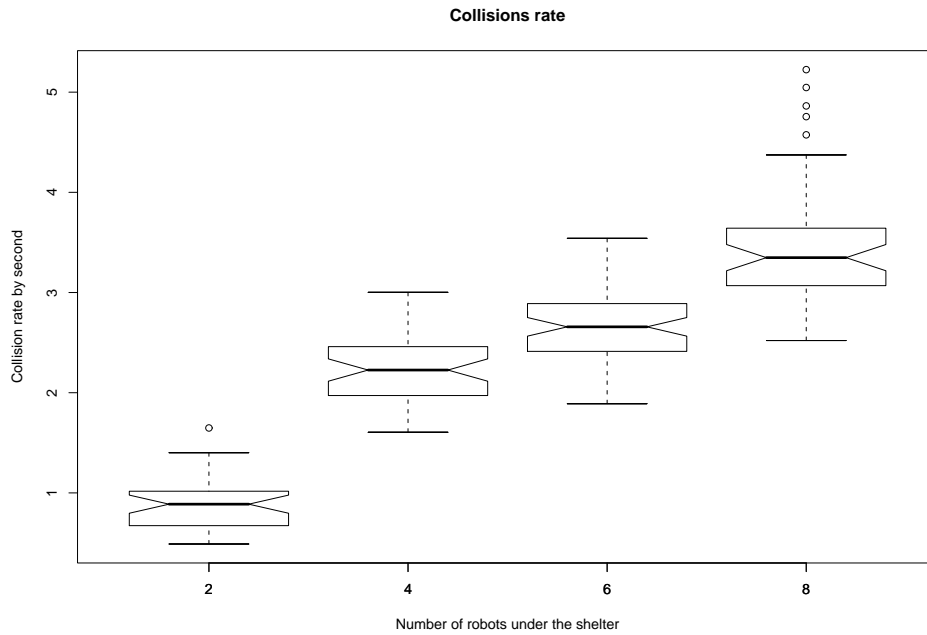


FIG. 4.17 – Boxplots reprenant les taux de collisions par seconde en fonction du nombre de robots placés sous l'abri.

Une fois ces résultats obtenus, nous avons pu déduire que cette méthode d'approximation de la densité d'individus sous un abri était utilisable dans le cas de notre tâche. Nous l'avons donc implémentée dans notre contrôleur dont l'implémentation est détaillée à la Section 5.3.

Chapitre 5

La tâche d'agrégation d'un groupe de robots

5.1 Description

Le but de ce mémoire est d'étudier les propriétés d'un mécanisme de mesure collective. Pour ce faire, nous allons reproduire à l'aide de robots e-puck un comportement d'agrégation inspiré de celui que l'on retrouve chez les blattes *Blatella Germanica* et qui a été étudié entre autres par J.L. Deneubourg. Nous proposerons un modèle mathématique inspiré de celui proposé par J.M. Amé & al. [6]. Nous étudierons ensuite ce comportement en simulation ainsi qu'avec de véritables robots afin d'essayer d'établir une correspondance entre ces 3 niveaux et de mettre en évidence certaines des propriétés de ce comportement.

La tâche en elle-même est la suivante. Un groupe de 10 robots est placé dans une arène circulaire de 2 mètres de diamètre et est confronté à un choix entre 2 sites de repos. Nous mènerons tout d'abord des expériences dans lesquelles les 2 sites seront identiques et cela nous permettra dans un premier temps de mettre en évidence la capacité du groupe à effectuer un choix binaire. Nous montrerons ensuite que le groupe est capable de mesurer la taille des abris qui sont mis à sa disposition et de choisir le plus approprié. Nous ferons cela en confrontant cette fois les robots à un choix entre deux abris de tailles différentes mais pouvant tous deux contenir l'entièreté de la population. Nous reviendrons plus en détail sur le dispositif expérimental dans la suite de ce chapitre.

Afin de parvenir à obtenir une agrégation du groupe de robots sous un des abris, nous calculons une densité de robots présents sous cet abri. Plus cette densité est élevée, plus la probabilité pour un robot de quitter l'abri diminue. Nous pouvons dire que les individus évaluent leur bénéfice individuel pour mesurer le bénéfice du groupe. Les agents vont donc tenter de maximiser leur bénéfice individuel pour maximiser celui du groupe.

Il est également nécessaire de préciser que nous avons respecté les contraintes imposées par la robotique collective à savoir que nous utilisons des robots simples en fonctionnalités et qui sont tous régis par les mêmes règles comportementales, sans qu'il n'y ait donc de leader au sein du groupe. De plus, nous avons banni tout

sorte de communication longue distance entre les différents agents en utilisant les capteurs de proximité afin de détecter la présence d'autres congénères sous un abri et donc de déterminer la densité d'individus s'y trouvant. Nous n'utilisons donc pas de communication directe entre les agents.

La section 4.2 s'attache à présenter plus en profondeur le dispositif expérimental qui a été utilisé pour mener les différentes expériences dont il a été question dans les paragraphes précédents.

5.2 Modèle mathématique

Nous allons dans cette section présenter le modèle mathématique qui a été développé et étudié dans le cadre de la tâche d'agrégation dont il est question dans ce mémoire. Nous nous contenterons ici de présenter le modèle mathématique dans ses grandes lignes ainsi que les résultats qui en découlent. Le lecteur envie d'obtenir plus de détails à ce propos est renvoyé au mémoire réalisé par Olivier Dedriche.

Le modèle que nous avons utilisé est celui proposé par J.M. Amé & al. [6] et que nous avons simplifié car nous ne tenons compte dans notre étude que des cas où un choix binaire doit être effectué, c'est-à-dire lorsqu'il n'y a que deux abris disponibles.

5.2.1 Equations

Commençons tout d'abord par présenter les équations 5.1 sur lesquelles nous sommes basés afin d'effectuer notre étude. Celles-ci sont issues du modèle sus-cité.

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = \mu_1 \cdot x_e \left(1 - \frac{x_1}{S_1}\right) - \frac{\theta \cdot x_1}{1 + \rho \cdot \left(\frac{x_1}{S_1}\right)^n} \\ \frac{dx_2}{dt} = \mu_2 \cdot x_e \left(1 - \frac{x_2}{S_2}\right) - \frac{\theta \cdot x_2}{1 + \rho \cdot \left(\frac{x_2}{S_2}\right)^n} \end{cases} \quad (5.1)$$

$$N = x_e + \sum_{i=1}^2 x_i \quad (5.2)$$

Expliquons premièrement le sens des différents paramètres intervenant dans ces équations. Tout d'abord S , qui représente l'"acceptance" de l'abri, c'est-à-dire le nombre maximum d'individus qui peuvent se retrouver simultanément sous l'abri. Viennent ensuite les paramètres θ , ρ et n qui interviennent dans la probabilité qu'à chaque individu de quitter l'abri par unité de temps. Enfin, le terme N , repris dans l'équation 5.2 représente le nombre total d'individus utilisés pour l'expérience. Les termes μ_i ont été déterminés grâce à des simulations sur ordinateur. Le lecteur intéressé est renvoyé au mémoire de Laurent Bury pour de plus amples informations.

Posons à présent,

$$\begin{cases} R = \mu_i \cdot \left(1 - \frac{x_i}{S_i}\right) \\ P = \frac{\theta}{1 + \rho \cdot \left(\frac{x_i}{S_i}\right)^n} \end{cases} \quad (5.3)$$

Les deux termes R et P se trouvant dans chacune des équations 5.3 représentent respectivement le peuplement de l'abri i et donc la difficulté grandissante d'entrer dans cet abri au fur et à mesure de l'accroissement du nombre d'individus déjà présents sous cet abri, et, la probabilité pour un individu se trouvant sous l'abri i de le quitter. Cette probabilité décroît quant à elle au fur et à mesure de l'accroissement du nombre d'individus déjà présents sous cet abri.

5.2.2 Etude du système

Nous avons tenu à étudier les différentes caractéristiques du système et l'influence de certains paramètres sur ce dernier. Plus précisément, nous avons voulu mettre en évidence l'influence de ces paramètres sur le comportement asymptotique, la stabilité et le temps de convergence du système.

Pour ce faire, nous nous sommes intéressés aux paramètres suivants :

- N , le nombre de robots,
- le rapport $\frac{\theta}{\rho}$,
- et la taille S_1 d'un des abris, la taille S_2 du second étant fixe.

Le choix de ces paramètres se justifie par le fait que le nombre de robots utilisés représente l'extensibilité de la population, qui est une des propriétés que nous nous efforçons de respecter dans le cadre d'expériences de robotique en essaim. Le rapport $\frac{\theta}{\rho}$ influence directement la probabilité qu'a un individu de quitter l'abri ou pas, et permet donc certainement d'accélérer les manipulations. Enfin, le fait de faire varier la taille d'un des deux abris nous permet de mettre en évidence le choix d'un de ces abris en fonction de leur taille.

Les paramètres par défaut que nous avons utilisés sont ceux repris ci-dessous :

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

Comme nous l'avons mentionné plus haut, nous nous sommes intéressés au comportement asymptotique, à la stabilité ainsi qu'au temps de convergence du système. Les méthodologies utilisées pour y parvenir ne seront pas décrites dans ce mémoire. Nous nous contenterons de présenter et de commenter les résultats obtenus. Nous pouvons par contre stipuler que la résolution du système d'équations a été effectuée à l'aide du logiciel *Maple10*.

5.2.3 Résultats

5.2.3.1 Le nombre d'individus

Commençons par présenter, sur la figure 5.1, les résultats obtenus en faisant varier la taille de la population de 2 à 30 individus, les valeurs des autres paramètres étant maintenues aux valeurs par défaut reprises à la page 50. Il est à noter que vu la symétrie de l'expérience, seul un des deux abris, ici S_1 , est représenté.

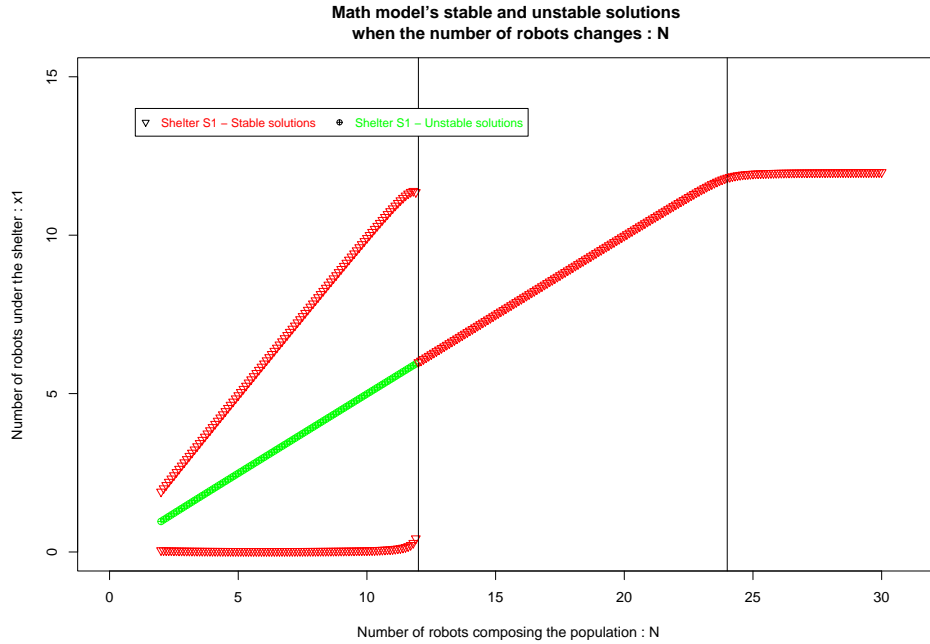


FIG. 5.1 – Nombre d'individus sous l'abri S_1 lors de l'étude de l'influence de la variation de la taille de la population sur le système. Il existe deux états stables ou un état stable selon les conditions. Trois zones différentes sont distinguables : la plus à gauche correspond au choix d'un des deux 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 $S_1 = S_2 = 12$, $\mu_1 = \mu_2 = 0.0126$, $\theta = 0.01$, $\rho = 1667$, $n = 2$.

Comme nous pouvons l'observer, différents cas sont possibles. Soit il existe 3 états possibles (dont 2 stables et un instable), soit il n'en existe qu'un seul, stable. Le premier cas correspond aux situations dans lesquelles le nombre d'individus est inférieur à celui que peut contenir un abri. Dès lors, soit un des abris regroupe l'entièreté de la population et nous nous retrouvons donc dans un des deux états stables, soit il y a équipartition des individus entre les deux abris et nous sommes alors dans l'état instable. Le second cas correspond quant à lui aux situations où le nombre d'individus composants la population est supérieure à ce que peut contenir un abri en terme d'individus. Il n'y a dès lors plus qu'un seul état stable : l'équipartition entre les deux abris. Le dernier cas est celui où la taille de la population dépasse est plus élevée que la somme des individus pouvant être abrités sous les deux abris. Il apparaît donc un plateau car les deux abris se remplissent et le surplus de la population reste en dehors des abris, c'est-à-dire dans l'environnement.

Afin de pouvoir comparer les résultats obtenus par J.M. Amé & al. [6] avec les nôtres, nous avons également tracé un graphique reprenant les mêmes informations que celles se trouvant sur la Figure 5.1 mais dans d'autres unités. Pour ce faire, nous avons repris en ordonnées, la fraction de la population sous l'abri 1, à savoir x_1/N , et, en abscisse, le rapport S_1/N entre l'acceptance de l'abri 1 et la taille de la population. Nous retrouvons ainsi respectivement sur les Figures 5.2 et 5.3 le graphe ayant été obtenu à partir de nos données et celui étant repris de J.M. Amé & al. [6].

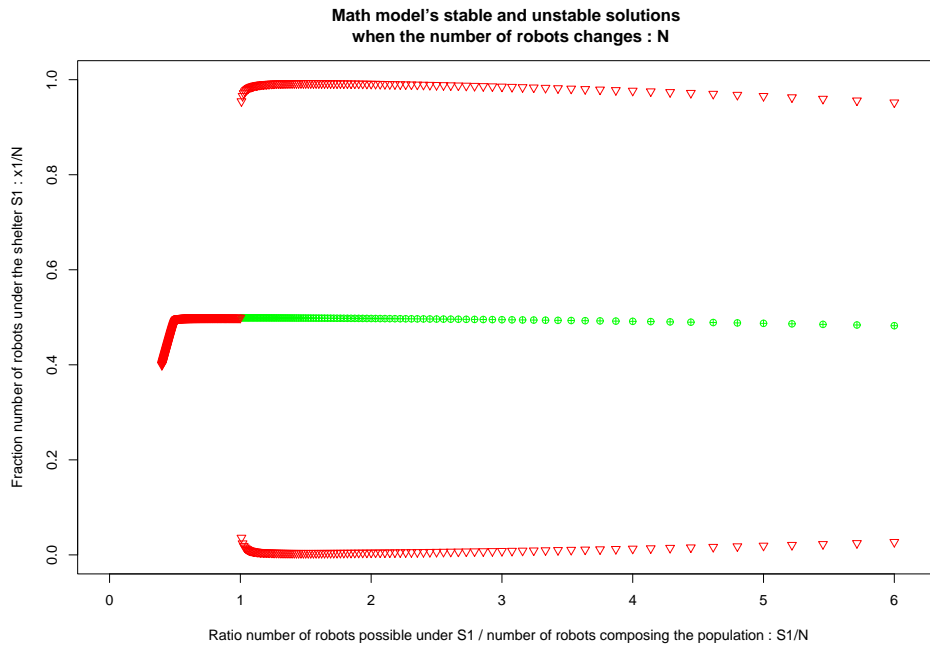


FIG. 5.2 – Fraction d'individus sous l'abri 1 en fonction de l'inverse de la taille de la population, $\frac{S_1}{N}$. Comme précédemment, les états stables sont en rouges et les instables en vert.

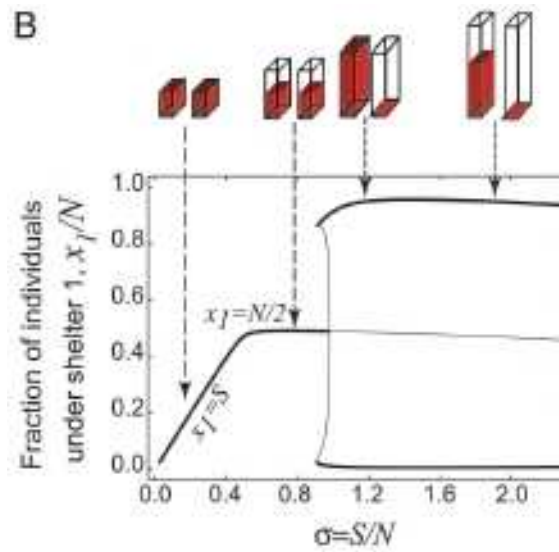


FIG. 5.3 – Représentation provenant de J.-M. Amé *et al.* [6] : évolution de la fraction d'individus sous l'abri 1 en fonction du rapport $\sigma = \frac{S}{N}$. Les traits gras correspondent aux états stables tandis que les traits fins représentent les états instables.

Un autre résultat intéressant est celui présenté à la Figure 5.4. Celle-ci reprend la probabilité en fonction du nombre d'individus composant la population de tomber dans les différents états du système.

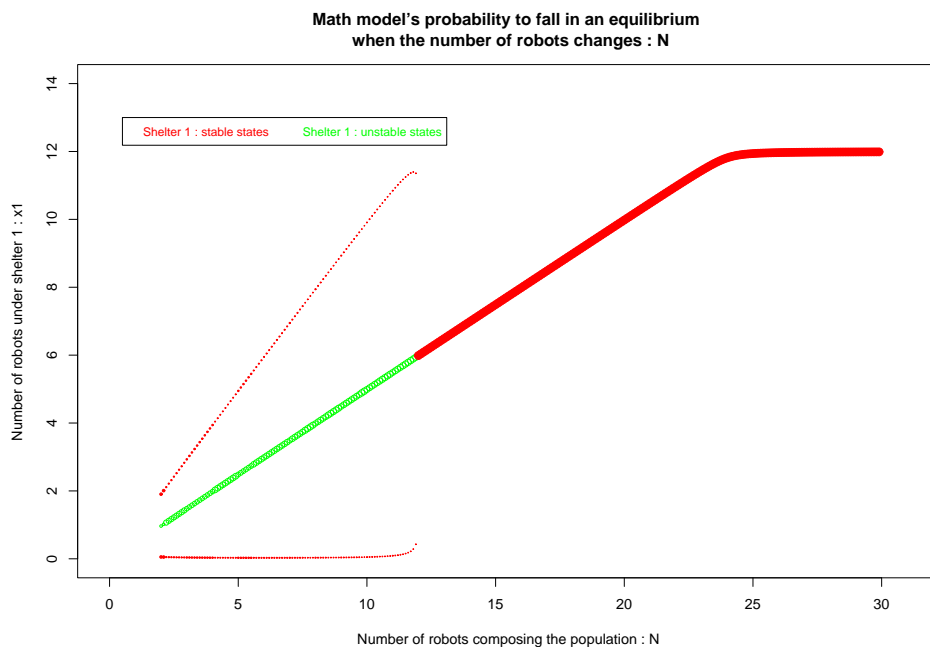


FIG. 5.4 – Probabilité de tomber dans les différents états du système lorsque la taille de la population varie. Le rayon des cercles est proportionnel à cette probabilité. Notons que les états instables ne sont en réalité pas accessibles, puisque toute perturbation peut faire basculer le système dans un des deux états stables.

Nous terminerons la présentation des résultats obtenus en faisant varier la taille de la population par la figure 5.5 présentant le temps de convergence du système en fonction du nombre de robots constituant la population.

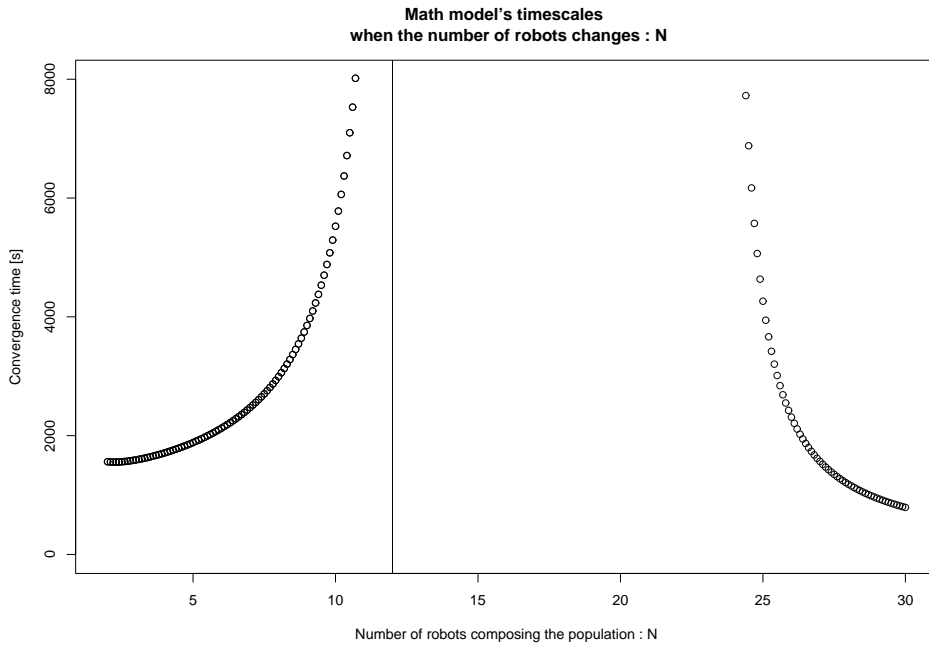


FIG. 5.5 – Evolution du temps de convergence du système en fonction de la taille de population.

Nous pouvons remarquer sur la Figure 5.5 que l'augmentation du temps de convergence va de paire avec celle de la taille de la population avec un maximum lorsque le nombre d'individus composant la population est égale à celui que peut abriter un abri, c'est-à-dire 12 dans notre cas. Le temps de convergence se met ensuite à diminuer avec la taille de la population.

5.2.3.2 La taille des abris

Le second paramètre que nous avons étudié l'influence du rayon de l'abri S_1 sur le système, les autres paramètres ayant été fixés aux valeurs par défaut reprises à la page 50. Nous avons fait varier le rayon de l'abri S_1 de 6 à 70 cm. Il va de soi que la valeur de μ_1 a elle aussi dû être adaptée, ce que nous avons fait grâce aux valeurs récoltées lors des simulations effectuées sur ordinateur, comme mentionné à la Section 5.2.1.

La Figure 5.6 présente les résultats obtenus en termes de nombre d'individus sous l'abri S_1 , en fonction du rapport des tailles des abris, $\frac{S_1}{S_2}$.

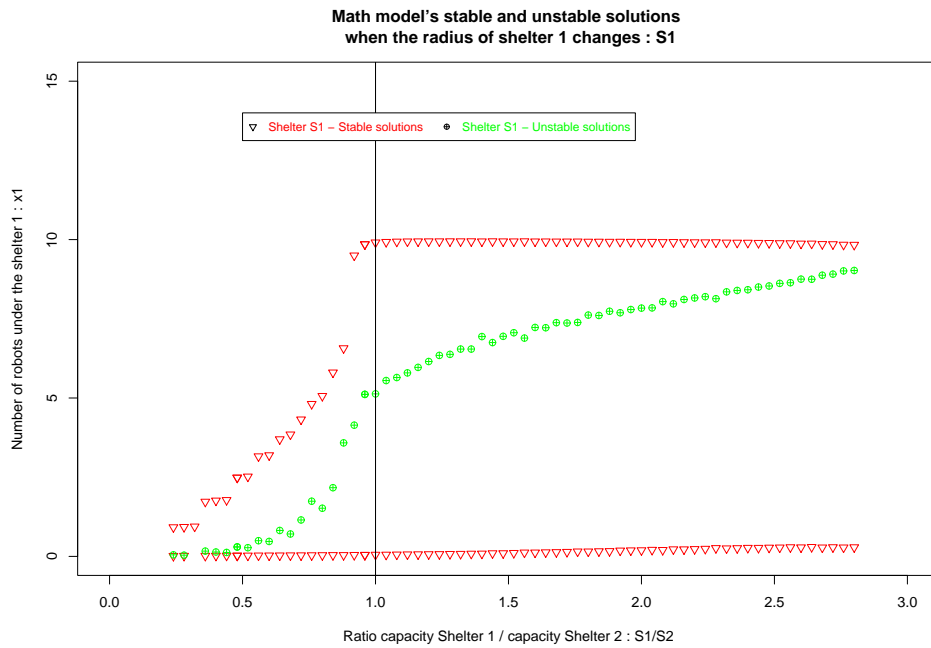


FIG. 5.6 – Graphique du nombre d'individus sous l'abri S_1 en fonction du rapport des rayons des deux abris, $\frac{S_1}{S_2}$. Les valeurs utilisées pour les paramètres du modèle sont $N = 10$, $S_2 = 12$, $\mu_2 = 0.0126$, $\theta = 0.01$, $\rho = 1667$, $n = 2$.

Nous retrouvons, comme dans le cas de l'étude de l'influence de la taille de la population, trois états tout au long de l'évolution du rapport $\frac{S_1}{S_2}$, dont deux stables et un instable. Au départ, 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. Mais à 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. Notons également que les oscillations qui sont observables proviennent des valeurs de μ_1 qui ont été obtenues expérimentalement.

Voici à présent sur la Figure 5.7 le graphe des probabilités d'arriver dans chacun des états du système lorsque l'on fait varier la taille de l'abri S_1 .

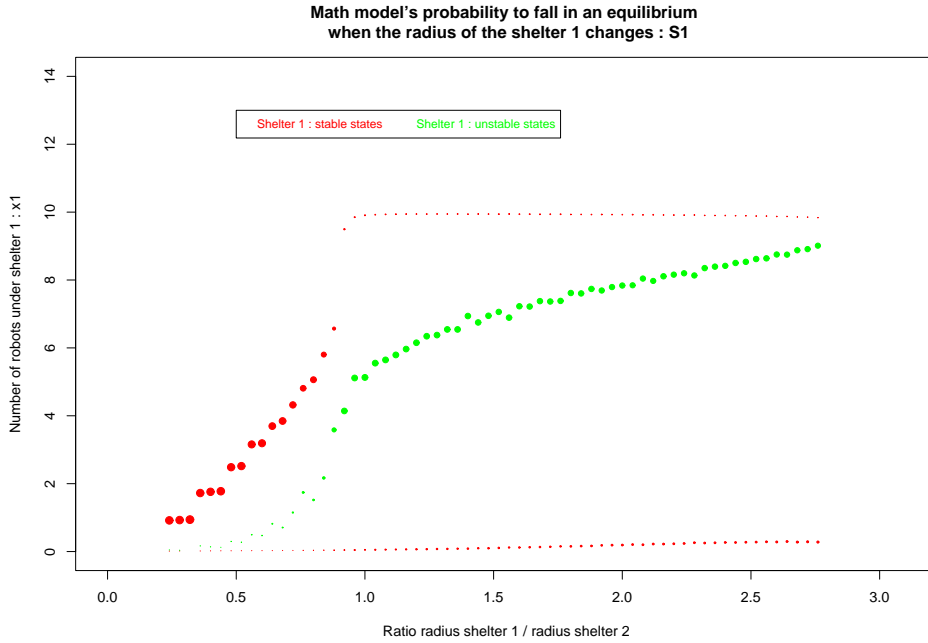


FIG. 5.7 – Probabilité de tomber dans un des états finaux du système en fonction du rapport des rayons des abris. Le rayon des cercles représentés est proportionnel à la valeur de la probabilité calculée. Remarquons que, sur cette figure, c'est systématiquement le plus petit abri qui est favorisé. La 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.

Présentons à présent les résultats obtenus en ce qui concerne l'évolution du temps de convergence du système. La Figure 5.8 nous présente cette évolution en fonction du rapport des rayons des abris.

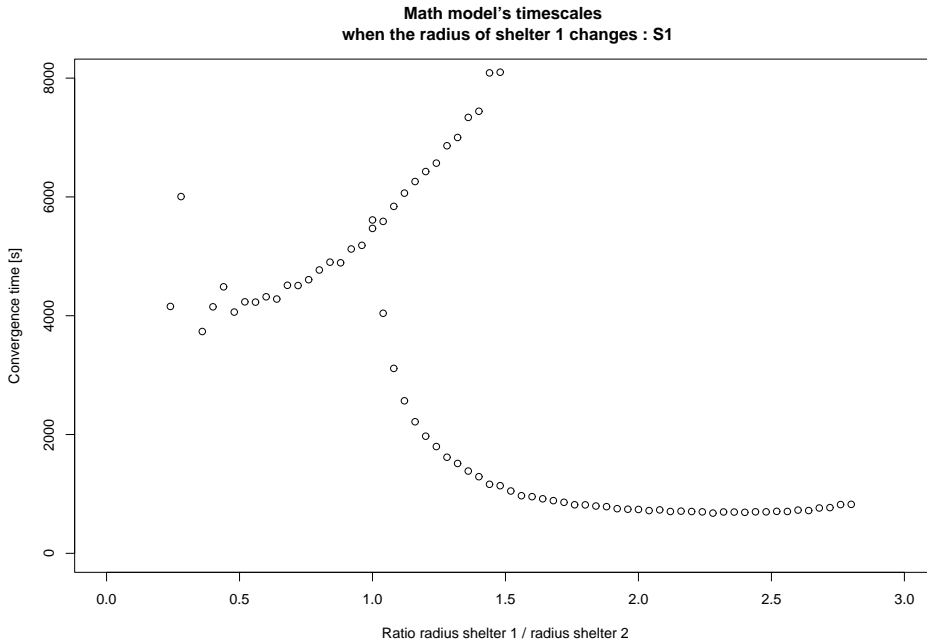


FIG. 5.8 – Temps de convergence en fonction du rapport des rayons des abris. Remarquons l'existence d'un point de bifurcation entre deux courbes : l'une est monotone croissante, tandis que l'autre est du type exponentielle négative. Ce point apparaît lorsque le rapport des abris est unitaire. Au delà, 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. Les temps de convergence des deux possibilités sont toutefois très différents et le système convergera plus rapidement vers la solution stable en S_2 .

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

Le rapport $\frac{\theta}{\rho}$ a une importance cruciale au niveau de la prise de décision. Voici pour rappel l'équation 5.4 nous donnant la probabilité pour un robot de quitter un abri :

$$P = \frac{\theta}{1 + \rho \cdot \left(\frac{x_i}{S_i}\right)^n} \quad (5.4)$$

Nous pouvons en effet voir que θ modifie de manière directe cette probabilité et que ρ est une relation inverse.

Comme nous l'avons mentionné lors de la présentation des équations générales du système, le rapport $\frac{\theta}{\rho}$ a une influence directe sur le temps de convergence du système, comme le montre la figure 5.9.

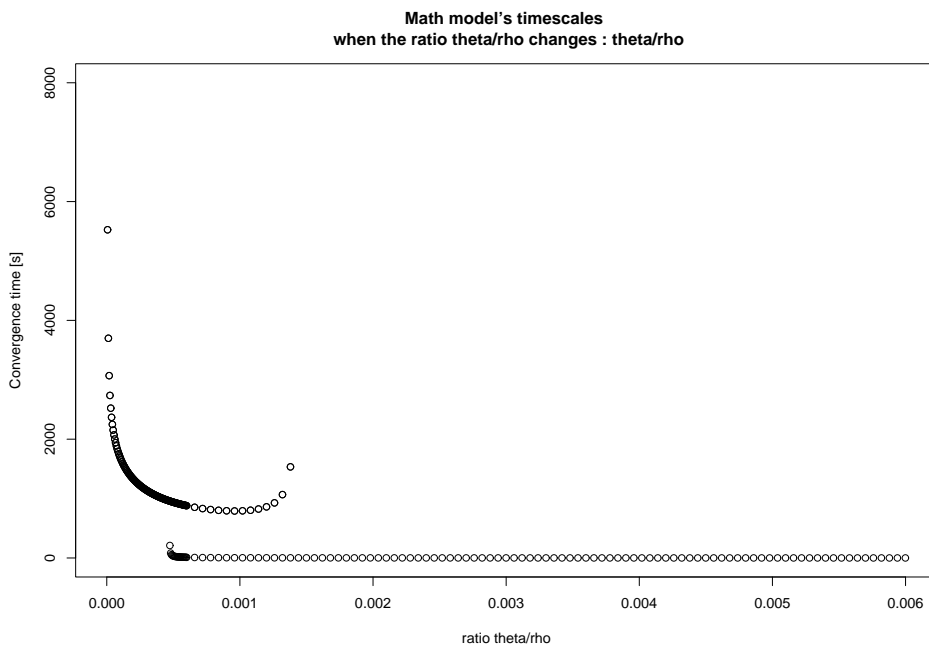


FIG. 5.9 – Evolution du temps de convergence en fonction du rapport $\frac{\theta}{\rho}$. Deux zones sont clairement différenciables : la première est une courbe présentant un minimum local, et la seconde est celle dont les temps de convergence sont nuls. Cette seconde partie s'explique par la probabilité 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.

5.3 Le contrôleur

Nous allons dans cette section détailler l'implémentation du contrôleur que nous avons développé afin de régir le comportement des robots. Ce dernier est basé sur un automate fini relativement simple qui est présenté sur la Figure 5.10. C'est bien sûr le même automate qui est utilisé pour les simulations ainsi que pour les expériences avec les véritables robots.

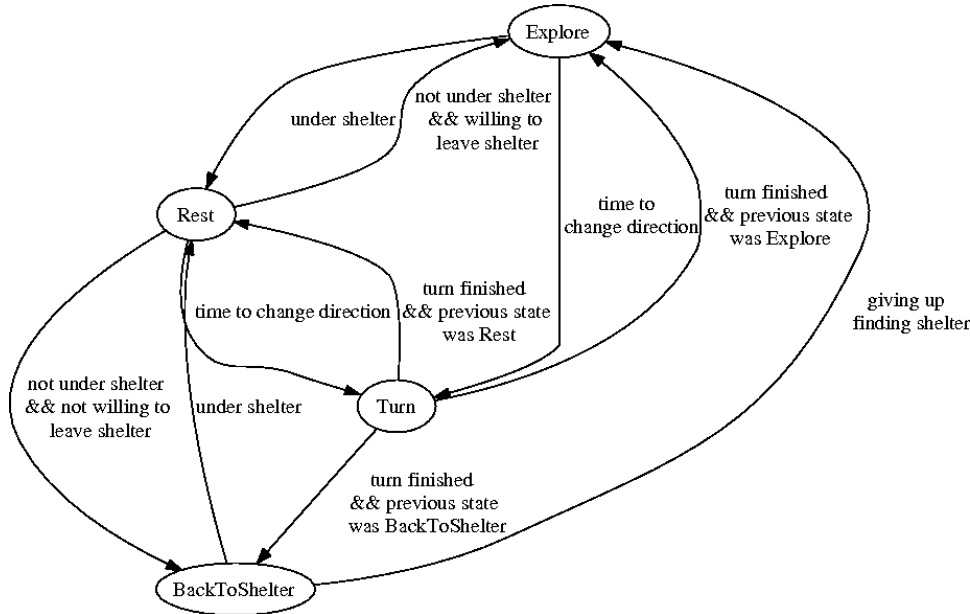


FIG. 5.10 – Représentation graphique de l'automate fini régissant le comportement des robots e-puck dans le cadre de la tâche d'agrégation dont il est question dans ce mémoire.

Analysons à présent les différentes phases de ce comportement. Les robots démarrent dans l'état Explore et effectuent une marche aléatoire avec évitement d'obstacles. Cela revient à rouler en ligne droite durant un laps de temps compris entre 1 et 15 secondes et ensuite à tourner sur place d'un angle aléatoire compris entre $-\pi$ et π radians avant de repasser dans l'état Explore pour à nouveau rouler en ligne droite. Ce comportement est reproduit tant qu'un abri n'a pas été rencontré.

Dès que c'est le cas, on passe dans l'état Rest qui correspond à effectuer une marche aléatoire sous abri avec un temps de trajet en ligne droite compris cette fois entre 1 et 3 secondes. En plus d'effectuer cette marche aléatoire, les robots comptent le nombre de collisions perçues sur un délai de 30 secondes. Ceci leur permet d'évaluer la densité de congénères présents sous le même abri. Une fois les 30 secondes écoulées, les robots calculent une probabilité de quitter l'abri en fonction de la densité perçue et réinitialisent le compteur de collisions. Nous reviendrons sur ce calcul dans les paragraphes suivants. Si les robots ne décident pas de quitter l'abri, ils recommencent alors à compter le nombre de collisions perçues. Lorsque, durant leur marche aléatoire sous abri, les robots sortent de l'abri, deux cas sont possibles :

- soit ils avaient décidé de quitter l’abri lors du dernier calcul de densité et ils passent dans l’état Explore,
- soit ils n’avaient pas décidé de le quitter et ils passent alors dans l’état Back-ToShelter afin d’essayer de revenir sous l’abri en se retournant vers celui-ci avant d’avancer en ligne droite pendant un temps maximum de 3 secondes. Si l’abri n’a pas été rejoint après ce délai de 3 secondes, les robots se retrouvent dans l’état Explore et repartent en marche aléatoire.

Abordons maintenant le calcul de la probabilité de quitter un abri. Comme nous l’avons expliqué précédemment, nous nous basons sur le taux de collisions perçues afin de décider si oui ou non un robot va quitter l’abri. Quand un robot se trouve sous abri, il comptabilise le nombre de collisions perçues sous cet abri durant les 30 dernières secondes. Après cela, c’est en se basant sur l’Equation 5.3 et en fonction de la densité perçue que le robot détermine sa probabilité de quitter l’abri. Il procède comme suit :

- calcul du taux de collisions par seconde en divisant le nombre de collisions perçues par 30.
- calcul de la densité de congénères présents sous l’abri en divisant le taux de collisions par le taux de collisions maximum (c’est-à-dire celui perçu lorsque l’abri est plein, c’est-à-dire lorsqu’il contient l’entièreté de la population, à savoir 10 robots dans notre cas. Cette valeur maximale a été obtenue expérimentalement lors de l’étude du taux de collisions perçues présentée à la section 4.4.4).
- calcul de la probabilité : $\text{probabilité} = \frac{\theta}{1 + \rho * \text{density}^2}$

Il est à noter que les valeurs de θ et ρ qui ont été utilisées ont été déterminées à l’aide de simulations sur ordinateurs. Les résultats de ces simulations seront présentées dans la section 5.5. Quant à la valeur de N , nous avons utilisé la valeur par défaut reprise à la Section 5.2.2, à savoir 2.

Après avoir déterminé cette probabilité de quitter l’abri, les robots n’ont plus qu’à tirer un nombre aléatoire compris entre 0 et 1 et à le comparer à la probabilité obtenue. Si le nombre aléatoire est inférieur à la probabilité de quitter l’abri, ils décident de partir, sinon, ils restent sous l’abri.

5.4 Dispositif expérimental

Que ce soit autant dans le cas des simulations que dans celui des expériences avec les véritables robots, le même dispositif expérimental a été utilisé. C’est ce dispositif que nous allons détailler dans les paragraphes qui suivent.

Nous avons utilisé l’arène circulaire décrite à la section 4.2. Pour rappel, son diamètre est de 2 mètres. Elle est recouverte d’un cube en carton permettant d’obtenir un environnement contrôlé et isolé du monde extérieur. 2 abris ont été placés symétriquement en son sein pour les besoins de nos expériences. Selon les expériences, les abris étaient soit de tailles identiques, à savoir des disques de 50 cm de diamètre

soit de tailles différentes. Dans ce deuxième cas, un des abris était un disque ayant un diamètre de 50 cm et le second de 80 cm. Toutes nos expériences se sont déroulées avec des groupes de 10 robots. La valeur du plus grand abri a été déterminée empiriquement. En effet, il fallait un abri assez grand pour que les robots puissent faire la différence entre ce dernier et le plus petit et un abri de 80 cm de diamètre possède une superficie qui est plus de deux fois plus élevée que celle d'un abri de 50 cm. Ce choix a par la suite été confirmé grâce à l'étude que nous avons menée sur l'impact du rapport des diamètres des abris sur le système et qui sera détaillée dans la section suivante. Celle du plus petit est celle correspondant au plus petit abri pouvant contenir sans trop de difficulté l'ensemble du groupe de robots et a été déterminée empiriquement.

La durée d'une expérience est d'une heure et au départ de chaque réplique, les robots sont placés aléatoirement dans l'arène. En simulation, il était aisé de placer les robots aléatoirement car il est possible dans le simulateur Twodeepuck de calculer des positions de départ aléatoire pour les robots. Lors des expériences menées sur les véritables robots, nous avons par contre dû mettre en place un mécanisme un peu plus compliqué. Lorsqu'ils démarraient, les robots effectuaient d'abord une marche aléatoire dans l'ensemble de l'arène et dès qu'ils recevaient une commande spécifique via une connexion bluetooth, ils commençaient leur comportement d'agrégation. Il est à noter que chaque expérience ne débutait réellement que lorsque l'ensemble des robots est passé en comportement grégaire. Les Figures 5.11 a et b représentent respectivement un exemple de configuration de départ d'une expériences dans le cas des abris identiques et différents.

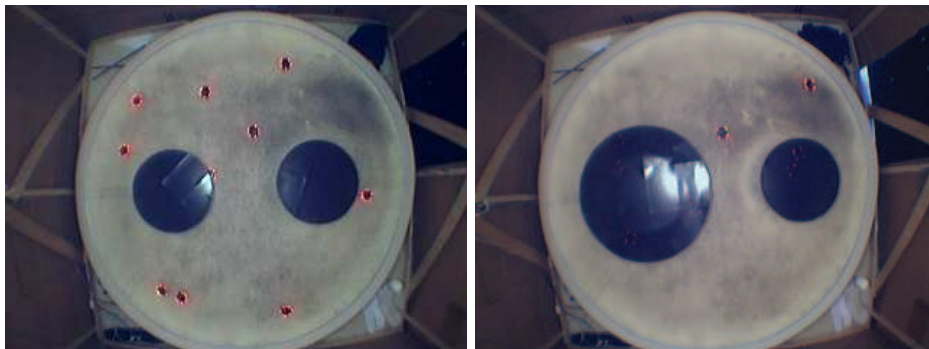


FIG. 5.11 – (a) Exemple de configuration de départ dans le cas d'une expérience à deux abris identiques. Comme nous pouvons le voir, les robots peuvent démarrer leur comportement grégaire à n'importe quel endroit de l'arène, incluant sous les abris eux-mêmes. Dans ce cas-ci, un robot a commencé l'expérience sous l'abri de gauche et tous les autres étaient en dehors des abris. (b) Nous retrouvons cette fois-ci le cas des abris de tailles différentes. Les remarques du cas à abris identiques sont toujours d'application mais dans ce cas-ci, nous pouvons voir que deux robots ont démarré en dehors des abris, deux autres sous le petit abri (droite de l'image) et qu'il y avait donc 6 robots sous le grand abri.

Abordons maintenant les critères que nous avons utilisé pour effectuer nos mesures lors de l'analyse des expériences. Nous avons considéré qu'un choix était fait dès que 70% de la population se trouvait sous un des abris et il était maintenu tant que la portion de la population se trouvant sous cet abri ne redescendait pas en dessous de 70% de la population de totale. Pour chaque réplique, nous n'avons

retenu que le choix de durée maximale. Nous avons considéré qu'une expérience était "saturée" lorsqu'à la fin de celle-ci, le choix le plus long était toujours en cours. Il est important de noter que lorsque, dans la suite de ce mémoire, nous parlerons de choix pendant une réplication, ce sera toujours à ce choix de durée maximale que nous ferons allusion. Précisons également que dans le cas des expériences à abris identiques, n'importe lequel des deux abris convient à l'agrégation des robots alors que dans le cas des expériences à abris différents, seul l'abri de 50 cm de diamètre est considéré à partir du moment où nous souhaitons mettre en évidence la capacité du groupe de robots à mesurer la taille des abris et à choisir le plus approprié, à savoir dans notre cas le plus petit des deux.

5.5 Simulations et exploration des paramètres

Dans cette section, nous présenterons tout d'abord les résultats obtenus en simulations lors de l'étude de l'impact des paramètres θ et ρ sur le système, et ce pour deux situations différentes : le cas des abris de tailles identiques et le cas des abris de tailles différentes. Nous traiterons ces deux cas simultanément pour les différents aspects de ce système complexe. Ceux-ci sont la durée des agrégats sous un abri, la probabilité d'obtenir un agrégat, la probabilité de saturation, c'est-à-dire la probabilité que l'agrégat soit encore formé lorsque l'expérience s'achève, et le temps à partir duquel l'agrégat se forme. Cette étude a pour but de nous permettre d'extraire les valeurs des paramètres θ et ρ que nous utiliserons lors de nos expériences.

Nous nous intéresserons dans un second temps à l'analyse de l'impact du rapport des diamètres des abris sur le système au travers des aspects pré-cités. Nous utiliserons pour ce faire les valeurs de θ et ρ qui auront été obtenues comme expliqué au paragraphe précédent. Cette étude a quant à elle comme objectif de déterminer les rayons des abris que nous utiliserons dans le cadre des différentes séries d'expériences.

C'est après avoir analysé les résultats de ces deux études et extrait les valeurs des paramètres pré-cités que nous entamerons l'analyse des résultats obtenus lors des deux séries de simulations à proprement parler, à savoir celles avec deux abris de taille identique (50cm de diamètre) et celles avec deux abris de tailles différentes pour lesquelles nous utiliserons comme valeur pour le rayon du second abri celle obtenue lors de l'étude de l'impact du rapport des diamètres des deux abris. Dans les deux cas, les valeurs utilisées pour θ et ρ sont celles qui auront été déterminées lors de l'étude de l'impact de ces deux paramètres sur le système. Quant au taux de collisions maximal dont il a été question à la Section 5.3, il a été fixé à 7.0 et a été obtenu lors de mesures effectuées en simulation. La méthode qui a été utilisée est la même que celle qui a été employée pour déterminer ce taux maximal sur les véritables robots et qui est décrit à la section 4.4.4.

Dans chacun des cas que nous allons présenter par la suite, 100 réplications ont été effectuées et chaque expérience avait une durée d'une heure. Les données sont récoltées comme suit. A chaque réplication correspond un fichier dans lequel nous sauvons, toutes les secondes, le temps, le nombre d'individus sous le premier abri et le nombre d'abri sous le second. Dans le cas des abris de tailles différentes, le premier abri est l'abri de petite taille, c'est-à-dire le plus approprié.

Une fois récoltées, les données ont été analysées à l'aide de programmes que nous avons développé en langage C++ et qui ont pour objectif d'extraire différentes informations relatives aux différentes réplifications telles que le début et la durée du choix le plus long, la saturation ou non de ce choix, l'abri qui a été choisi et le pourcentage d'individus sous cet abri. C'est ensuite à l'aide de scripts cette fois développés en langages R que nous avons produit les différents graphiques que nous allons maintenant présenter et commenter.

5.5.1 Etude de l'impact des paramètres θ et ρ sur le système pour les deux situations différentes

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

Les différentes représentations en niveaux de couleurs suivantes sont toutes organisées de la même manière, c'est-à-dire que nous aurons toujours en ordonnée le paramètre ρ et en abscisse le paramètre θ . Bien évidemment, l'échelle de couleur correspondra à l'aspect étudié. Dans le cas des réplifications à abris identiques, nous avons à chaque fois considéré le choix le plus long, et ce peu importe l'abri en dessous duquel ce choix se produisait. Dans le cas des abris différents, nous avons par contre considéré le choix le plus long se produisant sous l'abri le plus approprié, à savoir celui de 50 cm de diamètre, car il est le plus petit abri pouvant contenir l'ensemble des 10 robots constituant la population.

Durée des agrégats sous abri : La figure 5.12 représente l'impact du rapport $\frac{\theta}{\rho}$ sur la durée des agrégats sous abri. Nous rappelons au lecteur que, pour chaque réplification, c'est le choix de durée maximale qui a été retenu. Nous avons placé en regard les graphes des cas à abris identiques et différents; c'est-à-dire avec deux abris de 50 cm de diamètre ou avec 1 abri de 50 centimètre de diamètre et un autre de 80 cm de diamètre.

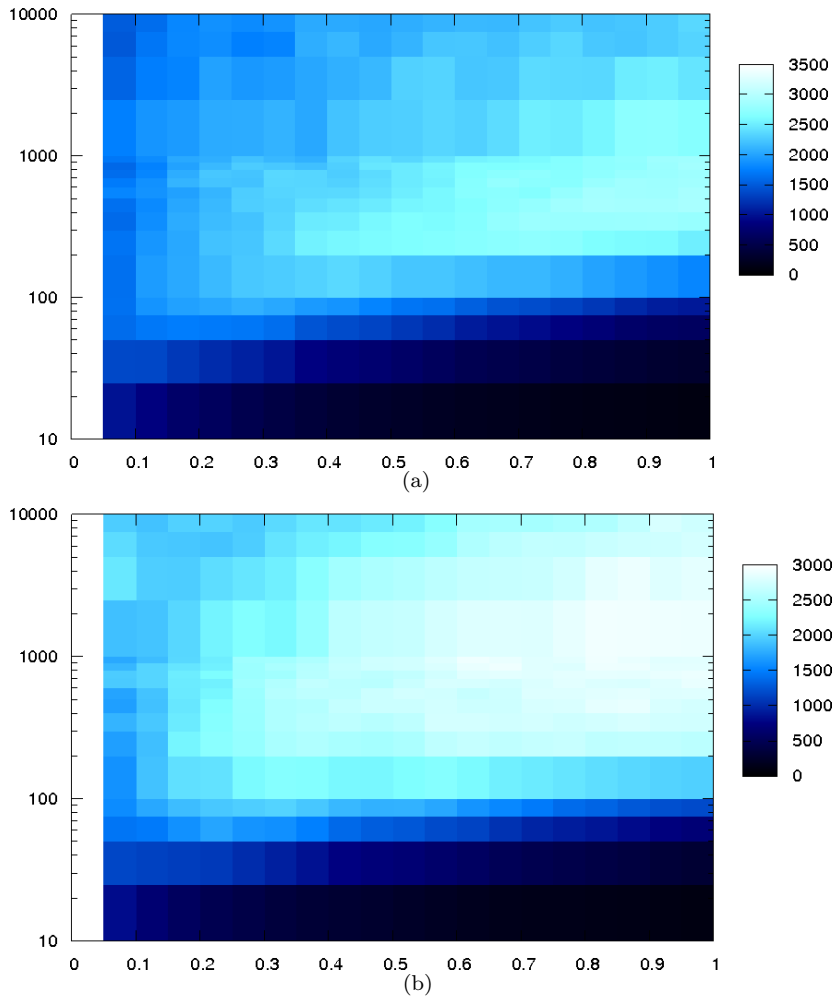


FIG. 5.12 – Représentations en niveaux de couleurs de la durée des agrégats selon les valeurs de θ , en abscisse, et ρ , en ordonnée pour le cas (a) des abris identiques et (b) des abris différents

Comme vous pouvez le constater, nous observons une zone bleue claire pour les abris identiques et même une zone blanche pour les abris différents. Ceci nous indique alors une plage de paramètres qui pourraient convenir afin d'obtenir un agrégat le plus long possible et nous pouvons donc définir des intervalles de valeurs pour les abris identiques. Nous avons ainsi pour ρ l'intervalle $[200, 1000]$ et pour θ , $[0.6, 1.0]$. En ce qui concerne les abris différents nous avons, $\rho \in [300, 6000]$ et $\theta \in [0.7, 1.0]$.

Probabilité d'obtenir une agrégation en cours d'expérience : C'est maintenant à la probabilité qu'un choix ait lieu pendant une expérience que nous allons nous intéresser et c'est ce que représente la Figure 5.13. Rappelons que dans le cas des abris identiques, n'importe lequel des deux abris convient à partir du moment où ils ont les mêmes caractéristiques alors que pour les abris différents, seul l'abri de 50 cm de diamètre convient car il est le plus approprié des deux.

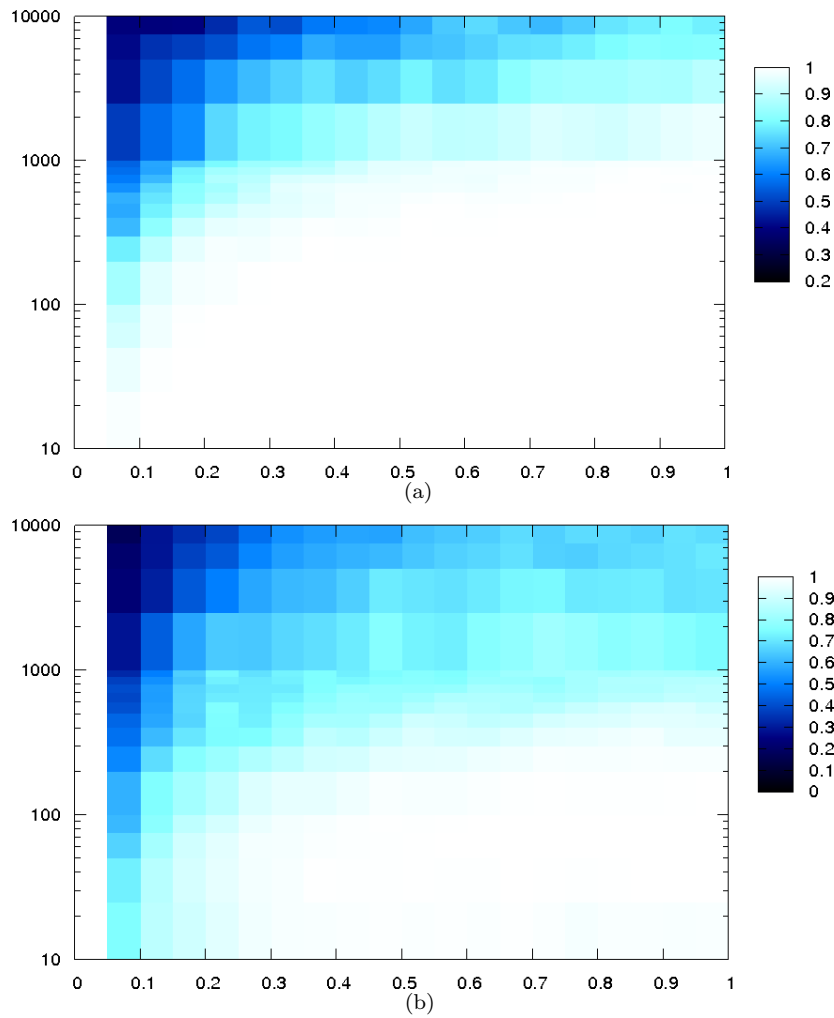


FIG. 5.13 – Représentation en niveaux de couleurs de la probabilité d’obtenir un agrégation de plus de 70% de la population totale sous le même abri au cours de l’expérience dans le cas (a) des abris identiques et (b) des abris différents.

Nous observons très clairement pour la figure (a) la grande zone blanche, qui s’étend de 0 à 1000 pour ρ et de 0.0 à 1.0 pour θ . Pour les abris différents (figure (b)), les intervalles sont les suivants : $\rho \in [0, 300]$ et $\theta \in [0.3, 1.0]$.

Probabilité de saturation des choix : Regardons maintenant sur la Figure 5.14 les résultats que nous avons obtenus en étudiant la saturation des choix.

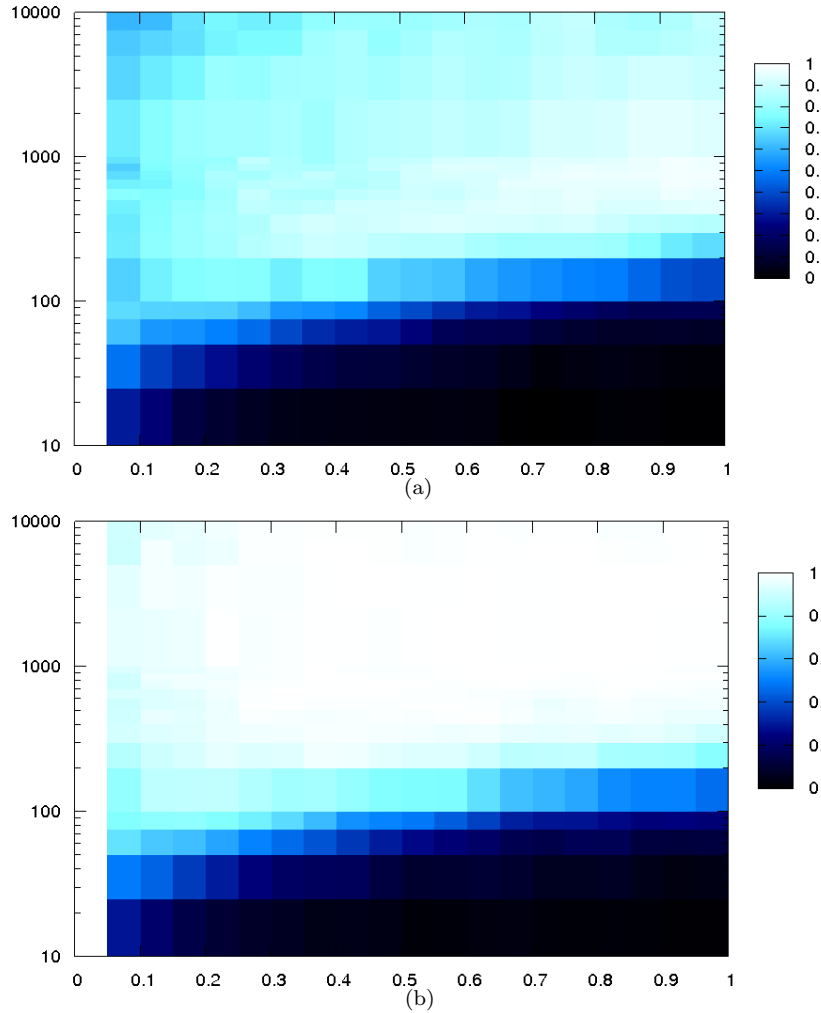


FIG. 5.14 – Représentation en niveaux de couleurs de la probabilité que le choix le plus long soit saturé, c'est-à-dire toujours en cours à la fin de l'expérience, dans le cas (a) des abris identiques et (b) des abris différents.

La zone claire est relativement mince et les intervalles sont, pour ρ , de $[400, 1000]$, et, pour θ , de $[0.5, 1.0]$, pour la figure (a) correspondant aux abris identiques. Tandis que pour l'autre, nous obtenons $\rho \in [400, 10000]$ et $\theta \in [0.3, 1.0]$.

Durée avant l'apparition de l'agrégat le plus long : La Figure 5.15 représente le temps mis par le groupe de robots à former l'agrégat ayant duré le plus longtemps.

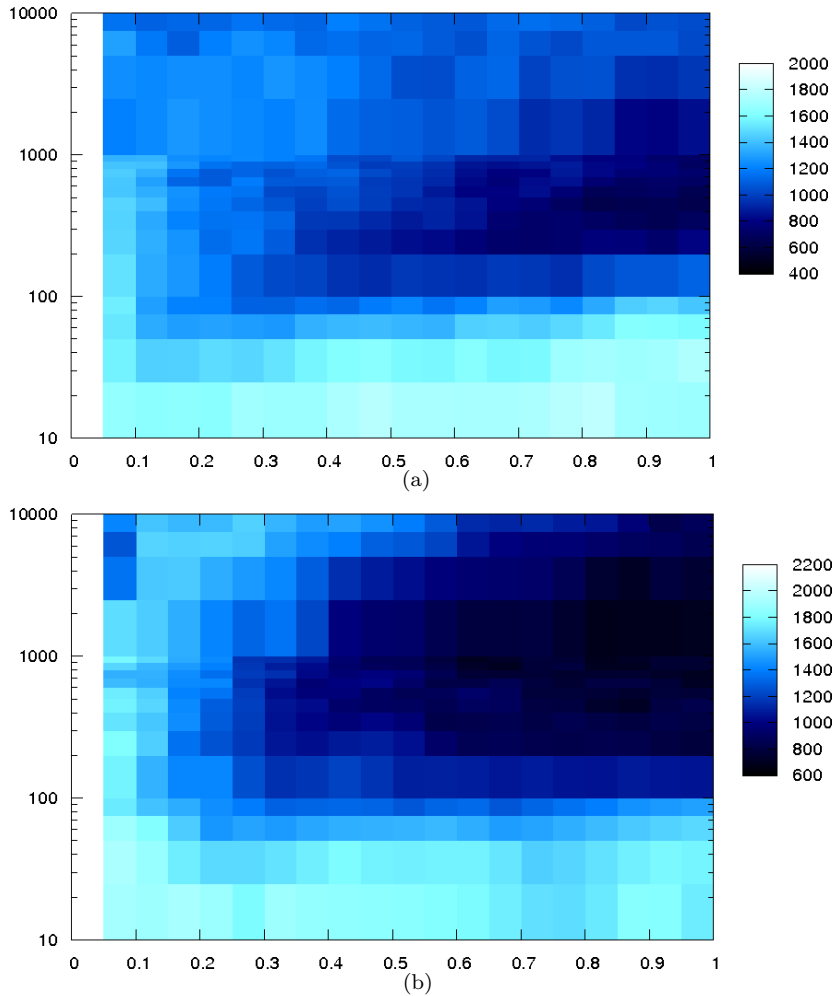


FIG. 5.15 – Représentation en niveaux de couleurs du temps mis par les robots à former l'agrégat ayant duré le plus longtemps dans le cas (a) des abris identiques et (b) des abris différents.

Nous voyons très clairement la zone très foncée et mince. Elle correspond donc aux paramètres permettant d'obtenir un agrégat très rapidement. Ainsi les valeurs pour ρ sont comprises dans l'intervalle $[300, 700]$ et pour θ , elles se retrouvent dans $[0.8, 1.0]$, pour la figure (a) correspondant au cas des abris identiques. Ces intervalles sont, pour le cas des abris différents, $\rho \in [400, 5000]$ et $\theta \in [0.8, 1.0]$.

Conclusion pour le rapport $\frac{\theta}{\rho}$: Comme nous pouvons le constater, les valeurs de ρ varient plus que celles de θ . Nous allons donc fixer θ à 1, car au vu des graphes présentés précédemment, c'est-à-dire en termes de probabilité qu'un agrégat se forme, de durée et de temps de début de celui-ci et de probabilité de saturation des choix, c'est une valeur qui convient à la fois pour des abris de tailles identiques et pour des abris de tailles différentes. Nous allons, à présent, examiner plus en

détail l'influence de ρ , en gardant la valeur fixée de θ .

5.5.1.2 Le paramètre ρ

Nous allons dans cette section présenter les résultats obtenus lors de l'étude de l'impact du paramètre ρ sur le système lorsque la valeur de θ est fixée à 1. Chaque des graphes présenté ci-dessous comprend 3 courbes. La courbe la plus foncée représente à chaque fois les valeurs moyenne des données considérées alors que les courbes plus claires représentent ces moyennes auxquelles nous sommes venus ajouter ou soustraire les écart-types des données considérées. Nous retrouverons en abscisse les différentes valeurs de ρ qui ont été étudiées et en ordonnée l'aspect du système auquel nous nous intéressons. Nous allons bien sûr étudier les mêmes aspects que précédemment dans le but de pouvoir affiner notre sélection de la valeur du paramètre ρ .

Durée des agrégats sous abri : Nous observons à la Figure 5.16 (a) un maximum pour des valeurs de ρ entre 400 et 800. C'est le cas des abris identiques. Pour l'autre cas, à savoir celui des abris différents repris sur la Figure 5.16 (b), nous obtenons des temps intéressants à partir de $\rho = 400$ et plus.

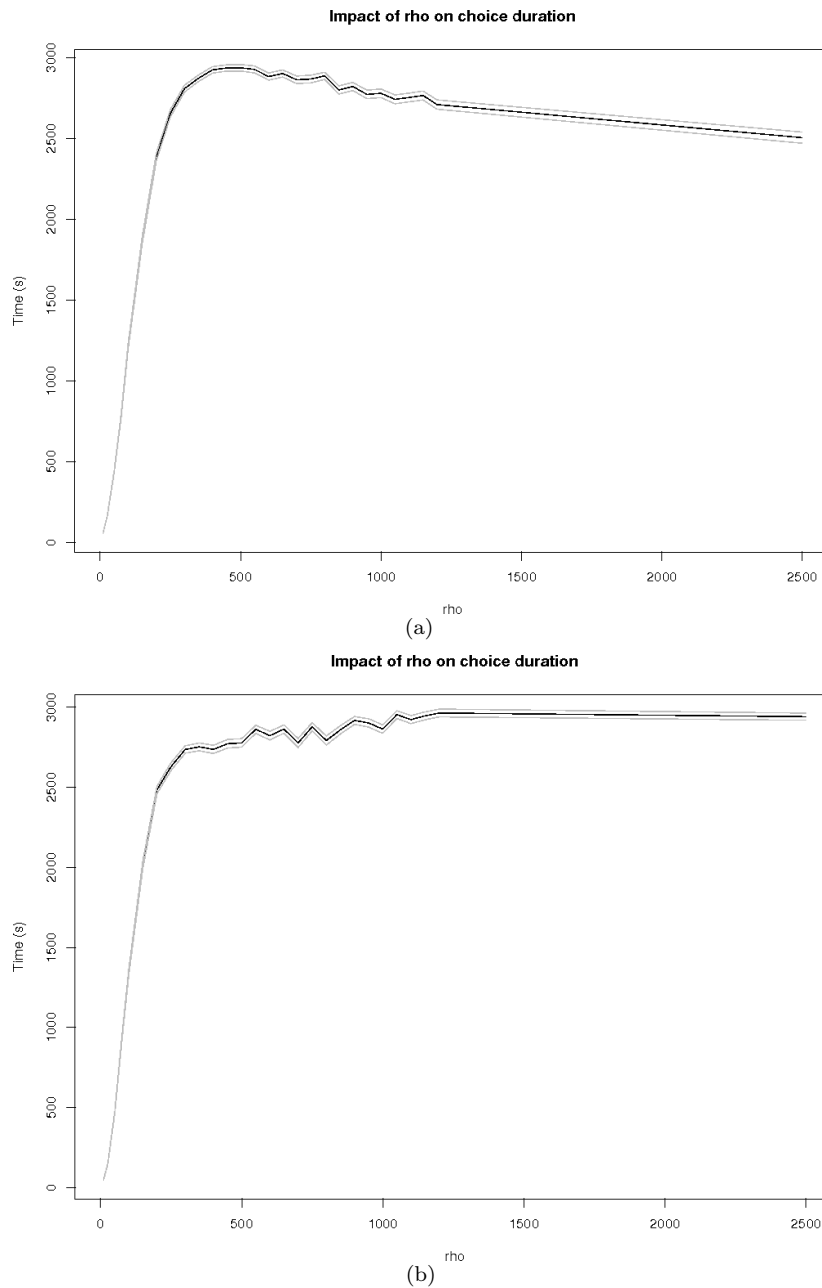


FIG. 5.16 – Graphe de la durée des agrégats les plus longs selon la valeur de ρ , en abscisse. (a) Cas des abris identiques et (b) cas des abris différents.

Probabilité d'obtenir une agrégation en cours d'expérience : Nous remarquons sur la Figure 5.17 probabilité d'obtenir une agrégation plafonne pour des valeurs faibles de ρ et diminue très faiblement avec l'augmentation de ρ pour la figure (a) correspondant au cas des abris identiques. Nous pouvons dire que n'importe quelle valeur de ρ permet d'avoir une très grande probabilité d'obtenir un agrégat, vu l'échelle des ordonnées. Pour la figure (b), à savoir le cas des abris différents, nous obtenons pour une probabilité de 80% un intervalle allant de 0 à 1000.

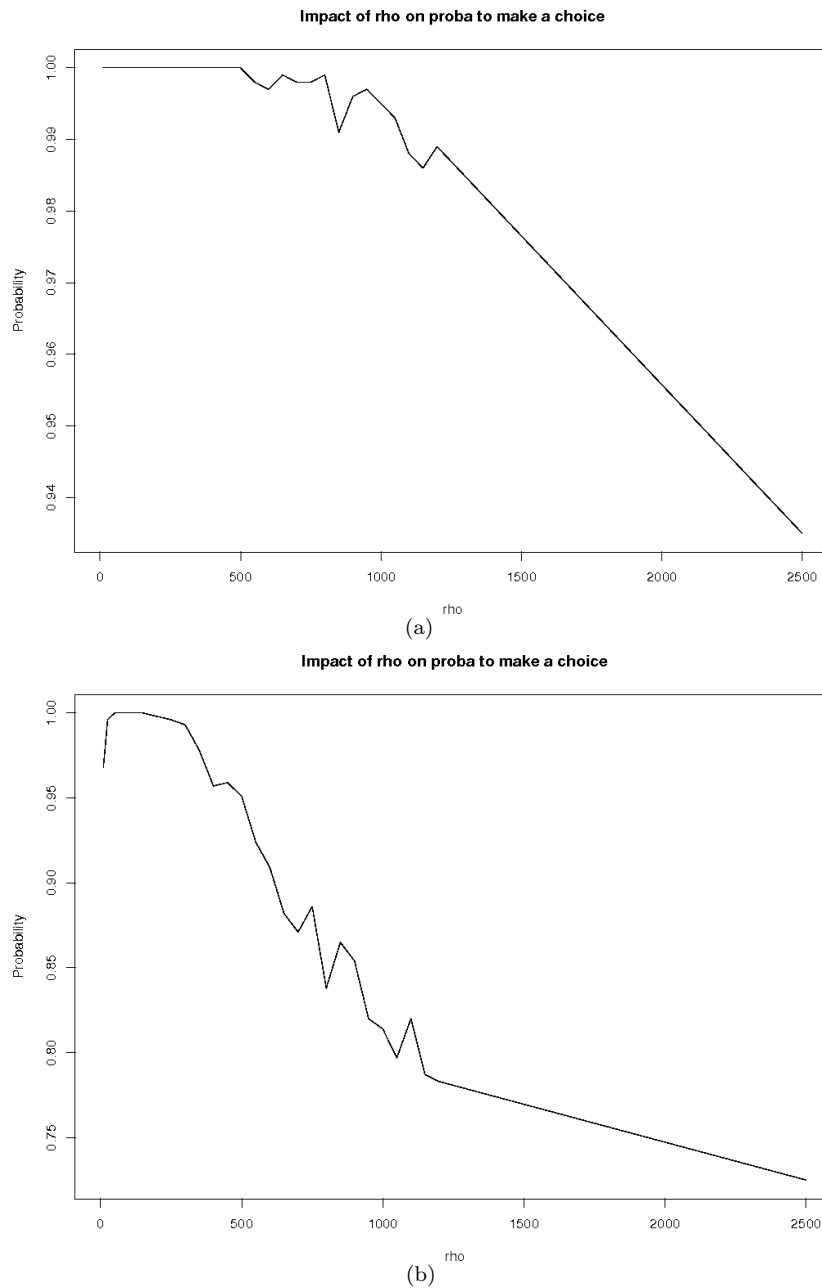


FIG. 5.17 – Graphe de la probabilité d’obtenir une agrégation en cours d’expérience selon la valeur de ρ , en abscisse. (a) Cas des abris identiques et (b) cas des abris différents.

Probabilité de saturation des choix : A la Figure 5.18 (a), nous observons, pour des valeurs de ρ à partir de 400 qu’il existe une très forte proportion d’expériences se terminant alors que le choix le plus long est encore en cours. Ceci correspondant au cas des abris identiques. En ce qui concerne le cas des abris différents repris sur la Figure 5.18 (b), dès que $\rho = 400$, nous obtenons une très haute proportion de choix saturés, d’environ 80%.

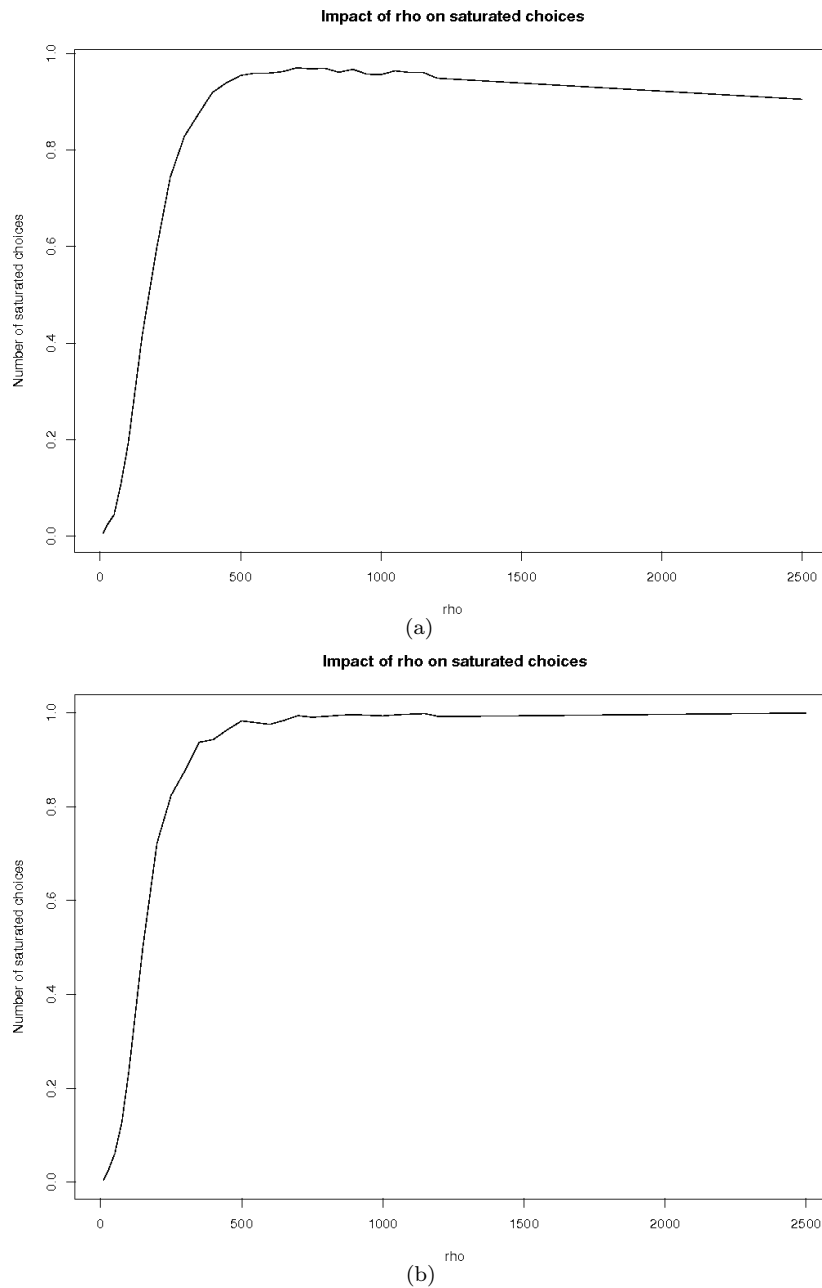


FIG. 5.18 – Graphe de la probabilité que les choix les plus longs soient saturés selon la valeur de ρ reprise en abscisse. (a) cas de abris identiques et (b) cas des abris différents.

Durée avant l'apparition de l'agrégat le plus long : L'analyse des résultats montre très clairement un minimum du temps de début de l'agrégat. Ce minimum correspond à des valeurs de ρ comprises entre 400 et 700 pour la Figure 5.19 (a) correspondant au cas des abris identiques. En ce qui concerne l'autre configuration, ce même minimum peut être observé pour des valeurs de ρ comprises entre 300 et 700.

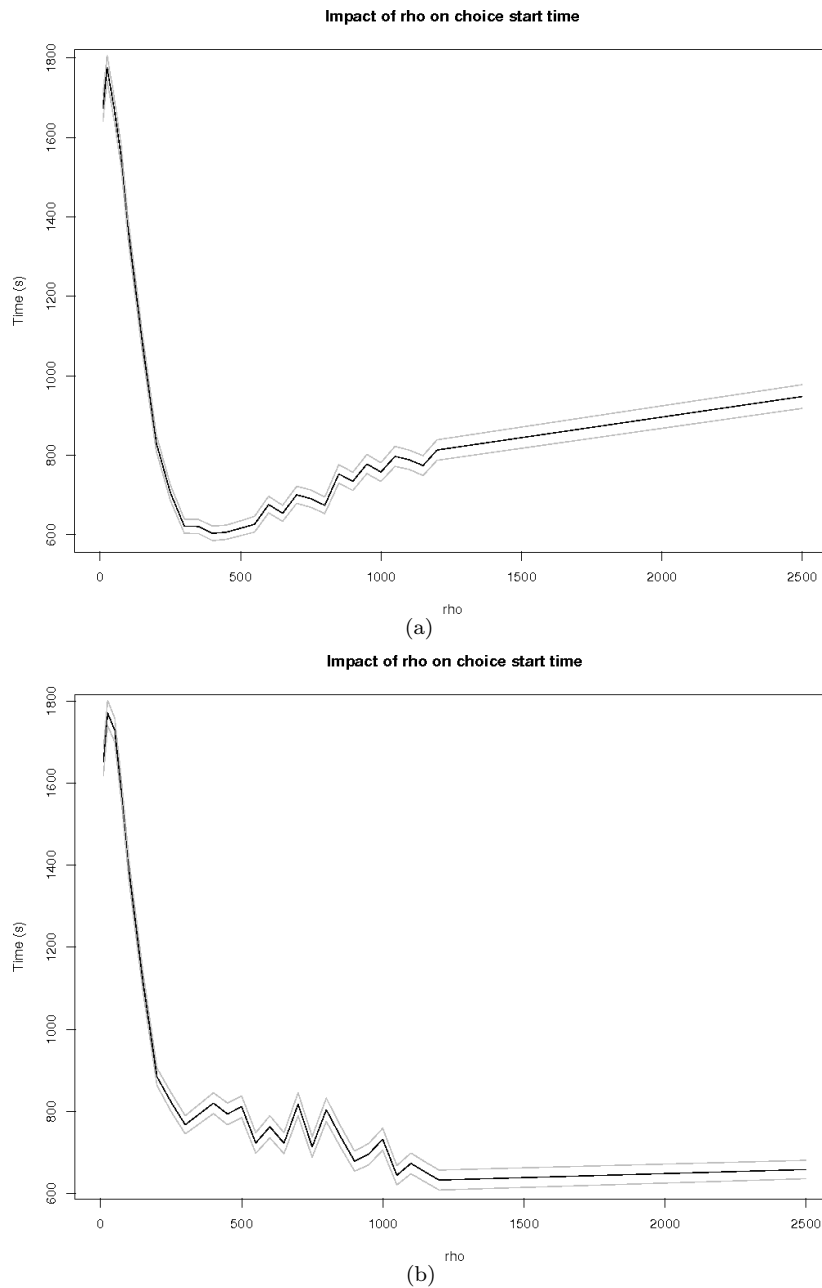


FIG. 5.19 – Graphe de la durée avant l'apparition de l'agrégat le plus long selon la valeur de ρ , en abscisse. (a) Cas abris identiques et (b) cas des abris différents.

5.5.1.3 Détermination des valeurs de θ et ρ :

Nous ne pouvons bien entendu pas donner une valeur optimale pour ρ qui nous permettrait d'avoir les meilleurs résultats indépendamment de l'aspect du système qui est considéré. C'est pourquoi nous avons opté pour un compromis entre les différentes valeurs observées, et nous avons décidé de prendre $\rho = 600$.

5.5.2 Etude de l'impact du rapport des diamètres des abris sur le système

5.5.2.1 Le rapport des tailles des abris

Nous allons à présent étudier l'impact du rapport des tailles des abris sur la dynamique du système. De la même manière que précédemment, nous avons réalisé les graphiques des quatre aspects étudiés. Nous avons placé en abscisse le rapport des diamètres des abris et en ordonnée, l'aspect considéré. Ces résultats nous permettront de confirmer que le rapport des diamètres des abris que nous avons choisis empiriquement comme expliqué à la Section 5.4 procurent de bons résultats en termes des différents aspects étudiés mais également qu'ils permettent aux robots de s'agréger sous l'abri le plus approprié car comme nous l'avons expliqué précédemment, il est nécessaire que la différence de taille entre les abris soit assez importante pour que les robots puissent la percevoir.

Durée des agrégats sous abri : La Figure 5.20 reprend les durées moyennes des agrégats les plus longs en fonction du rapport des diamètres des abris considérés.

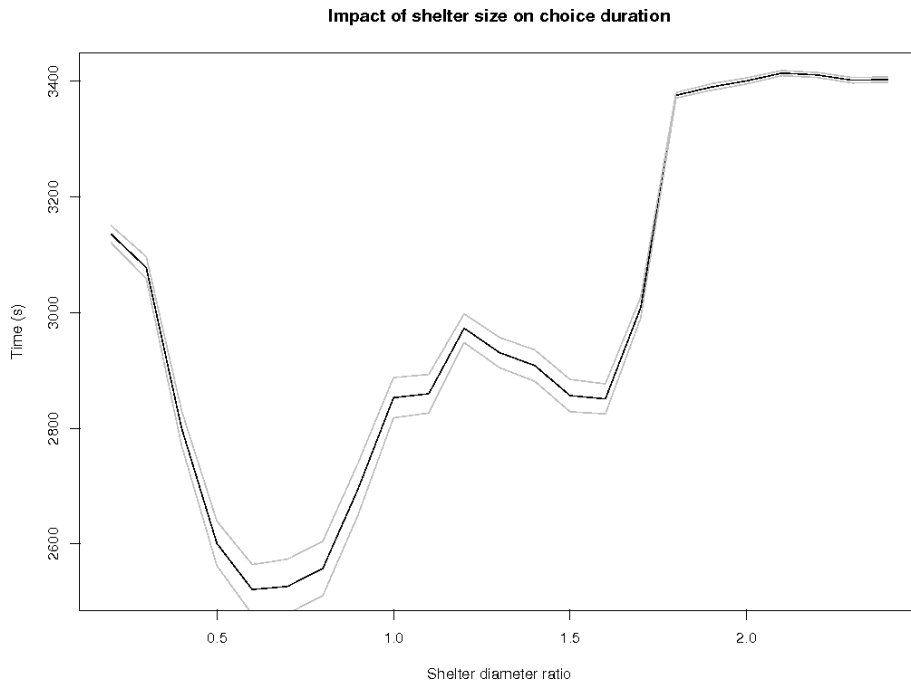


FIG. 5.20 – Graphe de la durée des agrégats selon la valeur du rapport des tailles des abris représenté en abscisse.

A la Figure 5.20, nous pouvons observer quatre zones différentes. La première comprise entre 0 et 0.5 correspond au cas où l'un des deux abris est extrêmement petit et ne peut contenir l'ensemble de la population, et au fur et à mesure qu'il s'accroît le temps de survie d'un agrégat diminue. Ensuite, aux alentours de 0.6, les temps réaugmentent car la distinction entre les deux abris est de moins en moins forte. Entre 1.0 et 1.5, les deux abris sont pratiquement identiques et donnent des durées d'agrégats pratiquement identiques. Finalement, lorsque l'un des deux abris

est deux fois plus grand que l'autre, les durées atteignent pratiquement l'heure car la différence de taille est très marquée et la densité de robots sous le grand abri devient de moins en moins élevée, entraînant donc une augmentation de la probabilité des robots à quitter cet abri.

Probabilité d'obtenir une agrégation en cours d'expérience : Comme précédemment, voici sur la Figure 5.21 les probabilités en fonction du rapport des diamètres des abris qu'une agrégation se produise.

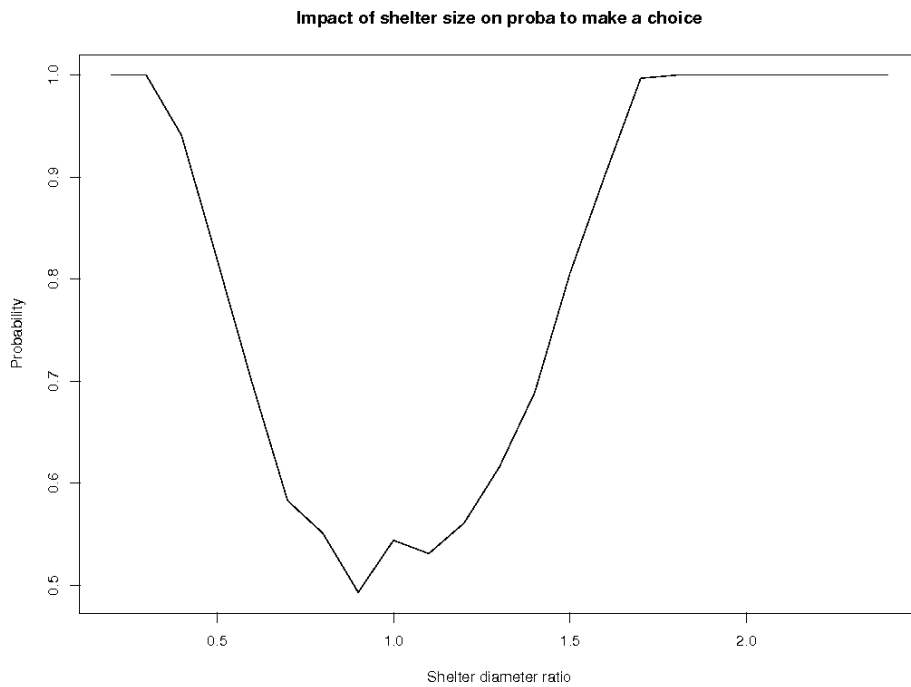


FIG. 5.21 – Graphe de la probabilité d'obtenir une agrégation selon la valeur du rapport des diamètres des abris, en abscisse.

L'allure du graphe confirme l'idée que lorsque deux abris de tailles proches sont en présence, la probabilité de faire un choix diminue. En effet, les deux abris attirent et conservent les robots quasiment de la même manière, menant ainsi à un choix plus difficile. Par contre, la probabilité de faire un choix grandit au fur et à mesure que le rapport de leurs diamètres s'éloigne de 1.

Probabilité de saturation des choix : Analysons à présent sur la Figure 5.22 l'impact du rapport des diamètres des abris sur la probabilité que les choix les plus long soient saturés.

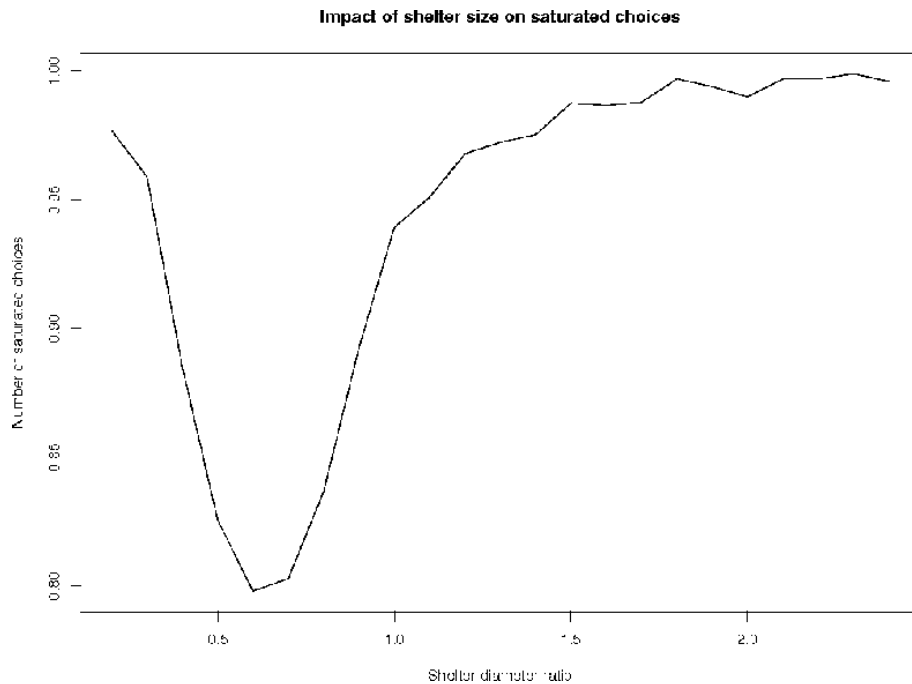


FIG. 5.22 – Graphe de la probabilité d’obtenir des choix saturés selon la valeur du rapport des tailles des abris, en abscisse.

Il est important de noter ici que le minimum correspond à une valeur de 80% d’expériences à choix saturé, ce qui reste énorme tout de même.

Durée avant l’apparition de l’agrégat le plus long : La figure 5.23 présente, pour les différentes valeurs étudiées pour le rapport des diamètres des abris, le laps de temps moyen s’étant écoulés avant la formation de l’agrégat ayant duré le plus longtemps. Lorsque la taille d’un des abris est très petite ou très grande par rapport à celle de l’autre, les temps qui s’écoulent avant l’apparition de l’agrégat le plus long sont assez courts. Cela s’explique par le fait que les agrégats sont plus stables. Tandis que lorsque les abris sont relativement peu différents, les temps de début sont bien entendu plus longs car les agrégats ont plus de mal à se stabiliser. On peut dire que les robots ont plus de mal à choisir un lieu de repos.

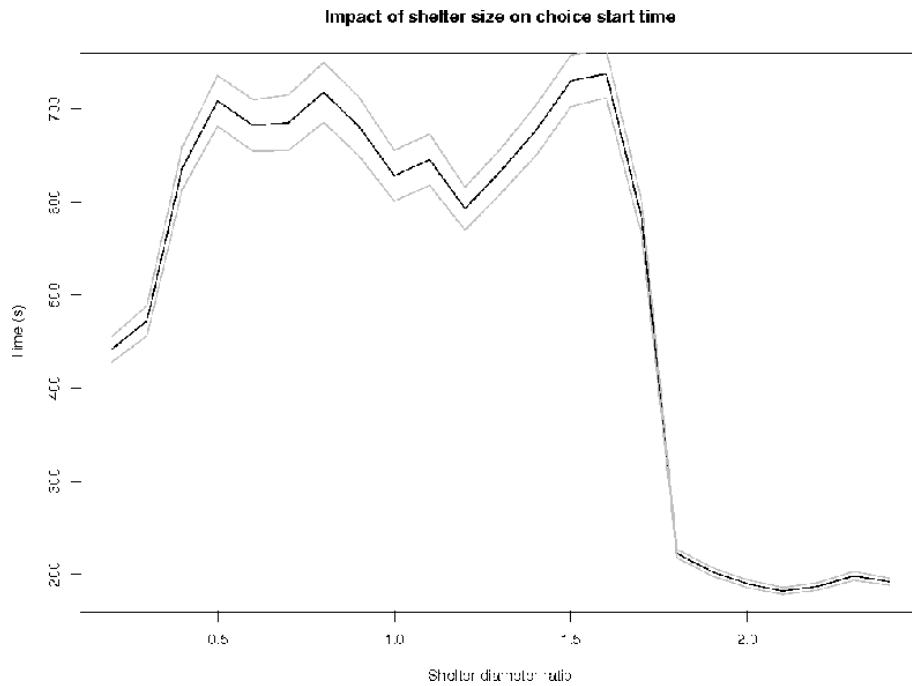


FIG. 5.23 – Graphe de la durée avant l'apparition de l'agrégat le plus long selon la valeur du rapport des tailles des abris reprise en abscisse.

5.5.2.2 Détermination du diamètre de l'abri de grande taille

Au vu des données qui ont été présentées dans la section précédente, nous voyons que les meilleurs résultats seraient obtenus en utilisant des abris dont le rapport des diamètres est égal à 2. Sachant qu'un abri de 50 cm de diamètre est l'abri le plus petit pouvant contenir l'entièreté du groupe de 10 robots et que nous voulons que les deux abris utilisés puissent chacun accueillir l'entièreté de la population, il faudrait que le second abri ait un diamètre de 100 cm.

Toutefois, avec l'arène dont nous disposons, nous serions dans l'impossibilité de reproduire des expériences sur les véritable robots en utilisant de tels abris car ces derniers prendraient trop de place. C'est pourquoi nous sommes descendus à un diamètre de 80 cm de diamètre pour le grand abri. Ce qui convient à l'arène dont nous disposons. De plus, le rapport des diamètres de tels abris (50 et 80 cm de diamètre) est de 1.6, ce qui est sensé, selon les graphes présentés ci-dessus, fournir d'assez bons résultats.

5.5.3 Résultats obtenus lors des simulations

Nous allons maintenant présenter les résultats obtenus lors des simulations à abris identiques et différents. Pour rappel, nous avons effectué pour chacun des cas une série de 100 répliques. Les valeurs des paramètres θ et ρ ont respectivement été fixés à 1 et 600, valeurs qui ont été déterminées lors des études réalisées à propos de l'impact de ces paramètres sur le système. Les abris ont selon le cas, soit tous deux un diamètre de 50 cm, soit un diamètre de 50 cm pour le premier et de 80 cm pour le second.

Pour rappel, nous ne considérons, pour chaque réplique que le choix de durée la plus longue. Dans le cas des abris identiques, l'abri choisi n'a pas d'importance. Dans le cas des abris différents, nous ne considérons par contre que les agrégats qui se sont formés sous l'abri de petite taille car nous voulons montrer que le groupe de robots est capable de mesurer la taille des différents abris mis à sa disposition et de choisir le plus approprié.

Dans chacune des deux séries de simulations, nous avons étudié la dynamique des expériences et la distribution des choix entre les deux abris. Cela nous a permis dans le cas des simulations à abris identiques de montrer que les robots effectuent bien un choix et que ce choix a bien lieu de manière indifférente sous l'un ou l'autre abri. En ce qui concerne les simulations à abris différents, nous montrerons de plus que le groupe choisit de s'agréger sous l'abri le plus approprié.

5.5.3.1 Simulations à abris identiques

Distribution des robots sous les abris : Nous avons étudié la distribution des agrégats les plus longs. La Figure 5.24 reprend un histogramme de la proportion moyenne de la population qui se trouvait sous le premier abri lors des agrégats les plus longs.

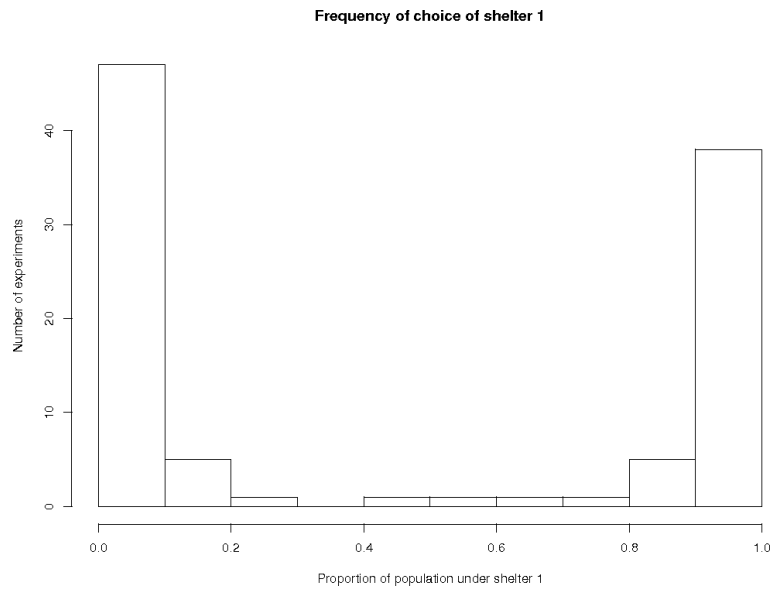


FIG. 5.24 – Histogramme de la proportion moyenne de la population se trouvant sous le premier abri lors des agrégats les plus longs.

Nous pouvons déduire du graphe présenté sur la Figure 5.24 que les agrégats sont uniformément distribués sous chacun des deux abris. En effet, nous voyons que dans environ la moitié des expériences, les agrégats se forment sous le premier abri. Pour l'autre moitié des expériences, nous remarquons que les agrégats se forment sous le second abri.

Dynamique des expériences : La Figure 5.25 nous montre le nombre moyen de robots se trouvant sous chacun des abris en fonction du temps. L'abri sous lequel l'agrégat de durée la plus longue a eu lieu est représenté par la courbe rouge alors que l'autre abri est représenté en bleu.

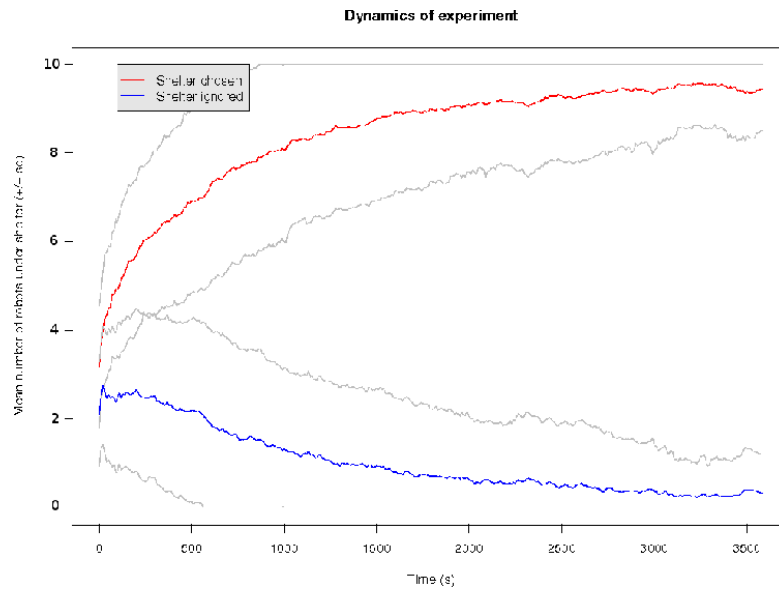


FIG. 5.25 – Nombre moyen de robots se trouvant sous chacun des abris en fonction du temps. L’abri sous lequel l’agrégat de durée la plus longue a eu lieu est représenté par la courbe rouge alors que l’autre abri est représenté en bleu. Les courbes colorées représentent les moyennes sur toutes les expériences réalisées et les courbes grises représentent ces moyennes auxquelles nous sommes venus ajouter ou soustraire les écart-types correspondants.

D’après ce que nous voyons sur la Figure 5.25, l’abri ayant accueilli l’agrégat qui a duré le plus longtemps est en moyenne choisi après environ 10 minutes par plus de 70% de la population et le choix est en moyenne maintenu jusqu’à la fin des expériences.

5.5.3.2 Simulations à abris différents

Distribution des robots sous les abris : Comme dans le cas des abris identiques, la distribution des agrégats les plus longs a été étudiée. La Figure 5.26 reprend un histogramme de la proportion moyenne de la population qui se trouvait sous le premier abri, à savoir celui possédant un diamètre de 50 cm, lors des agrégats les plus longs.

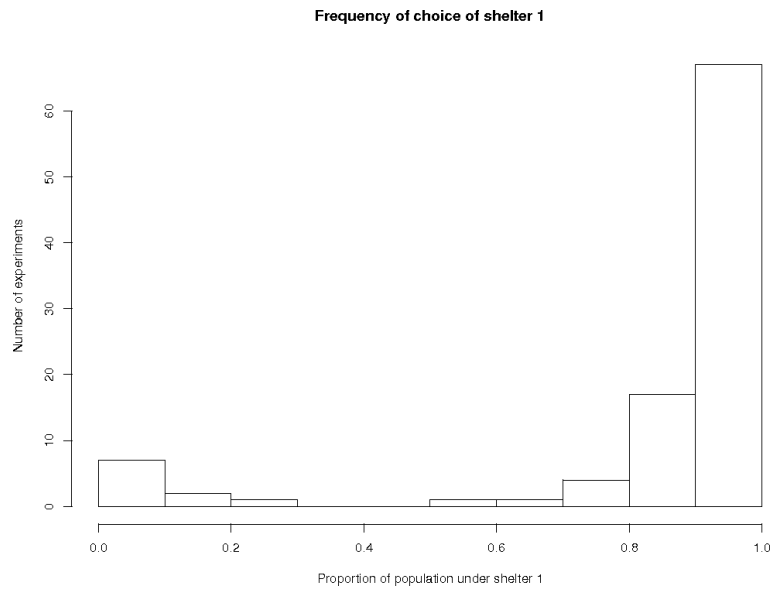


FIG. 5.26 – histogramme de la proportion moyenne de la population se trouvant sous l’abri de 50 cm de diamètre lors des agrégats les plus longs.

Nous pouvons déduire du graphe présenté sur la Figure 5.26 que les agrégats se forment en majorité sous l’abri le plus approprié. En effet, nous voyons que dans plus de 90 des 100 expériences menées, les agrégats se forment sous le premier abri.

Dynamique des expériences : La Figure 5.27 nous montre le nombre moyen de robots se trouvant sous chacun des abris en fonction du temps. L’abri sous lequel l’agrégat de durée la plus longue a eu lieu est représenté par la courbe rouge alors que l’autre abri est représenté en bleu.

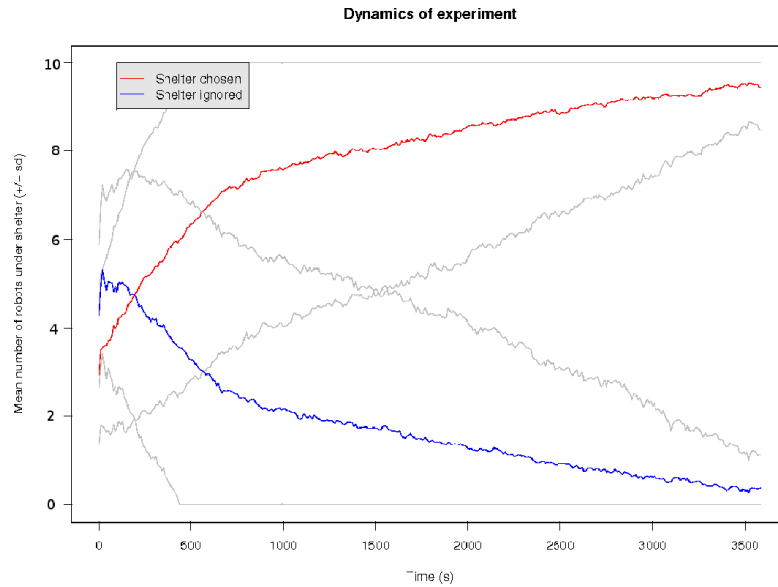


FIG. 5.27 – Nombre moyen de robots se trouvant sous chacun des abris en fonction du temps. L’abri sous lequel l’agrégat de durée la plus longue a eu lieu est représenté par la courbe rouge alors que l’autre abri est représenté en bleu. Les courbes colorées représentent les moyennes sur toutes les expériences réalisées et les courbes grises représentent ces moyennes auxquelles nous sommes venus ajouter ou soustraire les écart-types correspondants.

D’après ce que nous voyons sur la Figure 5.27, l’abri ayant accueilli l’agrégat qui a duré le plus longtemps est en moyenne choisi après environ 10 minutes par plus de 70% de la population et le choix est en moyenne maintenu jusqu’à la fin de l’expérience. En corrélant ces données avec celles du graphes précédent, nous pouvons déduire que l’abri ayant accueilli cet agrégat est celui dont le diamètre est de 50 cm, à savoir le plus approprié. De plus, notons qu’au début des expériences, il y a en moyenne plus de robots sous l’autre abri. Cela s’explique par la probabilité plus élevée qu’ont les robots de démarrer sous ce second abri de par sa superficie plus élevée.

5.6 Expériences avec les robots

Nous allons, dans cette section, aborder le sujet des répliques menées sur les véritables robots. Nous en avons mené deux séries. Comme dans le cas des simulations, nous avons commencé par des expériences dans lesquelles les deux abris étaient identiques, c’est-à-dire d’un diamètre de 50 cm. Dans la seconde série, ce sont face à deux abris de tailles différentes que les robots se sont retrouvés confrontés. Le premier étant, comme dans le cas de la première série d’expériences, d’un diamètre de 50 cm alors que le second se trouvait avoir un diamètre de 80 cm.

Dans chacun des cas, 20 répliques ont été effectuées et les mêmes paramètres ont été utilisés. Les valeurs de θ et ρ sont celles qui ont été déterminées lors des simulations et décrites dans la section précédente, à savoir respectivement 1 et 600. Le taux de collisions maximal utilisé dans le calcul de la densité dont il a été question à la Section 5.3 est de 8.4 collisions par secondes et a été obtenu par la méthode explicitée à la Section 4.4.4. Les deux sections suivantes vont présenter les résultats

obtenus lors des séries d'expériences à abris identiques et différents.

Chaque répllication a été filmée et analysée a posteriori à l'aide di logiciel avide-mux sous des distributions Linux Ubuntu 6.10-Edgy Eft. Pour chaque video, nous avons sauvé dans un fichier au format .txt, à chaque minute, le temps, le nombre de robots se trouvant sous le premier abri et le nombre de robots se trouvant sous le second abri. Dans le cas des expériences à abris différents, le second abri est l'abri ayant un diamètre de 50 cm. Les données ainsi récoltées ont ensuite analysées à l'aide de scripts développés en langage R. Nous avons étudié la dynamique des expériences, la distributions des individus sous les abris, la durée et l'instant de départ des choix, ainsi que la saturation de ces derniers.

5.6.1 Résultats obtenus avec deux abris identiques

Distribution des robots sous les abris : Commençons par présenter le graphique de la distribution des agrégats les plus longs. La Figure 5.28 reprend un histogramme de la proportion moyenne de la population qui se trouvait sous le premier abri lors des agrégats les plus longs.

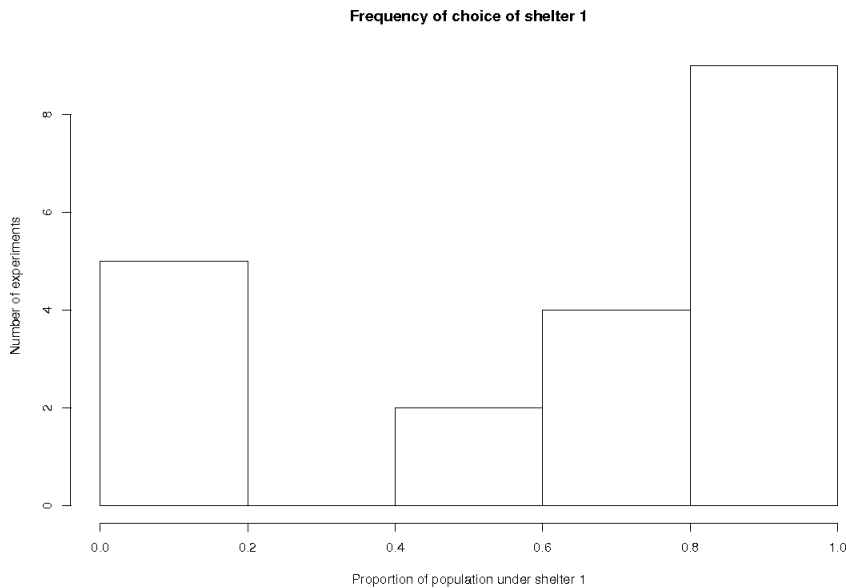


FIG. 5.28 – Histogramme de la proportion moyenne de la population se trouvant sous le premier abri lors des agrégats les plus longs.

Nous pouvons déduire du graphe présenté sur la Figure 5.28 que des agrégats se forment sous chacun des deux abris. Nous voyons toutefois un certains biais en faveur du premier abri mais nous pensons que cela vient du nombre de répllications peu élevé que nous avons réalisé.

Dynamique des expériences : La Figure 5.29 nous montre le nombre moyen de robots se trouvant sous chacun des abris en fonction du temps. L'abri sous lequel l'agrégat de durée la plus longue a eu lieu est représenté par la courbe rouge alors

que l'autre abri est représenté en bleu.

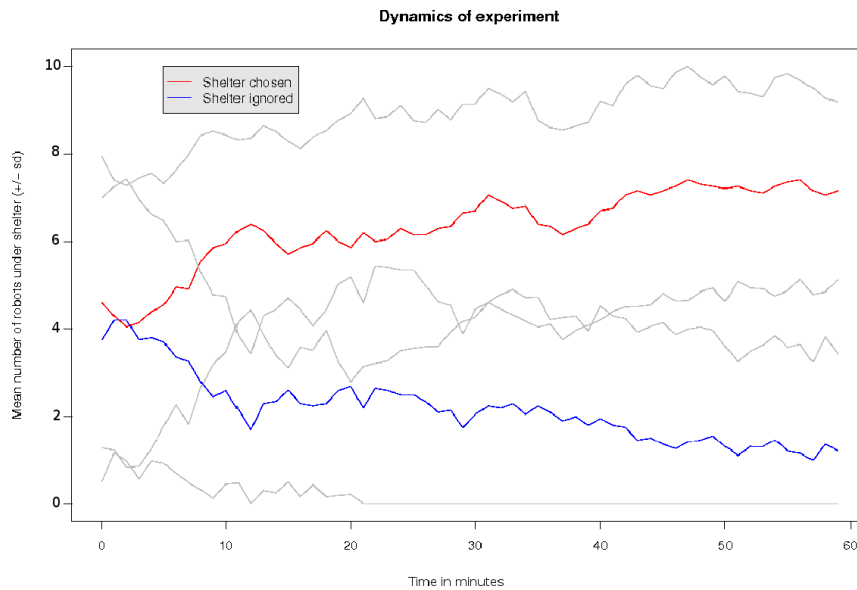


FIG. 5.29 – Nombre moyen de robots se trouvant sous chacun des abris en fonction du temps. L'abri sous lequel l'agrégat de durée la plus longue a eu lieu est représenté par la courbe rouge alors que l'autre abri est représenté en bleu. Les courbes colorées représentent les moyennes sur toutes les expériences réalisées et les courbes grises représentent ces moyennes auxquelles nous sommes venus ajouter ou soustraire les écart-types correspondants.

D'après ce que nous voyons sur la Figure 5.29, l'abri ayant accueilli l'agrégat qui a duré le plus longtemps est en moyenne choisi après environ 30 minutes par plus de 70% de la population.

Temps mis par la population à former un agrégat : Analysons à présent le temps mis par le groupe de robots à former l'agrégat le plus long, c'est-à-dire l'instant où cet agrégat a démarré. C'est ce que présente l'histogramme repris sur la Figure 5.30.

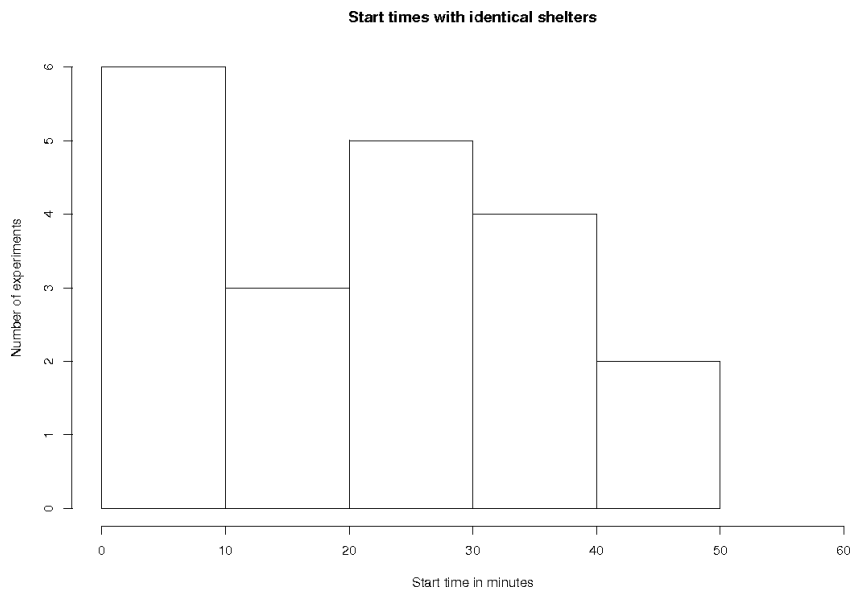


FIG. 5.30 – Histogramme des temps mis par le groupe de robots à former l'agrégat ayant duré le plus longtemps dans le cas des expériences à abris identiques.

Nous pouvons remarquer sur la Figure 5.30 que dans environ 75% des cas, le choix avait été effectué dans les 30 premières minutes de l'expérience.

Durée des agrégats : Le dernier aspect du système que nous avons étudié est la durée des agrégats. C'est ce que représente la figure 5.31.

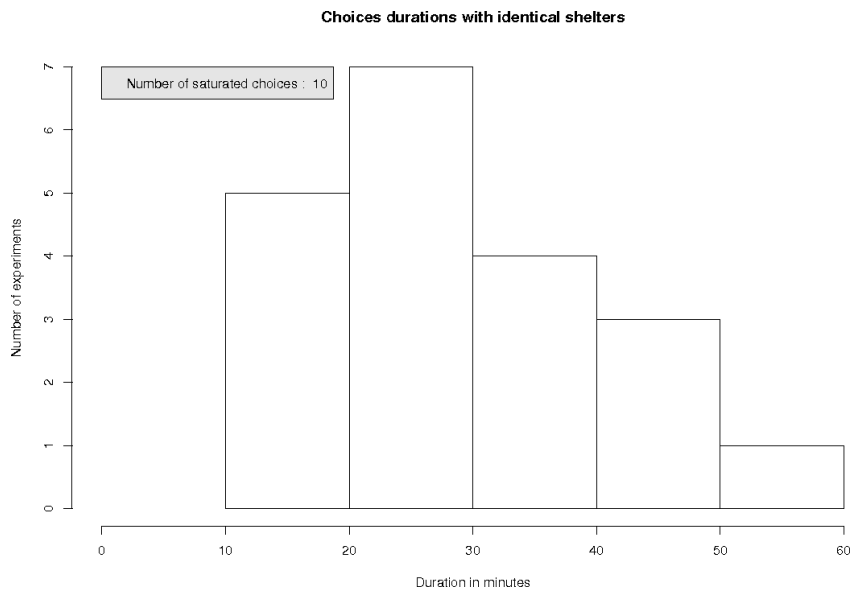


FIG. 5.31 – Histogramme des durées des choix les plus longs de chaque réplication dans le cas des expériences à abris identiques.

Nous pouvons remarquer que dans 75% des cas, les agrégats les plus longs de chaque expérience ont duré plus de 20 minutes et que dans 50% des réplifications qui

ont été réalisées, les choix étaient saturés.

5.6.2 Résultats obtenus avec deux abris différents

Distribution des robots sous les abris : Présentons premièrement le graphique de la distribution des agrégats les plus longs. La Figure 5.32 reprend un histogramme de la proportion moyenne de la population qui se trouvait sous l'abri de petite taille lors des agrégats les plus longs.

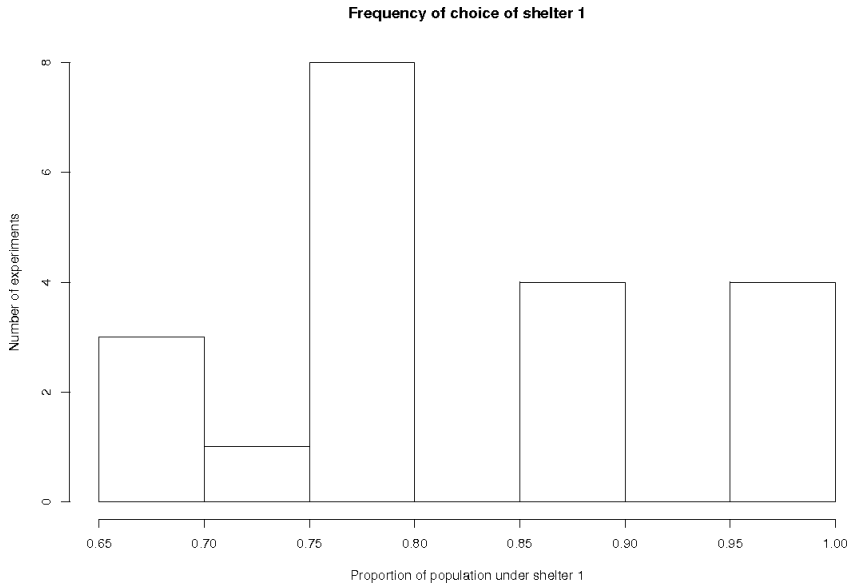


FIG. 5.32 – Histogramme de la proportion moyenne de la population se trouvant sous l'abri de petite taille lors des agrégats les plus longs.

Nous remarquons que sur la Figure 5.32, la totalité des expériences se sont soldées par un agrégat sous l'abri le plus petit, à savoir le plus approprié.

Dynamique des expériences : La Figure 5.33 nous montre le nombre moyen de robots se trouvant sous chacun des abris en fonction du temps. L'abri sous lequel l'agrégat de durée la plus longue a eu lieu est représenté par la courbe rouge alors que l'autre abri est représenté en bleu.

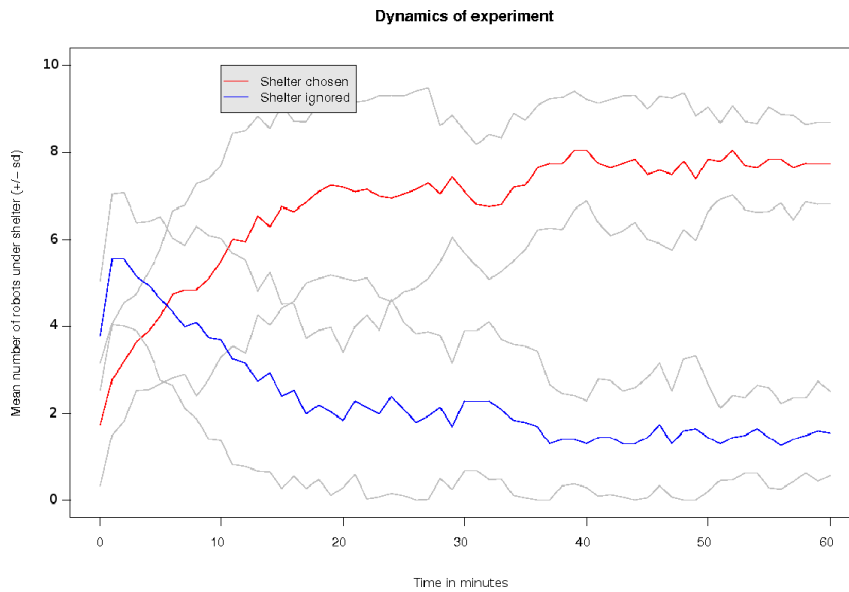


FIG. 5.33 – Nombre moyen de robots se trouvant sous chacun des abris en fonction du temps. L’abri sous lequel l’agrégat de durée la plus longue a eu lieu est représenté par la courbe rouge alors que l’autre abri est représenté en bleu. Les courbes colorées représentent les moyennes sur toutes les expériences réalisées et les courbes grises représentent ces moyennes auxquelles nous sommes venus ajouter ou soustraire les écart-types correspondants.

D’après ce que nous voyons sur la Figure 5.33, l’abri ayant accueilli l’agrégat qui a duré le plus longtemps est en moyenne choisi après environ 15 minutes par plus de 70% de la population et ce choix est en moyenne maintenu jusqu’à la fin des expériences. De plus, en corrélant ces données avec celles présentées à la Figure 5.32, nous sommes en mesure de dire que c’est l’abri le plus approprié qui est choisi. Remarquons également que c’est l’abri le plus grand (le moins approprié) qui est en moyenne choisit initialement. Cela s’explique par le fait que la probabilité que les robots passent en dessous de celui-ci est plus élevée que pour l’autre abri. Les robots ne restent toutefois pas sous cet abri car la densité qui y est perçue est moins élevée que celle qui est perçue sous l’abri de plus petite taille (le plus approprié).

Temps mis par la population à former un agrégat : Le temps mis par le groupe de robots à former l’agrégat le plus long, c’est-à-dire l’instant où cet agrégat a démarré, est représenté par l’histogramme repris sur la Figure 5.34. Nous pouvons remarquer que dans environ 75% des cas, le choix avait été effectué dans les 30 premières minutes de l’expérience.

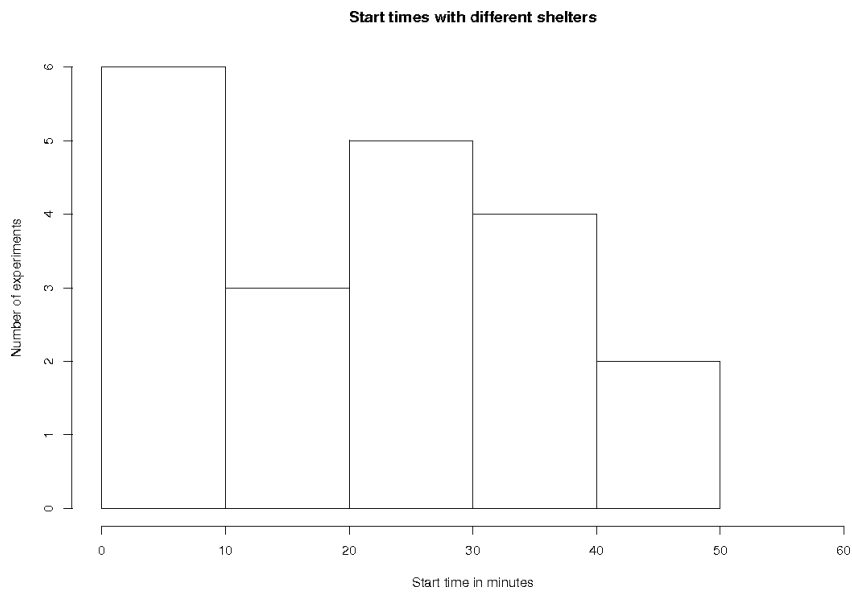


FIG. 5.34 – Histogramme des temps mis par le groupe de robots à former l'agrégat ayant duré le plus longtemps dans le cas des expériences à abris différents.

Durée des agrégats : C'est en présentant les résultats concernant la durée des agrégats que nous terminerons la présentation des résultats relatifs aux expériences menées sur les véritables robots. C'est ce que nous retrouvons sur la figure 5.35.

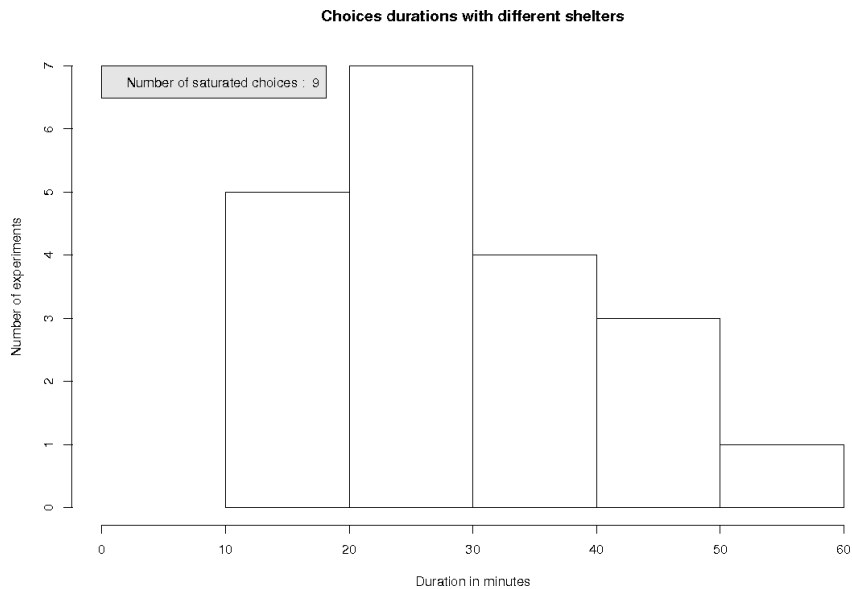


FIG. 5.35 – Histogramme des durées des choix les plus longs de chaque réplication dans le cas des expériences à abris différents.

Nous pouvons remarquer que dans 75% des cas, les agrégats les plus longs de chaque expérience ont duré plus de 20 minutes et que dans 40% des réplifications qui ont été réalisées, les choix étaient saturés.

Chapitre 6

Discussion des résultats

6.1 Propriétés

Le modèle mathématique que nous avons étudié prédit que les robots sont capables, au niveau du groupe, de choisir le même abri comme site d'agrégation. Lorsque les abris sont identiques, le choix apparaît de manière symétrique entre les deux abris. En effet, les robots n'ont pas d'abri de prédilection car des deux abris ont les mêmes caractéristiques. Par contre, cette symétrie se perd lorsque les abris sont de tailles différentes. Le groupe de robots choisit alors de s'agréger en-dessous de l'abri le plus approprié, à savoir le plus petit abri pouvant accueillir l'ensemble de la population. Le modèle prédit donc la capacité du groupe de robots à mesurer collectivement la taille des abris mis à sa disposition et à choisir le plus approprié.

Nous avons par la suite développé un contrôleur remplissant les différentes conditions du modèle afin d'obtenir le comportement d'agrégation en simulation. Les études que nous avons menées avec le modèle mathématique et sur le simulateur à propos du rapport $\frac{\theta}{\rho}$ nous ont permis de déterminer les valeurs de ces paramètres qui accélèrent la vitesse à laquelle la décision est prise et augmentent la durée de cette décision ainsi que la probabilité qu'un choix soit effectué. Nous avons pu réduire la durée des expériences à 3600 secondes, soit une heure. Ainsi, pour ces valeurs de θ et ρ , les résultats obtenus en simulation corroborent ceux du modèle. En effet, face à deux abris identiques, un choix est effectué par au moins 70% de la population avec une probabilité très proche de 1. Le temps mis par le groupe à former un agrégat tourne autour des 700 secondes et cet agrégat dure en moyenne plus de 2500 secondes. De plus, le choix est uniformément distribué entre les deux abris. Lorsqu'il est confronté à un choix entre deux abris de tailles différentes, le groupe choisit de s'agréger sous l'abri le plus approprié avec une probabilité de plus de 90% en des temps également proches de 700 secondes. De plus la durée des agrégats est aussi supérieure à 2500 secondes. Nous remarquons la perte de la symétrie dans le choix des abris lorsque ces derniers ont des caractéristiques différentes. Ceci confirme les résultats obtenus avec le modèle mathématique en montrant que non seulement le groupe de robots parvient à faire un choix mais qu'en plus, ce choix est le plus approprié lorsque des abris de tailles différentes sont disponibles.

Afin d'obtenir la dernière concordance, c'est-à-dire celle entre les simulations et les expériences menées sur les véritables robots, nous avons décidé d'étudier le comportement également sur un groupe de vrais robots e-puck. Cette fois encore,

les résultats ont concordé. Nous avons montré que dans le cas des abris identiques, les robots choisissent chacun des deux abris de manière quasiment symétrique. Toutefois, le temps mis à former un agrégat est de moins de 1800 secondes dans 70% des cas et cet agrégat dure moins longtemps qu'en simulation. Un agrégat est par contre obtenu dans 90% des cas. Lorsque ce sont deux abris différents qui sont proposés au groupe de robots, ceux-ci choisissent encore une fois de s'agréger sous le plus approprié des deux avec une probabilité très proche de 1. Et comme dans le cas des abris identiques, les agrégats mettent plus de temps à se former et durent moins longtemps qu'en simulation. Toutefois, le fait que nous ne considérons pour chaque réplication que le choix ayant duré le plus longtemps a pour conséquence que nous ne tenons pas compte du fait que les agrégats ne descendent en dessous du seuil limite de 70% de la population totale que pendant une ou deux minutes avant que la proportion d'individus ne redépasse ce seuil limite. Cela nous donne donc l'impression d'avoir des agrégats dont la durée est beaucoup moins élevée qu'en simulation. Nous pouvons donc dire que nous avons obtenu une concordance entre les simulations et les expériences menées sur les véritables robots.

Le fait que cette concordance soit moins marquée que celle obtenue entre le modèle mathématique et les simulations provient de ce que le modèle mathématique et les simulations dispose d'un monde parfait, sans aucune perturbation, alors que les expériences menées sur de véritables robots sont sujettes à différentes perturbations provenant des robots eux-mêmes (batteries à des niveaux de charges différents...) ainsi que de l'environnement car bien que nous disposons d'un environnement contrôlé, nous ne sommes pas en mesure de contrôler parfaitement les variations de température qui ont par exemple un effet sur la manière dont réagissent les capteurs infra-rouges des robots. De plus, nous n'avons mené que 20 réplifications dans chacun des deux cas considérés sur les véritables robots (abris identiques ou différents). Il serait intéressant d'effectuer un plus grand nombre de réplifications afin d'obtenir des statistiques plus fiables. Toutefois, malgré cette concordance moins frappante, la Figure 6.1 nous montre que les courbes de la dynamique des expériences ont la même allure en simulation que pour le cas des véritables robots, ce qui nous conforte encore plus dans le fait que les résultats concordent.

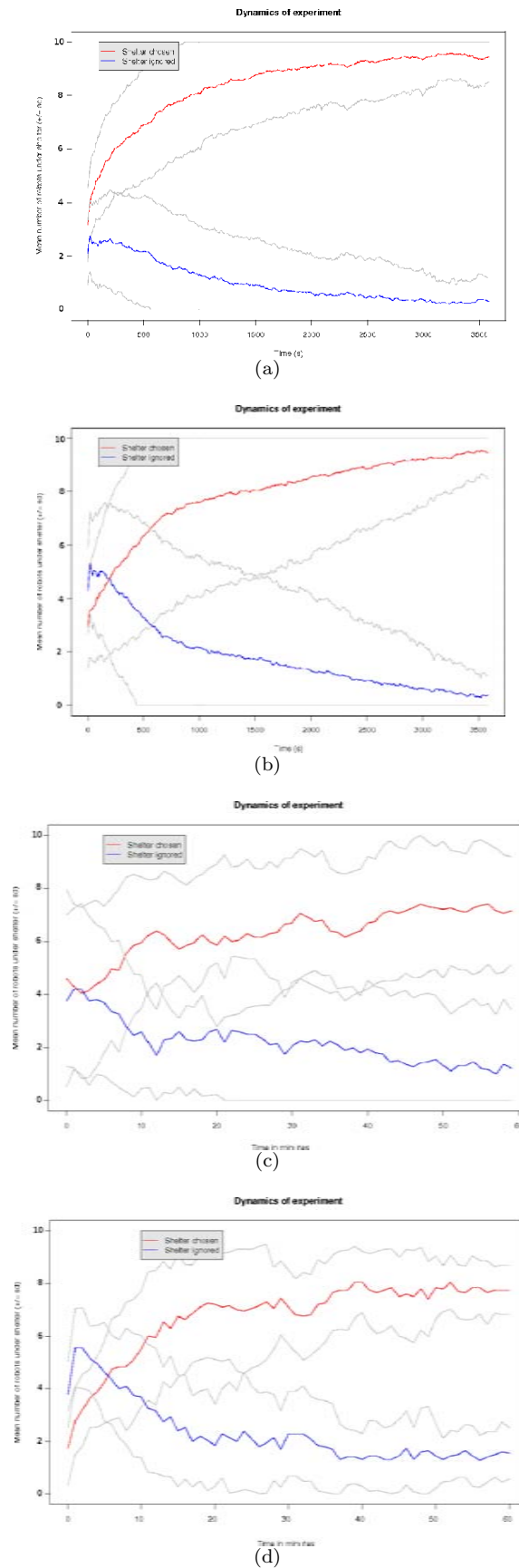


FIG. 6.1 – Courbes de la dynamique des expériences en simulation pour (a) les abris identiques et (b) les abris différents et avec les véritables robots pour (c) les abris identiques et (d) les abris différents. Nous remarquons que les choix sont effectués de manière plus forte en simulation que dans les expériences menées sur les vrais robots e-puck. Toutefois, l’allure des courbes est identique.

Nous sommes en désaccord avec S. Garnier *et al.* [12] qui affirmait que la population choisissait l’abri le plus grand lorsque différents abris étaient mis à sa disposition. Son argument principal reposait sur le fait que probabilité de rencontrer un abri était proportionnelle à la taille de ce dernier et qu’il était donc plus aisé pour la population de former les petit agrégats nécessaires au déclenchement de l’agrégation du groupe complet sous le plus grand des abris. Nous sommes par contre en mesure de reproduire le choix de l’abri le plus approprié qui est prédit par le modèle mathématique et d’ainsi montrer que le groupe est capable de mesurer collectivement la taille des abris mis à sa disposition. Nous y sommes parvenus en permettant aux robots d’explorer l’abri et d’ainsi avoir une meilleure approximation de la densité de robots présents sous cet abri. Nous supposons que la divergence existant entre notre comportement et celui de S. Garnier *et al.* réside dans la manière d’évaluer la densité de robots sous abri. Chez ce dernier, les robots émettaient des signaux infra-rouges en restant immobiles. Dès lors, nous pensons que la faible portée des ondes émises ne permettait pas à tous les robots présents de les capter. Ce n’est toutefois que notre avis et le problème peut provenir d’un autre endroit.

6.2 Perspectives et innovations

Nous avons été capables, au fil de ce travail de mettre en évidence la capacité d’un groupe de robots simples d’effectuer une mesure collective. Nous y sommes parvenus en reproduisant un comportement d’agrégation et en montrant que le groupe était capable de choisir l’abri le plus approprié, c’est-à-dire le plus petit abri pouvant contenir l’ensemble de la population. Nous avons établi une concordance entre les prédictions du modèle mathématique utilisé, les résultats obtenus en simulation et ceux obtenus avec de véritables robots.

Il serait intéressant d’effectuer des expériences plus poussées avec les véritables robots afin de nous conforter encore plus dans la concordance et la véracité des résultats obtenus. De plus, d’autres propriétés pourraient être étudiées telles que l’adaptivité du système face au changement en modifiant par exemple le diamètre des abris une fois que les robots se sont agrégés. L’extensibilité du système pourrait également être étudiée en menant des expériences avec un nombre de robots plus élevé. Il serait tout aussi intéressant d’étudier l’impact de l’introduction ou de l’enlèvement de certains individus du groupe en cours d’expérience. De même, nous pourrions corroborer l’étude de J.M. Amé *et al.* [6] en étudiant le choix de la population lorsqu’un plus grand nombre d’abris lui est proposé. Enfin, dans un avenir très proche, nous envisageons d’utiliser cette capacité à effectuer une mesure collective dans le cadre d’une tâche de tri collectif dans laquelle un groupe de robots devrait ranger sous des abris respectifs des objets de deux types différents présents en nombre différent et en tenant compte du fait qu’un des abris est trop petit pour accueillir l’ensemble des objets présent en plus grand nombre. Cette tâche risque d’être compliquée à réaliser de par la difficulté du couplage entre la distinction des objets et le choix des abris.

Chapitre 7

Conclusions

Nous avons commencé par présenter le cadre dans lequel s'inscrivait ce travail en introduisant les concepts d'intelligence artificielle, de robotique en essaim, d'agrégation et de mesure collective.

Nous avons ensuite présenté la plateforme de travail que nous avons conçue pour les robots e-puck. Un simulateur a également été conçu et nous avons essayé de le rendre le plus fiable et réaliste possible en effectuant différentes phases de calibrations sur les véritables robots. Le simulateur a ensuite été validé avec une expérience de marche aléatoire également reproduite sur les véritables robots e-puck. Ceci nous assure une correspondance entre les comportements étudiés en simulation et ceux reproduits sur les véritables robots. Afin de bénéficier d'un environnement contrôlé nous permettant d'éviter des perturbations extérieures pouvant influencer sur le comportement des robots, nous avons créé une arène circulaire que nous avons équipée de matériel nous permettant d'analyser les comportements étudiés sur les véritables robots.

Grâce à la concordance des résultats obtenus lors de l'étude du modèle mathématique et des expériences menées en simulation et sur les véritables robots, nous sommes parvenus à mettre en évidence la capacité d'un groupe d'agents simples non seulement à choisir un site commun d'agrégation mais aussi à mesurer collectivement la taille de différents abris et à choisir de s'agréger sous l'abri le plus approprié, à savoir le plus petit pouvant contenir l'ensemble des individus. Le contrôleur que nous avons développé pour y parvenir respecte les contraintes inhérentes à la robotique en essaim. En effet, tous les agents sont régis par les mêmes lois comportementales et il n'y a dès lors pas de dirigeant au sein du groupe. De plus, l'étude du modèle mathématique nous montre que la seule limite sur le nombre d'agents est celle imposée par l'environnement utilisé. Ceci correspond à ce qu'on appelle l'extensibilité. Dans notre cas, un choix est effectué peu importe la taille de la population. Nous respectons également le fait que les différents agents ne connaissent pas l'environnement dans sa totalité : ils n'ont qu'une perception locale de l'environnement et ne sont capables d'agir sur cet environnement que de manière locale également.

Nous avons aussi étudié la précision du choix effectué et montré que lorsque deux abris identiques étaient à la disposition des robots, ces deux abris étaient choisis de manière symétrique mais que cette symétrie était perdue dès qu'il y avait ces deux abris étaient différents. En effet, les robots sont à même de mesurer collectivement

la taille des abris afin de choisir de s'agréger sous l'abri le plus approprié. Sur ce point, nous sommes en contradiction avec les conclusions de S. Garnier *et al.* [12] et montrons que ce choix de l'abri le plus approprié est possible et existant, comme le prédit le modèle mathématique que nous avons utilisé.

Nous terminerons cette conclusion en précisant que ce travail s'inclut dans un projet à plus long terme visant à incorporer ce mécanisme de mesure collective dans des tâches plus complexes de tri collectif, par exemple.

Tous les documents utilisés lors de la conception de ce travail, incluant les codes sources des programmes et scripts développés et utilisés, les graphiques représentés mais également ceux qui ne l'ont pas été ainsi que toutes les données qui ont été nécessaire à l'élaboration de ces graphiques, sont disponibles via le serveur Subversion de l'IRIDIA¹. Ils n'ont dès lors pas été inclus en annexe à ce travail.

¹<http://iridia.ulb.ac.be/e-puck/cgi-bin/viewvc.cgi>

Bibliographie

- [1] Campo Alexandre, Nouyan Shervin, Birattari Mauro, Groß Roderich, and Dorigo Marco. Negotiation of goal direction for cooperative transport.
- [2] Colot Alexandre, Caprari Gilles, and Siegwart Roland. Insbot : Design of an autonomous mini mobile robot able to interact with cockroaches.
- [3] Melhuish Chris, Wilson Matt, and Sendova-Franks Ana. Multi-object clustering : Patch sorting with simulated minimalist robots. 2001.
- [4] Melhuish Chris, Holland Owen, and Hoddell Steve. Collective sorting and segregation in robots with minimal sensing. 1998.
- [5] Sumpter David. The principles of collective animal behaviour. 2005.
- [6] Ame Jean-Marc and al al. Collegial decision making based on social amplification leads to optimal group formation.
- [7] Ame Jean-Marc, Rivault Colette, and Deneubourg Jean-Louis. Cockroach aggregation based on strain odour recognition. 2004.
- [8] Holland Owen and Melhuish Chris. Stigmergy, self-organisation, and sorting in collective robotics. *Artificial Life*, 2006.
- [9] Grassé Pierre-Paul. La reconstruction du nid et les coordinations inter-individuelles chez bellicositermes et cubitermes sp. la théorie de la stigmergie : Essai d'interprétation des termites sociaux. 1959.
- [10] Jeanson Raphaël, Deneubourg Jean-Louis, Grimal Anne, and Theraulaz Guy. Modulation of individual behavior and collective decision-making during aggregation site selection by the ant messor barbarus. 2003.
- [11] Scholes Sam, Wilson Matt, Sendova-Franks Ana B., and Melhuish Chris. Comparisons in evolution and engineering : The collective intelligence of sorting. *Adaptive Behavior*, 2004.
- [12] Garnier Simon, Jost Christian, Jeanson Raphaël, Gautrais Jacques, Asadpour Masoud, Caprari Gilles, and Theraulaz Guy. Aggregation behaviour as a source of collective decision in a group of cockroach-like-robots. 2005.
- [13] Labella Thomas, Dorigo Marco, and Deneubourg Jean-Louis. Division of labour in a group of robots inspired by ant's foraging behaviour. 2006.
- [14] Trianni Vito, Labella Thomas, and Dorigo Marco. Evolution of direct communication for a *Swarm-bot* performing hole avoidance.