



**HAL**  
open science

# Modèle multi-agent d'inspiration physique pour la prise de décision : Application à la conduite en convoi

Baudoin Dafflon

► **To cite this version:**

Baudoin Dafflon. Modèle multi-agent d'inspiration physique pour la prise de décision : Application à la conduite en convoi. Autre [cs.OH]. Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2014. Français. NNT : 2014BELF0240 . tel-01499570

**HAL Id: tel-01499570**

**<https://theses.hal.science/tel-01499570v1>**

Submitted on 31 Mar 2017

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# SPIM

## Thèse de Doctorat



école doctorale sciences pour l'ingénieur et microtechniques

UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE BELFORT-MONTBÉLIARD

# Modèle multi-agents d'inspiration physique pour la prise de décision

Application à la conduite en convoi

 BAUDOUIN DAFFLON

**IRTES**  
sciences & ingénierie

Institut de Recherche sur les Transports, l'Énergie et la Société



# SPIM

## Thèse de Doctorat



école doctorale sciences pour l'ingénieur et microtechniques  
UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE BELFORT-MONTBÉLIARD

N° X | X | X |

THÈSE présentée par

**BAUDOUIN DAFFLON**

pour obtenir le

Grade de Docteur de

l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard

Spécialité : **Informatique**

# Modèle multi-agents d'inspiration physique pour la prise de décision

## Application à la conduite en convoi

Unité de Recherche :

Institut de Recherche sur les Transports, l'Énergie et la Société (IRTES)

Soutenue publiquement le 30 septembre 2014 devant le Jury composé de :

GIOVANNA DI MARZO SERUGENDO	Rapporteur	Professeur des Universités, Genève
FLAVIEN BALBO	Rapporteur	Professeur des universités, EMSE Saint Etienne
ROLAND CHAPUIS	Examineur	Professeur des Universités, Blaise Pascal
LAURENT VERCOUTER	Examineur	Professeur des Universités, INSA-Rouen
VINCENT CHEVRIER	Examineur	Maitre de conférence hdr, Université de Lorraine
ABDER KOUKAM	Examineur	Professeur des Universités, UTBM
PABLO GRUER	Directeur de thèse	Professeur des Universités, UTBM
FRANCK GECHTER	Directeur de thèse	Maitre de conférence hdr, UTBM

## Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Giovanna Di Marzo Serugendo et Flavien Balbo pour m'avoir fait l'honneur de rapporter sur ce travail et pour leurs remarques pertinentes qui ont fait progresser ce document. Je sais combien leur temps est précieux, et je leur exprime toute ma gratitude.

Je souhaite également remercier Laurent Vercouter, Roland Chapuis, Abderrafiaa Koukam et Vincent Chevrier d'avoir accepté de faire partie de mon jury.

Je ne saurais oublier ceux qui ont tant contribué à ces travaux, mes deux directeurs de thèse, Pablo Gruer et Franck Gechter. Je tiens à les remercier pour leur soutien, leurs conseils précieux, leur disponibilité et surtout leur encadrement. Ces deux personnes ont été pour moi deux exemples à suivre durant ces années. Ils ont su m'encadrer durant la première année de ma thèse pour ensuite me laisser de plus en plus de liberté. Je leur serait pour cela toujours reconnaissant.

Je tiens à remercier également Abderrafiaa Koukam, directeur du laboratoire SeT et coordinateur du projet SafePlatoon, pour sa gentillesse mais aussi sa rigueur.

Je remercie particulièrement Madeleine El-Zaher pour m'avoir montré l'exemple et pour ces années passées sur le projet SafePlatoon, avec ces moments victorieux et ces instants plus difficiles. Un grand merci également à mes collègues doctorants Julian Murgia, Julien Moreau, Ali Mohammadi ainsi que Frederique Zann et Jean-Michel Contet, précieux ingénieurs pour leur compagnie et leur soutien. Je ne saurais oublier les amis et collègues qui ont participé à mon quotidien et avec qui j'ai partagé de très bons moments, Cindy Cappelle, Cyril Meurie, Gillian Basso et Emilie Aubignat.

Je n'oublie pas non plus Emmanuel Melin pour m'avoir donné le goût de la recherche.

En dernier lieu, je remercie tout particulièrement ma femme Émilie. Fabuleuse confidente de jour comme de nuit, oreille attentive et toujours de bon conseil qui, par son soutien et son implication, a permis la réalisation de cette thèse.



# Table des matières

<b>1</b>	<b>Contexte général</b>	<b>13</b>
<b>2</b>	<b>Objectif de nos travaux</b>	<b>17</b>
2.1	Un modèle réactif pour la prise de décision . . . . .	18
2.1.1	Traitement des informations . . . . .	20
2.1.2	Sélection d'une action . . . . .	20
2.2	Étude de cas : la conduite en convoi . . . . .	21
<b>3</b>	<b>Plan de la thèse</b>	<b>23</b>
3.1	Partie I . . . . .	23
3.2	Partie II . . . . .	23
3.3	Partie III . . . . .	24
3.4	Conclusion . . . . .	24
<b>I</b>	<b>Modèle multi-agents pour la prise de décision</b>	<b>25</b>
<b>4</b>	<b>Introduction</b>	<b>27</b>
<b>5</b>	<b>La prise de décision</b>	<b>29</b>
5.1	Décider : un procédé cognitif . . . . .	29
5.2	Du choix à la décision . . . . .	30
5.3	Conclusion . . . . .	31
<b>6</b>	<b>Les systèmes multi-agents</b>	<b>33</b>
6.1	Définitions générales . . . . .	34
6.1.1	Les agents . . . . .	34
6.1.2	Agents réactifs et agents cognitifs . . . . .	35
6.2	De l'agent au système multi-agents . . . . .	37
6.2.1	L'environnement . . . . .	38

6.2.2	Les interactions . . . . .	39
6.2.3	Organisation et l'auto-organisation . . . . .	42
6.3	L'émergence . . . . .	44
6.3.1	Quelques définitions . . . . .	44
6.3.2	L'émergence par coopération . . . . .	45
6.3.3	L'émergence par interaction . . . . .	45
6.4	Conclusion . . . . .	46
<b>7</b>	<b>L'évaluation des systèmes multi-agents</b>	<b>49</b>
7.1	Évaluer des systèmes complexes . . . . .	49
7.1.1	Systèmes complexes et Systèmes compliqués . . . . .	49
7.1.2	Indicateurs de stabilité et de performance . . . . .	50
7.2	Conclusion . . . . .	54
<b>8</b>	<b>Vers un modèle multi-agents réactif d'inspiration physique pour la prise de décision</b>	<b>55</b>
8.1	Introduction . . . . .	55
8.2	Principe de l'approche . . . . .	56
8.2.1	Présentation générale . . . . .	56
8.2.2	Rôle des systèmes multi-agents réactifs . . . . .	57
8.3	Modèle multi-agents pour le traitement des données . . . . .	59
8.3.1	Introduction . . . . .	59
8.3.2	L'environnement . . . . .	59
8.3.3	Les agents . . . . .	63
8.3.4	Observation du système pour l'interprétation des données . . . . .	69
8.3.5	Conclusion . . . . .	70
8.4	Modèle multi-agents pour la prise de décision . . . . .	71
8.4.1	Introduction . . . . .	71
8.4.2	Modèle multi-agents pour la prise de décision . . . . .	71
8.4.3	Élaboration d'une décision par l'observation du système . . . . .	77
<b>9</b>	<b>Conclusion</b>	<b>79</b>
<b>II</b>	<b>Application à la conduite en convoi</b>	<b>81</b>
<b>10</b>	<b>Véhicules autonomes et conduite en convoi</b>	<b>83</b>
10.1	Contexte et définitions . . . . .	83
10.1.1	Perception . . . . .	85

10.1.2	Contrôle . . . . .	86
10.2	État de l'art . . . . .	87
10.2.1	Convois de véhicule et multi-configuration . . . . .	87
10.2.2	Configuration en Colonne . . . . .	90
10.2.3	Projets de recherche traitant de la conduite en convoi . . . . .	97
10.3	Conclusion . . . . .	101
<b>11</b>	<b>Traitement des données</b>	<b>105</b>
11.1	Introduction . . . . .	105
11.2	Système multi-agents pour le traitement des données capteur . . . . .	106
11.2.1	Introduction . . . . .	106
11.2.2	Perception de l'environnement urbain . . . . .	106
11.2.3	Observation du système : leader local et obstacles . . . . .	110
11.3	Analyse non fonctionnelle du système . . . . .	111
11.3.1	Temps de convergence . . . . .	111
11.3.2	Influence du nombre d'agents . . . . .	115
11.3.3	Conclusion . . . . .	116
11.4	Conclusion . . . . .	117
<b>12</b>	<b>Sélection d'une solution</b>	<b>119</b>
12.1	Introduction . . . . .	119
12.2	Système multi-agents pour la conduite en convoi . . . . .	119
12.2.1	Modélisation du problème : le cas colonne . . . . .	119
12.2.2	Les interactions . . . . .	121
12.2.3	Les agents . . . . .	123
12.3	Observation du système : sélection d'une consigne . . . . .	124
12.4	Analyse non fonctionnelle du système . . . . .	125
12.4.1	Temps de convergence . . . . .	126
12.4.2	Influence du nombre d'agents . . . . .	129
12.5	Généralisation à la multi-configuration . . . . .	131
12.6	Conclusion . . . . .	133
<b>13</b>	<b>Conclusion</b>	<b>135</b>
<b>III</b>	<b>Validations et expérimentations</b>	<b>137</b>
<b>14</b>	<b>Traitement de l'information</b>	<b>139</b>
14.1	Introduction . . . . .	139
14.2	Résultats de simulation . . . . .	139

14.2.1	Résultats bruts . . . . .	139
14.2.2	Résultats dans le cadre d'un convoi . . . . .	143
14.2.3	Conclusion . . . . .	146
14.3	Résultats expérimentaux . . . . .	146
14.3.1	Résultats bruts . . . . .	147
14.3.2	Résultats dans le cadre d'un convoi . . . . .	150
14.4	Conclusion . . . . .	152
<b>15</b>	<b>Prise de décision : La conduite autonome</b>	<b>155</b>
15.1	Introduction . . . . .	155
15.2	Résultats des simulations . . . . .	155
15.2.1	Introduction . . . . .	155
15.2.2	Le cas colonne . . . . .	156
15.2.3	Introduction . . . . .	156
15.2.4	La multi-configuration . . . . .	162
15.2.5	Évitement d'obstacles . . . . .	165
15.2.6	Reconfiguration de convois . . . . .	167
15.2.7	Conclusion . . . . .	169
15.3	Résultats expérimentaux . . . . .	170
15.3.1	Introduction . . . . .	170
15.3.2	Conduite en convoi . . . . .	171
15.3.3	L'évitement d'obstacles . . . . .	174
<b>16</b>	<b>Conclusion</b>	<b>179</b>
<b>IV</b>	<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>181</b>
<b>17</b>	<b>Synthèse des contributions</b>	<b>183</b>
<b>18</b>	<b>Perspectives</b>	<b>185</b>
18.1	Systèmes multi-agents et prise de décision . . . . .	185
18.2	Amélioration de l'approche de conduite en convoi . . . . .	186
<b>V</b>	<b>Bibliographie</b>	<b>187</b>
<b>VI</b>	<b>Annexes</b>	<b>201</b>
<b>A</b>	<b>Modèle d'interaction à double ressorts</b>	<b>203</b>

A.1	Calcul des paramètres . . . . .	205
A.1.1	Calcul de la raideur globale . . . . .	205
A.1.2	Calcul du coefficient d'amortissement . . . . .	206
A.1.3	Calcul des deux raideurs $k_1$ et $k_2$ . . . . .	206
A.2	Preuve de stabilité . . . . .	208
<b>B</b>	<b>Capteurs et véhicules</b>	<b>213</b>
B.1	Capteurs télémétriques . . . . .	213
B.1.1	LMS 200 . . . . .	214
B.1.2	IBEO . . . . .	215
B.2	Capteur de type GPS . . . . .	216



# Introduction



# Chapitre 1

## Contexte général

L'apprentissage des comportements chez l'Humain prend appui souvent sur le mimétisme. La nature a été source d'inspiration pour la création, l'innovation et le développement. La recherche s'est souvent penchée sur l'observation de phénomènes naturels, non seulement pour améliorer les connaissances et la compréhension de ce qui nous entoure, mais aussi pour faire apparaître des idées nouvelles dans des domaines applicatifs. Parmi ces phénomènes, l'observation des sociétés d'insectes ont apporté des solutions nouvelles à des problèmes souvent complexes. C'est le cas notamment des colonies de fourmis capables, dans un environnement dynamique, hostile et varié, d'accomplir des missions difficiles.

Les insectes, malgré leur comportement individuel, sans représentation du monde et composé d'actions simples, ont montré qu'ils étaient capables d'afficher un comportement collectif qui peut être qualifié d'intelligent. Ainsi, les termitières géantes d'Australie possèdent des capacités de refroidissement par convection, proches de l'optimal (figure 1.1). Cette intelligence, inexistante chez l'individu dit évolué ou cognitif isolé, a montré au niveau collectif son efficacité dans la résolution de problèmes et a constitué une base d'inspiration pour l'intelligence artificielle distribuée. Ainsi, de nombreux travaux, plus particulièrement sur les systèmes multi-agents se sont appuyés sur les systèmes modélisant les interactions entre insectes. Plus précisément, la notion de comportement émergent et la capacité d'auto-organisation de ces populations constituent deux aspects importants. Nous pouvons citer les travaux de Bonabeau [BDT99], à l'origine de nombreuses recherches s'appuyant sur des systèmes multi-agents d'inspiration biologique. Mais l'observation du vivant n'est pas la seule source d'inspiration. Dans ces travaux, nous avons souhaité nous intéresser à certaines lois physiques comme point de départ

pour modéliser les interactions dans un système multi-agents.

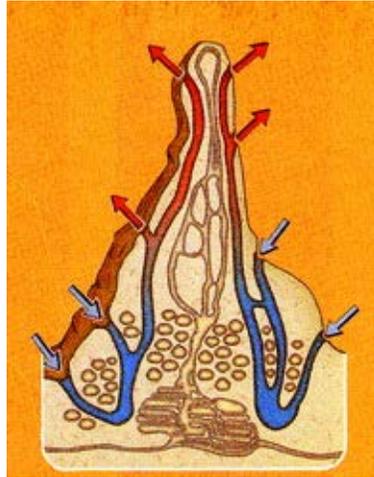


FIGURE 1.1 – Evacuation de l'air chaud dans une termitière d'Australie

Les systèmes multi-agents peuvent être vus comme un paradigme de résolution de problèmes. Par ce biais, la résolution d'un problème ne dépend plus seulement de la puissance de calcul ou des capacités algorithmiques d'un programme. Un ensemble d'agents en interaction, dans un environnement codifiant d'une certaine façon les données du problème, peuvent coopérer à la résolution de ce dernier. Dans ce contexte, nous pouvons citer par exemple les ouvrages *Return From The Ant* de Brückner ou *The society of Mind* de Minsky, qui modélisent des comportements à partir d'agents. Deux approches apparaissent alors concernant la conception des agents :

- L'approche cognitive, considérant les agents comme des entités dotées de connaissances et de capacités de raisonnement et de communication langagière évoluées.
- L'approche réactive, considère des agents simples dont le comportement peut se réduire à un schéma de type stimuli/réactions. Ce sont les interactions entre les agents qui permettent de résoudre collectivement des problèmes complexes. Les commentaires qui ont ouvert cette section se réfèrent, on l'aura compris, à ce dernier type d'agents.

Les travaux défendus dans cette thèse visant à proposer un modèle multi-

agents d'inspiration physique pour la prise de décision, se placent dans le cadre des approches réactives.



## Chapitre 2

# Objectif de nos travaux

Cette thèse se situe dans le contexte de la résolution de problème et de la prise de décision par des systèmes multi-agents. La problématique de la prise de décision couvre de nombreux domaines, souvent dans les champs de l'économie et des sciences sociales. Ici, nous nous intéressons à une classe de problèmes de prise de décision qui se situe dans un cadre bien défini. Nous nous intéressons à des systèmes constitués d'entités autonomes, souvent matérielles qui coopèrent pour accomplir une mission collective. Pour ce faire, les entités (des agents) évoluent dans un environnement incertain : les agents en ont une perception incomplète, locale et, de plus, l'environnement est lui même évolutif et peut créer des situations non prévisibles. Dans ce contexte, la prise de décision consiste, devant une situation imprévue identifiée, au choix d'une action individuelle au niveau d'un agent, ou collective en impliquant plusieurs agents, aussi efficace que possible pour pouvoir continuer d'évoluer dans le sens de l'accomplissement de sa mission individuelle. Dans le cas d'entités matérielles mobiles (véhicules, robots, ...), la distinction entre la fonction contrôle et la fonction décision peut conduire à une architecture efficace pour traiter l'incertain. En effet, la décision peut être vue comme la fonction qui calcule les consignes d'entités mobiles, à partir d'informations relatives l'état de l'environnement. Ces consignes sont transmises à la fonction de contrôle qui déterminera les commandes à exercer sur les organes moteurs et directionnels.

Cette thèse s'inscrit dans la continuité des travaux fondés sur l'idée que le processus de décision du type que nous venons de décrire peut s'effectuer à l'aide d'agents réactifs. Il faut ici attirer l'attention sur un aspect essentiel des travaux présentés ici : ce parti pris implique une hiérarchie des décisions

(agent et système), même si nous ne mettons pas l'accent sur cette relation hiérarchique. Disons seulement que les agents de l'application (les entités autonomes souvent matérielles et mobiles) incluent un système multi-agents que nous appelons système multi-agents décisionnel, dont l'environnement constitue un élément central du processus. L'environnement des agents décisionnels n'est pas en général identique à l'environnement matériel du système, tout en gardant avec celui-ci des relations bien définies. On peut dire que l'environnement artificiel des agents décisionnels est construit à partir des données de perception des agents matériels. Ainsi, nous pouvons résumer l'objectif principal de cette thèse de la manière suivante :

- proposer une approche multi-agents réactive pour la prise de décision dans des environnements dynamiques.
- valider cette approche en considérant des applications concrètes telles que la conduite en convoi de véhicules autonomes et l'évitement d'obstacles.

## 2.1 Un modèle réactif pour la prise de décision

Dans ce contexte, nous nous intéressons à la problématique de la prise de décision. Les enjeux autour de cette dernière sont nombreux, tant sur le plan de la diversité des problèmes, que sur les moyens existants pour les résoudre.

Le terme *décision* attire de nombreuses définitions. Dans nos travaux, il fait référence à la sélection d'actions au cours du processus qui conduit le système dans un état stable correspondant à la satisfaction d'une mission. Cet état peut représenter une solution admissible qui n'est pas nécessairement une solution optimale. En effet, la recherche de solutions optimales nécessite l'intervention de techniques spécifiques. Cependant, un aspect important de l'évaluation des approches émergentistes de la décision serait de mesurer la distance entre les solutions produites et les solutions optimales.

L'approche réactive proposée ici est basée avant tout sur la modélisation d'un problème sous forme d'un espace représentant l'ensemble des solutions, et qui peut être considéré comme le point de vue que nous avons sur le problème. Cet espace des solutions détermine l'environnement du système multi-agent décisionnel, où les agents évoluent sous l'influence d'interactions inspirées de la physique. La distribution des objets et des agents dans cet espace, permettra une prise de décision basée sur des indicateurs géométriques prenant en compte l'état de l'environnement, lequel, par sa dynamique, participe activement au processus décisionnel. En effet, les actions sélectionnées le modifie et, de plus, des transformations non-anticipées de son état sont

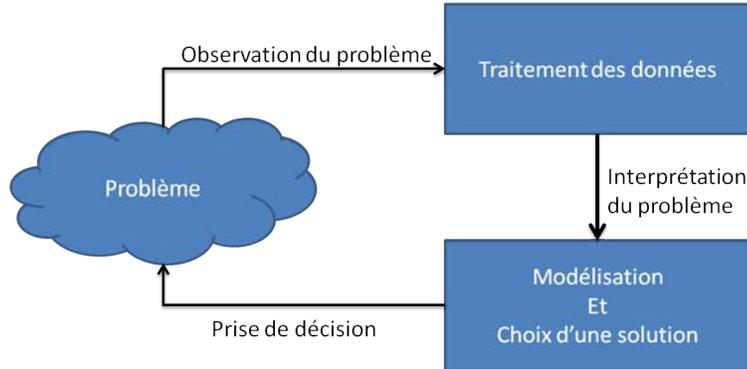


FIGURE 2.1 – Le cycle décisionnel

possibles. Le modèle de cet espace évolue donc avec le temps. Il en résulte un cycle observation-décision-action.

Nous considérons cette approche réactive comme adaptée à la résolution de problèmes. La figure 2.1 illustre dans ce contexte, le processus de résolution : la réalité est représentée par l'espace d'états du problème, déterminé à chaque instant par la valeur de chacune des variables d'un système. Nous supposons qu'une perception totale ou partielle de cet état est mise en place. Celle-ci fournit des informations ou des données brutes. Ces dernières constituent l'entrée du système de résolution, lequel sera alors composé de deux activités. Premièrement, les données brutes produites par la perception sont traitées pour produire des informations de haut niveau. Ces traitements dépendent du problème à résoudre : classification, hiérarchisation, filtrage, identification, etc. sont autant de traitements possibles. Deuxièmement, à partir des données de haut niveau, l'espace des solutions, qui constitue l'environnement du système multi-agent où la solution est supposée émerger (dans notre cas, le système multi-agents décisionnel), est mis à jour.

L'essentiel de notre travail a consisté à proposer une approche pour la décision réactive composée par le traitement des informations qui résultent de l'observation, ensuite par le processus de modélisation-décision, aspects que nous allons présenter maintenant.

### 2.1.1 Traitement des informations

Les données brutes comportent des informations produites par la perception. La première étape consiste tout d'abord, à isoler des ensembles de données perceptives associées à des objets, et deuxièmement à attribuer à chaque objet une étiquette permettant l'identification de ce dernier. Ainsi identifié, chaque objet joue son rôle par rapport à la décision que le système doit prendre. L'approche que nous proposons repose sur un système multi-agents régit par des lois d'interactions entre les constituants du système, objets et agents. Ces interactions vont donc agir dans l'environnement du système multi-agents décisionnel, représentant l'espace de résolution. Les informations sont qualifiées de bas niveau lorsqu'il n'est pas possible de leur attribuer une étiquette déterminant leur rôle par rapport au problème, et de haut niveau dans le cas contraire. Les informations bas niveau sont formatées par un capteur abstrait pour être placées sous forme d'entités dans l'environnement du système. L'exploration de l'environnement par une population d'agents permet de détecter ces entités. Par une communication visuelle, ces agents partagent des informations et se regroupent pour former des ensembles présentant les mêmes caractéristiques. Ces caractéristiques représentatives de la disposition spatiale des agents permettent, par un observateur extérieur, la classification de ces groupes en trois rôles : attraction, répulsion et neutre. Lorsqu'un point d'attraction est connu, il est possible de sélectionner une action ou un choix pour amener le système de prise de décision dans un état stable.

### 2.1.2 Sélection d'une action

L'approche de sélection d'une solution pour la résolution de problème que nous proposons, repose sur un système multi-agents d'inspiration physique. Notre approche poursuit les travaux présents dans la littérature tout en s'appuyant sur des analogies avec la physique telles que les champs de forces. L'environnement qui compose le système représente l'ensemble des solutions, sous forme d'un espace à multiples dimensions. La modélisation du problème dans cet espace se fait à l'aide de données de haut niveau. Pour présenter notre approche à travers le prisme des systèmes réactifs, cela revient à représenter ces données sous forme de zones attractives ou répulsives situées dans l'environnement. Les zones attractives représentent l'objectif, alors que les zones répulsives correspondent à des solutions non observables. Influencés par ces zones, les agents réactifs interagissent entre eux et avec leur environnement pour explorer ce dernier. Ces interactions sont inspirées de la

thermodynamique, et plus précisément des gaz de Van Der Waals permettant de modéliser le comportement des agents de façon analogue à celui des molécules. Afin d'utiliser ces interactions, l'environnement est modélisé par des variables d'états telles que la pression ou la température. L'utilisation de ces interactions entraîne une modification du comportement d'un agent en fonction de l'état de l'environnement. L'évaluation du système pour déduire la solution optimale se fait par l'observation de la population d'agents. Cependant, la sélection d'une solution étant basée sur des indicateurs topologiques, la solution qui résulte de l'observation peut être non admissible. L'utilisation de ces interactions inhibe la sélection d'une telle solution, en minimisant la dispersion des agents en présence dans l'environnement de minimum local.

## 2.2 Étude de cas : la conduite en convoi

L'étude de cas que nous développons pour illustrer l'approche de la décision par des systèmes multi-agents réactifs s'inscrit dans le cadre du projet ANR SafePlatoon (Sécurité de convois de véhicules autonomes). L'objectif est la conception d'approches sûres pour les systèmes de convoi de véhicules autonomes. Le projet prend en compte plusieurs configurations géométriques de convoi (linéaire, triangulaire, ligne de front,...). Il intègre aussi la possibilité d'adapter de manière dynamique la configuration du convoi. Ce caractère dynamique permet de prendre en compte les changements survenant dans l'environnement. Chacune des configurations peut s'avérer particulièrement adaptée à un domaine d'application. Dans le domaine urbain par exemple, les trains de véhicules sans accroches peuvent servir de plate-forme matérielle pour de nouveaux systèmes de transport de passagers, avec des propriétés utiles : la possibilité d'adapter le nombre de véhicules à l'évolution de la demande au cours de la journée, ou la possibilité de l'usage multimodal de chaque véhicule.

Nous comptons donc évaluer de façon empirique notre approche pour la prise de décision, en appliquant les modèles proposés à la conduite autonome, et plus particulièrement à la conduite en convoi. Le choix de cette application de navigation autonome en vue de l'évaluation de notre approche se justifie à plusieurs titres :

- Le paysage urbain est dense et fortement dynamique.
- La prise de décision découle directement de la perception de ce paysage.
- La prise en compte de la sécurité des passagers doit passer par un

système fiable et redondant.

L'évaluation et la validation s'effectuent en deux étapes. Dans un premier temps, nous validerons le traitement des données provenant des capteurs. Ce traitement a pour but de définir la position d'un leader à suivre parmi les objets de l'environnement (la notion de leader sera présentée de façon détaillée, disons pour l'instant qu'elle joue un rôle de premier plan pour l'approche dite locale de la conduite en convoi que nous proposons). Dans un second temps, nous utilisons ces données pour calculer, à l'aide du modèle multi-agents décisionnel, une consigne transmise à la fonction de contrôle du véhicule, afin de préserver ou d'adapter la configuration du convoi. La formation en colonne sera la première évoquée, puis nous verrons comment l'adapter à la multi-configuration et l'évitement d'obstacles.

# Chapitre 3

## Plan de la thèse

Ce manuscrit se décompose en trois parties.

### 3.1 Partie I

La première partie est composée de quatre chapitres. Le premier chapitre propose un état de l'art sur la prise de décision et définit les étapes. Le chapitre suivant présente un état de l'art sur les systèmes multi-agents. Le troisième chapitre fait un état des lieux des indicateurs pour l'évaluation des systèmes multi-agents. Le dernier chapitre de cette partie présente la contribution de cette thèse à l'approche par les systèmes multi-agents réactifs d'inspiration physique, pour la prise de décision et la résolution de problème. Ce chapitre se découpe en deux sections. La première traite de la prise en compte et du traitement des données. La deuxième section présente l'approche exploitant ces données pour le choix d'une solution appropriée.

### 3.2 Partie II

La deuxième partie présente l'application du modèle de prise de décision à la conduite en convoi. Elle est divisée en quatre chapitres. Le premier, propose un état de l'art autour des véhicules autonomes et sur les différents projets ayant proposé des avancées dans ce domaine. Nous verrons qu'il existe plusieurs familles d'approches pour la conduite en convoi et parmi elles, l'approche locale que nous proposons. Le second chapitre se placera dans le cadre de cette approche locale. Il traite des données produites par les capteurs et présente comment est utilisé le modèle multi-agent pour définir

les informations nécessaires au véhicule. En partant de ces données, le dernier chapitre propose une modélisation de l'environnement du véhicule pour définir la consigne à envoyer au contrôleur du véhicule.

### **3.3 Partie III**

Cette partie est composée de trois chapitres et présente les résultats des simulations et des expérimentations. Le premier chapitre pose le protocole expérimental en détaillant les outils, métriques et scénarios retenus. Le deuxième chapitre est consacré à l'évaluation du traitement de l'information à travers plusieurs simulations et expérimentations. Le troisième chapitre est destiné à évaluer le système de prise de décision pour la conduite en convoi. Nous utiliserons dans un premier temps la formation colonne qui semble la plus usuelle, puis nous évaluerons d'autres types de configuration en considérant la présence d'obstacles.

### **3.4 Conclusion**

La thèse s'achève par un chapitre, abordant les conclusions et perspectives, qui dresse le bilan général des travaux. Nous rappellerons les enjeux, les problèmes traités et nous proposerons un ensemble de perspectives pouvant être développées par la suite, proposant ainsi de nouvelles voies pour de futures recherches.

Première partie

Modèle multi-agents pour la  
prise de décision



# Chapitre 4

## Introduction

Cette partie a pour objet une présentation de l'état de l'art sur la prise de décision et les systèmes multi-agents : deux problématiques qui jouent un rôle de premier plan dans notre travail. Dans un premier temps, la prise de décision sera décrite comme un processus cognitif, à partir du travail original de Herbert Simon [Sim77] dans les années soixante. Nous présenterons les méthodes permettant d'informatiser et d'automatiser ce processus, notamment l'informatique qui à travers les méthodes distribuées, a permis le développement de l'aide à la décision et la prise de décision autonome dans des systèmes distribués jugés compliqués par l'homme. Le chapitre relatif aux systèmes multi-agents a pour principal objectif de situer le type de système multi-agents que nous adoptons au cours de ces travaux.

Cette partie est structurée comme suit : le chapitre 8 présentera les concepts autour de la prise de décision, puis le chapitre 6 définira les notions autour des systèmes multi-agents, enfin le chapitre 7 proposera un tour d'horizon sur les moyens d'évaluer un système multi-agents.



## Chapitre 5

# La prise de décision

### 5.1 Décider : un procédé cognitif

La signification du terme **décision** varie fortement, mais se réfère d'une manière générale à un processus cognitif. Pour les psychologues, la décision peut être assimilée à un certain type de comportements [WZ86], consécutif à un besoin d'agir sans savoir comment diriger notre action. Par exemple, préférer s'en remettre au hasard (tirer à pile ou face) est une façon élémentaire de prendre une décision.

Lorsqu'on passe de l'individuel au collectif, plusieurs visions du problème de la prise de décision se déploient, sans être nécessairement contradictoires. Dans la théorie de la décision normative ou statistique [AS10], la décision est l'action de sélectionner une stratégie en particulier parmi plusieurs voies possibles, en s'inspirant d'une expérience exprimée par des normes et en mesurant des similitudes entre des situations décisionnelles. Dans les théories des organisations, de la décision empirique et du domaine de l'intelligence artificielle, la décision est un processus particulier de traitement de l'information voire le processus organisationnel lui-même. Mintzberg [Min79] définit une décision, qu'elle soit individuelle ou collective, comme l'engagement dans une action, c'est-à-dire l'intention explicite d'agir. Pour Lévine, [LP89] une décision est une action qui est prise pour résoudre un problème posé au décideur ou à l'organisation (modification de l'environnement par exemple). Roy et Bouyssou [Roy96] estiment que la décision est souvent présentée comme un choix librement exercé par un acteur isolé (décideur) entre plusieurs possibilités d'actions, à un moment donné dans le temps. Cette décision découle d'un processus interne reposant sur les connaissances, l'expérience et la finalité du décideur.

Cependant, un consensus s'établit et considère la décision comme des processus cognitifs, c'est à dire différents modes dans lesquels un système traite l'information en y répondant par une action. Les systèmes ainsi capables de réaliser un processus cognitif se divisent en deux catégories :

- les systèmes naturels : un cerveau (humain ou animal), un groupe d'individus (poissons, fourmis, milieux sociaux), etc.
- les systèmes artificiels : réseau de neurones artificiels, système expert, etc.

Dans un système naturel ou artificiel, le traitement de l'information se définit comme étant le processus par lequel, l'information perçue est analysée et intégrée dans la structure interne de connaissances. Dès lors, la décision est le résultat d'un processus global de résolution de problèmes dans le cas d'une approche cognitive. Pour [SM91], la prise de décision est un processus cognitif complexe, visant à la sélection d'un type d'actions parmi différentes alternatives, en tenant compte du contexte d'exécution. Chaque processus de prise de décision produit un choix final, ou bien conduit à une impasse<sup>1</sup>. La décision définie comme un processus, apparaît dans les années 80 avec le développement des approches descriptives proposées afin de répondre au besoin de modélisation des organisations. Elles visent à modéliser le processus de décision pour le décrire, l'analyser et l'exploiter. Ces approches descriptives issues de la psychologie cognitive et de la théorie de l'information [Can96], prédominent en sciences sociales, en sciences de l'information et en sciences cognitives.

## 5.2 Du choix à la décision

Présentons maintenant quelques aspects du processus de décision, tels qu'ils ont été formulés par Herbert Simon (1916-2001), prix Nobel d'économie en 1978. En effet, ses idées se réfèrent au domaine des organisations économiques et administratives, et sont une source d'inspiration pour nos travaux car il est possible d'en extraire des concepts généraux . Simon dans [Sim77] présente la décision comme un processus conduisant à un choix, dont

---

1. Il ne faut pas oublier que de nombreux problèmes sont non décidables. Si ce terme a bien un sens précis en informatique théorique, il semble évident que l'existence de problèmes non décidables abstraits, implique l'existence de problèmes concrets de décision qui ne sont pas traitables par des algorithmes.

il distingue plusieurs types :

- **Les choix certains** : lorsque le risque est nul car on connaît le résultat de la prise de décision dans 99 % des cas. Les choix certains sont souvent les choix les moins importants.
- **Les choix incertains** : lors de l'intervention de variables qui ne sont ni maîtrisées par le décideur, ni même probabilisables en raison de l'importante complexité de l'environnement et de ses conditions d'évolution. Ce sont souvent les décisions les plus importantes (décisions stratégiques).
- **Les choix aléatoires** : lorsque certaines variables ne sont pas dans leur totalité maîtrisées par le décideur, mais peuvent être mathématiquement probabilisées. Une variable connue en probabilité est dite aléatoire, c'est-à-dire qu'on sait qu'il y a telle probabilité pour qu'elle prenne telle valeur (par exemple quand on choisit entre pile et face). Ces choix sont un peu moins sûrs que les choix certains, mais un peu plus certains que les choix incertains.

On doit également à Simon l'identification d'un cycle de prise de décision, susceptible d'instaurer une interaction continue entre le processus à monitorer et le processus de décision, que nous pouvons désigner par l'acronyme IDCR (d'après *intelligence-design-choice-review*). Bien que pour Simon les étapes de ce processus revêtent un caractère cognitif, nous verrons par la suite sous quelles conditions elles restent pertinentes dans un contexte sans connaissances explicites.

## 5.3 Conclusion

De ce qui précède, nous retenons la définition de la prise de décision comme le choix d'une action à exécuter dans un environnement dynamique et incertain, à partir d'une perception de cet environnement, et dans le but d'accomplir une mission ou satisfaire un but. Nous nous attachons à considérer que l'accomplissement de la mission est le résultat d'un processus, souvent cyclique, conformément au schéma IDCR introduit par Simon. Les connaissances explicites jouent alors un rôle important dans l'élaboration de la décision. Dès lors, les approches de la décision précédemment présentées se situent d'entrée dans un cadre cognitif [Can96]. Il resterait à éclaircir quel est le poids que nous comptons assigner à la connaissance explicite, dans

l'approche présentée dans ce mémoire. Dans la mesure où notre position va dans le sens d'un recours aux systèmes multi-agents, en tant que modèle générique pour une prise de décision à caractère réactif, il convient à présent d'exposer ce système. En conclusion, nous énoncerons les traits principaux d'une approche pour une prise de décision réactive, basée sur des agents.

## Chapitre 6

# Les systèmes multi-agents

Les systèmes multi-agents sont au carrefour de plusieurs disciplines, en particulier l'intelligence artificielle, les systèmes distribués et le génie logiciel. Ils reposent sur la notion d'agent, c'est à dire une entité possédant une autonomie dans un environnement dynamique, souvent non prédictible. La modélisation de ces agents et de leurs interactions se base le plus souvent sur l'analogie, et trouve dans l'observation de la nature sa principale source d'inspiration. Parmi ces sources, les plus connues sont issues de la biologie à travers notamment l'observation des sociétés animales comme les fourmis, les termites ou encore les oiseaux ([Fer95] [Rey87]). D'autres sources d'inspiration sont également à l'origine de nombreuses avancées dans la modélisation des agents et de leurs interactions, notamment la sociologie, les sciences cognitives, la linguistique et la physique.

Cette grande diversité a ouvert de nombreux domaines d'application : la simulation de systèmes complexes, la résolution distribuée de problèmes, l'optimisation, la robotique collective, etc. Cette multiplicité de cadres applicatifs a également pour corollaire une pluralité de définitions des agents et de leurs interactions au sein d'un environnement commun.

Le développement des systèmes multi-agents et des moyens informatiques a entraîné une mutation de leur conception, passant d'une architecture centrée sur l'agent à une architecture centrée sur les interactions. Découlant de l'intelligence artificielle distribuée, les premiers systèmes de type tableau noir [Cor03] reposaient sur la fragmentation de manière récursive d'un problème en sous-problèmes. Chaque agent se voyait alors confier la résolution d'une partie du problème, en fonction de ses capacités. A l'inverse, les systèmes centrés sur les interactions utilisent la dynamique et la mobilité des agents pour résoudre un problème. Dès lors, la solution ne se trouve pas dans la

capacité de raisonnement d'un agent, mais dans ses interactions avec le reste de la population et l'environnement.

## 6.1 Définitions générales

Dans cette thèse, nous proposons de nous appuyer sur les définitions issues des travaux de Ferber [Fer95].

Ainsi, les systèmes multi-agents regroupent un ensemble d'agents autonomes qui interagissent les uns avec les autres, dans un environnement partagé. Ces agents, sont des entités autonomes à la fois vis-à-vis de l'utilisateur et, vis-à-vis de l'environnement dans lequel ils évoluent [DFJ91]. Pour assurer cette autonomie, ils disposent de ressources propres, et de capacités pour agir dans un environnement (la communication, les interactions, etc.). Il convient de revenir plus en détail sur ce qu'est un agent, et comment ils sont organisés au sein d'un même environnement pour former un système multi-agents. Par la suite, nous verrons qu'il existe plusieurs familles d'agents et plusieurs types d'interactions.

### 6.1.1 Les agents

Russell en 1995, [RN95] définit l'agent comme toute chose capable de percevoir son environnement à l'aide de capteurs, et agissant de façon autonome sur cet environnement à l'aide d'effecteurs.

Wooldridge et Jennings [WJ95] ajoutent à cette définition : l'aptitude sociale, la réactivité et la pro-activité des agents :

- autonomie : les agents opèrent sans intervention extérieure, et contrôlent leurs actions et leurs états internes.
- aptitudes sociales : les agents interagissent entre eux via un langage.
- réactivité : les agents répondent en temps opportun aux changements intervenant dans l'environnement perçu.
- pro-activité : les agents peuvent également agir par eux-mêmes pour satisfaire leurs objectifs.

La même année, dans son livre *Vers une intelligence collective*, Ferber étend cette définition et considère l'agent comme une entité physique ou virtuelle qui :

- agit dans un environnement.

- communique directement avec d'autres agents.
- mue par un ensemble de tendances.
- possède des ressources propres.
- perçoit son environnement.
- dispose d'une représentation partielle de cet environnement.
- possède des compétences et offre des services.
- peut éventuellement se reproduire.
- tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte de sa perception, ses représentations, ses communications reçues, mais aussi des ressources et compétences dont elle dispose.

La généralité de cette définition d'un agent donne lieu à deux conceptions, deux écoles de pensée : les agents dits réactifs et les agents cognitifs.

### 6.1.2 Agents réactifs et agents cognitifs

On peut considérer les agents d'après les mécanismes participant à l'élaboration de leur comportement, par conséquent d'après leur organisation ou leur architecture interne.

#### Agents réactifs

Leur comportement peut être qualifié de réflexe : ils élaborent une réponse aux stimuli venant de l'environnement en fonction d'un état interne. La communication directe entre agents, quand elle se produit, est événementielle et sans contenu explicite d'informations. Chaque comportement est comparable à une machine à états finis établissant une relation entre une entrée sensorielle (un capteur) et une sortie (action). Par conséquent, les agents réactifs n'ont pas de connaissances explicites de l'environnement, du but du système et des autres agents.

Les premiers travaux relatifs à cette approche ont été réalisés au MIT en 1986 par Brooks [Bro86]. Le postulat de base est que le recours à plusieurs micro-robots, de taille aussi petite que possible et travaillant ensemble sur une tâche donnée, permet d'être plus efficace qu'un seul robot spécialisé.

Le résultat de l'opération des agents réactifs est un phénomène émergent, permettant de considérer qu'un comportement global intelligent résulte de comportements individuels très simples. Si la connaissance est présente au sein d'un système multi-agents réactif, celle-ci est intégrée définitivement et de façon implicite par le concepteur du système. Par exemple, la connaissance du concepteur pourra être cristallisée sous forme d'un environnement

constitué de champs de force, lorsqu'un agent réactif recherche la direction de moindre croissance d'un gradient.

Toutefois, malgré une simplicité de la mise en oeuvre d'un tel système, certaines contraintes apparaissent. Ces limites ont été évoquées par Bousquet et Lepage [BP04] :

- L'absence d'une modélisation de l'environnement et de connaissance par l'agent. Il est donc nécessaire que l'agent possède un moyen de perception suffisamment précis pour être en capacité d'interagir.
- Le comportement de l'agent est basé sur des informations locales. Il est difficile d'intégrer des informations non locales (action utilisateur, communication, etc.) sans perturber le système.
- L'absence de mémoire (en dehors de l'état interne) et d'un modèle de l'environnement chez l'agent, rend difficile la prise en compte de l'expérience pour améliorer ses performances.

### Agents cognitifs

A l'opposé des agents réactifs, les agents cognitifs sont capables, au niveau individuel, de réaliser des opérations relativement complexes. Ils disposent généralement de moyens de coopération leur permettant d'atteindre un but commun. Chaque agent dispose d'une base de connaissance et de règles, indispensables pour lui permettre de réaliser sa tâche et gérer les interactions avec les autres agents ainsi que l'environnement. Une communication de haut niveau entre agents est possible par des mécanismes tels que les actes de langage.

Parmi les modèles généraux d'agents cognitifs, les agents BDI (Beliefs-Desires-Intention ou Croyances-Désir-Intention) sont les plus représentatifs. Ils possèdent un ensemble d'aptitudes mentales :

- la croyance : la connaissance de l'environnement par l'agent.
- le désir : les états possibles vers lesquels l'agent va tendre.
- l'intention : l'état vers lequel l'agent s'est engagé et va mobiliser ses ressources.

Pour planifier leurs actions, les agents cognitifs réagissent donc en fonction de leurs connaissances, leurs buts, leurs échanges avec les autres agents et l'environnement. Plusieurs mécanismes leur permettent de gérer les interactions avec les autres agents : la coopération, la négociation, la délibération, etc.

Réactif	Cognitif
Pas de représentation explicite	Représentation explicite de l'environnement
Pas de mémoire locale	Peut tenir compte de son passé
Fonctionnement stimulus/action	Agents complexes
Nombre d'agents important	Nombre d'agents faible

TABLE 6.1 – critères de Reichgelt

Deux des caractéristiques majeures des agents cognitifs sont, leur capacité de représentation et leur capacité de raisonnement. Elles leurs permettent de travailler indépendamment, voire de se comporter dans certains comme des organisations d'individus devant coordonner leurs activités pour coopérer et résoudre leurs conflits.

Cependant, la conception et l'implémentation d'agents cognitifs soulèvent quelques difficultés liées à la complexité de leur architecture.

Reichgelt résume la différence entre agents réactifs et cognitifs par le tableau suivant (Tableau 6.1) .

En général, la différence entre agents réactifs et cognitifs s'explique par le compromis efficacité/complexité. Toutefois, [Fer92] propose un modèle d'agent hybride.

Nous pouvons également citer les travaux de Muller [Mul94] et Bussmann [BD94]. Un agent hybride est composé de trois types de modules : réactif, cognitif et un module de contrôle. Ce dernier permet l'activation des modules réactifs ou cognitifs. Cette approche est intéressante et semble apporter une solution adéquate, pour modéliser les systèmes complexes dont l'environnement est dynamique. Mais, elle introduit le problème d'interaction entre les différents modules.

## 6.2 De l'agent au système multi-agents

En reprenant la définition proposée par Demazeau [Dem95], un système multi-agents se caractérise par :

- Un environnement (E) : un espace disposant d'une métrique et d'un support de communication
- Un ensemble d'objets (O) : ces objets sont situés dans l'environnement E. Il est donc possible à tout moment, d'associer à O une coordonnée dans E.

- Un ensemble d'agents ( $A$ ) : les entités actives et autonomes du système.
- Un ensemble d'interactions ( $I$ ) : elles permettent aux agents  $A$  de modifier l'environnement  $E$
- un ensemble d'opérateurs ( $Op$ ) : ils sont capables d'opérer sur l'environnement et de provoquer des réactions.

Pour résumer, un système multi-agents est un ensemble composé d'agents qui interagissent et collaborent pour accomplir un but collectif ou individuel. Les interactions imposent l'existence d'un espace pour les supporter, c'est le rôle souvent implicite de l'environnement. A présent, nous allons nous attacher à présenter de manière plus détaillée les éléments importants de cette définition.

### 6.2.1 L'environnement

L'environnement est défini comme le lieu d'immersion dans lequel les agents évoluent. Il peut être décomposé en plusieurs sous-environnements de nature différente [OPFB02] : l'environnement physique qui est l'espace où se situeront les agents et l'environnement social composé des relations entre les agents. L'existence d'un environnement social repose essentiellement sur des choix de modélisation, alors que l'environnement physique est fortement lié au problème. En 2004, Weyns [WPM<sup>+</sup>05] propose de définir l'environnement comme une première étape d'abstraction, où sont établies les conditions nécessaires aux agents pour exister. L'environnement sert également d'intermédiaire pour les interactions entre les agents et la ressource.

Russell et Norvig [RN95] ont proposé de nombreuses propriétés pour qualifier l'environnement, comme :

- Accessible par opposition à inaccessible : indique si les agents ont accès à l'état complet de l'environnement ou non.
- Déterministe par opposition à non déterministe : indique si un changement d'état de l'environnement est uniquement déterminé par son état actuel et par les actions des agents.
- Statique par opposition à dynamique : indique si les changements peuvent être prédits par le système. Un environnement statique ne peut changer sans que le système agisse.
- Discret par opposition à continu : indique si le nombre de données perçues et les actions sont limitées ou non.

L'environnement peut être très élémentaire et se réduire à un ensemble de canaux de communication entre les agents. Toutefois, dans les systèmes reposant sur des agents situés, tels que les systèmes d'inspiration biologique ou physique, l'environnement possède une métrique et joue un rôle central dans le déroulement des interactions.

### 6.2.2 Les interactions

La notion d'interaction peut être considérée comme essentielle dans les systèmes multi-agents. C'est à travers les interactions que les agents vont pouvoir se mouvoir, agir et définir des comportements collectifs. En 1977, Morin [Mor77] définit les interactions comme des actions réciproques modifiant, par la présence ou l'influence, le comportement ou la nature des éléments, corps, objets. On peut donc différencier un système multi-agents d'une collection d'agents indépendants, par le fait que les agents interagissent entre eux en vue de réaliser un objectif commun.

Les interactions peuvent être directes : Agent-Agent, ou indirectes : Agent-Environnement. Soit l'agent reçoit cette information directement par envoi de message par exemple, ou indirectement par le biais de l'environnement ou d'une structure partagée. Ce dernier type d'interaction est parfois qualifié de stigmergie et peut prendre la forme de phéromones, champs de potentiels, etc. A la différence d'une communication directe où les interlocuteurs sont identifiés, il n'y a pas la notion de destinataire dans une communication indirecte mais plutôt la perception de traces déposées dans l'environnement.

L'interaction dépend alors de la capacité de perception des agents liée à la métrique de l'environnement, sa topologie et à une notion de temps. Une trace peut ainsi disparaître tout comme un phéromone peut s'évaporer, ou n'avoir qu'une durée instantanée comme un signal émit ponctuellement.

La communication directe a donné lieu à de nombreuses recherches sur les langages de communication, dont les théories sur les actes de langages [Aus70] et les protocoles d'interaction tels que le réseau contractuel [Smi88]. Les communications directes sont en général utilisées dans le cadre des systèmes multi-agents cognitifs, tandis que les interactions indirectes sont utilisées dans les systèmes multi-agents réactifs.

Compte tenu de la nature réactive des systèmes que nous considérons dans nos travaux, il convient à présent de s'intéresser aux modes d'interaction inspirés de la biologie et de la physique.

### Interactions d'inspiration biologique

Les interactions d'inspiration biologique reposent sur l'étude et la compréhension des sociétés animales telles que les fourmilières ou les bancs de poissons. Ces mécanismes d'interaction par phéromones et par auto-organisation observés dans ces sociétés [DGP<sup>+</sup>87] [DG89], ont permis l'élaboration de nouvelles méthodes dans la résolution de problèmes. Ainsi, à partir de divers modèles et transpositions du comportement des fourmis, des applications ont été développées dans le domaine de l'optimisation (Travelling salesman problem par exemple), du contrôle distribué (routage d'informations dans un réseau informatique, équilibrage de charges dans un réseau de stations de travail) [CDM91], mais aussi dans la résolution de problèmes tels que le tri collectif, le transport coopératif, etc. [BDT99].

Loin de se limiter aux fourmis, d'autres modèles biologiques (essaim d'oiseaux ou bancs de poissons) ont également été source d'inspiration et utilisés dans divers cadres applicatifs pour mettre en place des comportements de déplacement en formation dans l'animation vidéo par exemple [Rey87] [TT94]. Citons également, le modèle d'éco-résolution [FJ91][BDFJ91] qui, en s'inspirant des équilibres entre écosystèmes naturels, permet une résolution distribuée fondée sur les interactions entre agents. Une adaptation de ce modèle a été ainsi utilisée dans [DBC98] pour un problème d'affectation quadratique.

L'intérêt de ces modèles (ou de ces inspirations) biologiques est qu'ils apportent des réponses "simples", pour le développement de systèmes multi-agents permettant une résolution collective du problème. Cependant, cette inspiration est parfois de l'ordre de la simple métaphore, plutôt que du niveau d'un algorithme comportemental précis et relativement formalisé. Toutefois, cela n'enlève rien à l'aide conceptuelle que ce type d'inspiration apporte pour modéliser la résolution d'un problème.

A notre connaissance, les modèles socio-biologiques ayant inspiré le développement d'algorithmes pour la résolution collective de problèmes, sont principalement les fourmis. Cependant, certaines méthodes s'inspirent de d'autres insectes comme les araignées sociales ou les termites [SKD97]. [SKD97] détaille ce choix de modélisation par la nécessaire communication et la particularité de la démarche correspondant au cadre applicatif.

### Interactions d'inspiration physique

Selon Balkenius [BA95], on trouve dans un essai de psychologie dans [LEW36], la première mention d'une explication du comportement humain en

termes de combinaisons vectorielles d'intentions basiques. Ce qui a valu à son auteur d'être connu comme un précurseur de la formalisation mathématique du comportement.

Plus récemment, des recherches menées sur des batraciens par Arbib [Arb81] concernant le comportement et la neurophysiologie ont permis de mettre en évidence le fait que, les mouvements de certains animaux peuvent être interprétés comme la résultante d'une combinaison d'attractions et de répulsions induites par l'environnement (une proie est une source d'attraction, un prédateur est une source de répulsion, etc.). Cette recherche a également trouvé un écho dans les travaux de Partridge [Par82] sur des bancs de poissons, et a débouché en robotique sur la théorie des schémas d'Arkin [Ark89] qui décompose le comportement en entités indépendantes. Ces dernières, sortes d'atomes comportementaux, peuvent être perceptuelles ou moteurs, et se traduisent par des champs vectoriels attractifs ou répulsifs. La mise en œuvre de cette théorie consiste à combiner les schémas, en superposant des champs attractifs pour les buts et des champs répulsifs pour les obstacles. Cette superposition influe sur le comportement de l'agent, comme un champ de potentiel électrique influe sur un électron. Ainsi, cette méthodologie appliquée à la navigation de robots a démontré sa capacité à générer des trajectoires efficaces, continues et lissées, et ce avec la simplicité et la rapidité de calcul attendues dans les domaines de la navigation autonome.

Khatib [Kha85] est le premier à avoir appliqué cette approche de la planification de chemins et d'évitement d'obstacles, en simulation et sur des bras manipulateurs. La technique consiste à établir un champ de potentiels, à partir d'une carte des obstacles donnée a priori. Chaque obstacle génère une force répulsive alors que le but génère une force attractive. La résultante de ces forces permet de construire une carte vectorielle. Ainsi, dès lors que l'agent sait déterminer à chaque instant sa position dans l'environnement, il est capable de déduire une suite de déplacements élémentaires le conduisant au but en évitant les obstacles.

Cette proposition a ensuite été reprise et généralisée au cas de la planification de chemins globaux et locaux par Krogh [KT86]. Brooks [Bro86] et surtout Arkin [Ark89] ont développé des méthodes de composition des comportements élémentaires basées sur des champs de force, pour contrôler de réels robots dotés de divers capteurs. Ces travaux qui témoignaient de l'applicabilité de l'approche aux environnements réels, ont suscité un vif engouement dans le domaine de la robotique mobile ([Mat94], [BA95]).

Un certain nombre de problèmes inhérents à la méthodologie des champs de potentiels ont été identifiés par Korenz et Borenstein [BKM91], en particulier celui des minima locaux et des oscillations. Depuis, de nombreuses

méthodes ont été mises au point pour faire face à ces problèmes, comme par exemple l'utilisation de bruits, de méthodes évolutionnistes [?], ou de systèmes de moniteurs qui détectent une situation bloquée et appliquent une heuristique pour en sortir.

### 6.2.3 Organisation et l'auto-organisation

Nous avons défini les agents comme des entités d'un système autonome. Nous pouvons ajouter comme définition à l'autonomie, celle de Conte et Castel [CC95] qui définissent l'autonomie comme étant la capacité d'un agent à générer et poursuivre ses propres buts. Dans ce cadre, la dynamique du système est en partie due aux nombreuses créations, suppressions et modifications de l'environnement décidées de manière autonome par les agents. Cette dynamique est aussi influencée par l'environnement dans lequel les agents sont immergés (plus la résolution est fine, plus la dynamique sera fluide).

Crozier et Friedberg [CF77], définissent l'organisation comme une construction politique et culturelle, un élément dont les acteurs sociaux se dotent pour régler leurs interactions afin d'obtenir le minimum de coopération nécessaire à l'atteinte d'objectifs collectifs. Selon Malone [Mal87], l'organisation est une structure de coordination, de prise de décision et de communication comprenant un ensemble d'acteurs, dont l'objectif est la réalisation d'un but commun. Pour Bouron [Bou92], l'organisation est définie comme l'ensemble des engagements tenus par les agents constituant la société. L'organisation, pour Hannoun [HSBS98] spécifie qui fait quoi et comment. Il base son modèle d'organisation sur les rôles et les liens organisationnels entre ces agents, ce qui rejoint les travaux de Fox [Fox81] qui qualifie l'organisation comme une structure, décrite par les relations entre les membres interagissant entre eux afin d'atteindre un but commun. Mintzberg [Min79] a donné une vue unifiée de quelques travaux en définissant la structure d'une organisation, comme la somme totale des moyens employés pour diviser le travail en tâches distinctes et assurer la coordination nécessaire entre ces tâches. D'après les définitions issues des différentes disciplines citées plus haut (la sociologie qui est une discipline fondatrice de ce concept, les sciences humaines et économiques et les systèmes multi-agents), nous constatons que le terme "organisation" est ambigu car il renvoie à la fois à l'action d'organiser et au résultat de cette action. Néanmoins, nous pouvons déduire que l'organisation est directement liée à la division du travail, à la répartition des rôles, des tâches et des responsabilités entre les membres d'un groupe.

## De l'organisation à l'auto-organisation

L'auto-organisation se réfère au processus dans lequel le système, sans contrôle extérieur, modifie son organisation pour s'adapter aux changements survenant dans l'environnement. [DSGK05].

Le préfixe 'auto' souligne l'apparition de phénomènes collectifs et robustes dans un ensemble d'entités en interaction, sans la nécessité de la présence d'un chef, d'une préparation initiale non homogène, ou de conditions extérieures déviant les interactions ou la dynamique individuelle. Le terme central de l'organisation suggère une apparition d'ordre, et se rapporte à la notion d'entropie et d'information. Farley et Clark [FC54] attribuent la qualité d'auto-organisation, à tout système capable de changer sa structure en fonction de son expérience et de la dynamique de son environnement. Toru Ishida [IGY92] donne une définition plus générale de l'auto-organisation, comme la capacité d'organisation qu'ont les agents à s'adapter eux-mêmes aux situations dynamiques. Les agents coopératifs travaillent dans des environnements changeants. Par conséquent, il est important que leurs mécanismes de coordination soient aptes à s'adapter. En particulier, l'organisation du système multi-agents doit évoluer à travers le temps quand les circonstances le nécessitent. L'auto-organisation permet à un système de s'adapter de manière autonome aux conditions changeantes du milieu. Elle consiste en une transformation de la topologie (c'est-à-dire des relations entre les agents) en tant que résultat du fonctionnement de ce même réseau, dans le cadre de son couplage structurel avec l'environnement [Cam98].

Un système auto-organisé est caractérisé par les propriétés suivantes [DSGK05] :

- **Absence d'un contrôle externe explicite.** Il s'agit d'une propriété obligatoire qui spécifie que le système est autonome. Il change son organisation en se fondant uniquement sur ses décisions internes.
- **Contrôle décentralisé.** Un système auto-organisé peut travailler sous contrôle décentralisé. Chaque élément du système s'adapte à l'environnement perçu, bien que limité.
- **Opération dynamique.** Cette propriété obligatoire est liée à l'évolution du système à travers le temps. Puisque l'organisation évolue indépendamment de tout contrôle externe, cette propriété implique une continuité dans le processus d'auto-organisation.

## 6.3 L'émergence

La notion d'émergence est présente depuis longtemps dans l'histoire des sciences. Elle a été employée à l'origine par les physiciens, les biologistes et les philosophes pour exprimer l'apparition au sein d'un système, de phénomènes dont la manifestation ne peut être simplement expliquée par la connaissance de ses constituants. Plus généralement, on peut formuler l'émergence comme l'idée qu'il existe dans un système, des propriétés présentes à un certain niveau d'organisation qui ne peuvent être déduites des propriétés de niveaux inférieurs [dV97]. La compréhension de cette notion peut alors s'exprimer par la question de Descartes : "*Comment peut-on concevoir un système qui surpasse les spécifications de son créateur ?*"

### 6.3.1 Quelques définitions

Pour une première définition assez intuitive, nous présentons l'émergence comme l'apparition à un niveau macroscopique d'aspects, de configurations, comportements, et fonctions, dont la seule observation des caractéristiques des entités du système ne permet pas de prédire. Nous donnons, à partir de définitions tirées de la littérature, les caractéristiques qui nous semblent indispensables pour cerner clairement la notion d'émergence. Pour cela, nous avons retenu trois définitions :

- Vijver [dV97] : D'une part, l'émergence présuppose qu'il y a apparition de nouveautés, propriétés, structures, formes ou fonctions ; et d'autre part, elle implique qu'il est impossible de décrire, d'expliquer ou de prédire ces nouveaux phénomènes en termes physiques, à partir des conditions de base définies aux niveaux inférieurs.
- Grumbach et Lewes [Lew75] : Théorie selon laquelle la combinaison d'unités d'un certain ordre, crée une entité d'ordre supérieur dont les propriétés sont entièrement nouvelles.
- Goldstein [Gol99] : L'émergence fait référence à l'apparition de structures, de schémas (patterns), ou de propriétés nouvelles et cohérentes, durant le processus d'auto-organisation dans un système complexe .

L'émergence est le résultat de la description d'une organisation dont les relations sont dynamiques. Nous pouvons donc définir deux types d'émer-

gences : celle due aux interactions et celle due aux coopérations.

### 6.3.2 L'émergence par coopération

Selon Ferber [Fer95], le phénomène d'émergence s'explique par le fait que la coopération dans les systèmes multi-agents, constitue un système dans lequel les techniques utilisées favorisent l'augmentation des performances du groupe et donc la probabilité individuelle de survie. Ferber se réfère à des phénomènes attendus de l'interaction de plusieurs agents : la catalyse, l'émergence par amplification qualitative (augmentation des capacités et des performances des agents d'une façon isolée) et quantitative (augmentation du nombre d'agents). L'ajout de nouvelles compétences dans un système multi-agents améliore qualitativement le système. Une augmentation numérique des agents à capacités équivalentes, révèle un phénomène d'émergence. Cette amélioration quantitative permet de mettre en évidence un phénomène émergent ou effet de seuil. L'effet de seuil suppose qu'il existe un certain nombre d'agents à partir duquel il sera possible de traiter le problème.

Dans le cas réactif, le comportement des agents est relativement simple, sans capacité de raisonnement. Le comportement est semblable à celui d'un automate, comme les agents d'un système d'éco-résolution [BDFJ91]. L'automate répond, en fonction de la valeur de ses entrées et de son état actuel, pour engendrer des sorties. Les informations fournies possèdent un contenu sémantique borné et se résument aux possibilités d'interprétation d'un certain nombre de signaux. Toutefois, ces moyens et mécanismes soulèvent d'autres problèmes tels que la division des tâches et l'accroissement du nombre de conflits, en raison de problèmes d'accès aux ressources et de manque de coordination. Des méthodes de répartition des tâches, de communication, de coordination des actions, et de résolution des conflits peuvent être employées pour résoudre ces problèmes et contribuer à accroître les performances du groupe.

### 6.3.3 L'émergence par interaction

Une étude des phénomènes d'émergence d'organisations par interaction, est proposée par Marcelpoil [MBP94]. A cet égard, il présente un outil d'analyse de sociétés cellulaires, fondé sur une modélisation simplifiée de la cellule et de ses interactions avec son environnement. L'objectif de l'étude cellulaire est d'explorer les relations qui existent entre les fonctions des cellules et la structure de leur environnement. Le but est d'une part, d'inclure le fonctionnement individuel de chaque cellule et la sensibilité de ses récepteurs aux

facteurs l’entourant ; et d’autre part, de représenter la distribution et l’organisation spatiale des cellules du tissu. En conclusion, le but de ce travail est l’exploration des phénomènes d’homéostasie et de dérèglement dans un tissu, à partir d’un outil de modélisation et de simulation de la vie cellulaire. Les auteurs se sont particulièrement intéressés à la variété des comportements collectifs qui peuvent résulter d’un jeu de lois locales données a priori. Cet outil a permis d’étudier les processus d’organisation structurelle et fonctionnelle d’un tissu à partir des lois et potentialités de ses éléments constitutifs. L’observation du comportement des agents, en faisant abstraction du modèle et de l’architecture interne de ceux-ci, est axée essentiellement sur le résultat interactions. En effet, la notion d’interaction offre un cadre de développement et d’analyse permettant de construire des systèmes plus complexes, robustes, autonomes et adaptatifs.

## 6.4 Conclusion

Cette présentation des propriétés caractéristiques des systèmes multi-agents permet de supposer qu’a priori les SMA, de par leurs capacités d’adaptabilité et d’auto-organisation, sont adaptés pour des applications relatives à la résolution de problèmes et à la prise de décision dans des contextes incertains. Cependant, deux aspects doivent être pris en compte. Premièrement, même si la prise de décision est considérée en soi comme une activité à caractère cognitif, la classe d’application que nous envisageons comporte un niveau de complexité cognitif relativement modeste. Nous considérons que l’essentiel des connaissances requises, intégrées implicitement dans ses lois d’interaction, peut être subsumé dans l’organisation même du système. D’autre part, le fait que le domaine applicatif soit caractérisé par la présence de dispositifs matériels situés dans un environnement physique, impose des contraintes de réactivité. Ces deux considérations nous conduisent à adopter le parti pris suivant :

- adopter une approche réactive de la prise de décision, c’est à dire choisir la classe réactive des systèmes multi-agents. Les nombreux cas que nous avons présentés montrent le potentiel de cette version, y compris pour la résolution de problèmes complexes.
- adopter comme source d’inspiration le schéma de processus de prise de décision proposé par Simon, caractérisé par les termes anglo-saxons *intelligence-design-choice-review*, que nous déclinerons de façon réac-

tive :

- **intelligence** : transformation des données brutes (essentiellement produites par des capteurs) en informations structurées, associées à des entités du domaine du problème.
- **design** : construction d'un modèle décisionnel (espace d'état du problème de décision).
- **choice** : sélection d'une action en tant que résultat émergent de l'évolution des agents au sein de l'espace d'état du problème.
- **review** : application de l'action choisie et acquisition des données permettant de mesurer son effet.



## Chapitre 7

# L'évaluation des systèmes multi-agents

### 7.1 Évaluer des systèmes complexes

Les systèmes multi-agents peuvent être vus comme des systèmes complexes. Comme tout système complexe, le résultat de l'évolution d'un système multi-agents n'est pas prédictible et l'évaluation repose sur des critères complémentaires. L'évaluation d'un système multi-agents reste un problème ouvert, plusieurs pistes sont étudiées comme les facteurs de stabilité et de qualité des résultats.

#### 7.1.1 Systèmes complexes et Systèmes compliqués

Un système complexe est constitué d'un grand nombre d'entités en interaction. Le nombre et la complexité de ces éléments empêchent de prévoir son comportement ou son évolution.

Ainsi, une réaction comme la dissolution d'un grain de sucre dans du café, est simple car on connaît à l'avance le résultat : un système d'équations permet non seulement de décrire les processus d'évolution, mais aussi les états futurs du système. Au contraire, l'ensemble des neurones de notre cerveau, une colonie de fourmis ou les agents qui animent un marché économique, constituent autant de systèmes complexes. Lorsque l'on veut modéliser un système, on peut concevoir un certain nombre de règles d'évolution, puis on simule le système en répétant ces règles jusqu'à obtenir un résultat satisfaisant au regard d'indicateurs. Un système est dit complexe, si le résultat final ne peut pas être prédit même en connaissant les règles qui dictent son

évolution.

Les systèmes complexes mettent en défaut la réduction analytique [Nag61]. Malgré une connaissance parfaite des composants élémentaires d'un système et de leurs interactions, il n'est pas possible même en théorie, d'en prévoir le comportement autrement que par l'expérience ou la simulation. Cet écueil ne vient pas nécessairement de nos limites de calcul, il est aussi lié à la nature même des systèmes complexes. Cela se traduit au niveau mathématiques par l'impossibilité de modéliser le système à l'aide d'équations prédictives solvables [MAH10].

Étymologiquement, "compliqué" (du latin cum plicare, plier ensemble) signifie qu'il faut du temps et du talent pour comprendre l'objet d'étude. "Complexe" (du latin cum plexus, tissé ensemble) signifie qu'il y a beaucoup d'intrications, que " tout est lié ". Par conséquent, on ne peut pas étudier une petite partie du système de façon isolée, et encore moins inférer l'ensemble à partir des composants. Les systèmes complexes sont généralement compliqués, la réciproque n'est pas vraie. Par exemple, un avion gros porteur est un système compliqué car sans formation préalable, ouvrir la porte est impossible ; par contre, quand on connaît le système, on peut prédire les conséquences de l'activation de n'importe quel bouton. A l'inverse, une nuée d'oiseaux peut être composée de centaines de milliers d'individus, si une buse passe aux environs, toute la nuée réagit instantanément comme un seul individu [Rey87] empêchant de prédire son état futur. Dès lors comment pouvons-nous évaluer un système alors même qu'en le maîtrisant de la conception à l'exécution, il reste imprédictible ?

### 7.1.2 Indicateurs de stabilité et de performance

Dans la section précédente, nous nous sommes attachés à considérer les systèmes multi-agents comme des systèmes complexes. Cependant, si nous voulons les utiliser pour des applications critiques telle que la conduite en convoi, nous devons disposer de moyens pour les évaluer. Peut-on mettre en avant les systèmes multi-agents par rapport aux systèmes classiques, sachant leur non déterminisme ? Les propriétés d'auto-organisation et d'émergence garantissent-elles un bon fonctionnement malgré les perturbations ? Bien qu'il existe des travaux portant sur la vérification formelle pour ce type de système [Edm05] [CKGP08] [CGGK10], nous proposons une évaluation basée sur des critères quantitatifs. Afin de valider le bon fonctionnement d'un système, différentes questions sont à étudier : est-il capable de résoudre le problème pour lequel il a été conçu et quelle est la qualité des résultats obtenus ? Est-ce que le système s'auto-adapte à des imprévus et avec quelle

rapidité?

### Indicateurs de stabilité

- **Indéterminisme** : Au sein des systèmes multi-agents, les informations sont distribuées entre les agents, qui possèdent chacun une vision locale de leur environnement. Ces caractéristiques intéressantes pour le traitement des problèmes complexes, rendent la résolution non déterministe. Pour un scénario donné, la solution peut différer d’une exécution à une autre, ce qui soulève le problème de l’exécution d’une série de simulations [GKMP08]. Étudier ce non déterminisme en mesurant la distance entre ces différentes solutions, renseigne sur la stabilité du système et facilite sa comparaison avec les approches analytiques de résolution. Des mesures de la tendance centrale telles que la moyenne ou la médiane, et des mesures de dispersion telles que l’écart moyen ou la variance sont généralement utilisées [Chi05].
- **Progression** : Ce critère permet de savoir comment le système étudié atteint une solution. Pour cela, le pourcentage du but atteint est mesuré à chaque étape. Le progrès concerne l’activité du système et aucune connaissance de la solution optimale n’est requise. Par exemple, dans [CKGP08], le progrès est mesuré comme étant le nombre total de conteneurs usinés à la fin de chaque étape. Ce critère doit être étudié tout au long de l’exécution, sous forme de courbes représentant l’activité du système. Ce marqueur mesure la progression par l’auto-adaptation du système : est-ce qu’elle maintient la progression, l’améliore (situation idéale), la ralentit, voire la diminue ?
- **Homéostasie** Selon Durand [Dur79], l’homéostasie décrit l’ensemble des processus organiques qui agissent, pour maintenir l’état stationnaire de l’organisme dans sa morphologie et dans ses conditions initiales, en dépit des perturbations extérieures. Il s’agit du processus de régulation des systèmes vivants. Le maintien d’un système vivant s’effectue par un renouvellement constant de ses composants, sans que son identité ne soit changée. Un exemple typique est le maintien de la température interne d’un être vivant. Wurtz [Wur08] définit l’homéostasie comme un critère d’évaluation des systèmes multi-agents, au titre de la capacité à revenir dans un état idéal dans lequel le système est au maximum de ses performances. Un système possédant un grand nombre d’éléments devient de plus

en plus sensible au bruit. Il consacre donc la majorité de son temps à s'auto-organiser, en transitant d'une organisation à une autre, en fonction des perturbations perçues.

Après les perturbations, le retour à un état stable (homéostasie) est une propriété essentielle des systèmes multi-agents, notamment s'ils possèdent un nombre important d'agents.

### Indicateurs de performance

- **Robustesse** Les problèmes complexes présentent un taux élevé de dynamique, car des événements, souvent imprévisibles, se produisent à des étapes différentes. Un système robuste est un système capable de maintenir un comportement stable malgré les perturbations. Pour mesurer ce critère, on peut étudier les réponses du système aux perturbations au regard de plusieurs critères, par exemple, le système doit fournir des solutions pertinentes [RLS36] et la différence entre la solution donnée à l'instant  $t$  et celle émise à l'instant  $t+1$  doit alors être minimale.
- **Temps d'exécution** : Différentes mesures ont été définies pour étudier ce critère. Meisels [MKRZ02] utilise le nombre d'opérations atomiques réalisées, par exemple le nombre de contraintes vérifiées dans un problème de satisfaction de contraintes. D'autres auteurs, mesurent le temps CPU [CKGP08] [HZI08] du début de l'exécution jusqu'à la fin ; mais dans ce cas, les caractéristiques des machines utilisées doivent être prises en compte et la définition d'une fin d'exécution du programme devient nécessaire. D'autres études [Lyn96] considèrent le nombre de cycles nécessaires aux agents pour atteindre une solution. Une autre définition consiste à mesurer le temps des opérations les plus coûteuses. Le temps d'exécution fut l'un des premiers critères à être utilisés pour l'évaluation des systèmes. Au début des systèmes distribués, le dilemme était de savoir si le système passait plus de temps à communiquer qu'à traiter les données. Avec les systèmes auto-adaptatifs, cette problématique se traduit par la séparation entre le temps de travail et le temps d'adaptation. Ainsi, quand c'est envisageable, on peut distinguer deux types de temps :  $NTs$  et  $NTa$ , où  $NTs$  mesure le temps d'exécution du comportement nominal du système, et  $NTa$  mesure le temps mis par le système pour s'auto-adapter aux changements de l'environnement. Par exemple, dans un serveur de mails possédant des propriétés d'auto-répartition, nous pouvons

séparer le temps où le serveur exécute son comportement nominal (traitement des messages envoyés et reçus) et le temps où il demande de l'aide suite à une surcharge.

- **Effet papillon** : Un autre critère intéressant à étudier est l'effet d'une action locale sur le reste du système. Les systèmes auto-adaptatifs complexes sont sujets à l'effet papillon, bien connu au sein des systèmes utilisant la propagation dans les réseaux de neurones [JB06] ou des mécanismes gossip [ADH05]. Ce critère peut être étudié en examinant les stratégies de recherche de chaque agent. Il est intéressant de savoir si, les interactions entre agents dans un espace local, ne finissent pas par répercussion à perturber l'ensemble du système. Par exemple, les heuristiques de type minconflict [MJPL94] essaient à chaque étape, de choisir la décision ayant un effet minimal et réduisant ainsi la complexité globale.
- **Précision** : Ce critère permet d'étudier l'adéquation fonctionnelle d'un système donné. Un système fonctionnellement adéquat est défini comme étant un système utile [PG06]. Une mesure appropriée pour ce critère est la distance entre la solution obtenue et la solution optimale. Un problème majeur se pose : comment peut-on déterminer cette solution optimale ? Dans certains cas, cette solution est connue ou peut être facilement calculée ; mais dans le cas général, elle est inconnue. Afin d'y remédier, il est possible de définir des protocoles accompagnés d'une vérité terrain, à comparer aux résultats proposés par le système.
- **Influence du nombre d'agents** : Le nombre d'agents au sein d'un système affecte considérablement l'efficacité de ce dernier. C'est un critère important pour assurer l'optimalité de l'organisation, par exemple pour le déploiement d'agents satellites coûteux [BT08]. Plusieurs informations sont importantes notamment le seuil de saturation d'un système, c'est-à-dire, à partir de quelle quantité d'agents, l'augmentation du temps d'exécution n'est plus compensée par la pertinence des résultats. Plus intéressant pour les systèmes multi-agents, ce critère permet également d'étudier le passage à l'échelle, d'un système pouvant évoluer tout au long de son exécution [RGMK11].

## 7.2 Conclusion

Ce chapitre s'est attaché à présenter un ensemble de critères pour l'évaluation des systèmes multi-agents possédant des propriétés auto-adaptatives. Nous avons proposé de les observer suivant deux axes : la performance et la stabilité. Le premier axe assure la pertinence de l'utilisation d'un tel système dans un environnement où les ressources ne sont pas illimitées, en surveillant le temps d'exécution, la convergence, ou encore la précision d'une solution.

L'observation de la stabilité assure la pertinence de l'utilisation d'un tel système pour apporter une réponse optimale à un problème donné. Il est important de s'assurer que l'indéterminisme dont souffrent les systèmes complexes n'est pas un désavantage, mais un apport de nouvelles solutions grâce à leur caractère adaptatif et auto-adaptatif permettant d'atteindre vite une stabilité et de répondre rapidement aux perturbations.

Nous utiliserons ces critères pour évaluer les systèmes proposés dans cette thèse.

Nous avons vu que la prise de décision pouvait s'apparenter à un système complexe tant dans la modélisation que dans l'exécution. Pour pouvoir traiter cette problématique, nous avons choisi d'utiliser les systèmes multi-agents, et plus particulièrement les systèmes multi-agents réactifs d'inspiration physique. En effet, ils offrent une solution intéressante pour la résolution de problèmes dynamiques, et obligent le système à s'adapter à tout moment. Ils sont applicables à un large spectre de problèmes, tels que la gestion du trafic ou la conduite autonome. Ces systèmes sont composés d'agents réactifs, des entités simples dont le comportement est basé sur leurs perceptions propres. Le choix d'utilisation d'un système multi-agents par rapport à une méthode classique de résolution de problème, réside dans leur forte adaptabilité. Cependant, les systèmes multi-agents souffrent de l'imprédictibilité de l'émergence, de la difficile mesure des propriétés du système et du manque de méthodes de vérification de son bon fonctionnement. Nous utiliserons les critères ci-dessus, comme des indicateurs de fonctionnement, sans pour autant affirmer que le système répond parfaitement au problème.

## Chapitre 8

# Vers un modèle multi-agents réactif d'inspiration physique pour la prise de décision

### 8.1 Introduction

Ce chapitre propose une approche pour la prise de décision et la résolution de problèmes. L'approche est basée sur un système multi-agents réactif, où les interactions jouent un rôle important. Elles se produisent dans un environnement, défini comme un espace représentant un modèle abstrait de l'ensemble d'états du problème, dont certains sont évalués comme étant des solutions. L'environnement inclut des entités modélisant le problème sous la forme d'objectifs (les états solution), une origine (l'état présent à un instant donné) et des obstacles (les états représentant des situations à éviter). Cet environnement est construit à partir d'informations, lesquelles sont caractéristiques du problème à résoudre. Lorsque le problème à solutionner se rattache à un système en évolution, ces informations proviennent de capteurs abstraits afin de pouvoir prendre en compte l'évolution du système. Ces capteurs abstraits sont des ensembles composés d'un capteur physique ou logiciel, et d'une fonction de traitement des données en vue de les rendre exploitables. Les entités en interaction dans l'environnement du système multi-agents participent donc à la sélection d'un nouvel état-position. La décision porte sur l'action à effectuer pour évoluer vers cette position. Dans ce contexte, pour une prise de décision efficace, la nouvelle position doit être parmi les meilleures possibles au regard de la configuration actuelle de l'environnement et de l'objectif final à atteindre. La suite du chapitre présente

de façon détaillée les éléments de cette approche.

## 8.2 Principe de l'approche

### 8.2.1 Présentation générale

On peut considérer que les prises de décision du système multi-agents réactif vont construire pas à pas, une trajectoire dans l'environnement (espace d'états du problème) conduisant vers l'état objectif (solution du problème). Cela suppose de définir dans cet environnement, au moins un système de référence associant des coordonnées aux agents et aux autres entités de l'environnement. En général, la position actuelle est considérée comme l'origine d'un système de coordonnées. On peut parler dans ce cas de coordonnées locales. Il sera également possible et/ou nécessaire de définir un repère global fixe. Dans ces conditions, le processus de résolution se décompose en trois étapes :

1. L'interprétation des données correspond à la traduction de données de bas niveau provenant des capteurs, en données de haut niveau possédant une signification pour le système de prise de décision. Les données de haut niveau participent à la construction d'un modèle abstrait du problème, sous forme d'un espace d'états qui constitue l'environnement du système multi-agents réactif.
2. L'évolution du système multi-agents est la conséquence des interactions entre les entités qui le composent. De cette évolution découle une prise de décision basée sur l'évaluation de certaines propriétés de la population d'agents et leur distribution.
3. Dans le cas où la décision porte sur une action à exercer sur le système réel en évolution, une étape de mise à jour de l'environnement est également nécessaire pour prendre en compte les changements provoqués par la dynamique propre du système réel ainsi que l'effet de l'action sélectionnée.

La figure 8.1 présente le processus de résolution décrit précédemment. L'approche proposée ici envisage dans l'environnement du système multi-agents réactif, l'intérêt et l'adéquation de lois d'interaction inspirées de la physique newtonienne et de la thermodynamique.

Dans ce contexte, nous avons adopté la définition d'une décision comme une action permettant, depuis un état-position d'origine, d'arriver à un état qui peut être soit final, soit une étape vers ce dernier. Nous avons choisi

d'organiser en deux étapes le processus de résolution, comme l'indique la figure 8.1. Le premier système construit l'espace d'états du problème, en produisant des informations de haut niveau à partir des informations de bas niveau produites par les capteurs. Le second, dans l'espace d'états constitué l'environnement, évolue vers une situation où l'observation conduira à une prise de décision.

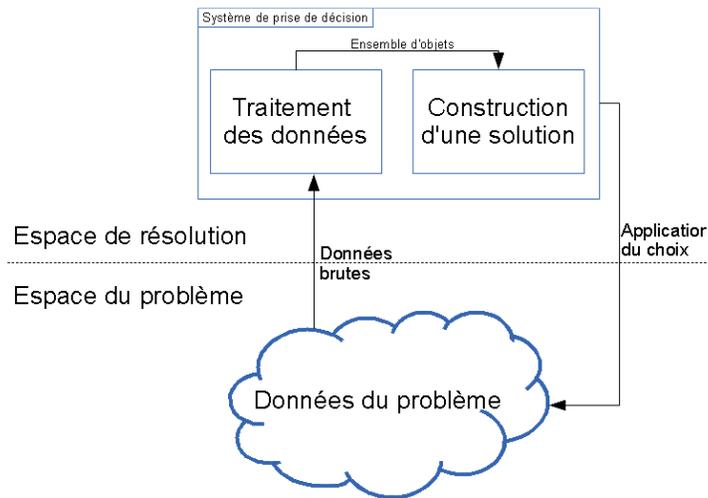


FIGURE 8.1 – séparation des étapes de la prise de décision

Chacune des étapes est mise en oeuvre par un système multi-agents réactif, dont les principes sont conformes à ce qui vient d'être présenté.

### 8.2.2 Rôle des systèmes multi-agents réactifs

Nous souhaitons appliquer cette approche à des systèmes dynamiques tels que la conduite autonome. Pour ce faire, l'approche doit intégrer des capacités d'adaptation aux changements de situation, et aux évolutions du système réel situé lui même dans un environnement dynamique. Un grand nombre de problèmes liés à des systèmes plus ou moins dynamiques peuvent être résolus à l'aide des systèmes multi-agents réactifs. Cela suppose que le problème puisse être modélisé sous la forme d'un espace dans lequel sont situés des entités abstraites, représentatives des éléments composant le système réel. Cet espace peut alors jouer le rôle d'environnement pour des systèmes multi-agents réactifs, lesquels vont répondre aux évolutions du pro-

blème grâce à des mécanismes d'interaction. Si les mécanismes d'interaction sont définis de façon adéquate, le système multi-agents réactif va alors évoluer vers des situations que nous pouvons qualifier d'états d'équilibre. C'est là le phénomène d'auto-adaptation et d'auto-organisation qui caractérise les systèmes multi-agents réactifs. Nous proposons des critères d'évaluation de l'état d'équilibre, ils permettent de prendre une décision correspondant en général au choix d'une action. Les principaux avantages de ce type d'approche sont les suivants :

- Simplicité de la mise en oeuvre
- Modélisation mathématiques des mécanismes d'interaction.
- Temps de calcul maîtrisable.
- Adaptabilité à des situations imprévues.

Nous avons choisi d'utiliser des mécanismes d'interaction d'inspiration physique tels que les forces de type newtonienne. La combinaison de plusieurs objets en interaction peut alors entraîner le système vers des évolutions chaotiques. Pour éviter ce phénomène et limiter le nombre d'objets en interaction, l'approche propose des mécanismes de perception locale. Ainsi, l'agent ne perçoit et n'interagit qu'avec son voisinage, ce dernier regroupe :

- des entités mobiles ou immobiles pouvant déclencher différentes réactions chez les agents (attraction, répulsion, etc.).
- des agents mobiles dans leur environnement, dotés d'un comportement provoqué par sa perception.

Ces caractéristiques en font un modèle de résolution de problèmes simple à mettre en oeuvre, dès lors que le problème peut être modéliser sous forme de zones d'attraction ou de répulsion. Cette apparente simplicité masque en réalité, la complexité de l'abstraction permettant de construire l'environnement. De même, l'utilisation d'interactions basées sur les forces présente des inconvénients dont le principal est l'existence de minima locaux induits par des états d'équilibre entre les forces. De plus, des approches comme [GCGK11] introduisent des sélections d'action, normalement impossibles en raison de la présence d'obstacles. Ainsi, les agents peuvent s'immobiliser dans ces minima, provoquant des solutions sous-optimales ou des blocages.

Nous allons à présent décrire le modèle multi-agents pour le traitement des données, dont l'objet est de fournir des informations de haut niveau au système de prise de décision. Ensuite, nous aborderons l'approche qui permet, par l'exploitation de ces données, d'élaborer une modélisation de l'environnement présentant l'ensemble des alternatives possibles afin de permettre le

choix de l'une d'entre elles.

## 8.3 Modèle multi-agents pour le traitement des données

### 8.3.1 Introduction

L'une des problématiques de la prise de décision dans un système dynamique vient de l'exploitation des informations relatives au problème. Les éléments présents dans l'espace d'état du problème nous proviennent de capteurs. Ces éléments sont donc localisés dans l'espace du capteur puis projetés dans l'environnement du système agent. Ces projections successives sont à l'origine de pertes d'informations ou de déformations. Sans connaissances a priori de ces éléments, le rôle premier du système de décision est d'interpréter les données pour leur redonner une information sémantique.

L'objectif de ce chapitre est donc de fournir une interprétation de l'environnement, sous la forme d'une liste d'informations de haut niveau présentes dans l'environnement. Ce traitement comporte, pour l'approche présentée ici deux étapes principales : premièrement, le regroupement des données brutes présentant des similitudes par rapport au problème. Deuxièmement, ces différents regroupements sont interprétés. Ce traitement des données brutes est confié à un système multi-agents réactif, intégrant un environnement et une population d'agents (figure 8.2).

Une répartition implicite des rôles découle de l'utilisation d'un système multi-agents d'inspiration physique. L'environnement, passif, collectionne les données alors que les agents, acteurs de l'intelligence collective, interprètent le sens de ces données au travers d'interactions.

Le traitement des données repose sur la transformation des informations provenant du problème. Ces informations sont observées par l'intermédiaire de capteurs physiques ou logiciels. La présence d'une interface pour pouvoir exploiter ces données est nécessaire compte tenu de la diversité des capteurs disponibles.

### 8.3.2 L'environnement

Dans nos travaux, le terme d'environnement est utilisé exclusivement pour désigner l'environnement du système multi-agent, tel que décrit dans l'état de l'art. Dans l'approche que nous proposons, nous utilisons un environnement disposant d'une métrique et d'une origine permettant, à chaque

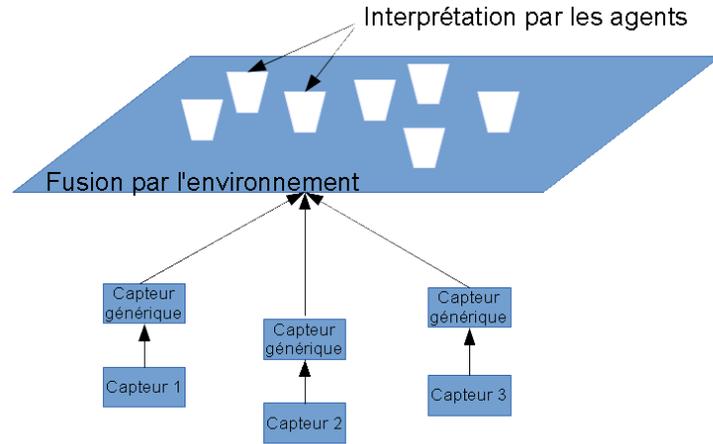


FIGURE 8.2 – Séparation des rôles

instant, d'associer une coordonnée à un agent ou à une entité. Chaque information est traduite en entité ou groupe d'entités du système. Afin d'uniformiser les informations issues de chacun des capteurs, il est nécessaire de faire appel à un capteur abstrait, composé d'un capteur réel (logiciel ou matériel) et d'une fonction de traitement permettant d'avoir des données homogènes assimilables par l'environnement (Figure 8.3).

Ainsi, ces informations normalisées comportent :

- **Le type de grandeur et la valeur de la donnée** : elles dépendent du capteur. Dans la plupart des cas, il s'agit de valeurs numériques dont le type peut être par exemple une distance.
- **Une position** : elle est une projection de la position relative au capteur vers l'environnement du système multi-agents, lorsque le système réel est situé dans un environnement matériel où un système de coordonnées est défini.
- **Une date, un temps d'acquisition et un temps de traitement** : les informations temporelles peuvent être utiles à plusieurs traitements. Elles permettent notamment de gérer la persistance des informations.
- **La fiabilité** que nous accordons au capteur.

Lorsque l'approche est appliquée à la résolution de problèmes ou à la prise de décision pour des systèmes qui ne sont pas situés dans un environnement

### 8.3. MODÈLE MULTI-AGENTS POUR LE TRAITEMENT DES DONNÉES61

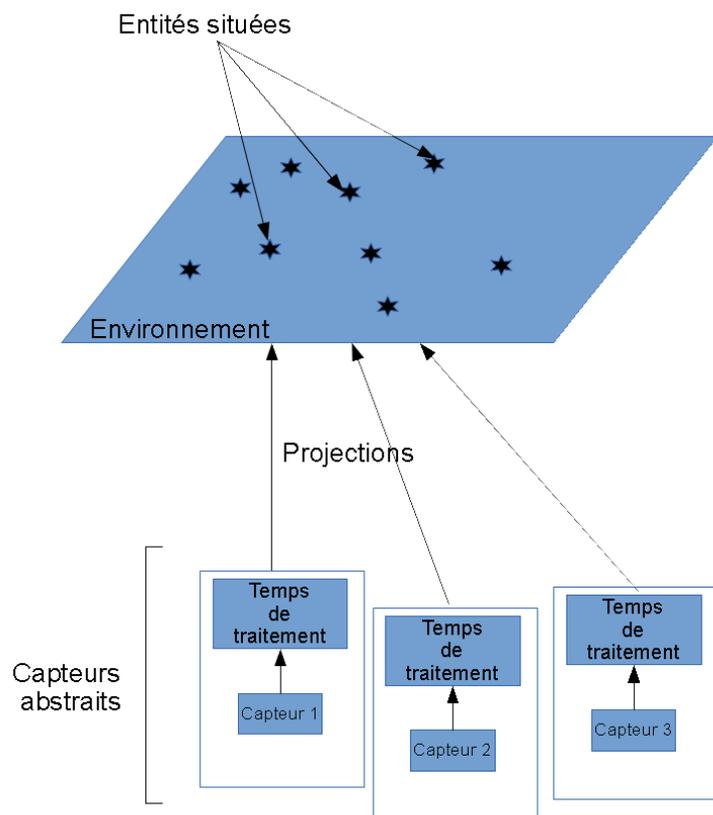


FIGURE 8.3 – Formatage des données

où il n'est pas possible d'associer une métrique et un système de coordonnées, il se pose alors le problème de la projection. On constate que la majorité des problèmes peuvent s'exprimer dans un espace situé. Par exemple, il sera souvent possible de définir une métrique qui permette de mesurer un degré de satisfaction des contraintes exigées pour une solution.

#### Persistence des données

La prise de décision et la résolution de problèmes sont souvent confrontées à des problèmes dynamiques, où les informations et le point de vue permettant au système d'organiser les informations sont susceptibles d'évoluer rapidement. Ce dernier cas est problématique, puisqu'un changement

de point de vue conduit à un changement de repère pour les entités déjà situées. La démarche courante est d'évaluer le changement de repère, et d'appliquer une transformation pour compenser ce déplacement. Il se pose alors des problèmes liés au coût calculatoire de la transformation et aux erreurs que celle-ci peut engendrer. Pour éviter cette surcharge d'opérations, nous avons choisi de gérer la persistance des données en provoquant des mises-à-jour rapides de l'environnement, à travers un mécanisme d'évaporation. Plus la donnée est ancienne, moins son influence sur le système sera importante (Figure 8.4).

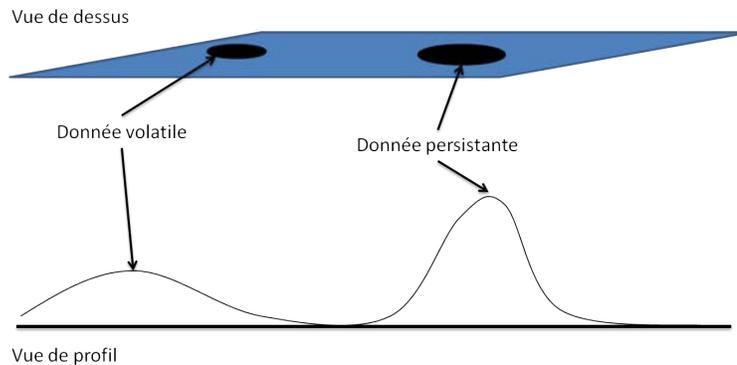


FIGURE 8.4 – représentation de la persistance

La persistance de départ est donnée par la provenance de l'information. Ainsi, une information provenant d'un capteur fixe aura une persistance de départ haute; alors qu'une donnée fixée sur un élément mobile tel qu'un robot, aura une durée de vie plus courte mais renouvelée plus souvent.

### Optimisation de l'environnement

La mise-à-jour de l'environnement provoque rapidement une surcharge de celui-ci. En effet, même associé à un mécanisme d'évaporation, l'environnement peut disposer d'une quantité d'informations trop importante (un capteur de type velodyn est capable de fournir 1382400 données par seconde). L'environnement doit donc disposer d'un mécanisme d'optimisation. Une fois projetées dans l'environnement, deux données proches géographiquement seront fusionnées. En effet, la proximité de ces données est la conséquence d'une information similaire. En fonction de la finesse que réclame le problème, plusieurs données situées à proximité seront regroupées pour n'en

former qu'une. La valeur capteur de celle-ci est alors fusionnée (Figure 8.5). Dans la suite de ce chapitre, une donnée placée dans l'environnement sera appelée "unité d'information".

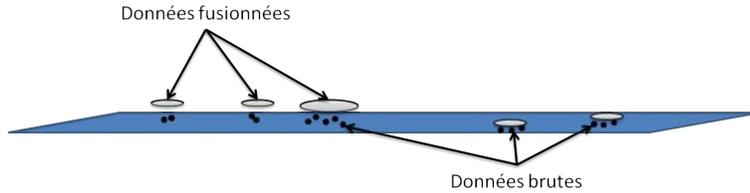


FIGURE 8.5 – Fusion des données

### 8.3.3 Les agents

Le rôle des agents présents dans l'environnement est de structurer ces informations, sous forme d'entités du problème. Nous avons présenté cet environnement comme un espace doté d'une métrique. Il en résulte que le travail d'identification des entités revient à la détermination de formes géométriques situées. S'agissant des agents réactifs, leur comportement est régi par des fonctions proches de celles qui régissent le comportement des automates à états. Ainsi, pour l'agent  $i$  nous avons  $f_a^i$  et  $f_s^i$  qui produisent l'action de l'agent et son nouvel état interne :

$$\begin{cases} a_t^i &= f_a^i(s_t^i, p_t^i) \\ s_{t+1}^i &= f_s^i(s_t^i, p_t^i) \end{cases} \quad (8.1)$$

où  $a_t^i$  est l'action,  $s_t^i$  l'état interne et  $p_t^i$  les perceptions, à l'instant  $t$ . L'état interne d'un agent peut être observé par d'autres agents du même type, à la différence du modèle automate.

Nous avons défini deux types d'agents : les agents labellisateurs et les agents représentants. Le but des premiers est l'obtention de structures organisationnelles locales, dont les propriétés géométriques dépendent des informations fournies par les capteurs. Les seconds ont pour rôle d'observer cette répartition locale des agents labellisateurs, afin de définir une sémantique permettant d'identifier l'information projetée dans l'environnement. La suite de cette section présente une description détaillée des deux types d'agents.

### Les agents labellisateurs

Les agents labellisateurs sont capables de se déplacer dans l'environnement et d'acquérir des informations par la perception. La capacité de perception dans l'environnement produit deux types d'informations perceptibles :

$$\begin{aligned} v &= \epsilon \cup \alpha \\ \epsilon &= \text{l'ensemble des unités d'information perçues} \\ \alpha &= \text{l'ensemble des agents perçus} \end{aligned}$$

Un agent labellisateur perçoit également la valeur  $L^j, j \in \alpha$  du label des agents présents dans son voisinage, ainsi que la position des autres entités et agents avec lesquels il interagit. Les actions d'un agent labellisateur sont déterminées par son interaction avec l'environnement, ou plus précisément, avec un voisinage défini par une distance de portée. Nous adoptons des mécanismes d'interaction d'inspiration physique dont l'effet est un déplacement de l'agent. Nous avons pour les agents labellisateurs mis en œuvre des fonctions où l'action dépend des perceptions de l'agent et est indépendante de son état interne :  $ac_t^i = f_{ac}(\epsilon_t, \alpha_t)$ . La fonction action  $f_{ac}$  est souvent inspirée de lois newtoniennes.

L'état interne d'un agent labellisateur  $i$  est un couple  $s^i = (L^i, C^i)$  où  $L^i$  est l'étiquette, le label et  $C^i$  est la contrainte. Nous définissons ces deux composants :

- **Le label** : détermine l'appartenance à un groupe d'agents, en fonction de leur proximité géographique. La valeur du label est un nombre entier naturel et est définie comme suit pour l'agent  $i$  :

$$L_{t+1}^i(v) = \begin{cases} 0 & \text{si } \epsilon_t = \emptyset \\ \text{Rand}(0,255) & \text{si } \alpha_t = \phi \wedge \epsilon_t \neq \phi \\ \min(L_t^i, L_t^j) & \text{si } \forall j \in \alpha_t (L_t^i \neq L_t^j \wedge L_t^i \neq 0) \end{cases} \quad (8.2)$$

Le label est perdu par l'agent dès que l'unité d'information n'est plus dans son voisinage. Lorsqu'un agent a un label non-nul, il se verrouille sur la position de l'unité d'information la plus proche dans son voisinage, et ne se déplace plus. Cette labellisation permet de définir et

### 8.3. MODÈLE MULTI-AGENTS POUR LE TRAITEMENT DES DONNÉES65

de différencier les entités, dans le but de pouvoir les identifier (figure 8.6). La répartition de proche en proche des labels permet de séparer les entités en plusieurs ensembles d'agents labellisateurs.

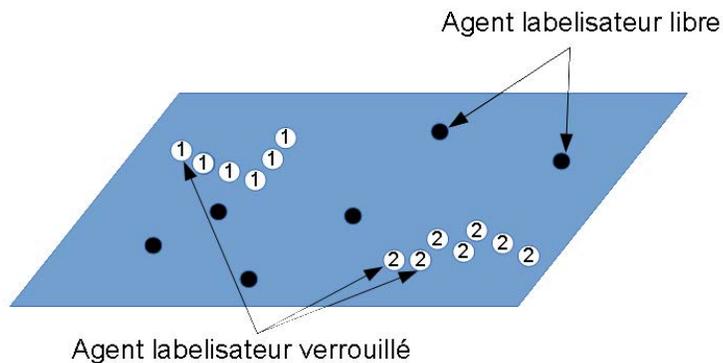


FIGURE 8.6 – Agents labellisateurs dans l'environnement

- **La contrainte** : est une valeur numérique représentative de l'organisation spatiale des agents. Considérons un agent  $i$ , et son voisinage composé des deux agents les plus proches :  $j$  et  $k$ , portant le même label. L'angle formé par les vecteurs  $i\vec{j}$  et  $i\vec{k}$  définit la contrainte. Plus cet angle sera petit, plus la contrainte sera grande. Cela nous permet de définir un profil qui servira à l'identification des entités perçues par les agents représentants (figure 8.7).

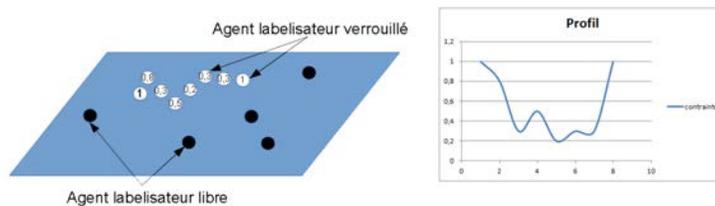


FIGURE 8.7 – Répartition de la contrainte pour former un profil

### Les agents représentants

Le rôle des agents représentants est de détecter et localiser les groupes d'agents labellisateurs. Le système gère la population de ces agents, en fonction du nombre de labels demandés par les agents labellisateurs. Les agents représentants sont capables de se déplacer dans l'environnement. Afin d'interagir avec leur voisinage, ils disposent de plusieurs actions : la première, est le déplacement dans l'environnement suivant un ensemble d'interactions ; la seconde est l'observation de son voisinage pour étudier les profils formés par les agents labellisateurs. Les perceptions d'un agent représentant sont l'ensemble  $\alpha$  d'agents labellisateurs dans son voisinage et la valeur  $L^j, j \in \alpha$  de leur label. Comme pour les agents labellisateurs, l'action d'un représentant consiste à se déplacer en fonction de forces d'interaction, généralement newtoniennes. Cependant, il est important de signaler qu'un représentant interagit séparément avec des familles différentes de labellisateurs. Une famille  $\lambda = \{j \in \alpha \mid \exists k(L^j = k)\}$  étant définie comme un groupe de labellisateurs ayant la même valeur d'étiquette. Un représentant perçoit la position des agents labellisateurs avec lesquels il interagit.

La perception d'un agent représentant est de deux type

$$\begin{aligned} v &= \eta \cup \alpha \\ \eta &= \text{l'ensemble des agents représentant} \\ \alpha &= \text{l'ensemble des agents labellisateur perçu} \end{aligned}$$

L'état interne de l'agent représentant  $i$  est un couple  $s^i = (S^i, N^i)$  où  $S^i$  est la satisfaction et  $N^i$  est la normale. L'état interne de l'agent est fonction de ces perception. Nous définissons ces deux composants :

- **La satisfaction** : est atteinte quand le représentant est à proximité d'un groupe d'agents labellisateurs de même famille. La satisfaction est progressive. Avant d'atteindre un seuil permettant de verrouiller cet état, l'agent doit satisfaire des contraintes telles que la proximité, le déplacement et la fidélité au groupe d'agents. Un agent représentant qui oscille entre deux labels ne sera pas satisfait (Figure 8.8).

La satisfaction est donc un accumulateur qui croît en fonction du

### 8.3. MODÈLE MULTI-AGENTS POUR LE TRAITEMENT DES DONNÉES67

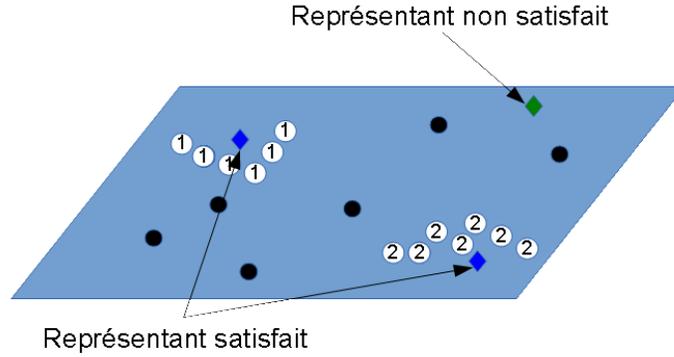


FIGURE 8.8 – Satisfaction en fonction du voisinage

temps, et peut être calculée par :

$$S_{t+1}^i = \frac{1}{|\lambda|} \sum_{j \in \lambda} \left(1 - \frac{\|\vec{r}_t^i \vec{j}_t\|}{\pi}\right) + S_t^i \quad (8.3)$$

où

- $\lambda$  = famille de labellisateurs la plus proche
- $\vec{r}_t^i$  = position du représentant
- $\vec{j}_t$  = position de l'agent  $j$

- **La normale** : peut être définie comme un vecteur unité colinéaire au vecteur de déplacement. Elle intervient lorsque l'agent représentant a atteint un stade de satisfaction, l'assurant de se trouver à proximité d'une famille d'agents labellisateurs à identifier. La normale est définie par la moyenne des normales des agents labellisateurs :

$$\vec{N}^i = \frac{1}{|\lambda|} \sum_{j \in \lambda} \vec{j}_{dir} \quad (8.4)$$

Cette normale sert à évaluer le sens de déplacement des entités, pour les classer en fonction de ce déplacement.

La combinaison de la valeur de ces variables internes permet d'isoler et d'identifier les groupes d'entités afin de les étiqueter.

### Les interactions

L'action des agents consiste essentiellement à se déplacer dans l'environnement. Ces déplacements sont le résultat d'une combinaison d'interactions calculées en fonction de la perception de l'agent :

- les agents d'une même population se repoussent
- les entités attirent les agents labellisateurs
- les agents labellisateurs verrouillés attirent les agents représentants

Le diagramme 8.9 montre les différents agents et leurs interactions dans l'environnement du système multi-agents.

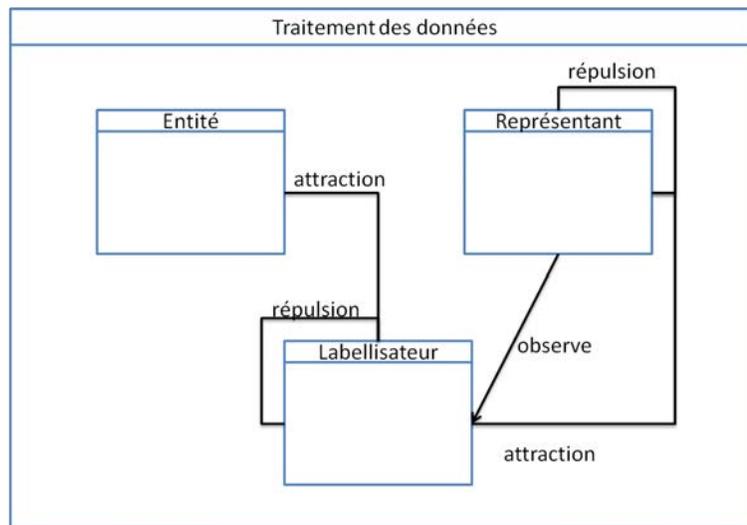


FIGURE 8.9 – Modèle RIO du système pour le traitement des données

### Organisations émergentes

Les caractéristiques et les interactions des agents permettent l'émergence de structures dans l'environnement du système. À partir de l'organisation spatiale des agents et de leur comportement, on voit émerger des groupes d'agents labellisateurs partageant le même label et disposant d'un représentant. Sans connaissance des objets, nous pouvons observer depuis l'extérieur du système, une séparation entre les groupes d'agents correspondant aux informations projetées dans l'environnement. Une fois cette séparation faite, la tâche du représentant est donc de suivre le groupe d'agents et de participer à l'identification de l'entité suivie par ces agents.

### 8.3.4 Observation du système pour l'interprétation des données

La première phase de séparation des informations par regroupement d'agents est faite par le système. Il devient alors possible de procéder à l'interprétation de ces regroupements pour en déduire une identification des objets présents dans l'environnement. La tâche d'identification se fait grâce aux agents représentants qui recueillent les informations de leur groupe. Ces informations sont la contrainte et le déplacement des agents labellisateurs. Nous allons voir comment utiliser cette contrainte pour déterminer quelle entité est projetée dans l'environnement du système.

#### Identification des entités de l'environnement

Pour l'identification des entités, on utilise la contrainte définie par les agents labellisateurs et observés par leur agent représentant. Cette contrainte répartie dans le groupe, donne un profil d'entité que nous pouvons comparer aux entrées d'une base de données pré-remplie. La base de données regroupe une liste de profils déjà connus, et potentiellement intéressants pour l'identification d'entités. Ces profils sont définis à partir des entités réelles du problème. Chaque profil est identifié et étiqueté par un utilisateur expert dans le domaine. Les profils que nous avons choisi d'utiliser ont la particularité d'être robuste à la translation et à la rotation. En effet, les profils déterminent univoquement l'organisation spatiale des agents, ce qui les rend facilement identifiables en limitant le temps de calcul et les ressources consacrées à cette tâche.

#### Identification des entités connues

L'identification d'une entité par l'intermédiaire de la base de données se fait par une comparaison des profils un à un. Dans un premier temps, on compare le nombre de points à forte contrainte. Ce nombre de points renseigne sur l'aspect géométrique de l'objet (figure 8.10). Plus l'objet comportera de points à forte contrainte, plus il sera rapide à identifier. Les profils sont répartis en plusieurs sous-groupes qui facilitent l'identification :

- Circulaire : pas de forte contrainte mais une répartition équilibrée
- Rectangle : 2 à 4 points de fortes contraintes.
- Quelconque : points de contraintes désordonnés

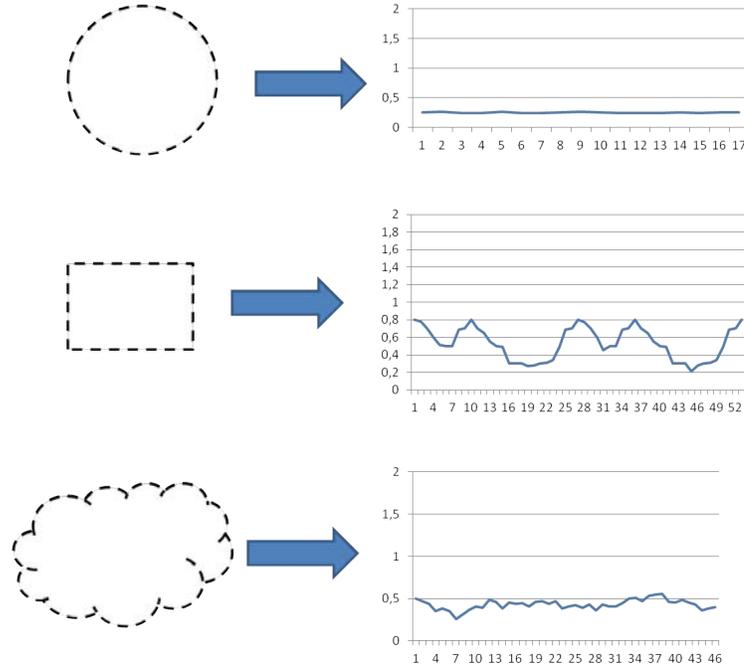


FIGURE 8.10 – Formes et profils

Cette première distinction basée sur les points présentant une forte contrainte, permet de diminuer le temps de calcul consacré à l'identification de l'entité observée. La suite de la mise en correspondance se fait sur la totalité des profils. La sélection se fait par minimisation de l'erreur entre les deux courbes.

### 8.3.5 Conclusion

Cette section présente l'approche de traitement des données à base d'agents réactifs. Le modèle permet d'exprimer dans un environnement situé des informations provenant de capteurs matériels ou logiciels, de les regrouper et de les interpréter dans le but de répondre à un problème. Une étude empirique du système à travers des indicateurs de robustesse et de performance sera proposée dans la partie suivante. De même, une analyse de ce modèle utilisé dans le cadre d'un convoi de véhicules sera proposée dans le cadre applicatif.

## 8.4 Modèle multi-agents pour la prise de décision

### 8.4.1 Introduction

L'objectif de cette section est de proposer un système qui exploite les informations de haut niveau représentant l'espace d'états du problème, pour élaborer une décision. Le traitement des données capteur nous fournit les informations de haut niveau à exploiter. L'approche décrite dans cette section reste valide, quelque soit l'origine et la nature du processus permettant d'obtenir ce type d'informations. La modélisation du problème sous forme d'un système multi-agents situé, permet de définir une décision comme le choix d'une action dirigée d'un point de l'environnement qui représente l'état actuel, vers un point attractif qui représente un but. La sélection de ce but se fait par l'analyse de l'état de ce système, il résulte du comportement des agents d'après les informations de haut niveau et les contraintes posées par le problème. Ainsi, chaque agent présent dans l'environnement va évoluer dans l'espace des solutions, en réagissant aux stimuli produits par les autres agents et entités présentes dans son voisinage. En général, les autres entités exerceront des forces répulsives sur les agents. L'évolution des agents est donc dictée par des mécanismes d'interactions d'inspiration physique. Dans la section suivante, nous présenterons cette approche pour la prise de décision, basée sur des agents réactifs.

### 8.4.2 Modèle multi-agents pour la prise de décision

En considérant un système composé d'agents autonomes qui interagissent en suivant des règles s'inspirant de la physique, l'objectif est de mettre en place un système auto-organisé. Nous émettons l'hypothèse que le résultat de ces interactions fera émerger un comportement global qui n'est ni défini, ni dicté par des interventions extérieures. L'approche proposée vise donc à mettre en œuvre les capacités d'auto-organisation à l'aide d'un modèle d'interaction basé sur des lois physiques. Pour définir ces forces, nous utilisons deux informations : le but (la position d'un point) et les obstacles qui empêchent d'atteindre le but directement. Les agents réactifs sont assimilables à des particules, se déplaçant au gré des champs de forces générés par les composants de l'environnement.

#### L'environnement

L'environnement est modélisé comme un espace regroupant l'ensemble des solutions possibles. Lors de l'évaluation d'une population d'agents, l'uti-

lisation d'indicateurs comme le barycentre doit permettre de sélectionner une coordonnée de cet espace correspondant à une solution. Les approches présentées par Contet [Con09] reposent sur ces mécanismes. Cependant, l'utilisation d'interactions inspirées de forces newtoniennes favorise la concordance du barycentre de la population d'agents avec une coordonnée de l'espace correspondant à un obstacle. Ainsi, le recours à des interactions s'inspirant de la physique se trouve à l'origine de la création d'une situation d'équilibre entre les centres d'attractions et de répulsions (cf figure 8.11).

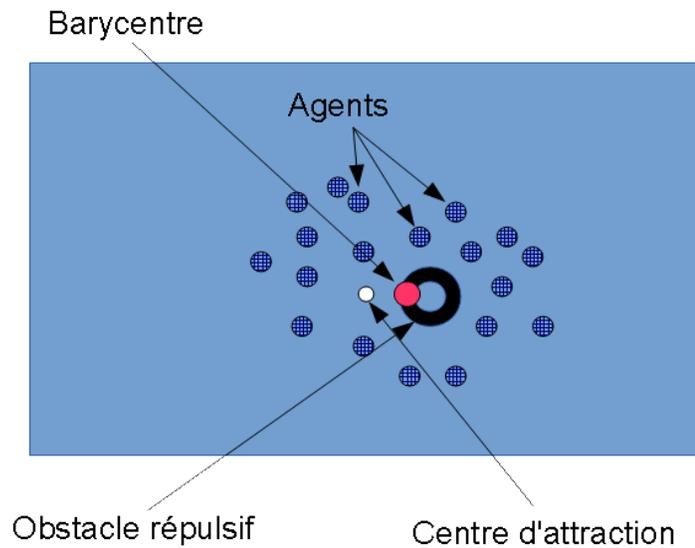


FIGURE 8.11 – Solution inatteignable sélectionnée

Pour pallier à ces limites, nous introduisons dans le comportement des agents, des interactions prenant en compte l'environnement. Il est possible d'ajouter une table d'interaction permettant de lier une interaction avec une situation, mais cela aurait pour corolaire d'entraîner des discontinuités dans le comportement des agents.

Parmi les autres possibilités, la thermodynamique est une autre source d'inspiration. Nous avons choisi d'utiliser plus particulièrement le modèle des gaz du physicien Johannes Diderik Van der Waals, présenté en 1873. Ce modèle est adaptable aux agents réactifs car il offre la possibilité d'évaluer le résultat d'interactions entre particules. Initialement, la définition de ce modèle a pour objectif de décrire le comportement des gaz réels, et généralise

le modèle des gaz parfaits qui n'est valide que pour des faibles pressions. A la différence de la théorie des gaz parfaits, le modèle de Van der Waals possède une équation d'état plus proche sur l'observation et qui tient compte du phénomène de liquéfaction en cas de fortes pressions.

Nous pouvons donc exprimer l'état du système par l'équation suivante :

$$\left(P + \frac{n^2 a}{V^2}\right)(V - nb) = nRT \quad (8.5)$$

Pour envisager l'utilisation du modèle des gaz de Van Der Waals, il est nécessaire auparavant d'associer les grandeurs du modèle, à des variables du système multi- agents :

- $T$  est généralement liée à l'agitation thermique. Dans notre contexte, nous pouvons considérer  $T$  comme la température de l'environnement représentant l'agitatoin qu'entraîne la présence d'obstacles.
- $V$  est le volume (ou la surface) dans lequel évolue un agent. Il correspond au champ visuel d'un agent.
- $P$  est la pression, elle est liée à l'ensemble des forces qui s'exercent sur le corps de l'agent.
- $R$  Constante universelle des gaz parfaits. Dans notre système, nous la considérons comme une variable à ajuster en fonction de l'application.
- $n$  est le quantité de matière, représentant ici le nombre d'agents.
- $a$  et  $b$  sont des constantes dépendantes du gaz utilisé. Dans notre système elles sont utilisées pour affiner le comportement des agents.

Se placer dans un environnement plus contraignant qu'un espace vide, permet de combler les limites des approches présentées précédemment en prenant mieux en compte les changements d'état. En effet, un agent va pouvoir calculer localement la pression qu'exerce l'environnement sur lui. Les obstacles présents dans l'espace de perception de l'agent vont être assimilés à des sources de chaleur, ils détermineront ainsi la température de l'environnement. Par conséquent, en fonction du contenu de l'environnement, l'agent disposera d'une information localisée sur l'état de l'environnement et pourra alors mieux ajuster son comportement.

### Les agents

Situés dans l'environnement correspondant à l'espace des solutions, les agents ont pour fonction de trouver un point d'équilibre dans l'environnement correspondant à la sélection une solution.

Les agents de décision sont capables de se déplacer dans l'environnement et d'acquérir des informations par leur fonction de perception. La fonction de perception produit trois type percepts :

$$\begin{aligned}
v &= \rho \cup \alpha \cup \omega \\
\rho &= \text{l'ensemble des obstacles} \\
\alpha &= \text{l'ensemble des agents perçus} \\
\omega &= \text{l'objectif}
\end{aligned}$$

Ces percepts influent sur leur état interne. L'état interne d'un agent de décision  $i$  est un  $n$ -uplet dont le nombre de composante est égale au nombre de dimensions dans l'espace des solutions. En s'appuyant sur l'état interne des agents, nous pouvons construire une solution en fonction du problème à résoudre. Le calcul de ce  $n$ -uplet dépend donc de la modélisation du problème.

### Les interactions

Les actions d'un agent de décision déterminées par son interaction avec l'environnement et plus précisément avec son voisinage, défini par une zone de perception. Nous adoptons des mécanismes d'interaction d'inspiration physique et l'action consiste en un déplacement de l'agent. Cette action est calculée en fonction des percepts de l'agent et est indépendante de son état interne :

$$ac_t^i = f_{ac}(\rho_t^i, \alpha_t^i, \omega_t^i)$$

Cette fonction est définie sur la base de mécanismes d'interaction inspirés de la physique, dont certains sont de type thermodynamique et d'autres de type newtonien :

- **Interactions inspirées de la thermodynamique** basées sur des forces de Van der Waals. Elles ont trois causes : premièrement une interactions attractives ou répulsives, appelées forces de Keesom ( $F_K$ ), deuxièmement une interaction attractive, appelée force de Debye ( $F_D$ ) et une interaction attractive ou neutre, appelée force de London ( $F_L$ ).

Ces trois forces donnent comme résultat une force

$$F_{W_t}^i = F_{D_t}^i + F_{K_t}^i + F_{L_t}^i$$

représentative des interactions entre agents (figure 8.12). Depuis les années 70, on sait [PN70] que les forces de Van Der Waals sont dépendantes de la température : plus l'environnement est chaud (environnement dense), plus l'énergie sur une particule est importante. De ce fait, plus l'environnement d'un agent est chaud, plus son comportement sera celui d'une particule de gaz. A l'inverse, dans un espace froid (environnement épars), l'agent se comportera comme une molécule prise dans un solide (figure 8.13). Pour un agent  $j$  qui perçoit un ensemble  $\alpha$  d'agents nous pouvons exprimer le résultat de cette interaction par :

$$\vec{F}_{W_t}^j = \sum_{i \in \alpha} f_{w_t}^j(T^j, i)$$

où  $T$  est la température locale de l'environnement calculé par la fonction suivante :

$$T_t^j = f_t^j(|\rho|, n, V_j)$$

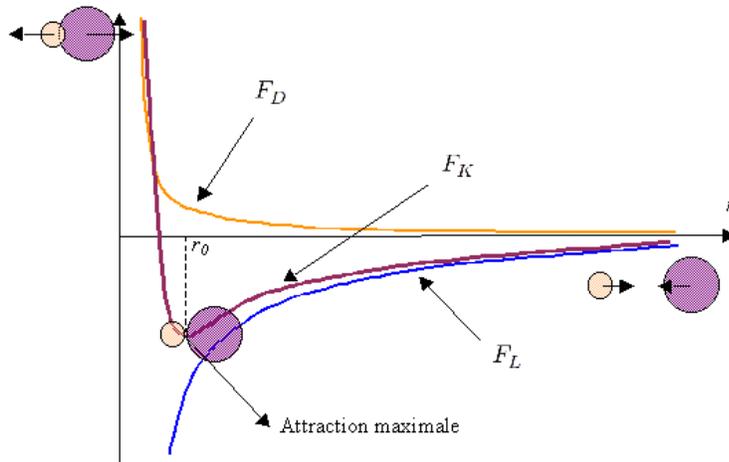


FIGURE 8.12 – interaction de Van der Waals

- **interaction entre les agents de décision et les obstacles** : cette interaction est inspirée des forces newtoniennes. Il s'agit d'une force répulsive calculé par la fonction  $f_{\rho_t}$  pour un agent  $j$  percevant un

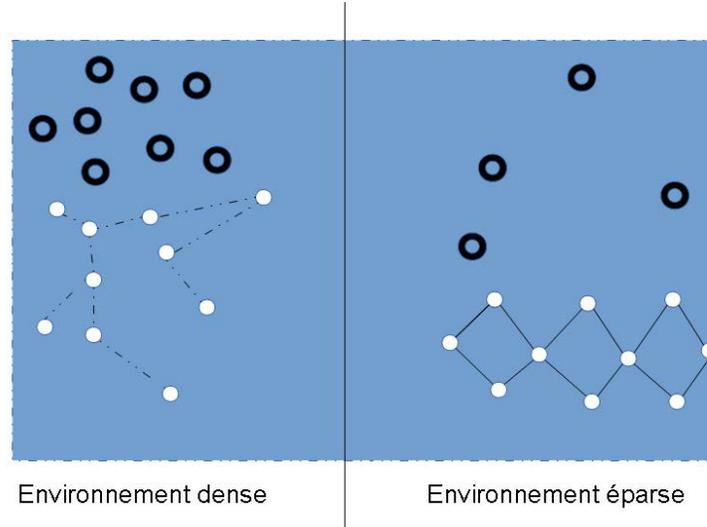


FIGURE 8.13 – interaction entre agents

ensemble  $\alpha$  d'agent exprimée par :

$$\vec{F}_\rho^j = \sum_{i \in \rho} f_{\rho_t}^j(i)$$

.

- **interaction entre les agents de décision et l'objectif** : cette permet d'entraîner les agents vers l'objectif. Il s'agit d'une force attractive. Elle combine une force linéaire et une force gravitationnelle, ce qui permet d'éviter une trop faible influence de l'objectif sur les longues distances. Cette force est exprimée pour un agent  $j$  percevant un ensemble  $\alpha$  d'agent par la fonction  $f_\omega$  :

$$\vec{F}_\omega^j = \sum_{i \in \omega} f_\omega^j(i)$$

.

Ces interactions sont schématisées par le diagramme RIO de la figure 8.14.

L'action  $ac_t^i$  de l'agent de décision  $i$  est une fonction des forces d'interaction décrite précédemment :

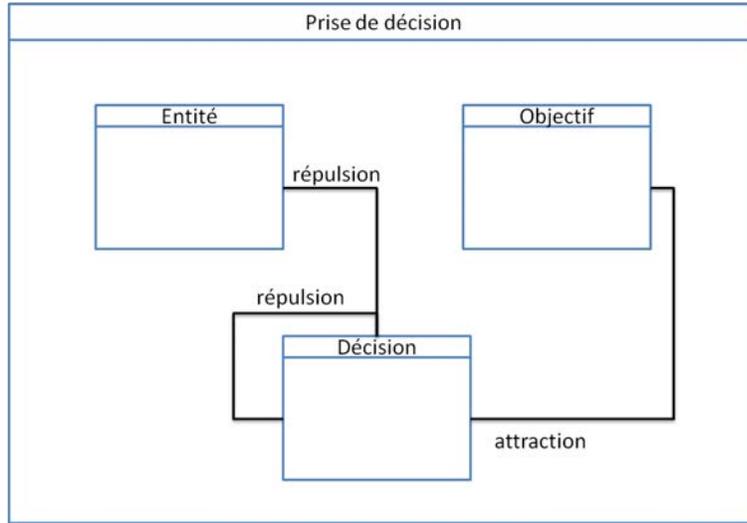


FIGURE 8.14 – Modèle RIO pour le système de prise de décision

$$ac_t^i = f_{ac}(F_{W_t}^i, F_{\rho_t}^i, F_{\omega_t}^i)$$

Ce jeu d'interactions permet aux agents de prendre en compte les changements dynamiques de l'environnement en fonction des forces qui s'appliquent, pour adapter leurs comportements sans discontinuité.

### 8.4.3 Élaboration d'une décision par l'observation du système

Nous avons émis l'hypothèse que le système va évoluer vers un état stable. Dès lors, à partir de l'observation d'un état stable, la question qui se pose est de savoir comment utiliser l'état de la population d'agents pour déterminer la décision correspondant à l'action appropriée pour évaluer vers l'état final. En réalité, une décision se calcule en fonction d'un point de l'environnement et prend la forme d'un vecteur, représentant un déplacement dans l'espace d'état du problème. Il existe plusieurs façons de procéder, dont la plus répandue est basée sur la géométrie. Balch [Bal00] propose de calculer l'entropie sociale hiérarchique et Parunak [PB01] utilise l'entropie dynamique ou statistique. Ces méthodes dépendent fortement de l'historique du système et de ses évolutions. A un instant  $T$ , deux systèmes dans un même état pourront donner deux mesures différentes. Pour éviter ce phénomène, nous avons choisi

de nous inspirer des travaux de Contet [CGGK08] qui proposent d'étudier la répartition spatiale et dynamique des agents sans tenir compte des états précédents. Le calcul de la solution la plus appropriée se fera à partir de la position et des déplacements des agents. La solution est un vecteur "décision" ayant deux composantes : la position moyenne des agents, représentant le choix optimal dans un environnement statique ; et la vitesse moyenne des agents afin de tenir compte des mouvements déjà entrepris par les agents et d'anticiper les obstacles en mouvement.

## Chapitre 9

# Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un modèle de prise de décision à base d'agents réactifs. Cette approche est décomposée en deux étapes indépendantes permettant d'une part de traiter les informations sur le problème, et d'autre part de choisir une action. Dans cette approche, l'environnement se positionne comme l'élément clé en étant une zone de fusion des données, et une représentation topologique de l'espace des solutions pour les agents de décision. Le processus de résolution dépend de la façon de construire l'environnement et des comportements primitifs des agents. Ceux-ci perçoivent localement des stimuli (attraction / répulsion), et réagissent en conséquence en se déplaçant. Les perceptions se font à travers un échantillon de l'environnement. Quant à la dynamique de l'environnement, elle est prise en compte à travers le processus de mise-à-jour de ce dernier. Tout changement dans le problème ou dans les positions des agents, engendre des variations dans la physique de l'environnement. Ces changements influencent les agents dans leurs déplacements. Cette réaction permet au système de s'auto-organiser et de s'auto-adapter à un problème fortement dynamique. Dans la partie suivante, nous allons présenter l'instanciation de ce modèle de résolution dans le cas concret de la conduite en convoi.



Deuxième partie

Application à la conduite en  
convoi



# Chapitre 10

## Véhicules autonomes et conduite en convoi

### 10.1 Contexte et définitions

Un convoi peut être défini comme l'organisation spatiale d'un ensemble de véhicules, suivant une configuration géométrique spécifique. Cette configuration géométrique se caractérise par les écarts latéraux et longitudinaux entre véhicules, et varie en fonction du type d'application (urbain, agricole, militaire, etc.), comme l'illustre la figure 10.1.



FIGURE 10.1 – Types d'application

On définit l'écart longitudinal comme la distance qui sépare deux véhicules dans un convoi sur l'axe vertical, et réciproquement, l'écart latéral comme cette même distance sur l'axe horizontal 10.2.

La spécification d'une configuration nécessite la définition de la notion de 'voisin d'un véhicule'. Peuvent être voisins d'un véhicule  $V_1$ , les véhicules  $V_i$  qui sont en intersection avec un cercle de voisinage de rayon prédéfini (cf figure 10.3).

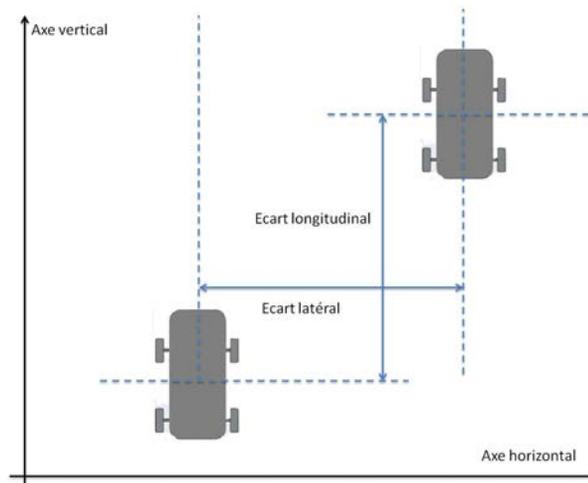


FIGURE 10.2 – Écart longitudinal et latéral

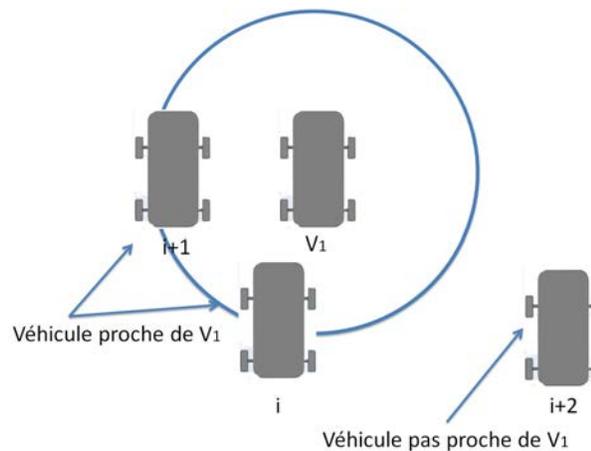


FIGURE 10.3 – Véhicules proches

Une configuration géométrique correspond à un ensemble de véhicules voisins, positionnés suivant une forme géométrique (ligne, triangle, T, L, ...). Les véhicules du convoi se déplacent en conservant la configuration. Cela revient pour un véhicule donné  $V_i$ , à maintenir des écarts bien définis avec les véhicules de son voisinage. Ces écarts sont généralement exprimés dans les sens longitudinal et latéral, relativement au véhicule  $V_i$ .

Les configurations géométriques les plus courantes sont les suivantes :

- **Colonne** : la formation géométrique est une ligne verticale. Le convoi est ainsi constitué d'un ensemble de véhicules qui se suivent avec un écart latéral nul ; et un écart longitudinal constant, non nul, et identique entre chaque véhicule.
- **Ligne** : la formation géométrique en ligne correspond à une ligne frontale. Chaque véhicule se déplace en respectant un écart longitudinal nul, ainsi qu'un écart latéral constant et identique entre les véhicules se trouvant à ses cotés.
- **Échelon** : un convoi en échelon est représenté par une ligne diagonale. Les véhicules respectent des écarts longitudinal et latéral constants, non nuls, et identiques pour tous les véhicules.
- **Quelconque** : une configuration quelconque est un convoi représentant une forme arbitraire comme un T ou un W. Dans ce cas, les véhicules respectent des écarts longitudinal et latéral pouvant être différents pour chaque couple de véhicule.

Pour chaque type de convoi, un véhicule joue le rôle de leader et peut être conduit par un opérateur, ou bien être autonome. Pour les configurations colonne et échelon, le véhicule leader est généralement le premier dans la direction du mouvement du convoi. Si on numérote les véhicules suivant leur position, l'index du leader est  $i = 1$ .

Lors de la conduite en convoi, les véhicules se déplacent tout en conservant la configuration spatiale adoptée, si l'environnement le permet. Cette capacité suppose au besoin la mise en œuvre de fonctions de perception, de contrôle et de communication, embarquées dans chaque véhicule.

### 10.1.1 Perception

On peut définir la perception comme la capacité dont dispose chaque véhicule, pour évaluer les propriétés des objets qui se trouvent dans son environnement. La perception permet à un véhicule de détecter la nature (véhicule du convoi, objet/obstacle mobile, objet/obstacle fixe) et la position relative à un référentiel des dits objets. A partir de ces données de perception, le véhicule peut également déterminer sa localisation. Dans la littérature, les approches de localisation sont classées en deux catégories : globales et

locales. Dans le cas d'une localisation dite globale, les véhicules se repèrent par rapport à un point commun de l'environnement (cf figure 10.4). Dans le cas d'une localisation dite locale, chaque véhicule détecte les objets de l'environnement dans son repère local (cf figure 10.5). Le repère local d'un véhicule a comme origine le centre géométrique du véhicule, et ses directions sont l'axe longitudinal du véhicule et sa normale.

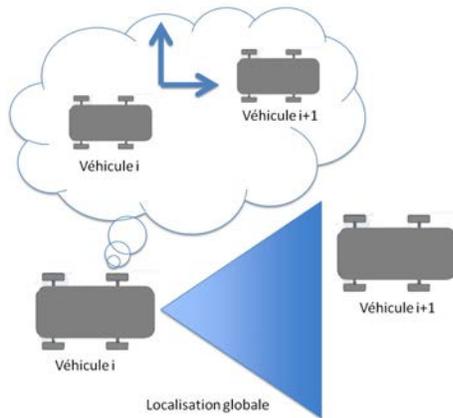


FIGURE 10.4 – Localisation globale

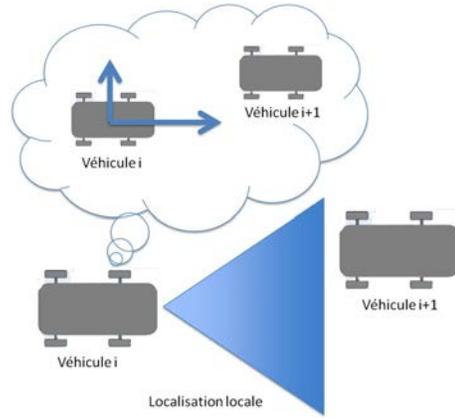


FIGURE 10.5 – Localisation locale

En cas de localisation globale, la position du véhicule  $i + 1$  est définie par rapport au référentiel global, tandis que dans le cas local, la position du véhicule est définie dans le repère local.

### 10.1.2 Contrôle

A partir de la perception de l'environnement, les véhicules doivent se déplacer. Un contrôleur est ainsi nommé pour calculer les commandes de vitesse et de direction. Deux approches sont possibles pour concevoir les mécanismes de contrôle : centralisée ou décentralisée. L'approche centralisée consiste à réaliser le calcul des consignes de vitesse et de direction par une unique entité, puis d'envoyer ces consignes à tous les véhicules (cf figure 10.6). Dans l'approche décentralisée, chaque véhicule calcule ses propres consignes de vitesse et de direction (cf figure 10.7).

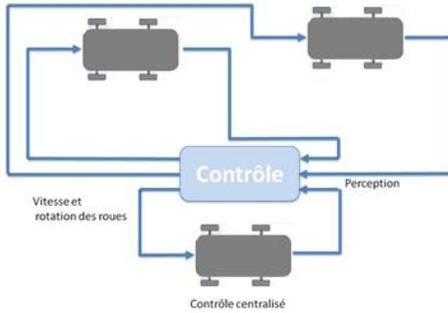


FIGURE 10.6 – Contrôle centralisé

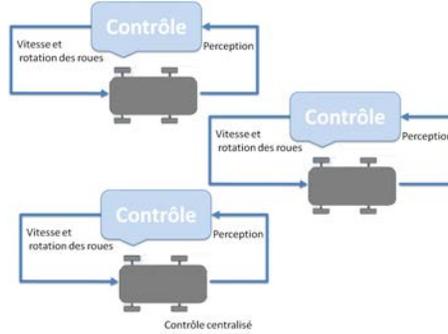


FIGURE 10.7 – Contrôle décentralisé

## 10.2 État de l'art

La conduite en convoi se définit comme nous venons de le préciser, par l'organisation d'un convoi de véhicules possédant une certaine configuration géométrique, sans accroche matérielle entre les véhicules. Cette capacité suppose la mise en œuvre d'un ensemble de mécanismes de contrôle/commande.

Le déplacement d'un convoi peut être réalisé suivant deux modes différents : automatique ou semi-automatique. Dans le cas du mode automatique, le véhicule leader dispose d'une capacité de suivi automatique d'un itinéraire ou d'une trajectoire. Dans le cas du mode semi-automatique, le véhicule leader est piloté par une personne qui connaît la trajectoire à suivre.

Dans la littérature, plusieurs approches de contrôle pour les convois de véhicules ont été avancées.

### 10.2.1 Convois de véhicule et multi-configuration

Les convois multi-configuration ont été principalement proposés pour solutionner des problématiques liées à la robotique mobile. Un ensemble de petits robots pouvant se déplacer dans n'importe quelle direction (modèle cinématique holonôme plus simple qu'un véhicule classique) tout en préservant une certaine configuration géométrique.

Pour résoudre cette problématique, trois principales approches ont été

proposées : l'approche comportementale, l'approche basée sur une structure virtuelle et l'approche leader-follower :

- Dans l'approche comportementale ([BAM99], [LBMY03], [SHP04]), plusieurs comportements prédéfinis sont attribués à chaque robot (éviter les obstacles statiques, éviter les collisions avec d'autres robots, maintenir la formation...) avec des degrés d'importance prédéfinis. Chaque comportement prédéfini produit une réponse différente (orientation et direction du robot, vitesse, etc.) . Le contrôle global s'établit en effectuant une somme des comportements pondérés par leur degré d'importance, et en normalisant le résultat (cf tableau 10.2).

L'approche comportementale est dite décentralisée lorsqu'elle ne nécessite pas forcément de communication entre les robots du système. Par contre, dans ce type d'approche, le comportement global du groupe de robots ne peut pas être défini explicitement, il est le résultat émergent du comportement de chacun des robots. De plus, la stabilité du système et la cohésion de la formation sont d'autant plus difficiles à prouver que les robots ont des comportements différents.

- Dans les approches basées sur les structures virtuelles ([BALM10] [BLH01], [DP07], [RB04]), les différents robots du système circulent ensemble comme une seule entité. Chaque robot essaie de maintenir une position fixe sur la structure virtuelle en mouvement. La structure virtuelle peut évoluer au cours du temps, comme un corps rigide ayant sa direction et sa propre orientation. Cette approche montre des résultats probants pour le maintien de la formation. Par contre, elle nécessite une communication fiable entre les robots.

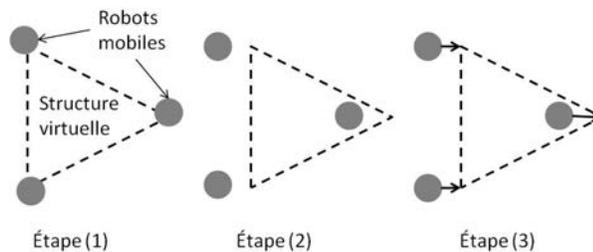


FIGURE 10.8 – Structure virtuelle

- Dans les approches leader-follower ([DFK<sup>+</sup>02], [FDKO01], [TK04]),

[FGM10]), l'un des robots du système est considéré comme leader et suit une trajectoire prédéfinie. Les autres robots suivent ce leader à une distance prédéfinie pour préserver la configuration géométrique. Le principal problème de cette approche est la prépondérance d'un rôle attribué à une entité : le véhicule leader, avec des conséquences en terme de fiabilité.

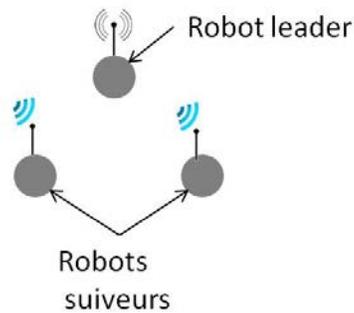


FIGURE 10.9 – Structure virtuelle

Les deux dernières approches nécessitent pour le partage d'informations telles que la position du véhicule leader ou la structure du convoi, une communication véhicule-véhicule (ou robot-robot) fiable.

Ces travaux ont été expérimentés sur des robots mobiles, pouvant être placés dans des environnements tout terrain. Dans [BAM99], les travaux présentés montrent les différentes formations de convoi généralement adoptées lors d'opérations militaires, en utilisant des robots mobiles. L'application de ces approches à des véhicules tout terrain nécessite une prise en compte très fine des paramètres dynamiques et cinématiques du véhicule (masse du véhicule, hauteur du centre de gravité, ...).

Le tableau suivant récapitule les différentes approches présentées dans la littérature des formations, et les classe selon la nature du contrôle (centralisé ou décentralisé), et la méthode de localisation (locale ou globale) utilisées (cf tableau 10.3).

### 10.2.2 Configuration en Colonne

La configuration en colonne est la plus répandue dans la littérature. Les premiers travaux sur la problématique de la conduite en convoi concernaient le milieu routier, avec comme projet les autoroutes automatisées américaines [HTV94], où de nombreux concepts ont vu le jour, tant pour les véhicules individuels privés (cf figure 10.10) que les véhicules poids lourds.



FIGURE 10.10 – Projet PATH [HTV94]

Pour dresser un état de l’art des différentes approches, nous allons présenter plusieurs exemples de mécanismes de contrôle pour la configuration en colonne. Les exemples seront classés en deux catégories : les approches avec un contrôle local décentralisé et celles avec un contrôle global décentralisé.

#### Contrôle local

Dans ce type d’approche, chaque véhicule possède des capacités de perception locale (cf figure 10.11). Les capteurs mesurent la distance vectorielle par rapport aux entités de l’environnement (véhicule précédent, obstacles, ...). A partir de cette perception, un contrôle est appliqué pour calculer une commande de vitesse et de rotation des roues. En mode de fonctionnement normal, aucune communication de véhicule à véhicule n’est requise. La communication pourrait s’avérer nécessaire dans le cas du fonctionnement d’un convoi évolutif (insertion/éjection d’un véhicule, ...).

Parmi les propositions correspondant à cette approche, nous pouvons mentionner :

- Contrôle basé sur un mécanisme de contrôle automatique :



FIGURE 10.11 – Contrôle local

[DP96] proposent un mécanisme de contrôle local basé sur un contrôleur PID (Proportionnelle, Intégrale, Dérivée). L'acquisition des mesures est effectuée par des caméras linéaires ou par un capteur télémétrique [Rie00]. La loi de contrôle/commande se décompose en une loi pour le contrôle longitudinal et une autre pour le contrôle latéral. Dans [DP96], la loi de suivi de véhicule proposée pour le contrôle longitudinal consiste à maintenir un temps  $T = \frac{D}{v}$  constant entre deux véhicules, où  $D$  est la distance entre les véhicules et  $v$  la vitesse. En intervenant sur ce paramètre appelé facteur de Davier-Parent, il est possible de contrôler la distance à laquelle les véhicules se suivent. Puisqu'il s'agit d'un temps, cela signifie que la distance entre les véhicules varie proportionnellement à leur vitesse relative. La consigne de vitesse est donc proportionnelle à une distance  $d$  restant à parcourir pour atteindre la distance souhaitée de suivi.

La loi de suivi de véhicule proposée pour le contrôle latéral consiste quant à elle, en la conservation d'un angle proche de zéro entre la direction du véhicule précédent et celle du véhicule suivant.

L'approche de contrôle proposée par Pascal Daviet et Michel Parent présente des résultats intéressants mais souffre du problème de l'anticipation du véhicule suiveur lors d'une courbe, difficulté similaire à celle observée lorsqu'un véhicule tracte une remorque.

D'autres méthodes de contrôle basées sur des approches inspirées de l'automatique peuvent être avancées. Nous pouvons notamment citer : Sheikholeslam et Desoer [SD93, SD92b, SD90b, SD92a], Ioannou and Xu [IX94], Hendrick [DP96], Lee et Kim [LK02, LT03, LJK00, LLT99], Warnick et Rodriguez [WR00].

- **Contrôle basé sur des impédances non amorties** : [GS01] présente un modèle d'accroche immatérielle où les véhicules sont assimilés à des particules physiques soumises à des forces.

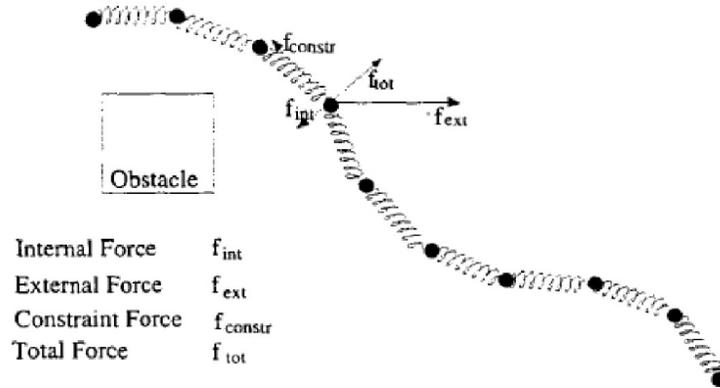


FIGURE 10.12 – Modèle de contrôle basé sur des impédances non amorties

Les véhicules sont modélisés sous forme de particules qui se déplacent vers une nouvelle position, en fonction des forces qu’elles subissent (force interne, force externe et force de contrainte). Un lien virtuel de type ressort est ainsi créé entre chaque véhicule (cf figure 10.12). Ces ressorts n’étant pas amortis, il en résulte de fortes oscillations et une instabilité inhérente à ce type de système, ne permettant qu’une utilisation sur autoroutes.

- **Contrôle basé sur un double modèle d’impédance** : un modèle d’impédance est présenté afin de modéliser l’accroche immatérielle entre véhicules dans [YC05].

Chaque véhicule subit un lien virtuel avec le véhicule précédent et le véhicule suivant (cf figure 10.13). Chaque lien est modélisé par un ressort, couplé avec un amortisseur. Ce type de contrôle de convoi a été simulé et présente de bons résultats. Cependant, étant donné que le module de contrôle doit connaître la distance entre le véhicule suivant et précédent, cela impose d’avoir deux dispositifs capteurs situés à l’avant et à l’arrière du véhicule.

- **Contrôle basé sur un lien mécanique virtuel** : Dans cette approche [CGGK11], chaque véhicule du convoi est conçu comme un système intelligent capable de percevoir son environnement, et de réagir en maintenant une distance prédéfinie avec le véhicule qui le précède. La conduite en convoi est le résultat des interactions directes entre chaque véhicule et son prédécesseur (cf figure 10.14).

Cette approche est basée sur un modèle d’interaction inspiré de la

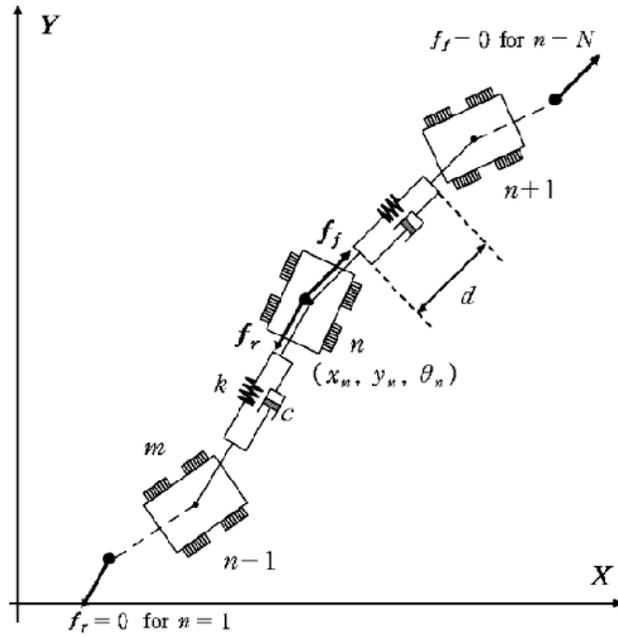


FIGURE 10.13 – Modèle de contrôle basé sur des impédances amorties

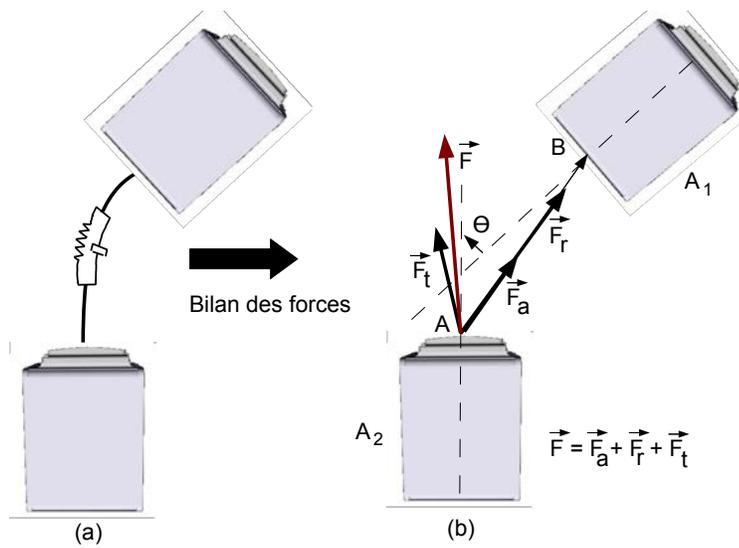


FIGURE 10.14 – Modèle de contrôle basé sur un lien virtuel

physique. En effet, l'interaction entre deux véhicules qui se suivent est matérialisée par un lien virtuel de type masse-ressort, complété par un moment de torsion.

### Contrôle global

Contrairement aux approches décrites précédemment, les stratégies de commande globale proposent de contrôler chaque véhicule du convoi à partir de données partagées par l'ensemble de la flotte. Les capteurs extéroceptifs de proximité sont donc insuffisants, et la *mise en place de moyens de communication inter-véhicules* au sein de la flotte s'impose pour cette catégorie de commande. C'est assurément une contrainte technologique, mais elle est motivée par le souhait d'améliorer significativement la précision et la robustesse du guidage des véhicules au sein du convoi.

Une première possibilité consiste à concevoir la commande de chaque véhicule dans le but de *minimiser les erreurs de positionnement sur l'intégralité du convoi*. Par exemple, dans [LA66], un contrôleur optimal est proposé pour asservir sur une consigne d'inter-distance constante, une colonne de véhicules évoluant à grande vitesse. Dans [CVJ03], la formation est caractérisée par un ensemble généralisé de coordonnées décrivant sa position, son orientation et sa forme. L'évolution de cette formation en ligne droite est contrôlée en s'appuyant sur les lois de la mécanique. Plus précisément, un vecteur de coordonnées généralisées  $q$  est défini pour représenter la localisation de la formation, décrite par son centre de masse  $x_c$ , sa forme géométrique et caractérisée par les distances  $x_{i,j}$  entre les véhicules :

$$q = [x_c, x_{2,1}, \dots, x_{N,N-1}]^T \quad (10.1)$$

$$x_c = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^N m_i x_i, \text{ avec } m = \sum_{i=1}^N m_i \quad (10.2)$$

$$x_{i,j} = x_j - x_i \quad (10.3)$$

où  $x_i$  représente la position du véhicule sur son axe d'évolution. On définit ensuite la matrice  $R$ , elle décrit le passage entre les coordonnées inertielles et généralisées, et permet de calculer l'énergie cinétique  $T$  de la formation ainsi que les forces  $Q$  agissant sur ce macro-système. Les équations de Lagrange :

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{\partial T}{\partial \dot{q}} \right) - \frac{\partial T}{\partial q} = Q \quad (10.4)$$

permettent alors de présenter l'évolution de la formation comme un système dynamique de la forme :

$$M \ddot{q} = R u \quad (10.5)$$

et la loi de commande :

$$u = R^{-1}(M \ddot{q}_{des} - C \dot{e} - K e) \quad (10.6)$$

permet d'imposer la dynamique d'évolution suivante pour l'erreur de positionnement  $e = q - q_{des}$  :

$$M \ddot{e} + C \dot{e} + K e = 0 \quad (10.7)$$

La théorie de la stabilité de Lyapunov est finalement utilisée afin de déterminer les contraintes sur les matrices de gain  $C$  et  $K$ . En définitive, pour que les conditions de stabilité soient vérifiées, la commande  $u_i$  du  $i^{\text{ème}}$  véhicule requiert la connaissance du centre de masse  $x_c$  du système ainsi que celle des distances  $x_{i,i-1}$  et  $x_{i+1,i}$  avec ses plus proches voisins.

Toutefois, la nécessité de disposer de la localisation de *tous* les véhicules du convoi peut vite devenir un obstacle technique, en particulier si le convoi est constitué de très nombreux véhicules. Il se pose également le problème de la tolérance aux défaillances : un problème de communication sur l'un des véhicules bloque le calcul de la commande pour tous les véhicules. Il y a donc avantage à restreindre au maximum le coût des communications entre les véhicules. Une structure de commande longitudinale efficace et intuitive est proposée dans [Shl79] et [SD89a]-[SD89b]-[SD90a] pour maintenir une formation en convoi avec un espacement inter-véhicule constant sur une voie de circulation rapide. *Le partage d'informations concerne alors l'état du véhicule leader*, et chaque membre du convoi est censé pouvoir recouvrer l'état de son prédécesseur. Dans [Shl79], la retransmission de la vitesse et de la position du véhicule leader permet d'élaborer une loi de commande longitudinale qui assure la stabilité du convoi. Dans [SD89a]-[SD89b]-[SD90a], le modèle dynamique utilisé introduit les effets du poids du véhicule et de la résistance de l'air (ces deux termes sont simplifiés en supposant la route horizontale et l'absence de vent). La synthèse de la loi de commande longitudinale nécessite en complément de connaître l'accélération du leader. Plusieurs solutions sont testées en fonction de l'information disponible sur le véhicule qui précède (en plus de celles du leader) : uniquement sa position ou le triplet position - vitesse - accélération. Dans chacun des cas, une solution est proposée pour obtenir un comportement stable et sans oscillation du convoi. On constate

aussi que l'erreur d'espace décroît plus rapidement dans la chaîne, si la dynamique de l'erreur avec le véhicule qui précède est connue.

D'autres stratégies proposent de représenter les communications entre les véhicules au moyen de la *théorie de graphes*. Il est alors possible de corréler la topologie du graphe à la stabilité mais aussi à la commandabilité de la formation. Dans [LCW04], l'évolution longitudinale des véhicules est représentée par un modèle linéaire de second ordre où les variables d'état sont découplées :

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} x_i^1 \\ \dot{x}_i^1 \\ \vdots \\ x_i^n \\ \dot{x}_i^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ a_{21}^1 & a_{22}^1 \end{bmatrix} & & \\ & \ddots & \\ & & \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ a_{21}^n & a_{22}^n \end{bmatrix} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i^1 \\ \dot{x}_i^1 \\ \vdots \\ x_i^n \\ \dot{x}_i^n \end{pmatrix} + B \begin{pmatrix} 0 \\ u^1 \\ \vdots \\ 0 \\ u^n \end{pmatrix} \quad (10.8)$$

Pour chaque véhicule de la formation, l'objectif est alors que  $x_i - h_i = q$ , où les termes constants  $h_i$  détermine la forme de la flotte, et  $q$  représente la position courante désirée (commune à la flotte). Pour chaque véhicule  $i$ , la fonction d'erreur est calculée à partir de la moyenne des erreurs de placement de l'ensemble des véhicules connectés (i.e. ensemble  $J_i$ ) :

$$(10.9)$$

Ces fonctions d'erreur peuvent être réunies au sein de l'équation :

$$\begin{aligned} e &= D^{-1} L_G (x - h) \\ x &= [x_1, \dots, x_n]^T, \quad h = [h_1, \dots, h_n]^T, \quad e = [e_1, \dots, e_n]^T \end{aligned} \quad (10.10)$$

où  $L_G$  est le Laplacien du graphe  $L_G = D - Q$ . La matrice des degrés  $D$  est une diagonale et chaque composante  $d_{ii}$  représente le nombre de connexions pour le  $i^{\text{ème}}$  véhicule et la matrice adjacente  $Q$  a son élément d'indice  $(i, j)$  égal à 1 ou 0 si les véhicules  $i$  et  $j$  sont ou non connectés. La loi de commande est alors  $u = Fe$ , où  $F$  est une matrice de gains. pour déterminer l'effet de la topologie des communications sur la stabilité, un critère est développé à partir des valeurs propres du Laplacien  $L_G$ . La stabilisation par retour d'état est toujours possible dès lors que le graphe de communication est connecté, c'est-à-dire qu'il existe au moins un chemin reliant chaque paire de véhicules, et que le taux de convergence vers la formation est proportionnel à la plus petite valeur propre positive de  $L_G$ .

Les approches précédentes s'intéressaient exclusivement à l'asservissement longitudinal. Dans [ATM11], les véhicules sont représentés par un modèle cinématique bicyclette. Le formalisme des systèmes chaînés est ainsi utilisé pour découpler de manière exacte les commandes latérale et longitudinale. Chaque véhicule suiveur est alors asservi latéralement sur une trajectoire de référence, fournie au préalable (convoi en mode automatique), ou bien calculée en temps réel par le véhicule leader puis transmise aux véhicules suiveurs (convoi en mode semi-automatique). Chaque véhicule suiveur est également asservi longitudinalement par rapport à l'abscisse curviligne du véhicule leader sur cette trajectoire. Quand l'environnement l'exige (obstacles, configuration du terrain, ...), il est possible pour assurer la sécurité du convoi, de commuter d'un asservissement sur le véhicule de tête à un asservissement sur le ou les véhicules proches.

### 10.2.3 Projets de recherche traitant de la conduite en convoi

De nombreux projets académiques ou industriels ont porté sur la conduite en convoi et l'accroche immatérielle. Ces projets ont pour principal but d'améliorer la circulation des véhicules sur un réseau routier existant, en réduisant la distance entre les véhicules et en minimisant les erreurs de trajectoire. Nous allons présenter plusieurs projets importants sur le plan national et international.

#### PATH : Partner for advanced transit and highways



FIGURE 10.15 – Projet PATH

Dans les années 90, l'université de Berkley en Californie a lancé le projet PATH visant à augmenter la capacité des autoroutes en atténuant la conges-

tion. Le principe était de réduire la distance entre deux véhicules tout en maintenant un certain niveau de sécurité. En 1997, une démonstration a été faite sur l'autoroute de San Diego. Le convoi comprenait huit véhicules avec une inter-distance de 6,5 mètres. PATH repose sur une approche globale où chaque véhicule du convoi reçoit les données relatives au leader et aux autres suiveurs. Pour calculer sa nouvelle consigne, le véhicule dispose de capteurs permettant d'évaluer sa vitesse, son accélération et l'inter-distance avec le véhicule précédent. La régulation latérale se fait à l'aide d'un plot magnétique contenu dans la route. Ces plots contiennent les informations sur la forme de la route, et permettent au véhicule de se localiser et de calculer une commande de direction. Les inconvénients majeurs de ce projet étaient le coût structurel d'une telle autoroute du fait de la modification des infrastructures existantes, et l'incompatibilité avec le parc de voitures déjà en circulation.

#### **CRISTAL : Cellule de Recherche Industrielle en Système de Transports Automatisés Légers**



FIGURE 10.16 – Projet CRISTAL

CRISTAL (Cellule de Recherche Industrielle en Systèmes de Transports Automatisés Légers) est un projet français financé par le pôle de compétitivité Alsace Franche Comté véhicule du futur de 2007 à 2009. C'est un projet de mobilité urbaine innovant soutenu par le FUI qui s'inscrit dans un contexte existant d'expérimentations de Véhicules Individuels Publics. Les innovations techniques proposées et son réalisme économique en ont fait son succès. Le projet est porté par LOHR Industrie, industriel spécialisé dans la conception et la réalisation de systèmes de transport de biens et de personnes.

Le consortium initial réunit aussi le LORIA, VU LOG et TRANSITEC SA et intègre de nombreux autres partenaires. L'INRIA, l'UTBM-SET, GEA SA, le LASMEA, PIMENTIC, GEOLIA et TECNOMADE participent ainsi au niveau de la recherche et du développement, alors que J2B se charge de mener les études territoriales à Strasbourg et à Montbéliard. Cristal est un système de transport public, individuel ou semi-collectif, adaptable à l'évolution de la demande de mobilité, dans le temps et dans l'espace. Il s'agit d'un véhicule compact de 3,40 mètres de long, d'une capacité de 6 personnes. Il expose des caractéristiques attrayantes comme le fait d'être non-polluant (moteur électrique), silencieux, et d'évoluer indifféremment selon deux modes : en conduite manuelle (mode libre-service) ; ou en convoi d'abord matériel, puis immatériel et supervisé à distance par l'opérateur local. Il est destiné à adapter en continu, l'offre de transport individuel ou semi-collectif à l'évolution de la demande dans un centre urbain.

- Au travers du mode libre-service, le système Cristal fonctionne grâce à une flotte de véhicules disponible en tout temps et en tout lieu, dans un périmètre défini. Il répond à une demande ponctuelle, instantanée (sans réservation) et dispersée dans le temps et dans l'espace. C'est un système de transport complémentaire aux autres systèmes existants. L'implantation de stations Cristal est prévue, ces dernières seront définies par des études territoriales spécifiques. L'utilisateur, pré-identifié par l'exploitant, pourra vérifier la disponibilité de la flotte et réserver un véhicule à la station de son choix. A la montée dans le véhicule, celui-ci sera configuré en mode libre-service, avec un accès au tableau de bord et respectueux du code de la route (par exemple, port de la ceinture obligatoire). En fin de course, le véhicule est rendu à la station de destination par l'utilisateur.
- Un mode convoi a aussi été pensé incluant un conducteur professionnel rattaché à l'exploitant. Grâce à ce dernier, le système Cristal permet de répondre à une demande ponctuellement concentrée dans le temps et dans l'espace de déplacement planifié (événement, type de service spécifique). Il offre la possibilité d'adapter la capacité grâce à un attelage d'abord matériel, puis dans un deuxième temps immatériel. Le conducteur choisit le nombre de mobiles composant son convoi. Pour ce mode, les tableaux de bord autres que ceux du conducteur sont escamotés et inaccessibles aux passagers. Le véhicule est considéré comme un mode de transport public, avec des places assises et debout.

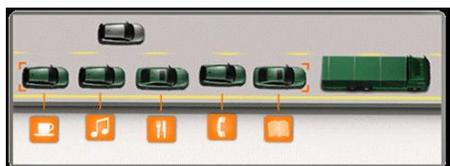
**SARTRE : Safe Road Trains for the Environment**

FIGURE 10.17 – Projet SARTRE

SARTRE est un projet porté par Volvo et financé par la communauté européenne de 2009 à 2012. L'objectif de SARTRE est le développement de convois autonomes en utilisant l'infrastructure existante. Un véhicule poids lourd est identifié comme leader, et chaque véhicule suiveur envoie une demande d'accrochage qui peut être acceptée ou refusée par le leader. En plus d'un système de communication, les véhicules sont équipés d'un télémètre laser, de trois radars et d'une caméra. L'approche proposée par Volvo est basée sur la communication entre le leader et les suiveurs. En effet, le leader a pour rôle de gérer la sécurité et d'imposer au suiveur une inter-distance en fonction des caractéristiques du véhicule. Pour éviter les phénomènes d'oscillations, le poids lourd communique aux suiveurs son accélération longitudinale et son angle de braquage. En 2012, une démonstration a été proposée sur autoroute montrant un convoi de cinq véhicules suivant deux poids lourds.

**Viac : VisLab Intercontinental Autonomous Challenge**

FIGURE 10.18 – Défi Viac

Viac est un défi lancé en octobre 2010 organisé par l'université de Parme et le laboratoire VisLab dont l'objectif est de réaliser un convoi de véhicules autonomes, capable de parcourir de grandes distances entre l'Italie et la Chine. Formé de quatre véhicules électriques, le convoi doit parcourir plus de 10000 Km, principalement sur autoroute. Chaque véhicule est équipé de sept caméras, quatre télémètres laser, un GPS et une centrale inertielle. Deux des sept caméras sont utilisées pour l'obtention d'une vue stéréoscopique de la route, les cinq autres servent à visualiser de façon panoramique le voisinage du véhicule. L'utilisation de caméras impose la présence d'ordinateurs performants. Trois ordinateurs sont embarqués : un dédié au traitement des images stéréoscopiques, le deuxième aux images panoramiques, et le dernier est utilisé pour la planification de la trajectoire. L'approche proposée par Viac est une approche globale où le leader envoie la trajectoire de référence au suiveur. La trajectoire du leader est reconstruite en temps réel par le suiveur, à laquelle il ajoute ses données de perception.

#### **INTRADE : Intelligent Transportation for Dynamic Environment**

INTRADE est un projet INTERREG co-financé par l'Union Européenne dans le cadre du Programme de Coopération Transnational Nord Ouest Europe 2007-2013. Il a pour objectif la conception ainsi que le développement d'un véhicule automatisé intelligent, adaptable à chaque zone portuaire, muni d'un simulateur pour un contrôle à distance et capable de transporter un conteneur. L'un des objectifs du projet est de permettre un déplacement en convoi de plusieurs véhicules de type porte-conteneur. Labellisé par le pôle de compétitivité i-Trans et Nov@log, il regroupe sept partenaires.

### **10.3 Conclusion**

Nous avons vu que la conduite en convoi pouvait prendre plusieurs formes décentralisées, avec une approche locale ou globale. Ces deux approches ne sont pas contradictoires ou mutuellement exclusives. Nous pouvons exprimer leurs différences en termes de fonction et de service. En effet, les approches globales nécessitent une modification de l'infrastructure urbaine pour déployer des réseaux de capteurs s'appliquant sur des zones localisées. Nous pouvons citer par exemple les transports publics où l'homogénéité du matériel et le contrôle centralisé des flottes, permettent le développement des approches globales. Dans ce cadre, les approches locales peuvent jouer le rôle de contrôleur en mode dégradé lorsqu'il y a perte de communication ou de signal GPS. Ce mode dégradé permet une exploitation du réseau de transport

pendant les interventions de maintenance. L'approche locale, de par sa nature permet un déploiement rapide là où la cartographie, la couverture GPS, ou la couverture réseau ne sont pas accessibles ou peu fiables. Il est possible de voir la conduite en convoi locale comme une assistance à la conduite, à la manière d'un ACC ou d'un parkassist. C'est ce type d'approche de conduite en convoi que nous abordons dans cette thèse.

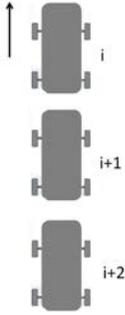
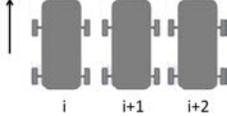
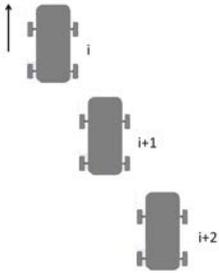
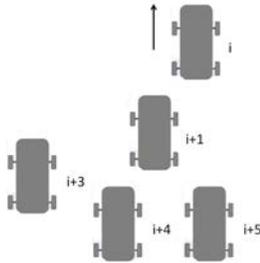
Nom de la formation	Écart longitudinal (L)	Écart latéral (l)	Représentation
Colonne	$L_{i\ i+1} > 0$ Pour chaque véhicule $i$	$l_{i\ i+1} = 0$ Pour chaque véhicule $i$	
Ligne	$L_{i\ i+1} = 0$ Pour chaque véhicule $i$	$l_{i\ i+1} > 0$ Pour chaque véhicule $i$	
Échelon	$L_{i\ i+1} > 0$ $L_{j\ j+1} = L_{i\ i+1}$ pour tout $i, j$	$l_{i\ i+1} > 0$ $l_{j\ j+1} = l_{i\ i+1}$ pour tout $i, j$	
Quelconque	$L_{i\ i+1} + l_{i\ i+1} > 0$ $L_{j\ j+1} \neg L_{i\ i+1}$ pour tout $i, j$ tels que $i \neg j$	$L_{i\ i+1} + l_{i\ i+1} > 0$ $l_{j\ j+1} \neg l_{i\ i+1}$ pour tout $i, j$ tels que $i \neg j$	

TABLE 10.1 – Tableau des configurations

Comportement	Degré
Évitement d'obstacle statique	1
Évitement de collision entre robots	1.5
Maintenir la formation	1.3

TABLE 10.2 – Comportements et degré

Localisations / contrôle	Centralisées	Décentralisées
Globales	Leader-follower [DFK <sup>+</sup> 02] Structure virtuelle [BLH01]	Leader-follower [BAM99]
Locales		Référence des voisins [LBMY03]

TABLE 10.3 – Différentes approches classées

# Chapitre 11

## Traitement des données

### 11.1 Introduction

Comme indiqué précédemment, nous avons choisi de nous intéresser à la conduite en convoi dans le cadre d'une approche locale. Le fait de se placer dans cette famille d'approche, permet de voir la résolution de la problématique de la conduite en convoi comme un processus décisionnel analogue à celui défini dans la partie précédente. En effet, ici chaque véhicule autonome doit prendre une décision en fonction de sa perception de l'environnement, et de la position du leader local. Cette décision est exprimée sous la forme d'un vecteur représentant le déplacement à effectuer.

Nous pouvons donc spécifier les pré-requis suivants :

- Les informations fournies par les capteurs sont exprimables sous forme d'un vecteur  $(x, y)$ , et représentent la position des différents objets de la scène.
- Les capteurs sont localisés dans l'espace du véhicule.
- Les informations de haut niveau attendues sont la position du leader local et des obstacles.
- Le véhicule peut appliquer une consigne, exprimée en vitesse et en angle de braquage.

L'application de notre approche pour la conduite en convoi utilise la structure définie dans la partie précédente. Dans un premier temps, nous verrons comment les données capteur peuvent être interprétées pour déterminer la position du leader local. Dans un deuxième temps, nous effectuerons une analyse non fonctionnelle du système afin d'évaluer la pertinence du comportement du système aux variations de ses caractéristiques propres

(temps de convergence, nombre d'agents, etc.) et des données de perception (déplacement, nombre d'objets, etc.). L'objectif de cette étude est de pouvoir estimer les propriétés temporelles intrinsèques du système en fonction de la complexité des données de perception.

## 11.2 Système multi-agents pour le traitement des données capteur

### 11.2.1 Introduction

Le but de cette section est de proposer une instanciation du modèle multi-agents présenté précédemment. Ce système prend la forme d'un module de perception de l'environnement urbain pour la conduite en convoi, et poursuit deux objectifs. Le premier est d'identifier un véhicule comme leader local, et le second est de détecter les obstacles présents. Notre approche peut se décomposer en trois étapes :

- projection des données perceptives du problème dans un espace ;
- identification des données projetées ;
- analyse des objets identifiés et mise en relation avec une base de données.

### 11.2.2 Perception de l'environnement urbain

#### Construction de l'environnement du système

Compte tenu de l'espace dans lequel évolue un véhicule, nous pouvons considérer l'environnement du véhicule comme un espace à deux dimensions ayant pour limite l'étendue maximale des capteurs disponibles (Figure 11.1).

Chaque élément caractéristique détecté par les capteurs, est transformé en un point ou un nuage de points dans l'environnement du système, et correspond à une information exprimée dans le référentiel du véhicule. La fonction de transfert permettant de passer du référentiel propre au capteur au référentiel du véhicule, utilise une matrice de transformation appelée matrice de passage et déterminée par calibration.

#### Les interactions

Comme indiqué précédemment, nous utilisons des interactions inspirées de la physique newtonienne. Le comportement à l'origine du déplacement d'un agent est défini, comme la somme des forces locales d'attraction et de

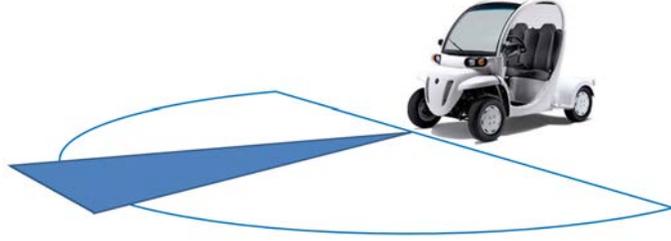


FIGURE 11.1 – Surface de couverture d’un véhicule équipé d’un télémètre laser et d’une caméra

répulsion provenant des éléments perçus localement. Il convient à présent de développer mathématiquement ces interactions :

- **Interaction de répulsion :** Cette interaction intervient dans le système entre les agents. Cette force est destinée à maintenir une répartition homogène des agents dans l’environnement. A l’instar d’une force de gravitation, elle possède une expression en  $1/r^2$ , c’est à dire que l’influence d’un agent dans le voisinage est d’autant plus importante que celui-ci est proche. A l’inverse, elle diminue rapidement lorsque celui-ci s’éloigne.

Nous pouvons exprimer cette force sous la forme suivante :

$$F_{r_{ij}}^{\vec{r}} = \alpha m_i m_j \frac{A_i \vec{A}_j}{\|A_i \vec{A}_j\|^3} \quad (11.1)$$

où

- $m_i$  est la masse de l’agent  $i$ .
  - $A_i$  est la position de l’agent  $i$ .
  - $\alpha$  est un coefficient prenant en compte l’état de l’agent (si un agent labellisateur est verrouillé ou si un agent représentant est satisfait) ainsi que la constante de gravitation de l’environnement.
- **Interaction d’attraction :** L’interaction d’attraction intervient entre les agents et des régions spécifiques de leur environnement. Ainsi, les agents labellisateurs sont attirés par les entités matérialisant la présence d’objets perçus, et les agents représentants sont attirés par les agents labellisateurs. Dans son expression, cette force est similaire à

la force précédente. On peut la représenter sous la forme suivante :

$$F\vec{a}_{ic} = \beta_g m_i m_c \frac{A_i \vec{C}}{\|A_i \vec{C}\|^3} \quad (11.2)$$

où

- $m_i$  est la masse de l'agent  $i$ .
- $A_i$  est la position de l'agent  $i$ .
- $m_c$  est la masse du centre attracteur.
- $C$  est la position du centre attracteur.
- $\beta_g$  est un coefficient prenant en compte l'état interne de l'agent et la constante de gravitation de l'environnement.

Cette équation représente la force exercée sur l'agent en la présence d'une source d'attraction. Cependant, comme nous pouvons le constater, cette force est en  $\frac{1}{r^2}$ , ce qui implique une diminution de son influence lorsque la distance est grande, mais également une augmentation de celle-ci jusqu'à tendre vers l'infini lorsque l'agent se rapproche du centre attracteur. Pour limiter l'amplitude de l'attraction sur des petites distances, nous avons introduit une force d'attraction linéaire définie comme suit :

$$\overrightarrow{Fa}_i = \beta_l . m_i m_c . A_i \vec{C} \quad (11.3)$$

où

- $m_i$  est la masse de l'agent  $i$ .
- $A_i$  est la position de l'agent  $i$ .
- $m_c$  est la masse du centre choisi.
- $C$  est la position du centre choisi.
- $\beta_l$  est un coefficient prenant en compte l'état interne de l'agent.

Ainsi, la force d'attraction proposée se décompose en une force gravitationnelle s'appliquant entre l'infini et une distance  $d$  de l'entité, une force linéaire entre  $d$  et  $d'$ , et l'absence de force entre  $d'$  et le centre afin d'éviter les oscillations. Il apparaît que le passage entre les deux forces d'interaction est particulièrement délicat et peut provoquer des problèmes de continuité. Nous pouvons lever cette difficulté et assurer la continuité des forces appliquées sur l'agent, grâce au coefficient  $\beta_l$

et  $\beta_g$ , à l'instar de ce qui est proposé dans [Gec03].

De plus, afin d'éviter les phénomènes d'amplification, nous avons introduit une vitesse limite. Cette vitesse limite est définie par une constante représentant la vitesse maximale qu'une entité peut avoir. Nous avons également borné l'accélération des agents pour éviter les oscillations à proximité des centres d'attraction.

### Application de ces interactions

Le système calcule à chaque pas de temps, la position, la vitesse ainsi que l'accélération de chaque agent. L'accélération est calculée de la façon suivante :

$$\begin{cases} \sum \vec{F}_i = m \cdot \vec{\gamma}_i \\ \vec{\gamma}_i = \frac{1}{m} \cdot \sum \vec{F}_i \\ \vec{\gamma}_i = \frac{1}{m} \cdot (\vec{F}a + \vec{F}r) \end{cases} \quad (11.4)$$

On peut généraliser les forces  $\vec{F}a$  et  $\vec{F}r$  à tous les éléments présents dans la zone de perception d'un agent  $A_i$  :

$$\begin{cases} Fr_i^X = \sum_{i \neq j} \left( m_i \cdot m_j \frac{(x_j - x_i)}{((y_j - y_i)^2 + (x_j - x_i)^2)^{\frac{3}{2}}} \right) \\ Fr_i^Y = \sum_{i \neq j} \left( m_i \cdot m_j \frac{(y_j - y_i)}{((y_j - y_i)^2 + (x_j - x_i)^2)^{\frac{3}{2}}} \right) \end{cases} \quad (11.5)$$

et

$$\begin{cases} Fa_i^X = \alpha \cdot m_i \cdot m_c \cdot (x_i - x_c) \\ Fa_i^Y = \alpha \cdot m_i \cdot m_c \cdot (y_i - y_c) \end{cases} \quad (11.6)$$

Soit pour un agent  $A_i$  :

$$\left\{ \vec{X}_i(t) = \vec{X}_i(t-1) + \left( \vec{V}_i(t-1)\delta t + \frac{(\delta t)^2}{2m} \left( \vec{F}r_i + \vec{F}a_i \right) \right) \right. \quad (11.7)$$

où

- $\vec{X}_i(t)$  est la position de l'agent.
- $\vec{V}_i(t)$  est le vecteur vitesse de l'agent

La masse nous permet d'agir sur l'inertie du système. Plus l'agent sera lourd, plus le système sera lent à converger et robuste aux perturbations. Dans

notre cas, nous l'avons déterminée de façon empirique, en fonction du comportement attendu et de l'application ciblée. Ainsi, les agents du système de perception, légers et réactifs ont une masse très faible ; tandis que pour la prise de décision, nous avons tenu compte des caractéristiques du véhicule et défini une masse importante pour éviter de trop grosses amplitudes entre deux évaluations.

### 11.2.3 Observation du système : leader local et obstacles

L'observation est faite par un module logiciel extérieur au système, capable de connaître à tout instant la position et le déplacement des agents dans l'environnement. Les caractéristiques et les interactions des agents permettent l'émergence de structures dans l'environnement virtuel. Ces structures émergentes forment des groupes partageant le même label et disposant d'un représentant. Pour réaliser l'identification des objets, nous utilisons la contrainte de chaque agent, telle que définie dans la section 8.3.3. Observée par l'agent représentant d'un groupe d'agents portant le même label, cette contrainte donne un profil d'objet que nous pouvons comparer à une base de données précédemment définie.

La base de données contient un ensemble de profils que nous avons élaborés par expertise en tenant compte des caractéristiques du problème. Dans le cadre de la conduite en convoi, les informations utiles sont de trois types : leader local, véhicule et obstacle. Parmi les véhicules détectés, l'un d'entre eux doit être choisi pour être le leader local. Pour se faire, une comparaison multicritère entre les agents représentants est effectuée. Les critères pris en compte sont les suivants :

- le temps d'existence du représentant dans l'environnement,
- la distance entre le représentant et le véhicule,
- l'angle entre le représentant et le véhicule,
- la vitesse relative du représentant dans l'environnement,
- le représentant déjà leader local.

Ces critères sont représentés sous forme d'un graphique radar et la sélection est faite en comparant la surface obtenue. L'agent représentant disposant de la plus grande surface est associé à un leader local, les autres agents représentant sont alors considérés comme des obstacles.

## 11.3 Analyse non fonctionnelle du système

L'analyse non fonctionnelle porte sur le comportement général du système, en dehors d'un cadre applicatif. Nous étudierons les réactions du système aux perturbations engendrées par les changements dans l'environnement. Cette étude portera notamment sur le temps de convergence et l'influence du nombre d'agents sur le comportement du système. Ces résultats présentent des statistiques sur plusieurs simulations (40 à 100 réalisations).

### 11.3.1 Temps de convergence

Le temps de convergence ou de re-convergence est le temps nécessaire au retour à un état stable après apparition d'une perturbation.

#### Influence du nombre d'objet

La figure 11.2 présente le temps de convergence dans un environnement proposant 5 et 7 objets à identifier. La première courbe décrit le temps mis par le système pour étiqueter les cinq objets. Pour cette étude, nous utilisons la différence entre la position connue des objets et celle des représentants. Nous constatons qu'il faut en moyenne 2,5 secondes pour que le système se stabilise. Une fois stable, les oscillations autour de la position de l'objet sont de l'ordre de 0,02 mètre. La deuxième courbe présente la même étude mais avec sept objets à étiqueter. Le temps de convergence est alors plus élevé, de l'ordre de 3 secondes. Les oscillations sont du même ordre que lors de la simulation précédente. Nous pouvons en déduire qu'un nombre plus important d'objets à identifier n'engendre pas d'oscillations au sein du système.

#### Influence de la variation du nombre d'objets

La figure 11.3 montre l'évolution du nombre d'objets détectés en fonction du temps. Nous constatons un temps d'initialisation du système, c'est à dire le temps nécessaire au système pour une première diffusion des agents dans l'environnement, de l'ordre de 1,7 seconde. La disparition d'un objet à 12,5 secondes entraîne une re-configuration spatiale du système qui demande en moyenne 1,8 seconde.

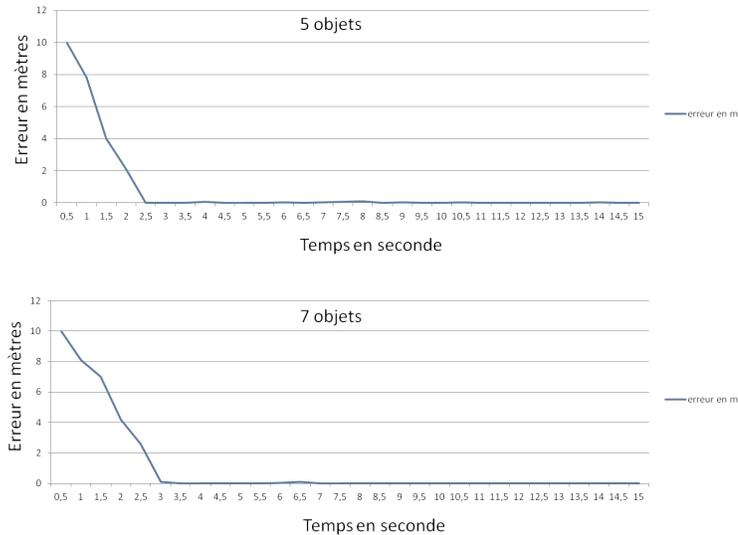


FIGURE 11.2 – Évolution du nombre d'objets détectés

### Influence de la dynamique des objets

#### — Changement brusque de position

Dans la figure 11.4, les courbes décrivent le temps de convergence du système en présence de cinq représentants chargés de suivre cinq objets dans un environnement dynamique. La courbe du haut montre un temps de convergence maximal de 6,4 secondes. Une fois stabilisée, la valeur absolue de l'erreur est au plus de 0,04 mètre. La courbe du bas présente le temps de re-configuration du système après une forte perturbation. La perturbation a modifié l'environnement en déplaçant tous les objets de huit mètres, et nous constatons une détection des obstacles précise à 0,04 mètre après 4 à 6 secondes.

Pour étudier le temps de re-configuration du système, la courbe 11.5 présente l'évolution de l'erreur chez cinq représentants. L'environnement est perturbé : les déplacements des obstacles sont de plus en plus grands. On constate donc un temps de re-configuration plus important avec l'éloignement des objets, tout en restant sous les 6 secondes pour des variations comprises entre 1 et 10 mètres.

La figure 11.6 montre l'évolution de ce temps de re-configuration en fonction de la distance de déplacement des objets.

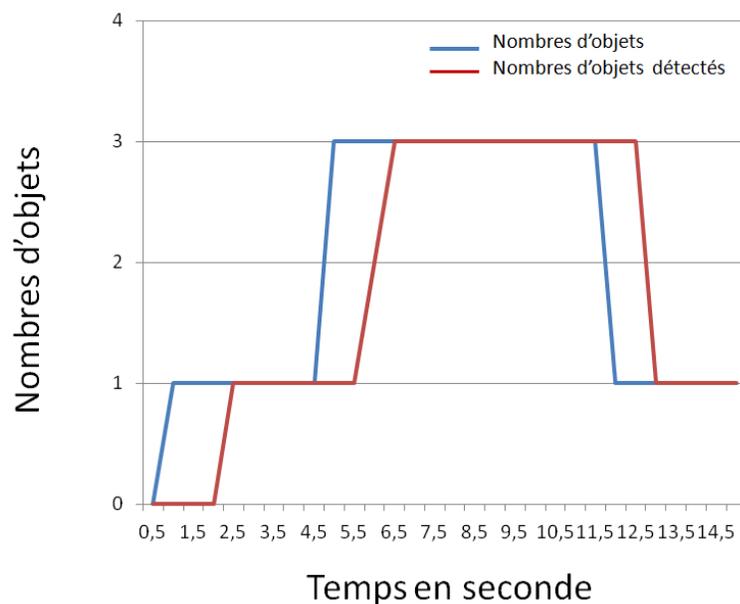


FIGURE 11.3 – Évolution du nombre d'objets détectés

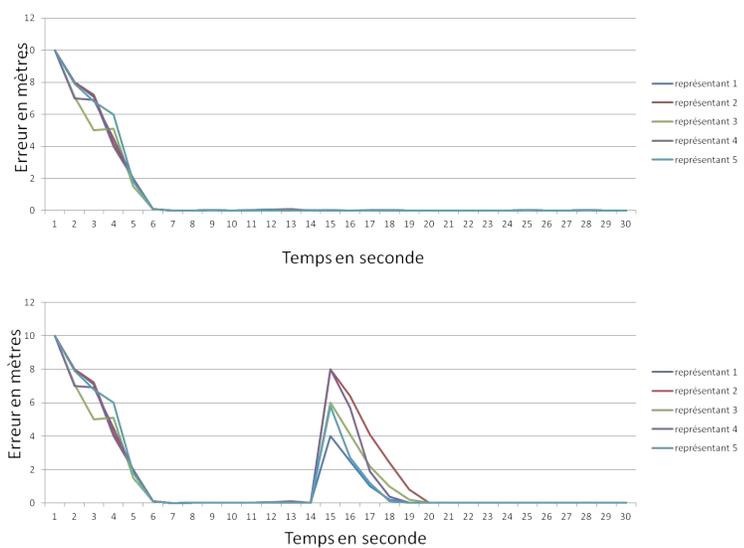


FIGURE 11.4 – Évolution de l'erreur entre objets et représentant

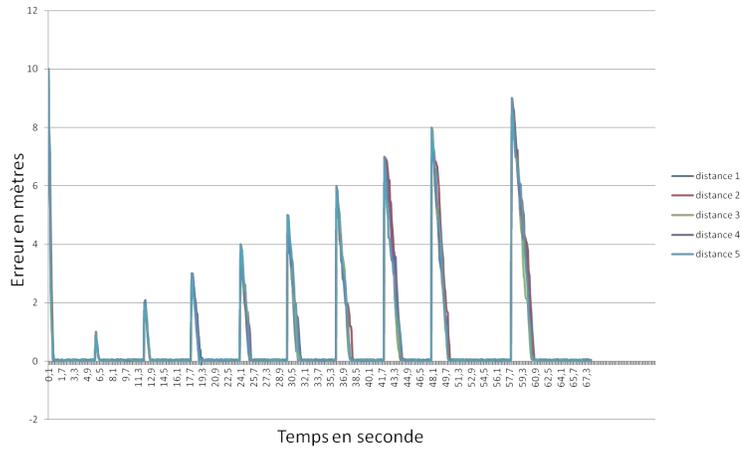


FIGURE 11.5 – Évolution de l'erreur entre objets et représentant avec perturbations

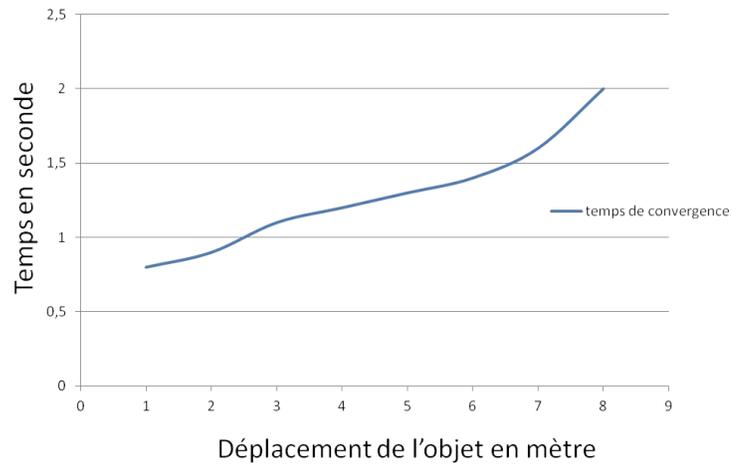


FIGURE 11.6 – Temps moyen de re-configuration

— Influence de la vitesse de déplacement des objets

La figure suivante (figure 11.7) présente le parcours d'un objet et de son représentant dans l'environnement. La vitesse de l'objet est de  $1,5 \text{ m/s}$ . L'évolution de leurs positions respectives dans l'espace est représentée par le graphique situé en haut, et la courbe du bas présente l'erreur en mètre.

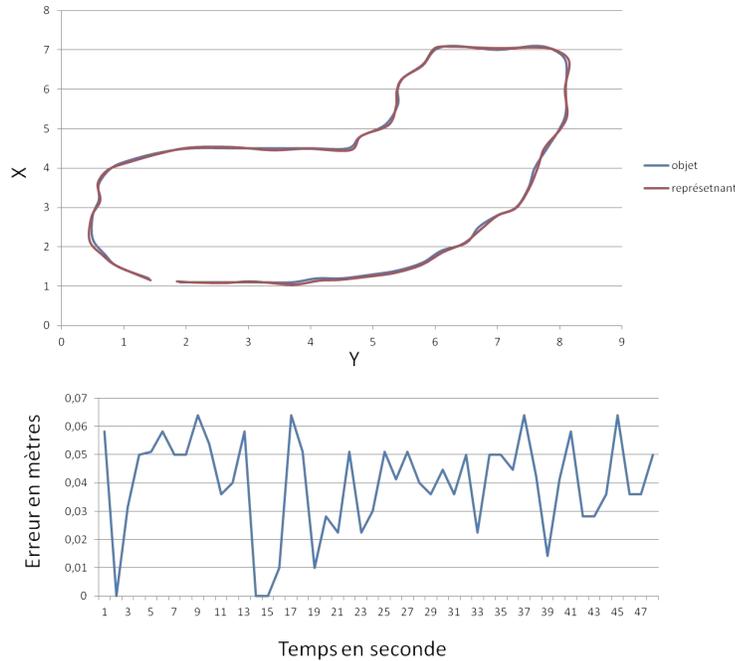


FIGURE 11.7 – Évolution et suivi d’un objet mobile par un représentant

### 11.3.2 Influence du nombre d’agents

Le nombre d’agents est un paramètre important des systèmes multi-agents. Si leur nombre est trop grand, le système risque d’être trop lourd et de ralentir l’exécution. A l’inverse, si le nombre d’agents est trop faible, le système n’arrivera pas à répondre à la demande.

La figure 11.8 reprend l’évolution du nombre d’objets dans la scène. A droite, 500 agents sont utilisés, à gauche seulement 300 agents. Nous observons un temps de convergence ou de re-configuration du système plus court de 1,2 seconde à partir de l’apparition du troisième objet.

La figure 11.9 montre l’évolution du système en fonction du nombre d’agents et du nombre d’objets. Chaque objet est représenté dans l’environnement par 20 entités à étiqueter. Nous constatons que 200 agents pour étiqueter 200 entités est un nombre trop faible, car le temps de stabilisation augmente de façon importante pour atteindre 5 secondes. Nous remarquons également qu’en présence de 300 agents ou plus, le système n’est pas pour autant plus rapide.

Les courbes suivantes (Figure 11.10) présentent pour l’utilisation de 300

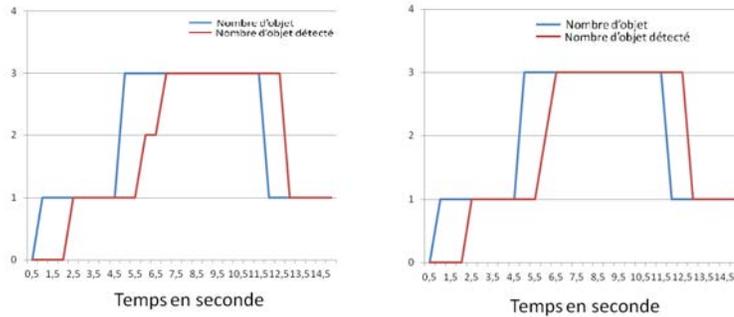


FIGURE 11.8 – Évolution du nombre d'objets détectés

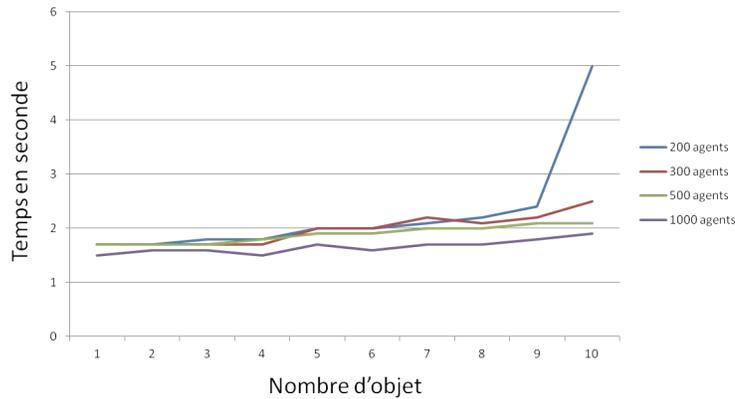


FIGURE 11.9 – Évolution du nombre d'objets détectés

agents, la moyenne, les bornes maximale et minimale obtenues. Nous pouvons déduire de ce graphique qu'avec une population de 300 agents, la stabilisation du système est comprise entre 1,3 et 1,7 seconde pour un objet à identifier ; et passe entre 1,4 et 2,3 secondes en présence de 10 objets.

### 11.3.3 Conclusion

Les résultats mettent en évidence que le système multi-agents a besoin d'un temps d'initialisation important, évalué à 2 secondes. Cependant, ces résultats montrent également la capacité du système à se stabiliser autour de 1,5 seconde après l'apparition d'une perturbation. Une fois stabilisé, un représentant est en mesure de suivre un objet avec une faible erreur (de

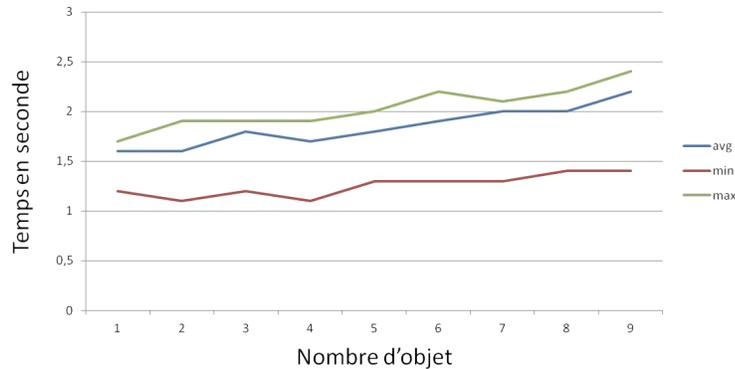


FIGURE 11.10 – Évolution du nombre d'objets détectés

l'ordre de 0,04 mètre). Pour une application à la conduite en convoi, un système de perception doit posséder des facultés d'adaptation au changement survenant dans l'environnement et de robustesse au perturbation. Compte tenu des résultats obtenus par l'analyse non-fonctionnelles de notre approche, nous pouvons considérer que le système possède les propriétés requises pour l'application ciblée.

## 11.4 Conclusion

Nous avons présenté un moyen de traiter les informations provenant d'un problème, pour pouvoir les évaluer. Les informations de bas niveau sont placées dans un environnement virtuel et analysées par une population d'agents, afin de déterminer les informations correspondant à un objectif pour le système et celles représentant des solutions non viables. Au travers d'une étude non fonctionnelle, nous avons montré que le système était fiable et possède de bonnes propriétés pour être appliqué à des problèmes dynamiques. En effet, il présente une bonne résistance aux perturbations importantes, tout en fonctionnant avec un nombre réduit d'agents. De plus, il est également possible d'adapter le nombre d'agents aux contraintes des informations perçues.



## Chapitre 12

# Sélection d'une solution

### 12.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté une application utilisant notre modèle de traitement de données. Il s'agit d'identifier les objets situés dans la zone de perception d'un véhicule. Cette interprétation de l'espace perceptif du véhicule permet de fournir des informations de haut niveau, nécessaires à la détermination d'une consigne à appliquer en fonction de l'objectif applicatif visé (évitement d'obstacles, suivi de trajectoire, conduite en convoi, etc.). A présent, nous nous intéressons à la détermination de cette consigne par un système multi-agents possédant des agents, des entités et un objectif tels que définis dans la partie précédente. Pour cela, nous nous plaçons dans le cadre de la conduite en convoi, et supposons que nous avons à disposition des informations de haut niveau analogues à celles obtenues dans le chapitre précédent (la position et l'orientation du leader local, des autres véhicules et des obstacles). Cependant, nous ne faisons pas d'hypothèse particulière sur le mode d'obtention de ces informations. En effet, celles-ci peuvent être fournies par n'importe quel traitement préalable des données capteurs brutes.

### 12.2 Système multi-agents pour la conduite en convoi

#### 12.2.1 Modélisation du problème : le cas colonne

Nous avons choisi de nous focaliser sur le cas colonne car c'est le type de configuration le plus couramment utilisé. Dans un premier temps, nous décrirons l'instanciation du modèle de prise de décision proposé dans la partie

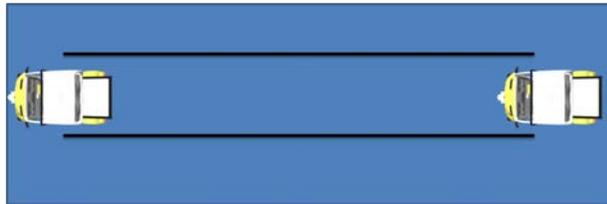
I, appliqué au cadre de la conduite en convoi. Nous effectuerons ensuite une analyse non fonctionnelle du système, de façon à étudier les caractéristiques intrinsèques. Il s'agit de considérer le problème de la conduite en convoi comme un problème de suivi de trajectoire [DCGG14]. Le véhicule suiveur a pour consigne de suivre la trajectoire décrite par le leader local. Le système dispose comme informations, des données de haut niveau fournies par le système de perception. L'état initial du système est défini par la position du véhicule et l'état final par la position du leader virtuel.

Pour modéliser le problème, nous utilisons les règles suivantes :

- Le suiveur connaît sa position et son orientation
- Le suiveur connaît la position et l'orientation du leader local
- la position du leader est représentée dans l'environnement par deux obstacles placés à sa droite et à sa gauche, décrivant ainsi dans le temps un canyon.
- les obstacles sont représentés dans l'environnement par une entité.

En suivant ces règles, on obtient un environnement virtuel représentant la trajectoire du leader sous forme d'un canyon (figure 12.1). Le processus de décision s'appuie ensuite sur l'évaluation d'une population d'agents qui évolue dans ce canyon en réaction aux éléments présents dans l'environnement.

Vue de dessus



Vue de profil

FIGURE 12.1 – modélisation de la conduite en convoi

### 12.2.2 Les interactions

Comme indiqué dans la partie précédente, trois types d'interactions doivent être identifiées : les interactions inter-agents, les interactions entre les entités et les agents, et celles entre l'objectif et les agents (Figure 12.2). Le comportement global attendu est la formation d'un ensemble compact d'agents sur l'objet. Les approches classiquement utilisées (gravitation, force linéaire, etc.) conduisent à la formation d'une répartition des agents autour de l'objet. Considérant ces contraintes, nous avons choisi de faire évoluer les agents dans un environnement défini par des variables d'états, telles que la température et la pression utilisées dans l'expression de l'énergie de Van Der Waals. Le résultat des interactions utilisées correspond au comportement d'un fluide dans un milieu où varie la température. Sans source de chaleur, le fluide se fige et forme une masse compacte se déplaçant d'un seul tenant. En présence de chaleur, les particules du fluide se libèrent progressivement les unes des autres jusqu'à prendre l'apparence d'un gaz [PN70]. Ces interactions sont calculées grâce à l'équation d'état de Van der Waals. La modélisation classique de ces interactions est très fine et précise.

Cependant, la précision donnée par le modèle de Van Der Waals n'est pas forcément utile dans le cadre qui nous intéresse où l'efficacité computationnelle est primordiale. Ainsi, nous avons choisi de simplifier le modèle en utilisant la pression comme indicateur de la contrainte subie par un agent, afin de pondérer la force engendrée par un système masse-ressort. Nous pouvons exprimer

$$\alpha_r = \sin(0.01 * \pi * 5 * e^{\left(\frac{-x+0.42}{0.1}\right)} * (x - 0.42))$$

$$F_a = \alpha_r * k(l - l_0)$$

où

- $F_a$  est l'interaction appliquée entre deux agents
- $k$  la raideur du ressort
- $x$  la température
- $l_0$  la longueur à vide du ressort
- $l$  la distance entre deux agents

Les avantages du modèle de Van der Waals sont les suivants :

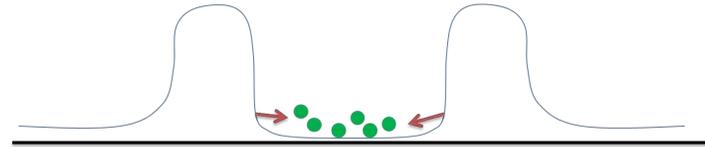
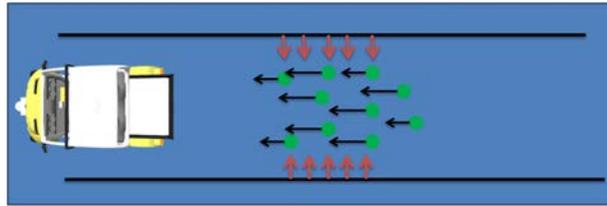
- Peu d'obstacles : la basse température présente dans l'environnement impose un mouvement solidaire. La solution est trouvée plus rapidement car un obstacle ne peut se trouver au milieu de la population d'agents.

- Beaucoup d'obstacles : l'augmentation de la température accroît l'agitation des agents. L'exploration des solutions est accélérée, et la forte dynamicité de l'environnement empêche qu'un obstacle se trouve au centre de la population d'agents.

L'interaction avec les entités s'exprime par une force de type gravitationnelle. Nous avons déjà défini une telle force dans le système précédent, nous utiliserons la même équation avec cette fois-ci un coefficient négatif noté  $\alpha_{gravitation}$ .

$$F\vec{a}_{ie} = \alpha_g m_i m_e \frac{A_i \vec{E}}{\|A_i \vec{E}\|^3} \quad (12.1)$$

Vue de dessus



Vue de profil

FIGURE 12.2 – Interaction pour la conduite en convoi

La dernière interaction concerne la prise en compte de l'objectif par l'agent. Cette interaction est décomposée en deux forces s'exprimant différemment en fonction de la distance de l'agent à l'objectif. Le premier cas se présente pour un agent compris entre une distance infinie et  $d$  de l'objectif. La force qui s'exprime est de type  $1/r^2$  :

$$\vec{F}a_i = \beta_g \cdot m_i \cdot m_o \cdot \frac{A_i \vec{O}_i}{\|A_i \vec{O}_i\|^3} \quad (12.2)$$

## 12.2. SYSTÈME MULTI-AGENTS POUR LA CONDUITE EN CONVOI 123

Le deuxième cas s'exprime lorsque l'agent est à moins d'une distance  $d$  de l'objectif. Cette force est linéaire et s'exprime par :

$$\vec{F}_{a_i} = \beta_g \cdot m_a \cdot m_o \cdot A_i \vec{O}_i \quad (12.3)$$

où

- $\vec{F}_{a_i}$  est la force d'attraction.
- $\beta_g$  est le coefficient de continuité
- $m_a$  la masse de l'agent
- $m_o$  la masse de l'objectif
- $A_i$  la position de l'agent
- $O_i$  la position de l'objectif.

Le but de cette loi linéaire est de ralentir les agents et les conserver dans une zone d'influence de l'objectif, tout en évitant les oscillations. Nous pouvons résumer les forces en présence par :

élément en interaction avec un agent	type de force	équation
agent de décision	masse - ressort	$F_a = \alpha_r * k(l - l_0)$
obstacle	répulsion	$F_{a_{ie}} = \alpha_g m_i m_e \frac{A_i E}{\ A_i E\ ^3}$
objectif	attraction	$\vec{F}_{a_i} = \beta_g \cdot m_a \cdot m_o \cdot A_i \vec{O}_i$

### 12.2.3 Les agents

Le problème de l'approche locale pour la conduite en convoi peut se résumer, à la définition d'une consigne sous forme d'un angle de braquage et d'une vitesse. Cette consigne, une fois appliquée au véhicule suiveur permet de respecter la configuration géométrique demandée. Le système doit être capable de définir une valeur pour chaque composante de la solution. Aussi, nous avons choisi d'introduire un moyen de prendre en compte ces deux valeurs. Pour cela, nous représentons le tuple de l'état interne des agents par un vecteur représentant une couleur à deux composantes, rouge et bleu (il s'agit d'un choix de représentation graphique arbitraire).

La détermination de la couleur se fait de proche en proche, en prenant en compte un facteur d'atténuation. L'atténuation permet de rendre observable une organisation produite au niveau local. Pour calculer la couleur d'un agent, nous avons utilisé un facteur linéaire ( $F_a$ ).

$$F_a(dist) = 1 - (0.05 * dist) \quad (12.4)$$

L'atténuation augmente avec la distance. Ainsi pour un agent en limite de portée des capteurs, sa composante rouge sera nulle (Figure 12.3). A l'inverse, pour un agent proche de l'agent origine, sa composante rouge sera égale à 1.

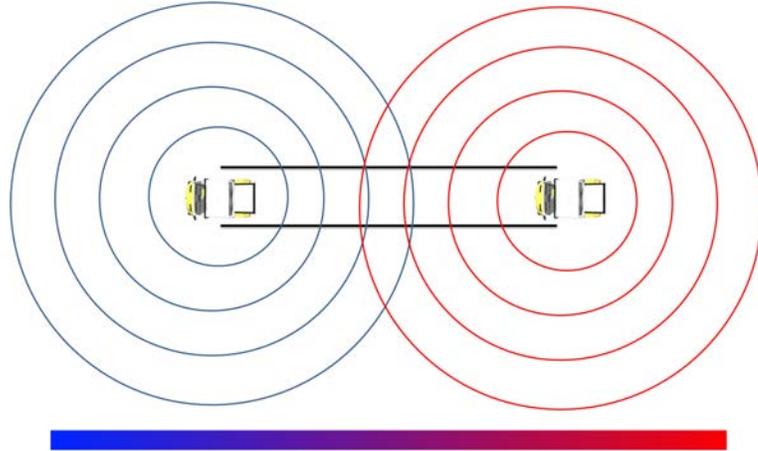


FIGURE 12.3 – Répartition des couleurs

### 12.3 Observation du système : sélection d'une consigne

Comme avancé précédemment, un choix se définit par la sélection d'un point de l'espace dans l'environnement virtuel. Pour définir la solution correspondant à ce choix, nous proposons d'observer le système pendant son évolution. L'observation du système porte sur la position et la vitesse des agents. La position moyenne des agents donnera une composante du vecteur décision, représentant l'alternative choisie par la population dans un environnement statique. Le composant lié à la vitesse moyenne des agents permet de prendre en compte les mouvements déjà entrepris par les agents, et traduisant la présence d'un objet dynamique.

Deux vecteurs sont calculés pour représenter la décision prise par les agents :

- un vecteur rouge : le vecteur rouge correspond à une étude de la population d'agents, pondérée par la composante rouge de leur  $C_{couleur}$ .
- un vecteur bleu : le vecteur bleu correspond à une étude de la population d'agents, pondérée par la composante bleue de leur  $C_{couleur}$ .

Chaque vecteur est calculé suivant l'équation suivante :

$$\left\{ \vec{C} = (M_p \vec{c} + \frac{M_s}{\sqrt{n}}) \frac{M_p \vec{c}}{(M_p + \frac{M_s}{\sqrt{n}})} \right. \quad (12.5)$$

où

- $M_p \vec{c}$  est le centre de gravité des agents, pondéré par la couleur
- $M_s$  est la vitesse moyenne, pondérée par la couleur
- $n$  est le nombre d'agents

Cette séparation en deux vecteurs permet de prendre en compte la composante fortement dynamique de l'environnement. Le vecteur rouge  $\vec{P}_r$  donnera l'orientation à prendre pour atteindre l'objectif. Le vecteur bleu  $\vec{P}_b$  donnera la vitesse à parcourir pour atteindre l'objectif. La combinaison de ces deux vecteurs, notée  $\vec{P}_{dir}$ , donnera le point de l'espace correspondant au choix fait par le système. La consigne déterminée, elle est transmise au module de contrôle matériel du véhicule.

## 12.4 Analyse non fonctionnelle du système

De même que pour le système précédent, l'analyse non fonctionnelle porte sur le comportement du système en tant que système multi-agents. Nous proposons d'étudier le temps de convergence vers une solution, et l'influence du nombre d'agents sur l'obtention de celle-ci. Parmi les nombreux critères pour l'évaluation non fonctionnelle, nous serons attentifs en particulier à la réaction du système aux perturbations.

Bien que les indicateurs soient identiques que ceux pour le système de traitement des données, la principale différence repose sur la présence d'un seul centre attracteur. De plus, les perturbations peuvent être de deux types : la modification de la position de l'objectif ou, l'apparition d'obstacles dans l'environnement. Nous analyserons le comportement du système à travers l'observation du comportement de sa population d'agents.

Les analyses suivantes présentent les distances et les erreurs mesurées dans l'environnement du système. Dans le cadre de la conduite en convoi, nous sommes face à un système physique réel, et ces distances sont donc exprimées en mètre.

### 12.4.1 Temps de convergence

Pour ces évaluations, nous avons utilisé une population composée de 500 agents. La figure 12.4 montre le temps de convergence à l'initialisation du système. Pour un objectif placé à dix mètres sans obstacles, on peut constater qu'il faudra en moyenne 2,4 secondes pour qu'un agent puisse s'approcher de l'objectif à moins de 0,03 mètre.

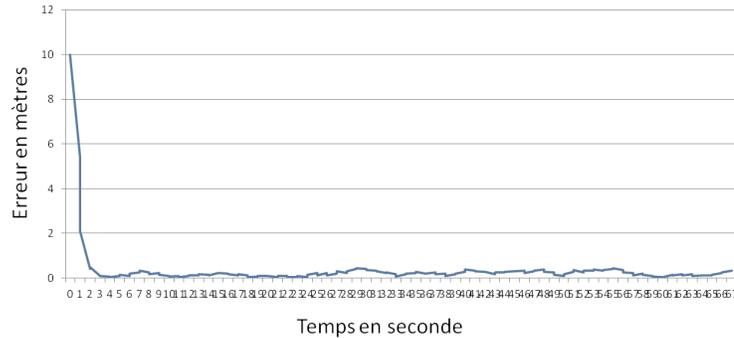


FIGURE 12.4 – Temps de convergence sans obstacles

La figure (figure 12.5) représente le temps de re-convergence nécessaire en cas de changement d'objectif. Le déplacement de l'objectif est déclenché toutes les dix secondes, à une distance comprise entre 4 et 10 mètres. Nous pouvons voir sur le graphique que le temps de re-convergence est compris entre 2,4 secondes pour un objectif à 10 mètres, et 1,2 seconde pour un objectif déplacé de 4 mètres. L'erreur représente la distance entre les coordonnées de la solution sélectionnée et l'objectif.

La figure 12.6 montre l'influence d'un obstacle sur la trajectoire des agents. Sur un parcours de 100 mètres, un obstacle se trouve entre le point de départ et l'objectif. Nous avons comparé deux modèles d'interaction : le premier utilise une interaction basée sur les gaz parfaits comme employée dans [DCGG12], et le second est basé sur le modèle de Van Der Waals.

Nous pouvons constater que l'utilisation du modèle inspiré par Van Der Waals provoque l'apparition d'une plus grande perturbation et d'un temps de convergence plus long. Cela s'explique par la trajectoire faite par les agents, comme le montre la figure 12.7,

L'utilisation d'interactions newtoniennes entraîne une répartition des agents de part et d'autre de l'obstacle. Le recours à des indicateurs comme le barycentre donne une solution, sans constituer une alternative intéressante pour

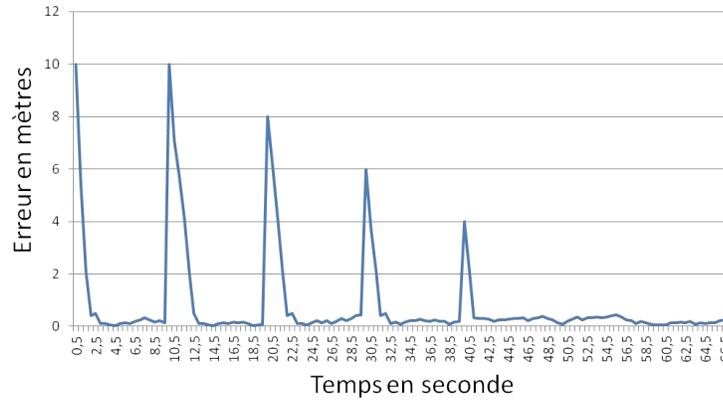


FIGURE 12.5 – Temps de convergence en présence de perturbations et sans obstacles

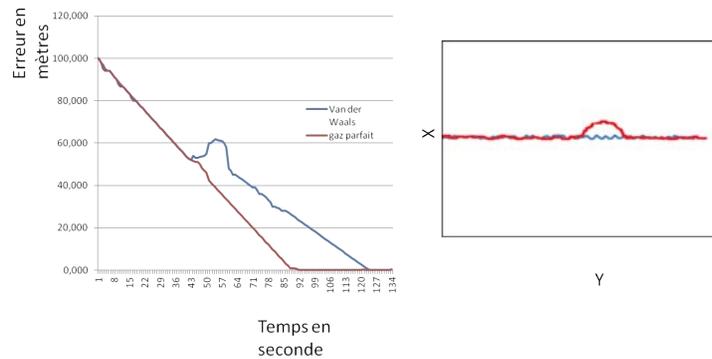


FIGURE 12.6 – Influence de la présence d’obstacles sur la trajectoire (gauche : erreur en mètre, à droite : trajectoire)

le système. En effet, un obstacle se trouve alors sur la même position que la solution sélectionnée.

La simulation suivante, présentée par la figure 12.8, montre la réaction du système en présence d’un obstacle dynamique. Un obstacle se déplace dans l’environnement sur l’axe Y en occultant l’objectif. La figure 12.8 montre les temps de convergence et de re-configuration du système lors des passages de l’obstacle sur l’objectif. On peut observer que la présence de l’obstacle n’entraîne pas de séparation de la population de part et d’autre de l’obstacle.

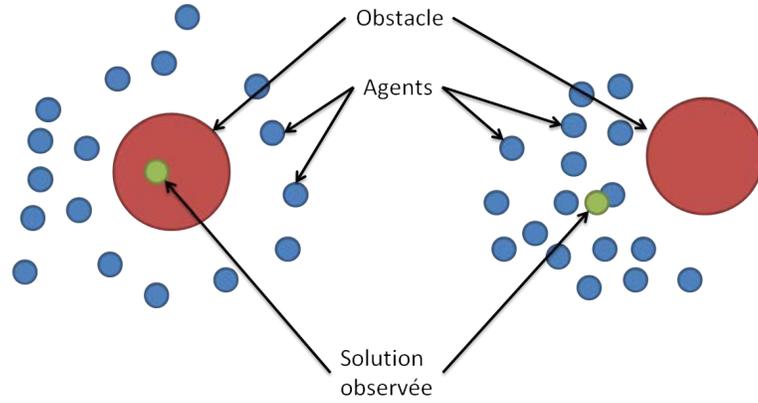


FIGURE 12.7 – Influence de la présence d'obstacles sur la trajectoire (à gauche : gaz parfait, à droite ; gaz de Van Der Waals)

En effet, en cas de séparation, le barycentre de la population n'aurait été que peu impacté par cette perturbation.

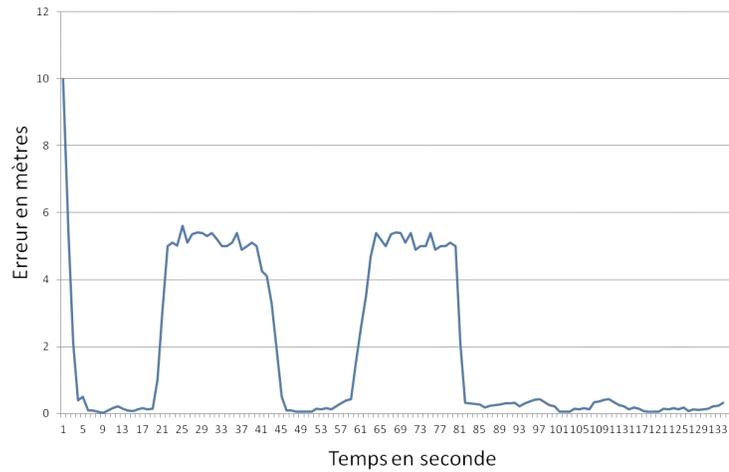


FIGURE 12.8 – Influence de la présence d'obstacles dynamiques sur l'erreur

### 12.4.2 Influence du nombre d'agents

Pour déterminer le nombre optimal d'agents pour la prise de décision, nous avons fait plusieurs simulations avec de 50 à 1000 agents, afin d'étudier la réponse du système.

La figure 12.9 montre l'influence du nombre d'agents sur le temps de convergence du système. Nous remarquons que lors des simulations sans obstacles, les temps de convergence sont proches les uns des autres ; ce n'est pas le cas dès lors que les agents sont en présence d'obstacles.

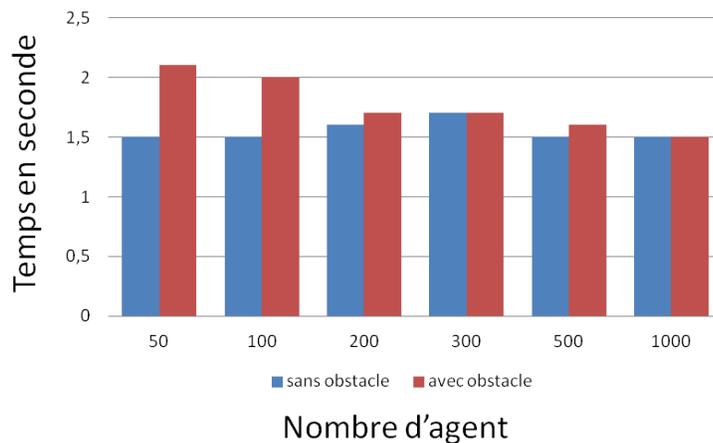


FIGURE 12.9 – Influence du nombre d'agents sur le temps de convergence

Il faut compter 0,6 seconde de plus pour que 50 agents parviennent à l'objectif. A l'inverse, utiliser 300, 500 ou 1000 agents ne change pas significativement le résultat. On note en effet une différence de temps inférieure à 0,2 seconde.

La simulation suivante cherche à déterminer l'influence du nombre d'agents sur le système lorsqu'il est soumis à des perturbations. Deux jeux de simulation ont été faits : le premier avec un changement d'objectif et le deuxième avec la présence d'obstacles. La figure 12.10 montre qu'en présence de perturbations, la convergence est difficile à obtenir avec 50 agents. Les résultats restent dans le même ordre de grandeur pour les simulations faites avec 200 à 1000 agents.

De ces simulations, il ressort la précision du système en fonction du nombre d'agents. La figure 12.11 montre les résultats obtenus.

La précision est directement liée au nombre d'agents. Plus le nombre

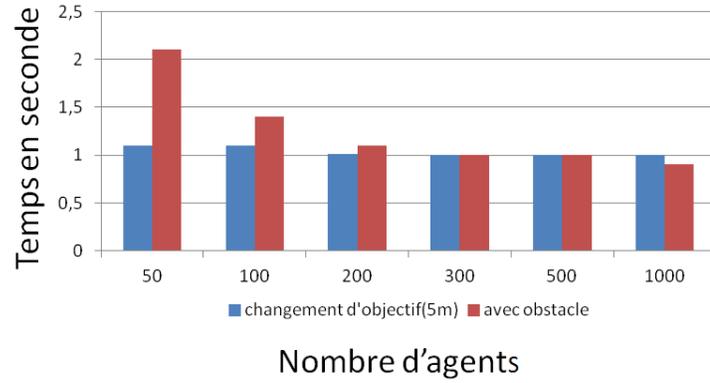


FIGURE 12.10 – Influence du nombre d'agents sur le temps de convergence, en présence de perturbations

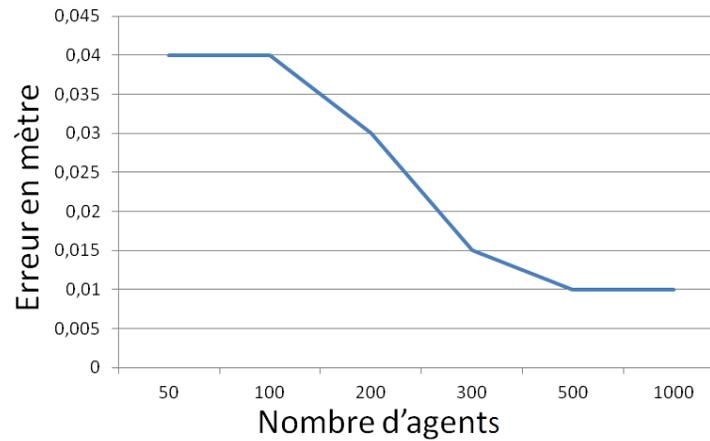


FIGURE 12.11 – Influence du nombre d'agents sur le temps de convergence, en présence de perturbations

d'agents augmente, et plus les erreurs sont diluées. Le nombre d'agents dépend donc essentiellement de la précision demandée. Plus le système a besoin de précision, plus le nombre d'agents nécessaires augmente.

## 12.5 Généralisation à la multi-configuration

Nous avons vu dans l'état de l'art que la navigation en formation multiple était une problématique souvent abordée en robotique mobile. La configuration géométrique privilégiée est généralement la configuration colonne. Cependant, la multi-configuration pour les véhicules urbains présente aussi une capacité intéressante. Pour traiter de la problématique de la multi-configuration, plusieurs stratégies peuvent être employées : construire une nouvelle fonction d'interaction entre véhicules qui tient compte des caractéristiques géométriques de la configuration désirée, s'asservir à une trajectoire de référence en considérant des décalages latéraux et longitudinaux liés à la configuration, se ramener à une configuration colonne en effectuant une transformation géométrique sur la position perçue du leader. C'est dans ce dernier cas que nous nous plaçons. Ainsi, pour répondre à ce problème, nous considérons la multi-configuration comme une difficulté que l'on peut résoudre au niveau de la perception. Pour se faire, nous introduisons alors la notion de leader virtuel, qui peut être définie par la position réelle du leader projetée dans l'espace perceptif du suiveur, en tenant compte de la configuration géométrique désirée pour le convoi. Cette transformation correspond à la création d'une image du leader local, transformée pour former une configuration colonne virtuelle. Il s'agit ensuite d'appliquer, sans modification, l'algorithme de conduite en convoi développé au cas colonne.

La position du véhicule leader virtuel est calculée suivant (Figure 12.12) :

$$\begin{cases} x_v = x_r + l_a \cos(\theta) + l_o \sin(\theta) \\ y_v = y_r - l_a \sin(\theta) + l_o \cos(\theta) \end{cases} \quad (12.6)$$

où

- $(x_v, y_v)$  est la position du leader virtuel
- $(x_r, y_r)$  est la position du véhicule
- $(l_a, l_o)$  est le paramètre de la configuration géométrique
- $\theta$  est l'angle entre les deux véhicules.

Il convient de relever quelques cas particuliers. Ainsi, lorsque  $(l_a)$  est égale à 0, nous avons une formation colonne et lorsque c'est  $(l_o)$  nous avons une ligne. L'introduction du leader virtuel nous a également permis de combler une carence des approches locales. En effet, les approches locales souffrent généralement d'anticipation dans les courbes. L'erreur d'anticipation est l'erreur produite lors des virages, le véhicule suiveur a alors tendance à couper en ligne droite au lieu de suivre la trajectoire du leader. Certaines approches comme [CGGK11], proposent d'ajouter une force externe dans le but d'attirer le véhicule suiveur vers l'extérieur. Cependant, les derniers résultats ne

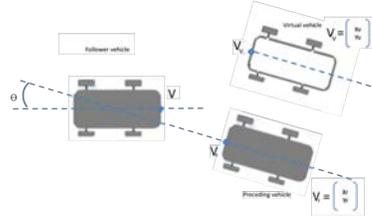


FIGURE 12.12 – Leader virtuel pour la multi-configuration

sont pas satisfaisants lorsque les inter-distances augmentent, ou lorsque les rayons de braquage sont trop faibles. Pour diminuer l'anticipation dans les courbes, nous avons utilisé un leader virtuel en nous inspirant des remorques à attelage mobile. Pour corriger ce comportement d'anticipation, nous avons fait l'analogie entre un sous-convoi de deux véhicules et un transporteur routier de type semi-remorque. Dans ce cadre, pour limiter les anticipations du véhicule suiveur (ou la dérive de l'essieu arrière), il a été introduit une accroche articulée immatérielle, sous forme d'un point de pivot. L'emplacement du point de pivot influe sur le comportement de la remorque, comme l'emplacement du leader virtuel influera sur le comportement du suiveur. Une étude portant sur l'emplacement du point de pivot a permis de déterminer une position idéale en fonction des caractéristiques du convoi. En effet, un point de pivot trop proche du suiveur provoquera une plus grande anticipation ; et à l'opposé, un point de pivot trop loin sera source d'erreurs latérales en entraînant le véhicule suiveur à l'extérieur du virage comme le montre la figure 12.13.

Pour cette étude, nous nous plaçons à vitesse constante. Le but est de définir le nouveau point d'accroche du modèle d'interaction. Dans le cas d'une trajectoire en ligne droite, nous pouvons définir l'inter-distance désirée comme :

$$\{ d_{des} = 2L - (A_1S_1 + P_2B_2 + l_2) \quad (12.7)$$

où  $d_{des}$  est la longueur désirée, et  $B_1\vec{F}_2$ , la distance entre le centre arrière du leader et le centre avant du suiveur.  $A_1S_1$ , est la distance entre l'arrière et le centre de l'essieu arrière du leader,  $P_2B_2$  représente la distance entre l'avant du suiveur et le centre de l'essieu avant du suiveur et  $l_2$  est l'empattement du suiveur.

À vitesse constante, la distance inter-véhicule au cours d'un mouvement circulaire de rayon constant est plus courte, et nous pouvons obtenir  $\rightarrow B_1F_2$  comme suit :

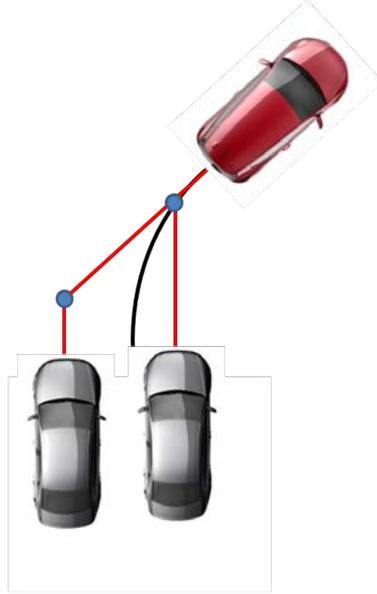


FIGURE 12.13 – positionnement du point de pivot

$$\left\{ d_{des} = \sqrt{2L^2 - 2Lb + b^2 + 2(l - b)L \cos e_{\theta_{ss}}} \right. \quad (12.8)$$

où  $b = l_2 + B_2P_2$ . Pour un mouvement rectiligne et en ligne droite,  $\theta_{ss}$  tend vers 0. Nous pouvons placer notre point de pivot de telle façon que  $B_1P_{pivot} = F_2P_{pivot}$ . En tenant compte du nombre de variables capables d'entraîner des erreurs telles que la vitesse angulaire du leader, le changement d'accélération, etc., nous utilisons la première partie de l'attelage sous forme de barres rigides et la deuxième sous forme d'un modèle d'interaction. Le véhicule virtuel et son positionnement sur les coordonnées du point de pivot permettent une réduction de l'anticipation dans les virages, et lors de configurations avec de grandes inter-distances.

## 12.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un système de conduite en convoi basé sur le modèle présenté. Ce système, repose sur l'étude statistique des populations d'agents et nous permet à l'aide d'indicateurs géométriques, de sélectionner une solution parmi plusieurs alternatives. L'étape clé est la mise

à jour de l'environnement, qui assure grâce à des mécanismes tels que l'évaporation, une fluidité et une rapidité d'exécution. Les interactions entre les agents et l'environnement sont à l'origine de l'échantillonnage de l'espace des solutions, et de l'utilisation d'un modèle d'interaction issu de la thermodynamique permettant moins d'erreurs concernant les minima locaux. Il faut cependant prendre en considération qu'un tel espace nécessite de définir des variables d'état souvent dépendantes de l'application.

Pour appliquer ce système de prise de décision à des robots mobiles, il est nécessaire de prendre en compte des retards purs dûs aux actionneurs. Ce retard est le délai incompressible entre l'envoi de la commande et l'action sur l'environnement. Contrairement à l'utilisation d'observateurs, l'avantage d'utiliser un environnement virtuel pour fermer la boucle de décision, est la prise en compte de ces retards par l'anticipation et l'inertie des agents.

## Chapitre 13

# Conclusion

La partie I présente un modèle multi-agents pour la prise de décision. Le but de cette partie était de proposer un exemple d'utilisation dans un cadre concret. Nous avons donc instancié le modèle sous forme de deux systèmes multi-agents. Le premier, pour le traitement des informations provenant des capteurs et l'identification des informations importantes (leader et obstacles), puis le second pour déterminer la consigne adaptée à la conduite en convoi. Nous avons évalué l'aspect multi-agents de ces systèmes afin de déterminer si leur utilisation est pertinente. Le temps de convergence moyen et le nombre d'agents sont de bons indicateurs montrant qu'une fois stabilisé, le système peut être utilisé pour des applications telles que la conduite en convoi. L'étude fonctionnelle faite à l'aide de la simulation et de l'expérimentation sera proposée dans la partie suivante.



Troisième partie

Validations et  
expérimentations



## Chapitre 14

# Traitement de l'information

### 14.1 Introduction

Comme expliqué dans les parties précédentes, le traitement de l'information se décompose en plusieurs étapes. Dans un premier temps, nous présenterons les résultats issus de simulations réalisées avec VIVUS. Ces résultats présenteront la détection et la classification de l'environnement urbain, lors d'un enregistrement provenant d'un télémètre laser. Nous comparerons ensuite le résultat de la détection du leader, dans le cadre d'un convoi de véhicule. Les véhicules seront contrôlés par un modèle d'interaction développé par El-Zaher dans [EZ13].

### 14.2 Résultats de simulation

La présentation des résultats de simulations se décompose en deux parties. La première concerne la validation de notre approche utilisée pour la perception de l'environnement. L'objectif est alors d'étudier la capacité de notre système à identifier et classer les objets. La deuxième partie a pour but de tester notre approche dans le cadre d'un convoi de véhicules. L'objectif est d'observer le comportement du véhicule dans le convoi, et les répercussions de notre approche sur la qualité du suivi.

#### 14.2.1 Résultats bruts

##### Introduction

L'objectif de ces simulations est la validation de notre système en étudiant la qualité de la classification. Pour pouvoir utiliser cette approche dans

un système de conduite en convoi, nous devons minimiser les erreurs de perception et les faux positifs.

Deux scénarios ont été simulés (Figure 14.1) :

- Le parcours dans un environnement épars : L'environnement épars est composé d'un nombre faible d'objets à identifier. Il est constitué uniquement de bâtiments. Il met en évidence la capacité du système à détecter les bâtiments à différentes vitesses.
- Le parcours dans un environnement dense : L'environnement dense est composé d'un nombre d'objets important et varié. Il est constitué de bâtiments, de véhicules stationnés de différents modèles, et de véhicules roulants. Il représente un environnement urbain dynamique. L'objectif de cette simulation est d'évaluer la capacité du système à détecter un grand nombre d'objets différents, mobiles ou non.

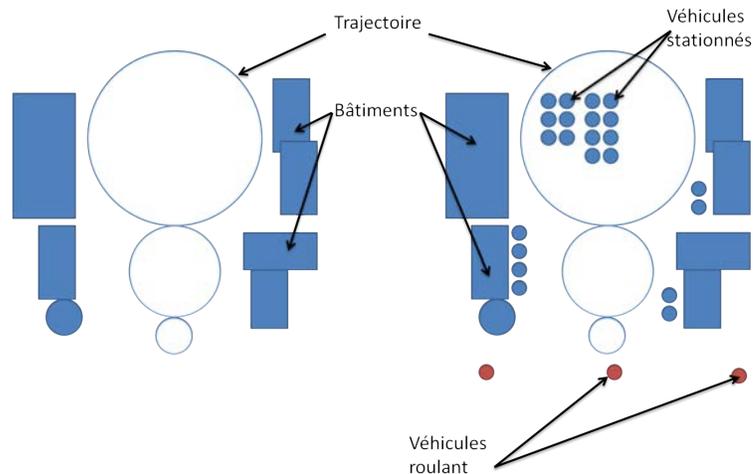


FIGURE 14.1 – Environnement de simulation : (à gauche : environnement épars, à droite : environnement dense)

Les véhicules simulés sont équipés de capteurs télémétriques et sont conduits par un opérateur. Les parcours sont effectués plusieurs centaines de fois afin de disposer d'une quantité de données significatives en vue d'une étude statistique des classifications produites.

## Résultats

L'étude faite sur les données récoltées pendant les simulations est découpée en fonction de l'environnement :

- Résultats du parcours dans un environnement épars.

La figure 14.2 montre la répartition des objets classés en fonction du temps. Deux classes sont représentées : bâtiment et autre. Nous pouvons observer que le système détecte régulièrement un grand nombre d'objets dans l'environnement (  $t = 37s$  ou  $t = 360s$  par exemple ). Ces détections sont dues à des perturbations correspondant à des erreurs de mesures (sol, trottoirs, etc.).

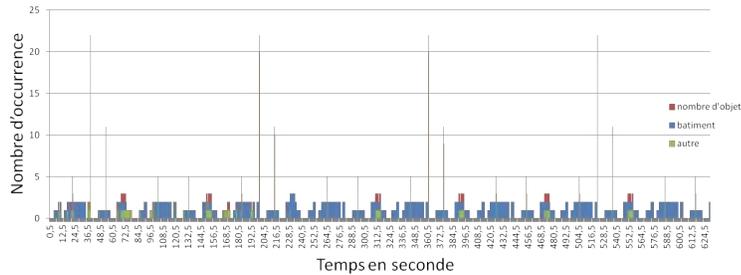


FIGURE 14.2 – Evolution du nombre d'objets dans la scene

La figure 14.3 montre le rapport entre bâtiments détectés, faux positifs et bâtiments non détectés. Ces simulations montrent que dans 12 % des cas, un bâtiment n'est pas détecté par le système. 16 % des objets classés en tant que bâtiment sont des faux positifs dûs aux mouvements de tangage du télémètre lors des accélérations et freinages.

- Résultats du parcours dans un environnement dense.

La figure 14.4 montre l'évolution du nombre et du type d'objets détectés pendant la simulation. Nous pouvons constater que l'augmentation du nombre d'objets n'entraîne pas une surcharge du système. La liste d'objets identifiés est produite en moins de 25 millisecondes. Il est à noter que le taux d'objets non classé diminue par rapport à la simulation dans un environnement épars. En effet, en raison de la diminution du ratio bruit / informations utiles, le bruit est moins isolé et provoque moins de perturbations.

La figure 14.5 montre la répartition des classes. Les bâtiments restent

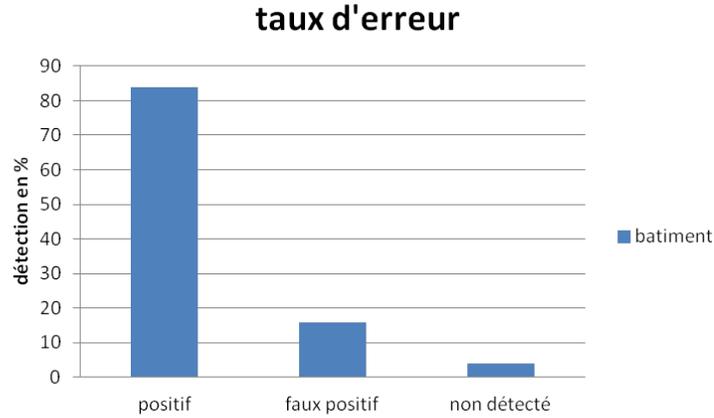


FIGURE 14.3 – Répartition de la classification des objets

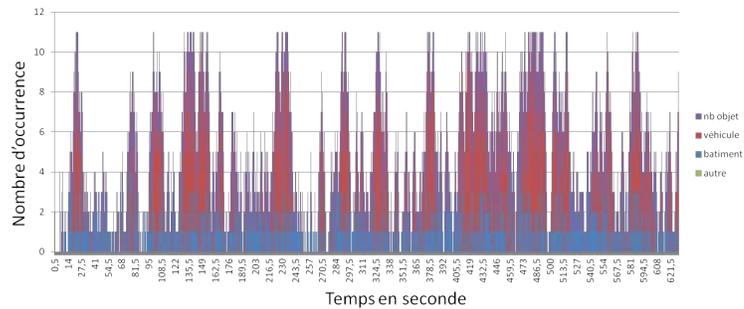


FIGURE 14.4 – Répartition des détections

plus facilement détectables que les véhicules. Dans 82 % des cas, un bâtiment est correctement identifié contre 78 % pour les véhicules. De même, la présence des véhicules provoque plus de faux positifs. Cette figure nous montre également que lors de ces simulations, 12 % des véhicules n'ont pas été détectés par le système. Pour une utilisation en tant que moyen de perception pour la conduite en convoi, nous avons cherché à quantifier ces erreurs.

La figure 14.6 montre la durée des erreurs faites par le système. Nous pouvons voir que les véhicules non détectés par le système le sont pendant des durées inférieures à une seconde. Nous notons également que les erreurs les plus fréquentes sont de l'ordre de 0.5 seconde. Pour une application en conduite en convoi, perdre le leader local est

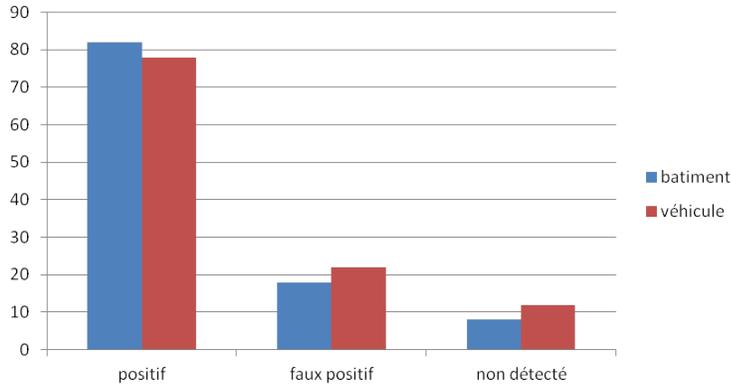


FIGURE 14.5 – Pourcentage de détection

dangereux.

**fréquences des erreurs**

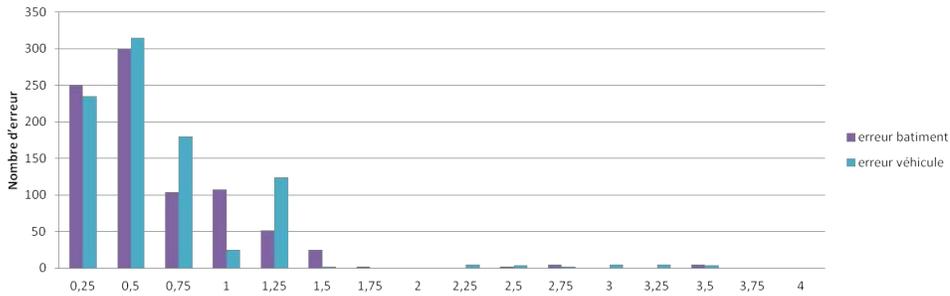


FIGURE 14.6 – Fréquences des erreurs

Nous allons voir dans les simulations suivantes si l’inertie du système permet de compenser ces erreurs pour une application en conduite en convoi.

**14.2.2 Résultats dans le cadre d’un convoi**

**Introduction**

Le système de traitement des données capteur que nous avons présenté montre des lacunes dans la détection pure des véhicules, et par conséquent dans l’identification du leader local. Cependant, le système multi-agents

d'inspiration physique utilisé possède une inertie induite par les interactions et la masse des agents. L'objectif de ces simulations est d'observer le comportement du système à travers un convoi composé d'un leader local et d'un suiveur. Pour évaluer notre approche, nous comparerons les écarts latéraux et longitudinaux entre un système équipé de notre approche et un système basé sur une localisation parfaite du leader local donnée par le simulateur.

Pour cela, nous utilisons les métriques M1 et M2 définies dans le cadre du projet SafePlatoon. Nous observerons ces données lors du trajet utilisé dans les simulations précédentes (figure 14.1). Le véhicule leader est conduit par un opérateur à vitesse constante de 15 Km/h.

### Résultats

- Etudes des écarts latéraux :

La figure 14.7 montre l'évolution de l'écart latéral pour un convoi de deux véhicules qui parcourt la trajectoire à vitesse constante. Nous remarquons une première phase de stabilisation produite par la forte différence d'accélération entre les deux véhicules au démarrage. Cette phase de stabilisation implique des erreurs inférieures à 0.25 mètre. Une fois le système stabilisé, nous constatons que la valeur absolue de l'écart latéral est comprise entre 0.15 et 0.20 mètre.

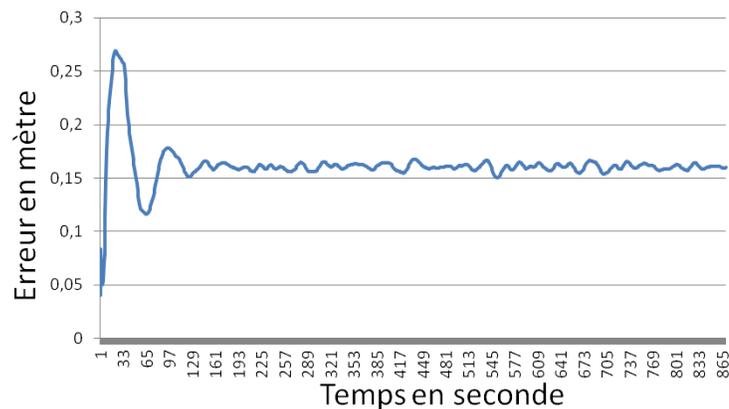


FIGURE 14.7 – Ecart lateral

- Etude des écarts longitudinaux :

La figure 14.8 montre l'évolution de l'écart longitudinal en fonction du temps. Pour une consigne fixée à 2 mètres, nous observons que la valeur absolue de l'erreur est comprise entre 0.10 et 0.25 mètres.

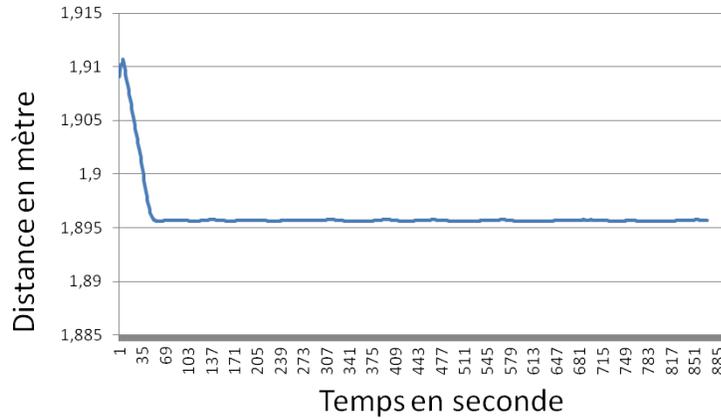


FIGURE 14.8 – Ecart longitudinal

Il est à noter que l'écart latéral est toujours supérieur à la distance de sécurité que nous avons fixée à 1 mètre. Cette distance est également toujours inférieure à la consigne. Cela peut être dû à une mauvaise calibration du télémètre dans le repère du véhicule, ou à un manque de précision de l'environnement multi-agents.

Afin d'obtenir une idée de l'ordre de grandeur des écarts produits, nous pouvons comparer ces résultats à des simulations utilisant une localisation parfaite du leader local. Pour ce faire, le simulateur ne transmet plus des données télémétriques mais la position du leader dans l'environnement de simulation. Le véhicule leader suit la même trajectoire que dans les simulations précédentes et est conduit par le simulateur pour avoir la même trajectoire. Nous comparerons ensuite les courbes produites.

La figure 14.9 montre la soustraction des deux courbes. Après avoir fait un recalage temporel, nous pouvons étudier la différence entre les écarts générés par les deux systèmes. On observe une différence comprise entre -0.005 et 0.005 mètre. Le système de conduite en convoi produit presque le même comportement, avec une localisation parfaite donnée par le simulateur et notre approche de perception. Les résultats fournis par notre système permettent donc une utilisation dans le cadre de la conduite en convoi.

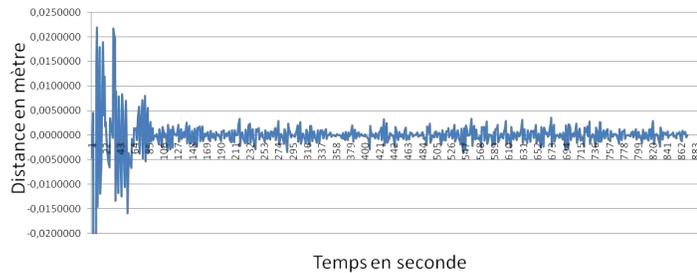


FIGURE 14.9 – Différence sur l'écart latéral en fonction de la perception

### 14.2.3 Conclusion

En utilisant la simulation pour valider notre approche, nous avons montré que son utilisation était une possibilité viable pour localiser les éléments de l'environnement et plus particulièrement le leader local. Notre approche n'est pas idéale quant à la perception continue des objets, mais l'inertie du système en fait une proposition suffisamment précise pour son utilisation dans un système de conduite en convoi. Les erreurs de détections n'entraînent pas de modifications dans le comportement du véhicule suiveur. Le passage de la simulation à l'expérimentation fait apparaître certaines problématiques comme les mesures contenant du bruit. La prochaine étape de validation consiste à utiliser les capteurs des véhicules du laboratoire pour étudier le comportement de notre approche en situation réelle.

## 14.3 Résultats expérimentaux

Les résultats expérimentaux reposent sur l'utilisation des véhicules du laboratoire IRTES-SET. Nous avons procédé à plusieurs campagnes d'acquisition pour obtenir des données suffisamment nombreuses afin d'étudier le comportement en situation réelle de notre approche. Ces expérimentations se décomposent en deux scénarios. Dans un premier temps, nous étudions la classification des données du télémètre laser enregistrées pendant un parcours sur le site de Belfort. Ensuite, pour évaluer la possible utilisation de

cette approche dans un système de conduite en convoi, nous l'utiliserons comme moyen de localisation du leader local dans le cadre d'un convoi de véhicules.

### 14.3.1 Résultats bruts

#### Introduction

L'objectif de ces simulations est la validation de notre système en étudiant la qualité de la classification. Pour pouvoir utiliser cette approche dans un système de conduite en convoi, nous devons minimiser les erreurs de perception et les faux positifs. Contrairement aux résultats de simulations, les données proviennent d'un capteur télémétrique, sujet au bruit, monté sur un véhicule de type GEM.

Pour ces expérimentations, nous effectuons un trajet sur le site de Belfort (figure 14.10). Le véhicule est conduit par un opérateur au fil de la circulation. L'environnement sur le parcours est composé de véhicules stationnés et roulants, de bâtiments et de mobilier urbain comme des abribus.

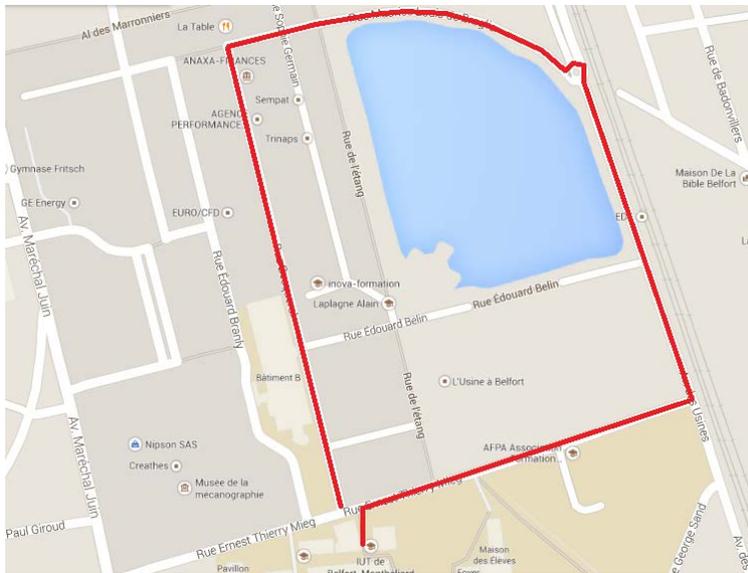


FIGURE 14.10 – Parcours du véhicule sur le techn'home, site de Belfort

## Résultats

Les résultats analysés dans cette partie correspondent à l'étude de la classification faite par notre approche. Deux classes nous intéressent : les véhicules et les bâtiments. Les autres objets détectés sont classés dans la catégorie "autre" et sont considérés comme des obstacles.

La figure 14.11 montre l'évolution du nombre d'objets détectés et leur affectation en fonction du temps. Nous observons que la limite du système se trouve autour de 15 objets. A partir de ce chiffre, les objets deviennent trop petits par rapport à la résolution du capteur pour que les agents parviennent à se fixer dessus. Cette limite est due à la résolution proposée par le capteur. Une résolution plus fine permettrait de détecter plus d'objets. Nous pouvons également constater que le système est capable de s'adapter rapidement à son environnement. Le nombre d'objets détectés peut varier fortement entre deux évaluations. La plus grande variation identifiée est de +/- 9 objets en 0.25 seconde.

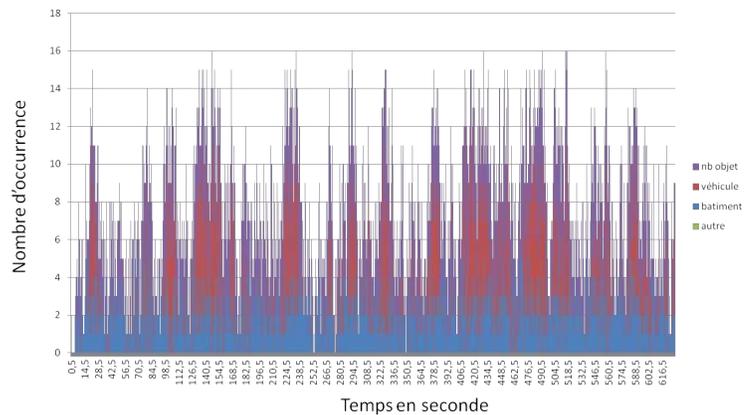


FIGURE 14.11 – nombre d'objet classé

La figure 14.12 présente la proportion d'objets détectés en fonction des classes. Nous pouvons voir que les bâtiments sont détectés dans 78% des cas et que les véhicules le sont dans 72% des cas. La classe "autre" est la plus génératrice de faux positifs. Parmi les objets non détectés, les bâtiments et véhicules sont en dessous de 11%. Le mobilier urbain qui se confond souvent avec le bruit est difficilement identifiable. 72% des objets faisant partie de cette classe ne sont pas identifiés.

Nous avons cherché à quantifier la durée des erreurs de classification. Ces

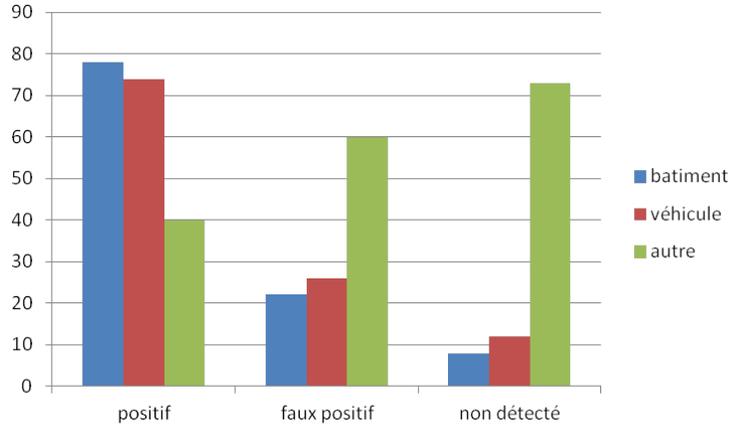


FIGURE 14.12 – Qualité de la détection en fonction des classes.

erreurs sont soit des objets non détectés, soit des faux positifs. La figure 14.13 montre que la durée des erreurs est en moyenne plus importante pour les bâtiments que pour les véhicules. Dans presque 90% des cas, un véhicule n'est pas détecté pendant une durée allant de 0.25 à 0.5 seconde. La répartition des erreurs de classification des bâtiments est comprise entre 0.25 seconde et 1 seconde.

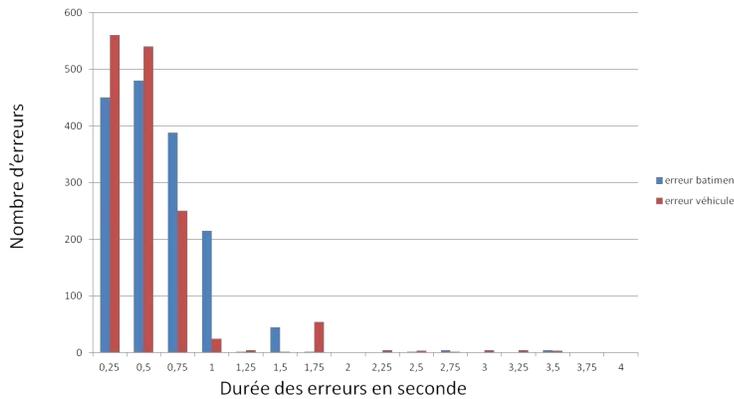


FIGURE 14.13 – Repartition des erreurs

Nous notons que les résultats sont moins bons qu'en simulation, prin-

cipalement en raison de la différence entre capteur simulé et capteur réel. Cependant, la simulation ne prend pas en compte les retards purs et les marges d'erreur lors du contrôle des actionneurs. Nous avons vu qu'en simulation, l'inertie du système permet d'utiliser ce système malgré la perte momentanée de perception. Dans les expérimentations suivantes, nous utiliserons ce système sur un convoi de deux véhicules composés d'un leader et d'un suiveur.

### 14.3.2 Résultats dans le cadre d'un convoi

#### Introduction

Les expérimentations faites pour valider notre approche de perception montre que la détection n'est pas parfaite. L'augmentation du nombre d'objets, le bruit et l'environnement jouent un rôle important. Pour valider le système de conduite en convoi, nous effectuons un convoi de deux véhicules. Le suiveur est équipé d'un télémètre laser plus précis ouvrant à 180 degrés avec une résolution de 0.5 degré. En augmentant la résolution, nous augmentons la précision de la perception. Le véhicule de tête est conduit par un opérateur à une vitesse maximale de 10 Km/h sur un trajet comprenant des virages et des lignes droites. La figure 14.14 décrit la trajectoire du leader.



FIGURE 14.14 – Parcours du véhicule sur le théchnom

Pendant ces expérimentations, nous enregistrons les données de position et de distance pour mesurer les métriques M1 et M2.

## Résultats

— Etude des écarts latéraux :

La figure 14.15 montre l'évolution de l'écart latéral entre les deux véhicules. Contrairement à la simulation, nous pouvons remarquer la présence d'oscillations plus prononcées. Ces oscillations ont plusieurs origines : la première est l'utilisation du télémètre comme unique moyen de perception, la seconde est la maîtrise limitée que nous avons sur actionneur, le retard pur et la précision du contrôle. Nous observons un écart latéral compris entre 0.15 et 0.35 mètre, avec une valeur moyenne de 0.22 mètre. Ce décalage à gauche peut provenir, soit du véhicule (parallélisme) ou du capteur (position sur le véhicule).

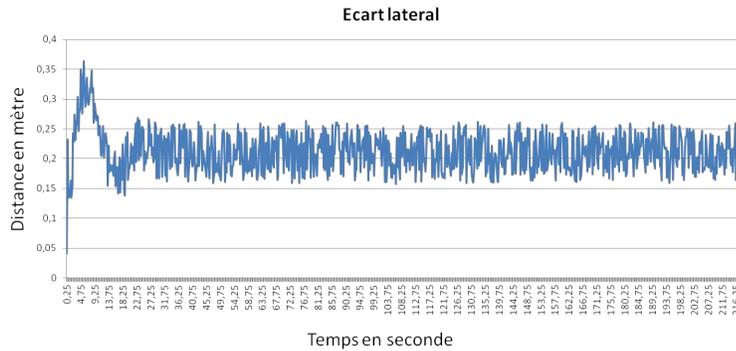


FIGURE 14.15 – Ecart lateral mesuré entre les deux véhicules

— Études des écarts longitudinaux :

La figure 14.16 montre l'évolution de l'écart longitudinal entre les deux véhicules du convoi. Nous pouvons constater l'apparition d'oscillations autour de la consigne de 5 mètres. Ces oscillations sont le résultat de l'utilisation d'un véhicule possédant une fonction de récupération d'énergie au freinage qui n'a pas été prise en compte lors de l'implémentation du système de conduite. Nous pouvons observer que la distance de sécurité d'1 mètre n'est jamais dépassée et que l'écart longitudinal est compris entre 4.5 et 5.2 mètres. L'étude de ces oscillations serait intéressante pour définir une métrique de confort.

Pour étudier l'impact du système de perception sur le convoi de véhicules, nous pouvons comparer avec une approche basée sur un capteur IBEO. Le capteur IBEO demande d'équiper les véhicules d'amères artificiels pour permettre au véhicule suiveur de localiser le leader local. Le véhicule de tête est conduit par un opérateur à une vitesse comprise entre 10 et 15 Km/h.

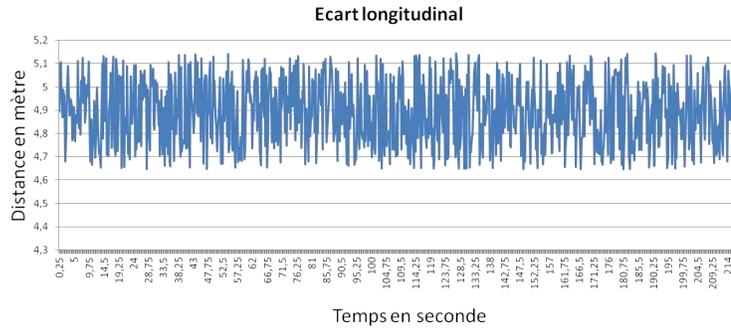


FIGURE 14.16 – Ecart longitudinal mesuré entre les deux véhicules

La figure 14.17 montre qu'il est difficile de comparer les deux approches. Contrairement à la simulation, lors du changement d'algorithme de perception, il est impossible de rejouer le même parcours au niveau trajectoire et vitesse.

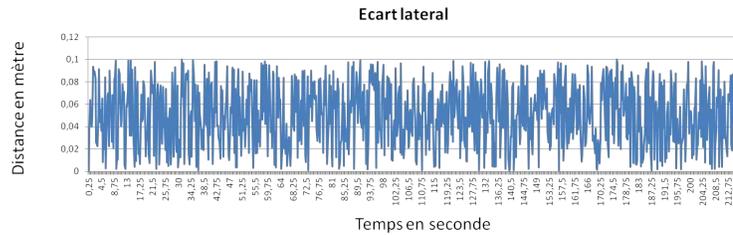


FIGURE 14.17 – Écart latéral et longitudinal mesurés entre les deux véhicules

## 14.4 Conclusion

Nous avons montré en appliquant notre approche sur un véhicule réel que nous pouvons l'utiliser pour percevoir l'environnement urbain autour d'un véhicule. Nous pouvons également l'utiliser pour détecter et suivre un leader local dans le cadre de la conduite en convoi. Le passage de la simulation à l'expérimentation a provoqué l'apparition d'oscillations. Il est difficile de déterminer la provenance de ces oscillations : algorithme de contrôle, bruit, système de perception, etc. Il serait intéressant de les étudier pour évaluer le

confort, dans le cadre par exemple d'un système de transport de passagers. Le traitement des informations capteurs comme première étape de la prise de décision est validé par simulation et par expérimentations. Il est possible de l'utiliser dans un environnement dynamique et dense. Les principales limites sont la résolution des capteurs et la couverture de ces derniers. Le prochain chapitre propose d'utiliser ces données sous forme de liste d'objets répartie en deux classes : obstacles et leader local.



## Chapitre 15

# Prise de décision : La conduite autonome

### 15.1 Introduction

Nous avons proposé une approche de prise de décision basée sur un système multi-agents réactif. Précédemment, nous avons décrit l'application de cette approche pour la conduite en convoi. Afin de valider cette approche, nous allons procéder dans un premier temps à une série de simulations sur le simulateur VIVUS. Après une première validation par simulation, nous proposons d'utiliser les mêmes protocoles pour valider notre approche sur des véhicules réels.

### 15.2 Résultats des simulations

#### 15.2.1 Introduction

La simulation est une première étape de validation, elle permet de tester les implémentations dans des cas critiques impossibles ou dangereux sur véhicules réels. Pour valider notre approche de conduite en convoi, nous avons retenu plusieurs scénarios. Le premier est la simulation d'un convoi de deux véhicules en configuration colonne. Nous validerons ensuite l'aspect multi-configuration avec la simulation d'un convoi de deux véhicules en formation échelon. Les dernières simulations valideront la reconfiguration d'un convoi et l'évitement d'obstacles.

### 15.2.2 Le cas colonne

#### 15.2.3 Introduction

Le cas colonne est la formation la plus courante. Pour étudier le comportement du véhicule suiveur, nous simulons un convoi de plusieurs véhicules sur plusieurs trajectoires. Les simulations sont découpées en une trajectoire rectiligne, une trajectoire circulaire et une trajectoire quelconque. Lors des simulations, pour minimiser l'erreur introduite par le véhicule de tête, le véhicule leader est conduit par le simulateur et sur une trajectoire prédéfinie.

#### Trajectoire rectiligne

La trajectoire rectiligne permet d'étudier le comportement du véhicule suiveur en minimisant les perturbations introduites par les changements de direction. Lors de ces simulations, le véhicule de tête parcourt 1000 mètres en ligne droite.

La figure 15.1 montre la trajectoire prise par les trois véhicules. La figure 15.1 montre l'évolution de ces inter-distances latérales et longitudinales en fonction de la vitesse. Trois courbes sont affichées : en vert l'erreur maximum, en bleu l'erreur minimum et en rouge l'erreur moyenne.

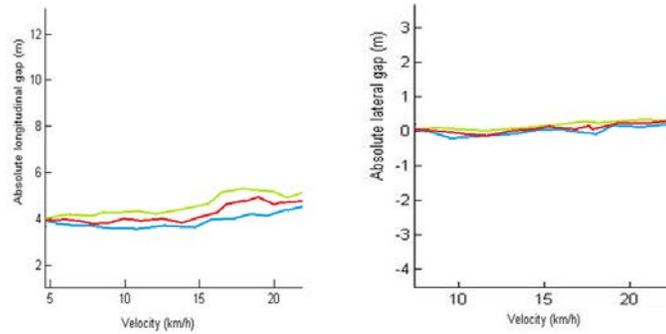


FIGURE 15.1 – trajectoire et erreurs moyennes en fonction de la vitesse

Nous notons que l'interdistance longitudinale augmente avec la vitesse. De même, on remarque que l'interdistance latérale reste stable tout au long du parcours. De manière plus détaillée, la figure 15.2 montre l'évolution à vitesse constante de ces écarts en fonction du temps.

À vitesse constante, la variation de la distance longitudinale est comprise entre 1.89 et 1.91 mètres. La distance latérale, oscille entre 0.14 et 0.20 mètre.

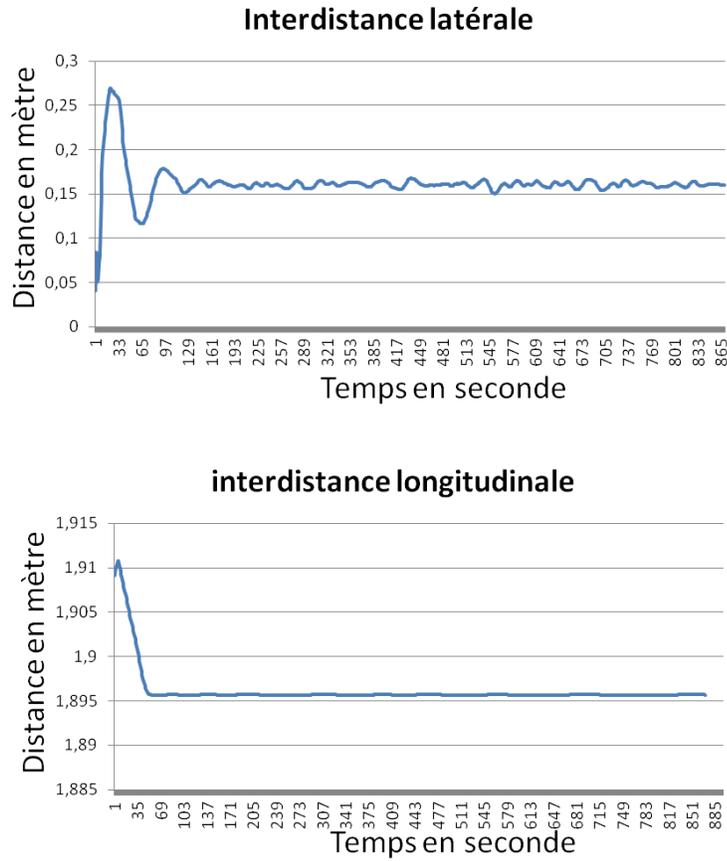


FIGURE 15.2 – Distances latérales et longitudinales moyennes en fonction du temps

L'erreur latérale maximale, soit 0.25 mètre est liée à la forte accélération du leader local. Cette erreur diminue et se stabilise. Ce phénomène d'oscillation au démarrage est dû à l'inertie du système. Pour éviter cela, deux possibilités s'offrent à nous : la première est de travailler sur la dynamique des agents, et la seconde est de démarrer le convoi en positionnant les véhicules avec une inter-distance correspondant aux consignes.

### Trajectoire circulaire

Les simulations sur trajectoire circulaire permettent de prendre en compte la réaction du système lors d'une trajectoire décrivant un cercle de 25 mètres de rayon.

La figure 15.3 montre la trajectoire décrite par un leader et un suiveur. Elle forme un cercle de 25 mètres de rayon, emprunté 20 fois par les véhicules. La vitesse est constante pour chaque simulation et s'incrémente de 5Km/h en 5Km/h.

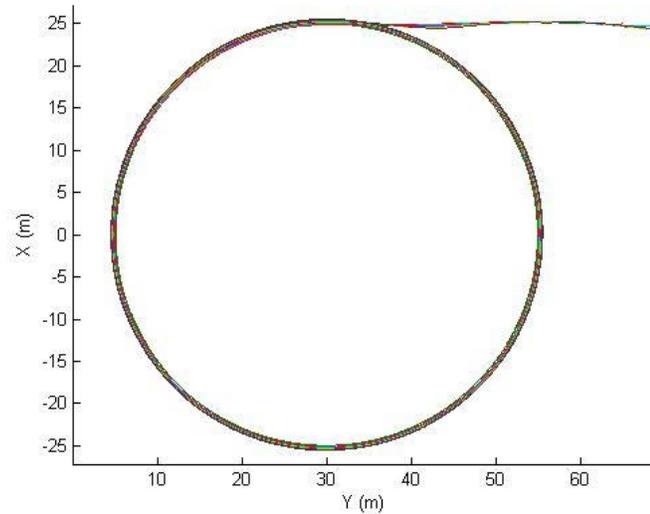


FIGURE 15.3 – Trajectoire circulaire

La figure 15.4 montre l'évolution des interdistances en fonction du temps. Nous notons une augmentation du temps de stabilisation du système qui n'entraîne pas par la suite d'oscillations. Il correspond au temps que le suiveur met pour respecter les consignes d'interdistances. L'erreur latérale est comprise entre 0,18 et 0,22 mètre. Alors que l'amplitude est plus réduite que dans le cas linéaire, l'erreur est plus grande. L'interdistance longitudinale est stable autour de 1.895 mètres.

Comme le montre la figure 15.5 son évolution ne change pas avec une variation de la vitesse.

Nous constatons une stabilité des écarts moyens avec l'augmentation de la vitesse. L'écart latéral moyen est compris entre 0.2 et 0.3 mètre, avec une

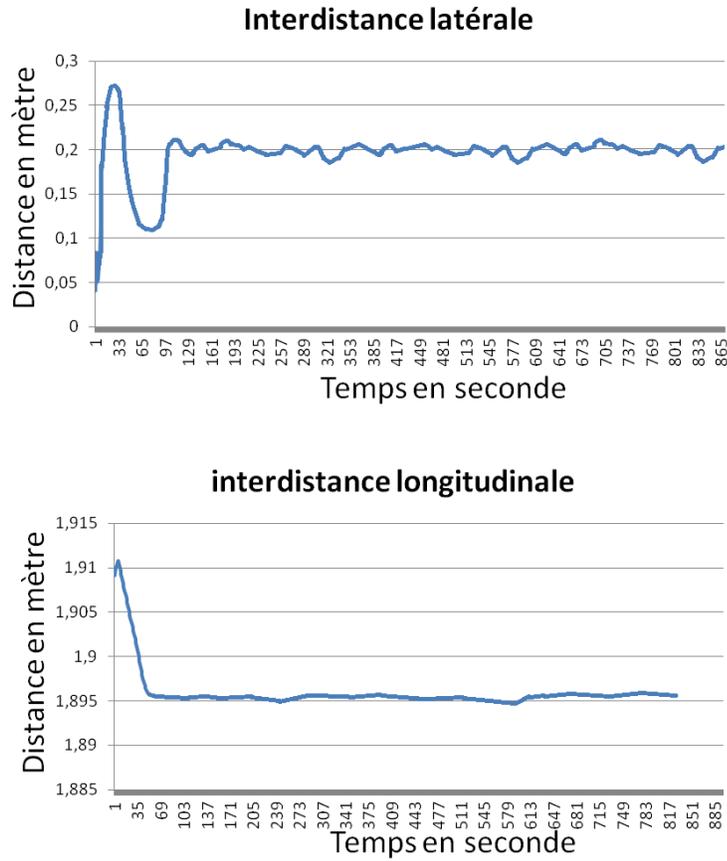


FIGURE 15.4 – Interdistance

erreur maximum comprise entre 0.3 et 0.5 mètre. L'écart longitudinal moyen est compris entre 3.9 et 4.25 mètres, pour une erreur maximale de 4.7 mètres correspondant à une perte prolongée du leader.

### Trajectoire quelconque

Nous avons étudié le comportement du véhicule suiveur sur des trajectoires rectilignes et circulaires. Afin de valider notre approche en utilisation réelle, le leader décrit une trajectoire quelconque dans ces simulations. La figure 15.6 présente le circuit utilisé pour les simulations mettant en scène un leader suivant une trajectoire quelconque. A chaque partie du parcours

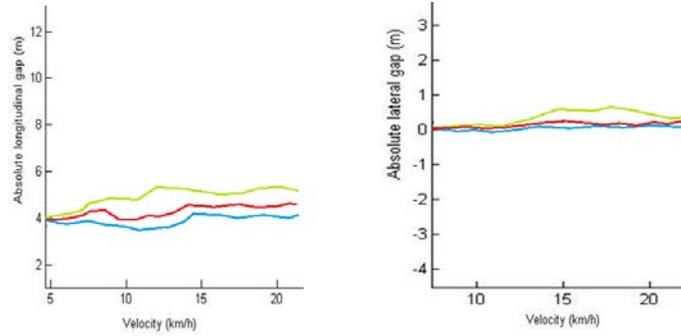


FIGURE 15.5 – Evolution des interdistances en fonction de la vitesse.

est associée une vitesse correspondant à la vitesse du véhicule de tête. Cela permet de tester la conduite en convoi sur des vitesses différentes et de rayon de courbure différents. Nous mettons en scène un convoi de trois véhicules.

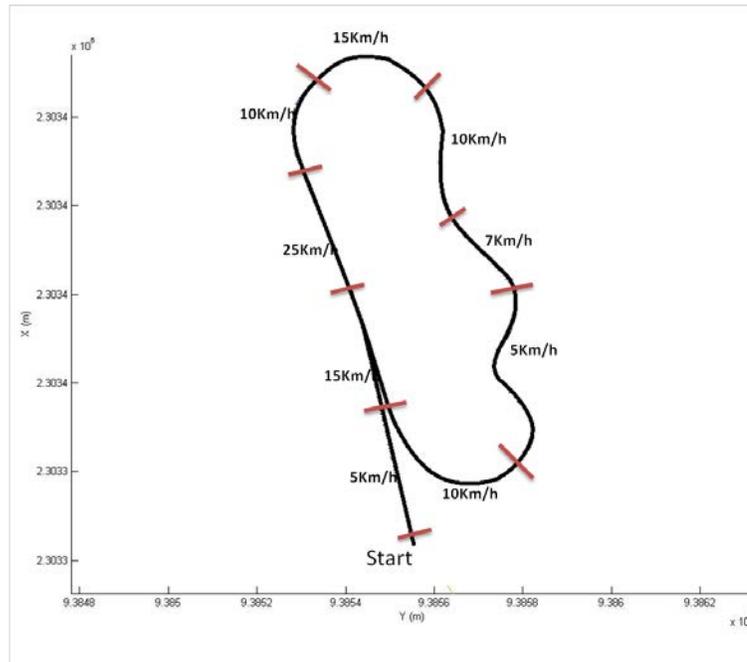


FIGURE 15.6 – Trajectoire du leader

La figure 15.7 montre la trajectoire effectuée par les véhicules et les interdistances mesurées en fonction de la vitesse. Nous notons que les changements de vitesse du leader n'influencent pas les interdistances de façon significative. Bien qu'en moyenne l'interdistance latérale reste en dessous des 30 centimètres, nous pouvons constater la présence des écarts les plus importants lorsque la vitesse est comprise entre 10 et 15 km/h.

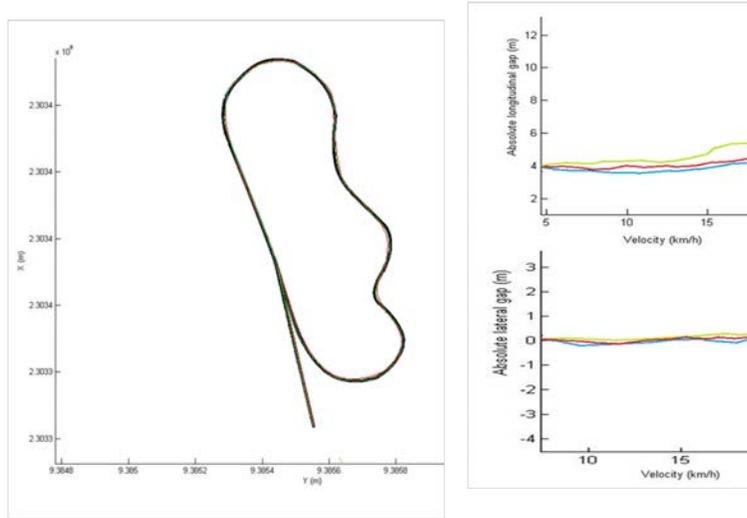


FIGURE 15.7 – Trajectoire et interdistances

La figure 15.8 montre l'évolution en fonction du temps de l'écart latéral. Pour une consigne de 0 mètre, l'écart que nous avons est compris entre 0 et 0,10 mètre. L'écart le plus important se situe dans la chicane et atteint alors 0,12 mètre.

La figure 15.9 présente l'évolution de l'interdistance longitudinale en fonction du temps. Pour une consigne de 4 mètres, nous pouvons observer que l'erreur entre les deux trajectoires est comprise entre 3,8 et 4,2 mètres. L'écart longitudinal est toujours au-dessus de la distance de sécurité fixée à 1 mètre. Cela indique que le véhicule suiveur sera toujours capable de freiner en cas d'activation du frein d'urgence.

L'erreur maximale de 0,21 mètre est rencontrée lors du changement de vitesse du leader. Le temps de stabilisation du système entraîne un retard pour compenser l'accélération.

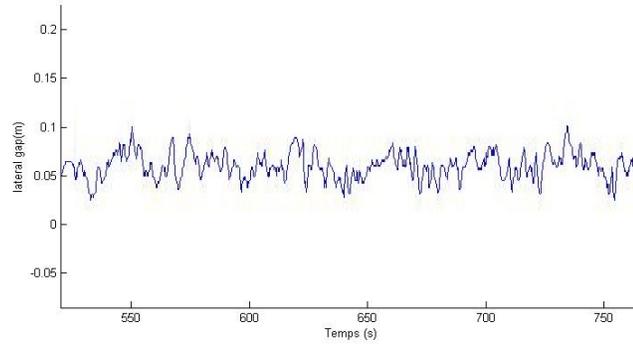


FIGURE 15.8 – Écart latéral en fonction du temps

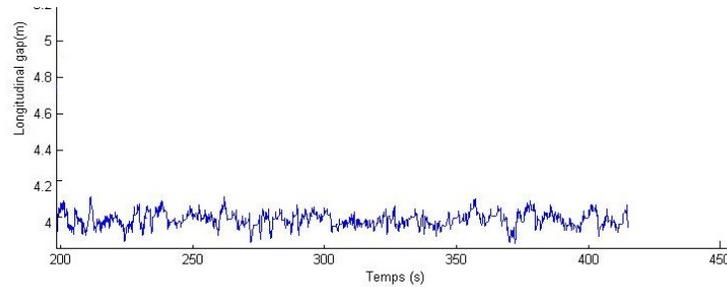


FIGURE 15.9 – Écart longitudinal en fonction du temps

### 15.2.4 La multi-configuration

#### Introduction

L'approche proposée pour la multi-configuration est basée sur une transformation de la perception du leader. Cette transformation repose sur plusieurs fonctions mathématiques comme le sinus ou le cosinus qui entraînent certaines approximations lors de l'implémentation. Pour valider cette proposition, nous utilisons les mêmes scénarios que précédemment en observant les mêmes métriques. La simulation est décomposée en deux tests. Nous verrons lors d'une ligne droite de 1000 mètres, les influences de la modification de la perception ; puis nous aborderons avec une trajectoire circulaire le comportement du suiveur lorsqu'il est à l'intérieur et lorsqu'il est à l'extérieur. Nous étudierons les écarts latéraux et longitudinaux pour valider notre approche.

### Trajectoire rectiligne

La figure 15.10 représente l'interdistance latérale mesurée sur le train de véhicules. Nous pouvons remarquer que l'interdistance du suiveur est comprise entre 1.92 et 2.02 mètres. Pour une consigne donnée de 2 mètres, l'erreur est comprise entre -0.8 et 0.2 mètre.

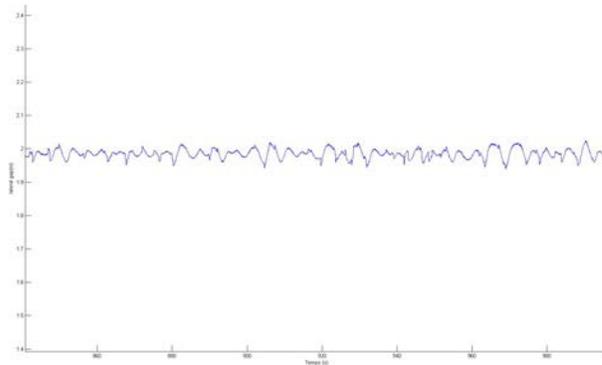


FIGURE 15.10 – Écart latéral en fonction du temps pour un convoi en échelon

La figure 15.11 montre l'évolution de l'écart longitudinal en fonction du temps. Nous pouvons remarquer que l'utilisation du leader virtuel pour la multi-configuration engendre une erreur comprise entre 4.75 et 4.85 mètres pour une consigne de 4 mètres.

### Trajectoire circulaire

La simulation suivante présente un convoi de deux véhicules. Le leader suit une trajectoire circulaire avec un rayon de braquage de 25 mètres. Le véhicule suiveur est positionné en échelon à l'extérieur du virage.

La figure 15.12 montre l'évolution de l'écart latéral en fonction du temps. Nous pouvons voir que cet écart est compris entre 2.20 et 2.40 mètres. Cette erreur est due à la position sur l'extérieur du véhicule suiveur. Nous avons vu précédemment que cela pouvait être atténué par un meilleur paramétrage du leader virtuel.

En effet, le véhicule suiveur doit compenser la plus grande distance qu'il a à parcourir par une plus forte accélération. En conséquence, l'interdistance latérale augmente. La courbe suivante (Figure 15.13) montre l'évolution de

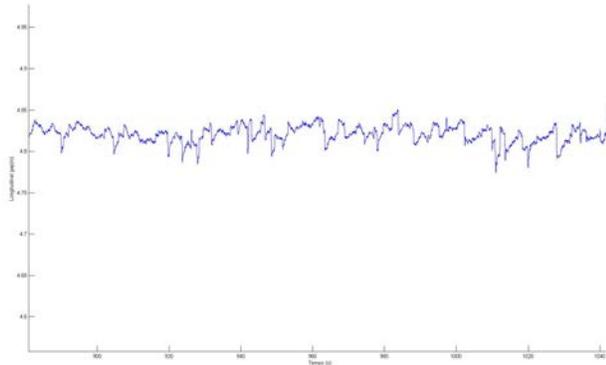


FIGURE 15.11 – Écart longitudinal en fonction du temps pour un convoi en échelon

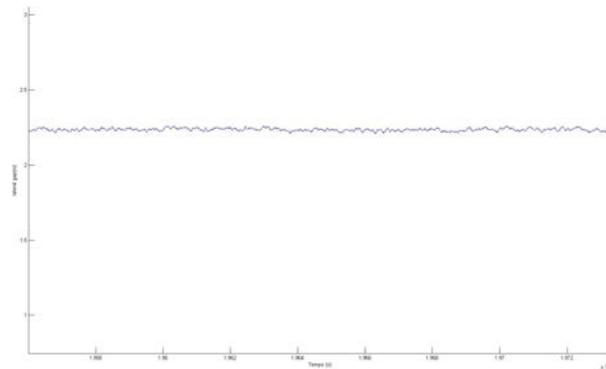


FIGURE 15.12 – Écart latéral en fonction du temps pour un convoi en échelon

l'interdistance longitudinale en fonction du temps. Par rapport à une ligne droite, l'erreur augmente de près de 2 mètres.

### Conclusion

Nous avons effectué d'autres simulations pour identifier la raison de l'augmentation de cette erreur. Deux facteurs sont en jeu : le premier est le rayon de courbure, plus le rayon est faible et plus l'erreur augmente. Le second

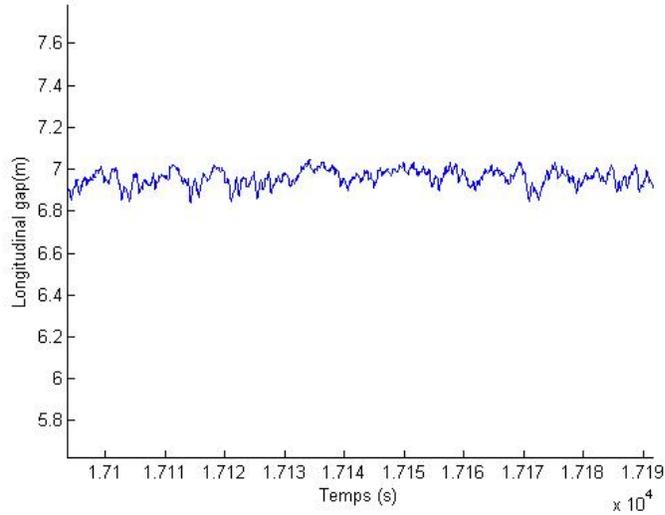


FIGURE 15.13 – Écart longitudinal en fonction du temps pour un convoi en échelon

est la vitesse du leader, une vitesse plus importante entraîne une erreur plus importante. Dans les deux cas, la cause réside dans le fait que le suiveur a plus de distance à parcourir que le leader, dans le même laps de temps.

### 15.2.5 Évitement d'obstacles

#### Introduction

L'évitement d'obstacles est un système essentiel pour un véhicule autonome. La modélisation de la conduite en convoi comme nous l'avons décrite dans la partie précédente est capable de prendre en charge cette fonction à travers l'auto-adaptation des agents à l'environnement. L'évaluation d'un système d'évitement d'obstacles est un problème délicat. Le premier indicateur est celui de l'intégrité du véhicule : collision ou non. Cependant, cela ne permet pas, à lui seul, d'évaluer le système. Pour compléter cette étude, nous enregistrons également les écarts latéraux et longitudinaux. Pour ces simulations, deux véhicules évoluent en convoi de type échelon et un obstacle est présent sur la trajectoire du suiveur.

### Evitement d'obstacles

La figure 15.14 représente la trajectoire d'un leader (bleu), non impactée par la présence d'un obstacle et d'un suiveur (vert), décrivant une trajectoire coupant celle d'un autre véhicule.

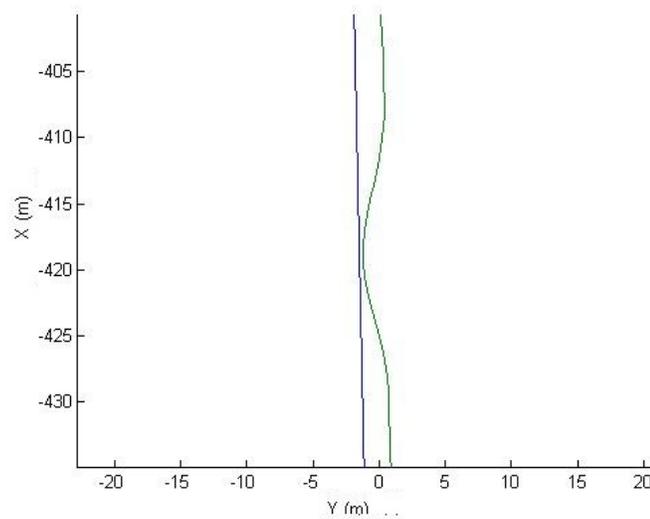


FIGURE 15.14 – Mesure des positions des véhicules d'un convoi en échelon.

#### — Mesure des écarts latéraux

La courbe 15.15 présente les écarts latéraux lors de la simulation. Autour de 40 mètres, on peut voir un pic correspondant à l'intervention du système d'évitement d'obstacles. Ainsi, à l'approche d'un obstacle le suiveur se déporte entraînant une augmentation de l'erreur, en comparaison à la consigne initiale.

#### — Mesure des écarts longitudinaux

L'intervention du système d'évitement d'obstacles entraîne également une modification de l'écart longitudinal. La consigne longitudinale est calculée par le suiveur en fonction du **véhicule virtuel**. Or, lors de la modification de la trajectoire par le système d'évitement d'obstacles, le **véhicule virtuel** n'est pas impacté et la consigne n'est pas modifiée. Ce changement de trajectoire entraîne une augmentation de l'erreur.

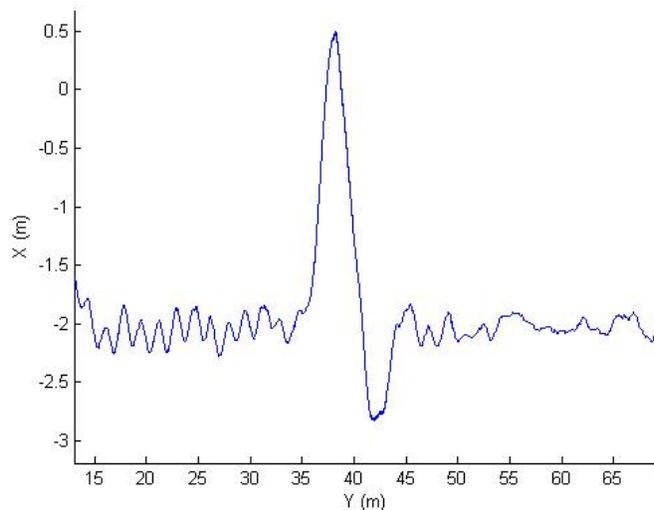


FIGURE 15.15 – Mesure des écarts latéraux d'un convoi en échelon.

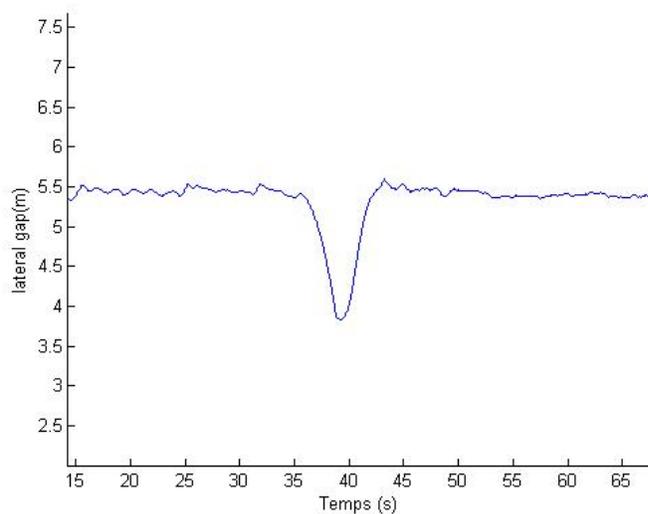


FIGURE 15.16 – Mesure des écarts longitudinaux d'un convoi en échelon.

### 15.2.6 Reconfiguration de convois

#### Introduction

Que ce soit par nécessité ou pour une mission particulière, un convoi a besoin de se reconfigurer de façon dynamique. Dans cette simulation, le convoi

adopte une configuration en échelon avec une interdistance entre carrosseries de 2 mètres en latéral et 5 mètres en longitudinal. A un instant donné, par une communication extérieure, le convoi adopte une nouvelle configuration en colonne avec une interdistance de consigne entre carrosseries de 0 mètre en latéral et 5 mètres en longitudinal. Le leader du convoi évolue à une vitesse maximale de  $50\text{km/h}$ , avec une accélération de  $1\text{m/s}^2$  et une décélération de  $-3\text{m/s}^2$  maximum. L'expérimentation se fait sur une distance de 1000 mètres.

### Reconfiguration d'un convoi

— trajectoire :

La trajectoire décrite par la figure 15.17 présente un cas de reconfiguration. Le leader (bleu) suit une trajectoire droite. Le suiveur (vert) décrivant une configuration en échelon, subit une modification de la consigne latérale dans le but de former une colonne.

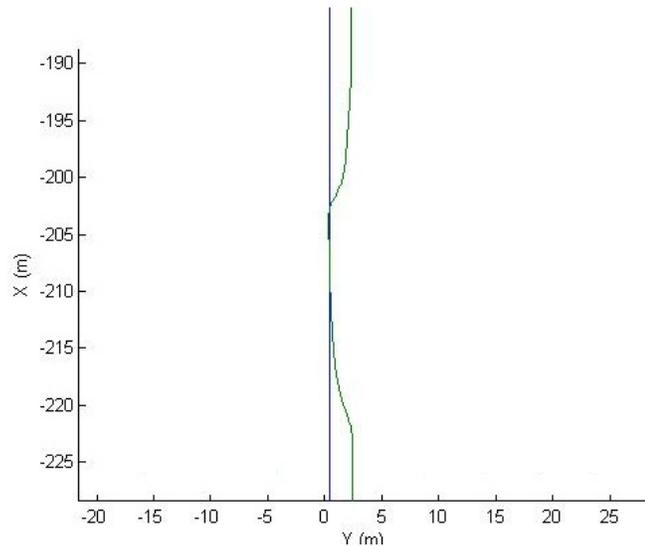


FIGURE 15.17 – Mesure des positions des véhicules : convoi dynamique d'échelon vers ligne. Nombre de véhicules : 2. Consigne : écart latéral : 2/0 m, écart longitudinal : 4 m.

— **Mesure des écarts latéraux**

La reconfiguration est visible sur les mesures d'interdistances latérales 15.18. Nous pouvons remarquer qu'à 760s, la mesure de l'écart latéral

effectue un changement radical de -1.9 mètres à environ 0 mètre. Cette modification s'effectue en quelques secondes, ce qui peut être désagréable pour les utilisateurs.

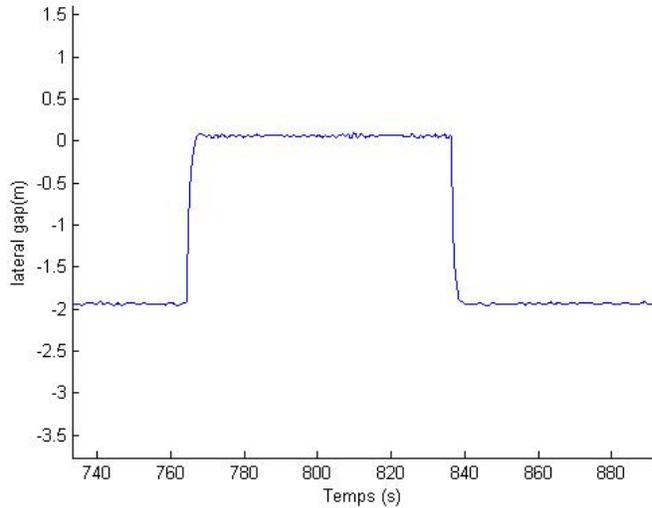


FIGURE 15.18 – Mesure des écarts latéraux Scénario S3.2 : convoi dynamique d'échelon vers ligne. Nombre de véhicules : 2. Consigne : écart latéral : 2/0 m, écart longitudinal : 4 m.

#### — Mesure des écarts longitudinaux

Les écarts longitudinaux mesurés lors de ce changement de configuration ne laissent pas apparaître de perturbations (cf Figure 15.19). Comme dit plus haut, cela est dû à la rapidité de la reconfiguration.

### 15.2.7 Conclusion

Nous avons dans ce chapitre présenté les résultats des simulations faites pour valider notre approche, avant de passer sur véhicule réel. Ces simulations ont permis de mettre en évidence les propriétés et le domaine de validité du modèle présenté dans la deuxième partie. Parmi ces propriétés, nous avons mis en évidence la régularité du suivi, ainsi que l'adaptabilité du modèle aussi bien à la reconfiguration qu'à son environnement. En particulier, nous pouvons noter que la présence d'un obstacle sur la trajectoire d'un véhicule n'entraîne pas d'oscillations supplémentaires. Ces simulations montrent la faisabilité des tests sur véhicules réels. Nous présenterons ces

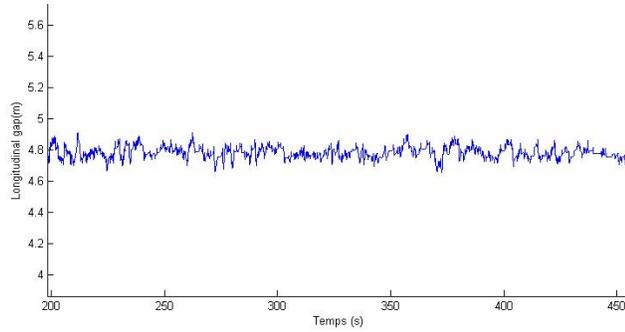


FIGURE 15.19 – Mesure des écarts longitudinaux Scénario S3.2 : convoi dynamique d’échelon vers ligne. Nombre de véhicules : 2. Consigne : écart latéral : 2/0 m, écart longitudinal : 4 m.

expérimentations dans le chapitre suivant.

## 15.3 Résultats expérimentaux

### 15.3.1 Introduction

Dans cette section, nous exposons les résultats issus des expérimentations sur les véhicules du laboratoire IRTES-SET. Les expérimentations ont eu lieu sur le Techn’hom à Belfort. Le véhicule leader est conduit manuellement à une vitesse comprise entre 5 et 10 Km/h. Nous reprendrons les mêmes scénarios qu’en simulation, en les adaptant à un terrain d’expérimentation plus petit et en effectuant moins de trajet. Nous reprendrons également les mêmes métriques que nous adapterons aux propriétés des véhicules. Contrairement à la simulation, nous ne disposons pas de suffisamment d’espace pour effectuer en toute sécurité un trajet en multi-configuration. Cependant, cette approche a été validée lors des démonstrations du projet ANR SafePlatoon (Figure 15.20).

L’expérimentation est composée d’un convoi de deux véhicules dont un est conduit manuellement pour servir de leader.



FIGURE 15.20 – Multi-configuration en V (deux échelons de chaque côté du leader)

### 15.3.2 Conduite en convoi

#### Introduction

Pour les expérimentations faites pour valider l'approche de conduite en convoi nous utilisons deux véhicules de type Little4. Le leader est conduit par un opérateur à une vitesse constante. Ces expérimentations permettent l'étude du comportement du suiveur avec l'enregistrement des métriques M1 et M2.

#### Le cas colonne

La figure 15.21 montre le parcours fait par les deux véhicules. Le trajet effectué est, un parcours composé de lignes droites et de courbes comprises entre 10 et 50 mètres de rayon de courbure, visible sur la figure 15.21.

- Evaluation de l'écart latéral.

La figure 15.22 montre l'évolution de l'interdistance latérale en fonction du temps. Nous pouvons distinguer trois phases dans la courbe. La première est la phase de stabilisation suivant le départ entraînant des erreurs pouvant aller jusqu'à 0.7 mètre. La deuxième correspond à la phase où le véhicule de tête procède à des virage important provoquant une erreur latérale comprise entre -0.15 et 0.15. Enfin la partie de la trajectoire correspondant à la ligne droite génère une erreur comprise entre -0.10 et 0.10 mètre.

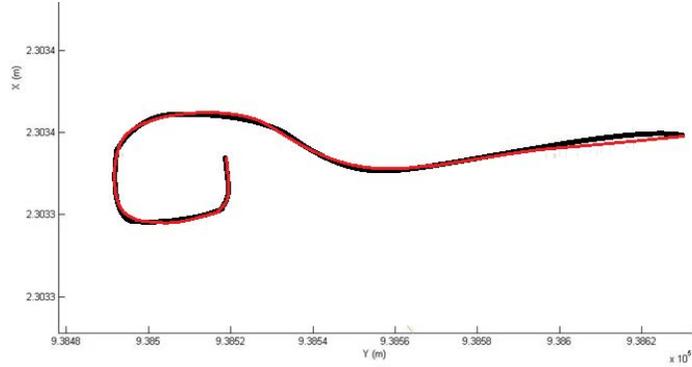


FIGURE 15.21 – Trajectoire du leader sur le site de Belfort en noir, la trajectoire du leader, en rouge la trajectoire du suiveur.

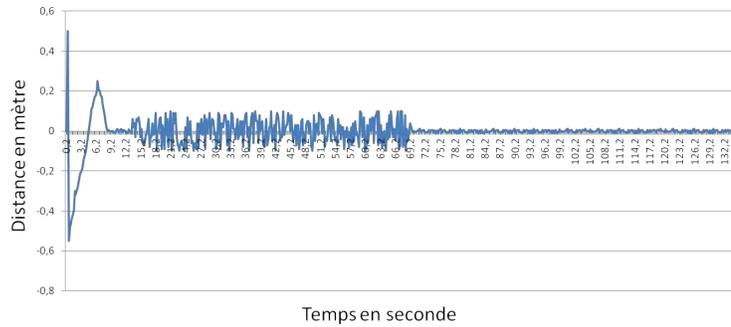


FIGURE 15.22 – Evolution de l'interdistance laterale en fonction du temps

Nous pouvons déduire de cette courbe qu'avec la vitesse du véhicule de tête constante, l'angle de braquage a une influence importante sur l'erreur laterale. La figure 15.23 montre la répartition des erreurs en fonction de leur importance.

Nous pouvons constater que les erreurs les plus fréquentes se situent entre 0.1 et 0.15 mètre et correspondent à 41 % des erreurs. Les erreurs supérieures à 0.2 mètre représentent 16 % et restent minoritaires.

— Evaluation de l'écart longitudinal.

L'interdistance longitudinale mesurée pendant ces experimentations est représentée par la figure 15.24. Nous pouvons remarquer que la première partie de la courbe montre une interdistance latérale com-

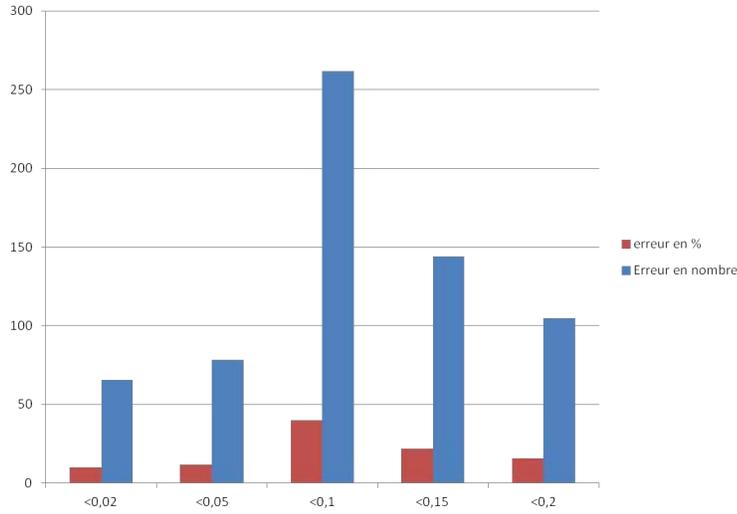


FIGURE 15.23 – Répartition de l'erreur laterale (en rouge en % en bleu en nombre d'occurrence)

prise entre 4 et 6 mètres alors que la deuxième partie présente une erreur limitée entre 4.8 et 5.2 mètres.

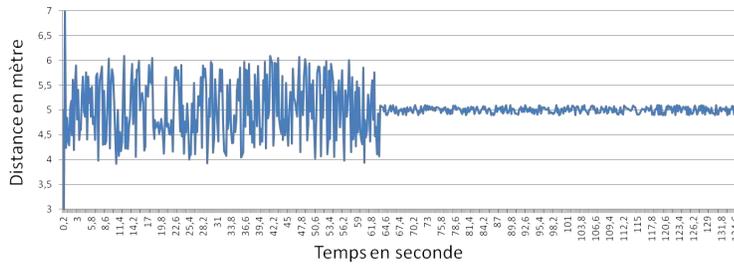


FIGURE 15.24 – Evolution de l'interdistance longitudinale en fonction du temps

La figure 15.25 montre la répartition des erreurs en % et en nombre d'occurrences. Nous pouvons voir que la répartition des erreurs longitudinales est comprise entre 0.15, 2 et 0.3 mètre.

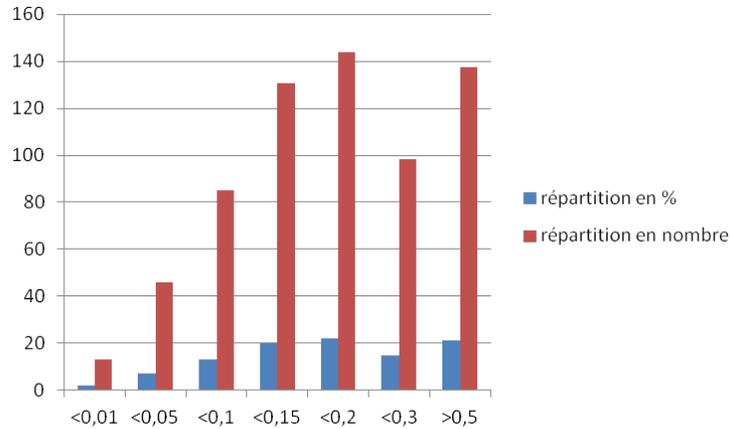


FIGURE 15.25 – Répartition de l’erreur longitudinale (en rouge en % en bleu en nombre d’occurrences)

### Conclusion

Nous pouvons apporter plusieurs explications à ce comportement. Il peut être expliqué dans un premier temps par le modèle de véhicule que nous utilisons. En effet, les Little 4 disposent d’un système de récupération d’énergie au freinage. Ce système agit comme un frein et ne laisse que deux options, accélérer ou freiner. Pour améliorer la qualité du suivi, il faut améliorer la fonction de projection depuis l’espace agent vers l’espace de commande du véhicule en prenant en compte cette spécificité.

### 15.3.3 L’évitement d’obstacles

#### Introduction

Les expérimentations d’évitement d’obstacles sont faites en dehors d’un convoi. Nous utilisons l’approche de prise de décision comme système d’évitement d’obstacle avec une consigne de direction et de vitesse constante. Nous avons considéré deux scénarios. Le premier est composé d’un unique obstacle présent sur la trajectoire prédéfinie. Le second dispose d’obstacles multiples. Cette section présente les résultats à travers plusieurs métriques telles que la distance à l’obstacle et la trajectoire observée grâce au GPS.

La notion d’évaluation d’un système d’évitement d’obstacle est toujours délicate. Dire qu’un évitement d’obstacle est de qualité repose essentiellement sur des valeurs subjectives propres à l’utilisateur. Dans la suite, nous

évaluerons la partie fonctionnelle du système en tenant compte de la distance à l'obstacle, la vitesse et de la trajectoire.

### Évitement d'obstacles isolés

La figure 15.26 présente la trajectoire prise par le véhicule dans le cas où l'obstacle se situe sur la trajectoire donnée par l'utilisateur. Le trajet débute en bas de la figure et fini en haut.

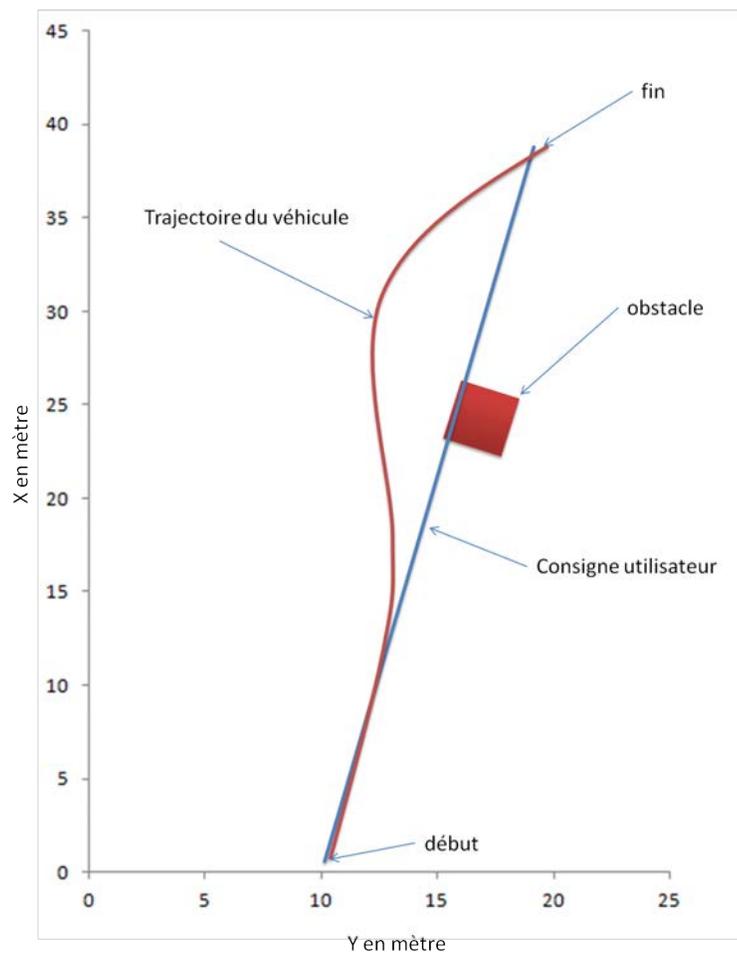


FIGURE 15.26 – Évitement d'obstacle simple : trajectoire

La figure 15.27 montre la distance minimale entre l'obstacle et le véhicule

au cours du déplacement. Nous pouvons remarquer que la vitesse diminue rapidement, passant de 10 Km/h à 4.2Km/h à l'approche de l'obstacle. Cette diminution de la vitesse est un phénomène émergent lié aux contraintes sur le système multi-agents. Cela permet également d'augmenter la sensation de sécurité.

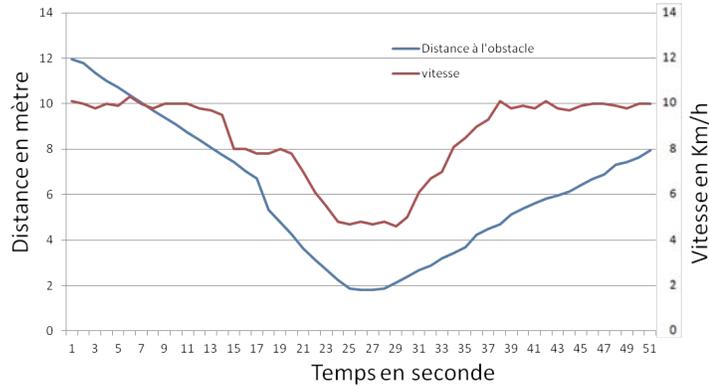


FIGURE 15.27 – Distance de l'obstacle le plus proche et vitesse du véhicule

### Evitement d'obstacles multiples

L'objectif de cette expérience est d'observer la vitesse du véhicule en fonction des contraintes générées par l'environnement. L'environnement ici est composé d'une route sinueuse bordée de buissons. Il n'y a aucune intervention de l'utilisateur le véhicule. Ce dernier a pour consigne consigne d'aller en ligne droite et d'éviter les obstacles. La figure 15.28 montre la trajectoire prise par le véhicule. La figure 15.29 décrit l'évolution de la vitesse en fonction du temps. Contrairement à l'expérimentation précédente, la vitesse n'est pas limitée. La diminution de la vitesse que nous pouvons observer est due aux fortes contraintes que les obstacles imposent indirectement sur les agents de décision.

### Conclusion

Au cours de ces simulations et expérimentation, nous avons testé des scénarii critiques, dangereux ou simplement impossibles grâce à la simulation. Nous pouvons retrouver les détails de ces simulation dans les livrables du projet SafePlatoon. Les expérimentations menées, bien que sur un terrain

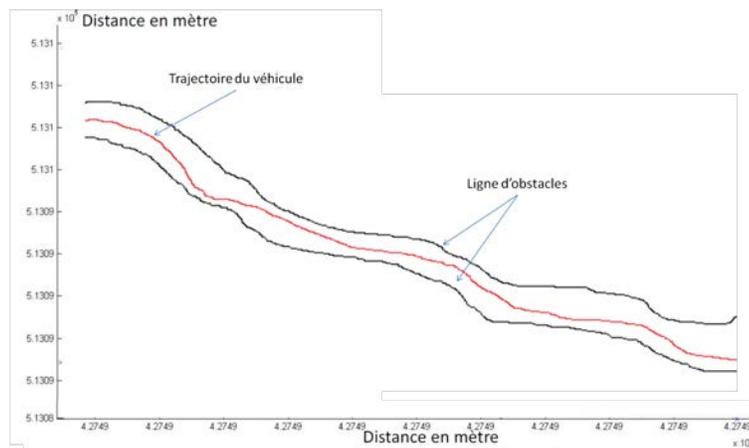


FIGURE 15.28 – Trajectoire du véhicule lors l'expérimentation

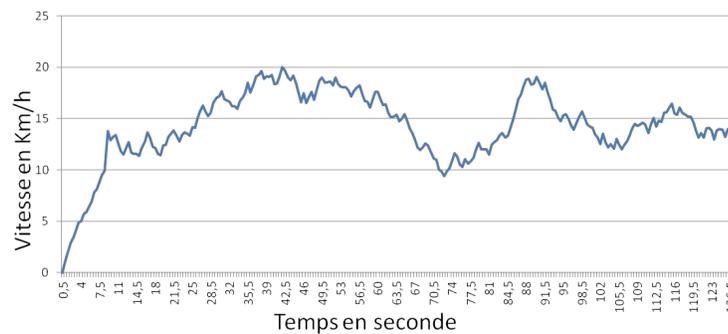


FIGURE 15.29 – Vitesse du véhicule en fonction du temps lors de l'expérimentation

réduit pour cause de problèmes administratifs ont montré que la prise de décision comme le traitement de l'information provenant des capteurs pouvait être réalisés par notre approche.



## Chapitre 16

# Conclusion

Dans le but de tester les algorithmes développés pour la navigation multi-véhicules, nous avons réalisé des simulations et expérimentations sur la base de scénarii de fonctionnements normaux et critiques. Pour cela, nous avons utilisé deux plate-formes, un simulateur 3D et des véhicules électriques. Nous avons ainsi montré que le suivi de véhicules dans les cas traités, aussi bien en simulation qu'en expérimentation offre des résultats encourageant notamment d'un point de vu de la sécurité. L'interdistance entre véhicule est supérieure à la distance de sécurité. De plus, nous avons testé le système d'évitement d'obstacles. Ces expériences ont permis de constater une auto-adaptation des trajectoires ainsi qu'une auto-adaptation de la vitesse du véhicule.



Quatrième partie

Conclusion et perspectives



## Chapitre 17

# Synthèse des contributions

Tout au long de cette thèse, nous avons abordé la problématique de la prise de décision à l'aide de systèmes multi-agents réactifs. Pour cette problématique, nous avons proposé une approche qui repose sur la construction d'un espace d'états, sur la base des données du problème. Cet espace va constituer un environnement dans lequel vont évoluer les agents, suivant des mécanismes d'interaction d'inspiration physique. Les principes de cette approche ont été validés dans le cadre de la conduite en convoi de véhicules autonomes.

L'approche de prise de décision pour la résolution de problèmes que nous proposons comporte deux aspects. Le premier aborde le traitement des données brutes, produites par des capteurs ou fournies par de simples recueils de données. Le but est de produire des informations caractéristiques du problème, porteuses d'un contenu sémantique s'y référant. Cependant, l'approche étant réactive, le niveau sémantique des informations n'est pas explicite. Ce système d'inspiration physique utilise des agents en interactions pour interpréter les données de l'environnement. La production d'informations de haut niveau permet de les utiliser comme contrainte dans le deuxième module consacré à la prise de décision. Ce deuxième module repose également sur un système multi-agents composé d'un environnement regroupant l'espace des solutions. L'observation des indicateurs topologiques de ce système permet la prise de décision de façon autonome. Les deux aspects, traitement des informations et prise de décision, sont mis en oeuvre par l'intermédiaire de systèmes multi-agents réactifs lesquels, dans ces cas, opèrent sur la base d'interactions agent-agent et agent-environnement dont les mécanismes sont inspirés par des phénomènes de la physique. Dans les deux cas, mais par

des méthodes différentes, une réponse aux problèmes posées est élaborée par l'évaluation de propriétés globales des structures émergentes au sein des systèmes multi-agents, ces structures étant principalement déterminées par la distribution spatiale des agents et, dans certains cas, par la valeur de variables d'état propres aux agents.

La deuxième partie a dressé un état de l'art de la conduite en convoi, en distinguant les approches globales et les approches locales. Après avoir situé notre étude de cas au sein de la deuxième famille d'approches, nous présentons une proposition de système de conduite en convoi dans lequel l'approche pour la prise de décision par des système multi-agent réactifs formulée ici joue un rôle de premier plan. L'étude de cas nous a permis d'évaluer, par l'analyse, un certain nombre d'indicateurs permettant de valider l'approche. Nous avons déterminé les temps de convergence, de re-convergence ainsi que l'influence du nombre d'agents sur la qualité des résultats. Nous avons montré que l'augmentation du nombre d'agents ne se traduit pas toujours par une plus grande précision.

La troisième partie était dédiée à la validation par la simulation et l'expérimentation. Les résultats de simulation ont permis de mettre en évidence les avantages et limites de notre approche. D'un point de vue traitement des données des capteurs, nous avons mis en évidence le faible taux d'erreur quant à déterminer l'emplacement du leader local dans un environnement urbain. D'un point de vue décision, nous avons montré que l'utilisation d'un système multi-agents permettait de rendre le suivi plus fiable, en prenant en compte l'aspect non prédictibilité de l'environnement matériel (présence d'obstacles sur la trajectoire). Coté expérimentations, malgré le passage sur matériel, nous avons pu mettre en évidence que les résultats restent proches de ceux produits par la simulation, malgré l'utilisation de capteurs différents. Nous avons également montré que la multi-configuration pouvait être vue et traitée comme un problème de perception. Cependant, dans le cas de la ligne ou d'un leader placé à l'arrière, **le manque d'anticipation est grand et demande d'adapter le modèle.**

# Chapitre 18

## Perspectives

Nous souhaitons, du point de vue des questions qui, à notre avis devraient attirer un peu d'attention pour des élaborations à venir, aborder deux aspects. Le premier se réfère à l'approche générale proposée dans cette thèse, le deuxième concerne plus spécifiquement la conduite en convoi.

### 18.1 Systèmes multi-agents et prise de décision

L'une des premières étapes pour la mise en pratique de l'approche proposée est un effort de conception d'un modèle abstrait. Représenter le problème sous la forme d'un espace d'états dont certains représentent des solutions peut ne pas être une tâche facile. Pour des problèmes situés dans un environnement matériel, l'espace d'états peut être une abstraction de l'espace matériel. Cela n'élimine pas des cas complexes et de plus, la difficulté peut augmenter pour des problèmes non-situés. Nous pensons qu'un travail de formalisation d'un modèle général de ce type de système peut faciliter le travail, qui se déclinerait alors comme un effort d'instantiation du modèle général. Tout l'effort intellectuel peut alors se diriger aux spécificités du problème abordé.

Ensuite l'approche exige de doter l'espace du problème d'une physique qui régisse les interactions. Ce choix doit être de nature à faire émerger les bons patterns, au sens où l'organisation émergente représente en elle même une réponse au problème. Dans le cadre de nos travaux, nous sommes intéressés aux gaz de Van Der Waals, parce qu'ils confèrent aux interactions un caractère diffus dans l'environnement, contournant les écueils d'une mécanique newtonienne pouvant conduire à des états défavorables par manque de réactivité de l'environnement par lui même. Il serait intéressant

d'approfondir la réflexion au sujet des critères de choix du modèle physique et des indicateurs permettant de les évaluer.

Les aspects spécifiquement liés à l'élaboration d'une décision méritent aussi d'être approfondis. Dans cette version, la décision est élaborée en fonction d'indicateurs globaux (une position, un point attracteur) et de la valeur de variables d'état internes des agents de décision. Cela peut apparaître comme une façon assez ad-hoc de procéder. Il faudrait, sur cet aspect, faire un effort de généralisation sous la forme d'un modèle de référence qui abstrait les principaux aspects de la décision réactive.

## 18.2 Amélioration de l'approche de conduite en convoi

Nous avons vu que dans le cadre de l'approche locale de conduite en convoi, certains problèmes demeurent. C'est le cas par exemple de l'utilisation d'un GPS RTK ou de la configuration ligne. Cependant, nous disposons de plusieurs pistes pouvant faire évoluer les approches proposées et surmonter ces difficultés.

Bien que les résultats de simulations et les expérimentations soit encourageants, il reste encore des zones d'ombre. Nous avons évoqué la possibilité de faire des preuves de propriétés inspirées des techniques de l'automatique mais le caractère complexe du système rend les preuves très difficiles voire impossibles. Une démarche pourrait être de définir une abstraction du système complexe par une fonction physique pour appliquer les techniques de Lyapunov ou de la string stability. Cette abstraction faite, nous pourrions également envisager l'utilisation des méthodes de vérification formelle comme SAL ou B.

Cinquième partie

Bibliographie



# Bibliographie

- [ADH05] A. Allavena, A. Demers, and J. Hopcroft. Correctness of a gossip-based membership protocol. *ACM Symposium on Principles of Distributed Computing*, 2005.
- [Arb81] M.A. Arbib. *Perceptual structures and distributed motor control, Handbook of Physiology*. V. Brooks, 1981.
- [Ark89] J. Arkin. Motor scheme-based mobile robot navigation. *The International Journal of Robotics Research*, p.92-112, 1989., 1989.
- [AS10] D.E. Acuña and P. Schrater. Structure learning in human sequential decision-making. *PLoS Comput Biol* 6, 2010.
- [ATM11] P. Avanzini, B. Thuilot, and P. Martinet. A control strategy taking advantage of inter-vehicle communication for platooning navigation in urban environment. In *Workshop "Perception and Navigation for Autonomous Vehicles in Human Environment" at IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, San Francisco (USA), September 2011.
- [Aus70] J. L. Austin. *Quand dire c'est faire*. Le Seuil, 1970.
- [BA95] T. Balch and R.C. Arkin. Motor schema-based formation control for multiagent robot teams. *roceedings of the First International Conference on Multiagent Systems*, 1995.
- [Bal00] T. Balch. Hierarchic social entropy : an information theoretic measure of robot group diversity. *Autonomous Robots*, 8(3) :209 – 237, 2000. Hierarchic social entropy ;Multirobot system ;Behavioral diversity ;Multiagent robotics ;.
- [BALM10] Ahmed Benzerrouk, Lounis Adouane, laurent Lequievre, and Philippe Martinet. Navigation of multi-robot formation in unstructured environment using dynamical virtual structures. In *IROS'10, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Taipei-Taiwan, October 2010.

- [BAM99] Tucker Balch, Ronald C. Arkin, and Senior Member. Behavior-based formation control for multi-robot teams. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 14 :926–939, 1999.
- [BD94] S. Bussmann and Y. Demazeau. An agent model combining reactive and cognitive capabilities. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 1994.
- [BDFJ91] S. Bura, A. Drogoul, J. Ferber, and E. Jacopin. co-résolution : un modèle de résolution de problèmes par interactions. *AF CET-RFIA*, 1991.
- [BDT99] E. Bonabeau, M. Dorigo, and G. Theraulaz. *Swarm Intelligence : From Natural to Artificial Systems*. Oxford University Press, 1999.
- [BKM91] J. Borenstein, Y. Koren, and Senior Member. The vector field histogram - fast obstacle avoidance for mobile robots. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 7 :278–288, 1991.
- [BLH01] Randal W. Beard, Jonathan Lawton, and Fred Y. Hadaegh. A feedback architecture for formation control, 2001.
- [Bou92] T. Bouron. *Structure de communication et d'organisation pour la coopération dans un univers multi-agents*. PhD thesis, Paris 6, 1992.
- [BP04] F. Bousquet and C. Le Page. Multi-agent simulations and ecosystem management : a review. *Ecological Modelling*, 2004.
- [Bro86] R. Brooks. A robust layered control system for a mobile robot. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1986.
- [BT08] G. Bonnet and C. Tessier. Multi-agent collaboration : A satellite constellation case. *STAIRS*, 179 :24–35, 2008.
- [Cam98] V. Camps. *Vers une théorie de l'auto-organisation dans les systèmes multi-agents basée sur la coopération : application à la recherche d'information dans un système d'information répartie*. PhD thesis, Université de Paul Sabatier de Toulouse, 1998.
- [Can96] O. Cantzler. *Une architecture conceptuelle pour la pérennisation d'historique globaux de conception de produits industriels complexes*. PhD thesis, Ecole Centrale Paris, 1996.
- [CC95] R. Conte and C. CastelFranchi. *Cognitive and social action*. ULC Press, 1995.
- [CDM91] A. Colorni, M. Dorigo, and V. Maniezzo. Distributed optimization by ant colonies. *proceedings of ECAL91, European conference on artificial life, Paris*, pages 134–142, 1991.

- [CF77] M. Crozatier and E. Friedberg. *L'acteur et le système*. Editions Le Seuil, 1977.
- [CGGK08] Jean Michel Contet, Franck Gechter, Pablo Gruer, and Abder Koukam. Evaluation of global system state thanks to local phenomena. *biennial European Conference on Artificial Intelligence (ECAI), Grèce, Patras, 21 au 27 juin 2008. Impact Factor : 0.69 (top 38.49%)*, 2008.
- [CGGK10] JM. Contet, F. Gechter, P. Gruer, and A. Koukam. An approach to compositional verification of reactive multiagent systems. In *Working Notes of the Twenty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI), Workshop on Model Checking and Artificial Intelligence*, July 2010.
- [CGGK11] Jean-Michel CONTET, Franck GECHTER, Pablo GRUER, and Abderrafiaa KOUKAM. Reactive multi-agent approach to local platoon control : stability analysis and experimentations. *International Journal of Intelligent Systems Technologies And Application.*, mar 2011.
- [Chi05] M. Chiarandini. *Stochastic Local Search Methods for Highly Constrained Combinatorial Optimisation Problems*. PhD thesis, Udine, 2005.
- [CKGP08] G. Clair, E. Kaddoum, M.P. Gleizes, and G. Picard. Self-regulation in self-organising multi- agent systems for adaptive and intelligent manufacturing control. *International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems (SASO)*, 2008.
- [Con09] Jean Michel Contet. *Modèles multi-agents réactifs pour la navigation multivéhicules : spécification formelle et vérification*. PhD thesis, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, Belfort,, 2009.
- [Cor03] D.D. Corkill. Collaborating software : Blackboard and multi-agent systems & the future. 2003.
- [CVJ03] R.E. Caicedo, J. Valasek, and J.L. Junkins. Preliminary results of one-dimensional vehicle formation control using structural analogy. In *American Control Conference (ACC)*, Denver (USA), 2003.
- [DBC98] A. Dury, F. Le Ber, and V. Chevrier. A reactive approach for solving constraint satisfaction problems : assigning land use to farming territories. *Agents Theories, Architectures and Languages*, 1998.

- [DCGG12] B. Dafflon, J.M. Contet, F. Gechter, and P. Gruer. Toward a reactive agent based parking assistance system. In *International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, November 2012.
- [DCGG14] B. Dafflon, B. Chen, F. Gechter, and P. Gruer. A self-adaptive agent-based path following control lateral regulation and obstacles avoidance. *International Workshop on Autonomic High Performance Computing*, 2014.
- [Dem95] Y. Demazeau. From interactions to collective behaviour in agent-based systems. *European Conference on Cognitive Science*, 1995.
- [DFJ91] A. Drogoul, J. Ferber, and E. Jacopin. Pengi : Applying eco-problem-solving for behavior modelling in an abstract eco-system. *Modelling and Simulation : proceedings of ESM'91, Simulation Councils, Copenhagen*, pages 337–342, 1991.
- [DFK<sup>+</sup>02] Aveek K. Das, Rafael Fierro, Vijay Kumar, James P. Ostrowski, John Spletzer, and Camillo J. Taylor. A vision-based formation control framework. *IEEE Transactions on robotics and automation*, 18(5) :813–825, 2002.
- [DG89] J.L. Deneubourg and S. Goss. *Collective patterns and decision-making*. Ethol. Ecol, 1989.
- [DGP<sup>+</sup>87] J.L. Deneubourg, S. Goss, J.M. Pasteels, D. Fresneau, and J.P. Lachaud. Self-organization mechanisms in ant societies : learning in foraging and division of labour. *individual to collective behaviour in social insects*, 1987.
- [DP96] Pascal Daviet and Michel Parent. Longitudinal and lateral servoing of vehicles in a platoon. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings*, pages 41 – 46, 1996. Automatic driving ;Platooning techniques ;.
- [DP07] K.D. Do and J. Pan. Nonlinear formation control of unicycle-type mobile robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 55(3) :191 – 204, 2007.
- [DSGK05] G. DiMarzo-Serugendo, M.P. Gleizes, and Anthony Karageorgos. Self-organization in multi-agent systems. *Knowledge Eng. Review*, 2005.
- [Dur79] D. Durand. *La systématique*. Presses universitaire de France, 1979.
- [dV97] G. Van de Vijver. Emergence et explication. *Intellectica*, 1997.
- [Edm05] B. Edmonds. Engineering self-organising systems, methodologies and applications. *Engineering Self-Organising Systems*, 2005.

- [EZ13] M. El-Zaher. *Approche réactive pour la conduite en convoi des véhicules autonomes : Modélisation et vérification*. PhD thesis, Université de Franche-Comté, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2013.
- [FC54] B.G. Farley and W.A. Clark. *Simulation of self-organizing systems by digital computer*. 1954.
- [FDKO01] Rafael B. Fierro, Aveek K. Das, Vijay Kumar, and James P. Ostrowski. Hybrid control of formations of robots. In *ICRA '01*, pages 157–162, 2001.
- [Fer92] I.A. Ferguson. Towards an architecture for adaptive, rational, mobile agents. *Third European Workshop on Modelling Autonomous Agents and Multi-Agent Worlds*, 1992.
- [Fer95] J. Ferber. *Les systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective*. InterEditions, 1995.
- [FGM10] Riccardo Falconi, Sven Gowal, and Alcherio Martinoli. Graph based distributed control of non-holonomic vehicles endowed with local positioning information engaged in escorting missions. In *ICRA '10*, pages 3207–3214, 2010.
- [FJ91] J. Ferber and E. Jacopin. The framework of eco-problem solving. In *In proceedings of Decentralized AI 2, North-Holland*, pages 181–193. Yves Demazeau and Jean-Pierre Muller Eds., 1991.
- [Fox81] M. Fox. An organizational view of distributed systems. *Man, Systems and Cybernetics*, 1981.
- [GCGK11] Franck Gechter, Jean-michel Contet, Pablo Gruer, and Abderrafiaa Koukam. A reactive agent based vehicle platoon algorithm with integrated obstacle avoidance ability. In *Fifth IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems SASO 2011*, October 2011.
- [Gec03] F. Gechter. *Modele multi-agent reactif pour la fusion de percept : application à la localisation et au suivi en robotique mobile*. Phd from UHP University NANCY 1, 2003.
- [GKMP08] F. Gaillard, Y. Kubera, P. Mathieu, and S. Picault. A reverse engineering form for multi agent systems. *the 9th International Workshop Engineering Societies in the Agents World (ESAW'2008)*,, 2008.
- [Gol99] J. Goldstein. Emergence as a construct : History and issues. *Emergence*, 1(1) :49–71, 1999.

- [GS01] S.K. Gehrig and F.J. Stein. Elastic bands to enhance vehicle following. *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC*, pages 597 – 602, 2001.
- [Hor87] Leipholz Horst. *An introduction to the stability of Dynamic systems and rigid bodies*. Stuttgart/Chichester, England and New York, B. G. Teubner/John Wiley and Sons, 1987, 370 p. Translation., New York, 1987.
- [HSBS98] M. Hannoun, J.S. Sichman, O. Boissier, and C. Sayettat. Dependence relations between roles in a multi-agent system : Towards the detection of inconsistencies in organization. *Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation*, 1998.
- [HTV94] J.K. Hedrick, M. Tomizuka, and P. Varaiya. Control issues in automated highway systems. *IEEE Control Systems Magazine*, 14(6) :21 – 32, 1994.
- [HZI08] K. M. Hansen, W. Zhang, and M. Ingstrup. Towards self-managed executable petri nets. *the 2008 Second IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems*, 8 :287–296, 2008.
- [IGY92] O. Ishida, L. Gasser, and M Yokoo. Organization self-design of distributed production systems. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 4, 1992.
- [IX94] P. Ioannou and Z. Xu. Throttle and brake control systems for automatic vehicle following. *IVHS Journal*, 1(4) :345 –, 1994.
- [JB06] M. Jelasity and O. Babaoglu. T-man : Gossip- based overlay topology management. *Engineering Self-Organising Systems : Third International Workshop (ESOA'05)*, pages 1–15, 2006.
- [Kha85] O. Khatib. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1985.
- [KT86] B.H. Krogh and C.E. Thorpe. Integrated path planning and dynamic steering control for autonomous vehicles. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1986.
- [LA66] W. Levine and M. Athans. On the optimal error regulation of a string of moving vehicles. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 11(3) :355–361, 1966.
- [LBMY03] Jonathan R. T. Lawton, Al W. Beard, Senior Member, and Brett J. Young. A decentralized approach to formation maneu-

- vers. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 19 :933–941, 2003.
- [LCW04] G. Lafferriere, J. Caughman, and A. Williams. Graph theoretic methods in the stability of vehicle formations. In *American Control Conference*, volume 4, pages 3729–3734, 2004.
- [Lew75] G.H. Lewes. *Problems of life and mind*. London : Kegan Paul, 1875.
- [LEW36] LEW36. *Principles of topological psychology*. McGrawHill, 1936.
- [LJK00] Moon-Su Lee, Myung-Jin Jung, and Jong-Hwan Kim. Evolutionary programming-based fuzzy logic path planner and follower for mobile robots. *Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, ICEC*, 1 :139 – 144, 2000.
- [LK02] G.D. Lee and S.W. Kim. A longitudinal control system for a platoon of vehicles using a fuzzy-sliding mode algorithm. *Mechatronics*, 12(1) :97 – 118, 2002. Control algorithms ;.
- [LLT99] T.H. Lee, F.H.F. Leung, and P.K.S. Tam. Position control for wheeled mobile robots using a fuzzy logic controller. *IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)*, 2 :525 – 528, 1999. Wheeled mobile robots (WMR) ;.
- [LP89] P. Lévine and J. Pomerol. *Systèmes interactifs d'aide à la décision et systèmes experts*. Hermes, 1989.
- [LT03] Hyeongcheol Lee and Masayoshi Tomizuka. Adaptive vehicle traction force control for intelligent vehicle highway systems (ivhss). *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 50(1) :37 – 47, 2003.
- [Lya92] A. M. Lyapunov. *The general problem of the stability of the motion*. Taylor & Francis, 1992.
- [Lyn96] N. Lynch. *Distributed Algorithms*. Morgan- Kaufmann, 1996.
- [MAH10] T. Moncion, P. Amar, and G. Hutzler. Automatic characterization of emergent phenomena in complex systems. ,. *Journal of Biological Physics and Chemistry*, 10 :16–23, 2010.
- [Mal87] T.W. Malone. Modeling coordination in organisations and markets. *Management Science*, 33(10) :1317–1332, 1987.
- [Mat94] M.J. Matric. *Interaction and Intelligent Behavior*. PhD thesis, MIT, 1994.

- [MBP94] R. Marcelpoil, E. Beaurepaire, and S. Pesty. La sociologie cellulaire : modéliser et simuler une société cellulaire pour étudier le vivant. *Intellectica.*, 2(19) :53–72, 1994.
- [Min79] H. Mintzberg. *The structuring of Organization*. Prentice-Hall, 1979.
- [MJPL94] S. Minton, M.D. Johnston, A.B. Philips, and P. Laird. Minimizing conflicts : a heuristic repair method for constraint satisfaction and scheduling problems. *Constraint-Based Reasoning*, 58(3) :161–205, 1994.
- [MKRZ02] A. Meisels, E. Kaplansky, I. Razgon, and R. Zivan. Comparing performance of distributed constraints processing algorithms. *AAMAS-02 Workshop on Distributed Constraint Reasoning*, pages 6–93, 2002.
- [Mor77] E. Morin. *La méthode 1 : La nature de la nature*. Éditions du Seuil, 1977.
- [Mul94] J.P. Muller. *The Design of Intelligent Agents : A Layered Approach*. Springer-Verlag, 1994.
- [Nag61] E. Nagel. *The structure of Sciences, Ed. , New York, 1961*. Harcourt Brace World, 1961.
- [OPFB02] J. Odell, H.V.D. Parunak, M. Fleisher, and S. Breuckner. Modeling agents and their environment. *Agent-Oriented Software Engineering*, 2002.
- [Par82] B.L. Partridge. Structure and function of fish schools. *Scientific American*, 245, 1982.
- [PB01] H.V.D. Parunak and S. Brueckner. Entropy and self-organization in multi-agent systems. *International Conference on Autonomous Agents*, 2001.
- [PG06] G. Picard and P. Glize. Model and analysis of local decision based on cooperative self-organization for problem solving. *Multiagent and Grid Systems (MAGS)*, 2(3) :253–265, 2006.
- [PN70] V. A. Parsegian and B. W. Ninham. Temperature-dependent van der waals forces. *Biophysical Journal*, 1970.
- [RB04] Wei Ren and Randal W. Beard. A decentralized scheme for spacecraft formation flying via the virtual structure approach. *AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 27 :73–82, 2004.

- [Rey87] C.W. Reynolds. Flocks, herds, and schools : A distributed behavioral model, in computer graphics. *SIGGRAPH Conference Proceedings*, pages 25–34, 1987.
- [RGMK11] Seyed naser Razavi, Nicolas Gaud, Nasser Mozayani, and Abderrafiaa Koukam. Multi-agent based simulations using fast multipole method : application to large scale simulations of flocking dynamical systems. *Artificial Intelligence Review*, 35(1) :53–72, January 2011.
- [Rie00] Marcel Riess. Qualification d’un télémètre à balayage laser pour la robotique mobile : Intégration et expérimentations. Master’s thesis, Grenoble, 2000.
- [RLS36] P. Robertson, R. Laddaga, and H. Shrobe. Introduction : the first international workshop on self-adaptive software. *international workshop on self-adaptive software.*, 1(1) :1–10, 1936.
- [RN95] Stuart J. Russell and Peter Norvig. *Artificial Intelligence : A Modern Approach*. Prentice Hall, (second edition 2003), 1st edition, January 1995.
- [Roy96] B. Roy. *Multicriteria Methodology for Decision Aiding*. Kluwer Academic, 1996.
- [SD89a] S. Sheikholeslam and C. A. Desoer. Longitudinal control of a platoon of vehicles. i, linear model (ucb/erl m89/106). Institute of transportation studies, research reports, working papers, proceedings, Institute of Transportation Studies, UC Berkeley, 1989.
- [SD89b] S. Sheikholeslam and C. A. Desoer. Longitudinal control of a platoon of vehicles. ii, first and second order time derivatives of distance deviations. Institute of transportation studies, research reports, working papers, proceedings, Institute of Transportation Studies, UC Berkeley, 1989.
- [SD90a] S. Sheikholeslam and C. A. Desoer. Longitudinal control of a platoon of vehicles. iii, nonlinear model. Institute of transportation studies, research reports, working papers, proceedings, Institute of Transportation Studies, UC Berkeley, 1990.
- [SD90b] Shahab Sheikholeslam and Charles A. Desoer. Longitudinal control of a platoon of vehicles. *Proceedings of the American Control Conference*, pages 291 – 296, 1990. Longitudinal Control;Vehicle Platoons;.

- [SD92a] Shahab Sheikholeslam and A. Desoer, Charles. System level study of the longitudinal control of a platoon of vehicles. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME*, 114(2) :286 – 292, 1992. Longitudinal Control Law ;Platoon of Vehicles ;.
- [SD92b] Shahab Sheikholeslam and Charles A. Desoer. Control of interconnected nonlinear dynamical systems : The platoon problem. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 37(6) :806 – 810, 1992. Highway Automation Project ;Platoon Problem ;Local State-Feedback Controller ;Decentralized Controllers ;.
- [SD93] Shahab Sheikholeslam and Charles A. Desoer. Longitudinal control of a platoon of vehicles with no communication of lead vehicle information : A system level study. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 42(4) :546 – 554, 1993.
- [Shl79] S.E. Shladover. Operation of automated guideway transit vehicles in dynamically reconfigured trains and platoons. Technical report, U.S. Department of Transportation, Urban Mass Transportation Administration, Washington, D.C., Juillet 1979.
- [SHP04] Daniel P. Scharf, Fred Y. Hadaegh, and Scott R. Ploen. A survey of spacecraft formation flying guidance and. In *Control (Part II) : Control, Proceedings of the American Control Conference*, pages 2976–2985, 2004.
- [Sim77] H.A. Simon. *The New Science of Management Decision*. Prentice-Hall, 1977.
- [SKD97] F. Saffre, B. Krafft, and J.L. Deneubourg. What are the mechanisms involved in the emergence of cooperativity? the spider model. *Auto-organisation et comportement.*, 1997.
- [SM91] S.C. Schneider and A. De Meyer. Interpreting and responding to strategic issues : the impact of national culture. *Strategie Management Journal*, 12, 1991.
- [Smi88] R. G. Smith. The contract net protocol : High-level communication and control in a distributed problem solver. *Morgan Kaufmann*, pages 357–366, 1988.
- [TK04] Herbert G. Tanner and Vijay Kumar. Leader-to-formation stability. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 20 :443–455, 2004.
- [TT94] X. Tu and D. Terzopoulos. Artificial fishes : physics, locomotion, perception, behavior. *SIGGRAPH Conference*, 1994.

- [WJ95] Michael Wooldridge and Nicholas R. Jennings. Intelligent agents : Theory and practice. *Knowledge Engineering Review*, 10 :115–152, 1995.
- [WPM<sup>+</sup>05] D. Weyns, V. Parunak, F. Michel, T. Holvoet, and J. Ferber. Environments for multiagent systems, state of the art and research challenges. In *Post-proceedings of the first International Workshop on Environments for Multiagent Systems, LNAI vol 3374*. Springer Verlag, 2005.
- [WR00] S.C. Warnick and A.A. Rodriguez. A systematic antiwindup strategy and the longitudinal control of a platoon of vehicles with control saturations. *IEEE Trans. Veh. Technol. (USA)*, 49(3) :1006 – 16, 2000.
- [Wur08] R. P. Wurtz. *Organic Computing*. Springer, 2008.
- [WZ86] R. Watts and J. Zimmerman. *Positive accounting theory*. prentice Hall, 1986.
- [YC05] Soo-Yeong Yi and Kil-To Chong. Impedance control for a vehicle platoon system. *Mechatronics (UK)*, 15(5) :627 – 38, 2005.



Sixième partie

*Annexes*



## Annexe A

# Modèle d'interaction à double ressorts

Les convois fonctionnent suivant la configuration en colonne, constitué par un véhicule et son leader. Ce fonctionnement est déterminé à partir d'un mécanisme d'interaction inspiré de la physique. Il s'agit d'un lien virtuel de deux ressorts et d'un amortisseur reliant les deux véhicules du sous convoi (cf figure A.1). Il est à souligner que ce mécanisme n'exerce son influence que sur le véhicule suiveur.

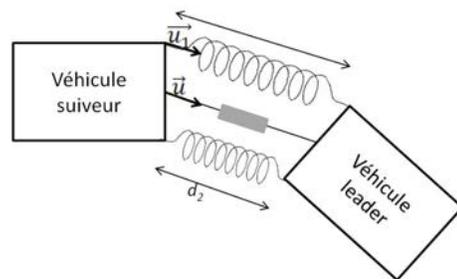


FIGURE A.1 – Modèle d'interaction

Les paramètres intervenant dans ce modèle sont les suivants :

- $m$  la masse du véhicule.
- $v$  la vitesse du véhicule.
- $\gamma$  l'accélération du véhicule.
- $l_0$  la longueur des ressorts au repos.
- Les raideurs  $k_1$  et  $k_2$  de chacun des deux ressorts, et  $K$  la raideur

globale qui est équivalente à la somme de ces deux raideurs.

- $h$  le coefficient d'amortissement.
- $\mu$  le coefficient de frottement.

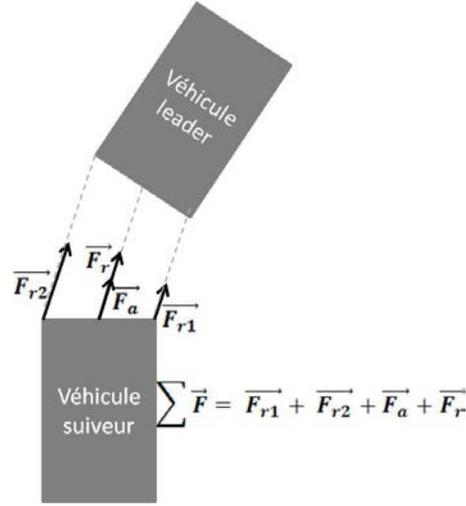


FIGURE A.2 – Forces d'interaction

Les forces agissant sur ce modèle (cf figure A.2) sont les suivantes :

- Les forces des deux ressorts :  $\vec{F}_{r_i} = k_i(d_i - l_0)\vec{u}_i$  où  $i \in \{1, 2\}$ , et  $d_1$  et  $d_2$ , sont les deux longueurs de chacun des 2 ressorts.
- La force de l'amortisseur :  $\vec{F}_a = h\frac{\Delta d}{\Delta t}$ , où  $d$  est la longueur de l'amortisseur, on appelle cette distance la distance inter-véhicule.
- La force de frottement :  $\vec{f}_r = -\mu R_n \frac{\vec{v}}{v}$ , avec  $R_n = m g$ ,  $\mu$  est le coefficient de frottement et  $g$  est l'accélération de pesanteur. Lorsque  $v \neq 0$ ,  $f_r = \epsilon \mu m g$ , avec  $\epsilon = -1$  si  $v > 0$  et  $\epsilon = +1$  si  $v < 0$

La relation fondamentale de la dynamique appliquée au véhicule s'écrit :

$$m\vec{\gamma} = -k_1(d_1 - l_0)\vec{u}_1 - k_2(d_2 - l_0)\vec{u}_2 - h\vec{v} + \vec{f}_r \quad (\text{A.1})$$

## A.1 Calcul des paramètres

Cette section expose la démarche pour calculer les différents paramètres du modèle d'interaction en fonction des caractéristiques d'un véhicule donné. Les paramètres à calculer sont les trois raideurs  $K$ ,  $k_1$  et  $k_2$  et le coefficient d'amortissement  $h$ . La masse  $m$  de chacun des véhicules est de  $600 \text{ kg}$ , et la longueur au repos des ressorts est celle souhaitée entre les véhicules. Pour le calcul de ces paramètres,  $\vec{X}_1$  et  $\vec{X}_2$  représentent les élongations du premier et deuxième ressort respectivement.  $\vec{\dot{X}}$  représente la différence instantanée de vitesse entre deux véhicules suiveurs et  $\vec{\ddot{X}}$  représente la différence instantanée d'accélération entre deux véhicules suiveurs.

### A.1.1 Calcul de la raideur globale

$K$  représente la raideur globale qui est égale à la somme des deux raideurs  $k_1$  et  $k_2$ . Pour calculer la raideur globale, on va se mettre dans le cas d'une circulation linéaire<sup>1</sup>, où les deux ressorts ont la même raideur  $k_1 = k_2 = \frac{K}{2}$  par conséquent, les ressorts peuvent être remplacés par un situé en parallèle de l'amortisseur et ayant une raideur  $K$ . Dans ce cas, la relation fondamentale de la dynamique peut être écrite de la manière suivante :

$$m \frac{d\vec{v}}{dt} = -K(d - l_0)\vec{u} - h\vec{v} + \vec{f}_r \quad (\text{A.2})$$

La force de frottement  $\vec{f}_r$  est constante. Avant le démarrage du véhicule (à  $\vec{v} = \vec{0}$ ) on a :

$$\vec{0} = -K(d - l_0)\vec{u} + \vec{f}_r \quad (\text{A.3})$$

En fait le véhicule ne démarre pas tant que  $K(d - l_0) < \mu m g$ . Dans notre cas nous voulons que le véhicule suiveur démarre lorsque la distance inter-véhicule devient plus grand que la distance souhaitée. Alors la position d'équilibre où  $K(d - l_0) = \mu m g$  est atteinte lorsque la distance inter-véhicule est égale à la distance souhaitée ( $d_{equ}$ ), d'où :

$$K = \frac{\mu m g}{d_{equ} - l_0} \quad (\text{A.4})$$

---

1. le convoi évolue alors en ligne droite

### A.1.2 Calcul du coefficient d'amortissement

Le deuxième paramètre  $h$  du système "masse-ressort" est déduit d'une étude cinématique. Grâce au principe fondamental de la dynamique, nous établissons l'équation différentielle suivante :

$$\ddot{X} + 2\xi\omega_0\dot{X} + \omega_0^2 X = \frac{\mu}{m} R_n \quad (\text{A.5})$$

$$\text{avec : } 2\xi\omega_0 = \frac{h}{m} \text{ et } \omega_0 = \sqrt{\frac{h}{m}}$$

En fonction de la valeur du discriminant ( $\Delta = \omega_0^2(\xi^2 - 1)$ ), on en déduit différent cas d'amortissement : critique, périodique et pseudo périodique.

L'amortissement critique a été choisi afin d'obtenir un amortissement rapide, i.e sans dépassement de consigne et non périodique (i.e sans oscillation). L'amortissement critique ( $\Delta = 0 \Rightarrow \xi = 1$ ) permet de déduire une relation entre la raideur globale  $K$  et l'amortissement  $h$  :

$$\xi = \frac{h}{2\sqrt{Km}} = 1 \quad (\text{A.6})$$

Connaissant le paramètre  $K$ , l'amortissement est défini par l'équation suivante :

$$h = 2\sqrt{Km} \quad (\text{A.7})$$

### A.1.3 Calcul des deux raideurs $k_1$ et $k_2$

Dans le calcul suivant nous allons nous baser sur la figure A.3 :

Pour calculer  $k_1$  et  $k_2$ , nous allons étudier les moments cinétique des forces appliquées sur le véhicule suiveur :

Le moment cinétique en  $O$  du véhicule suiveur, de masse  $m$  est :

$$\vec{L}_o(\text{vehicule}) = mO\vec{O}' \wedge \vec{v} \quad (\text{A.8})$$

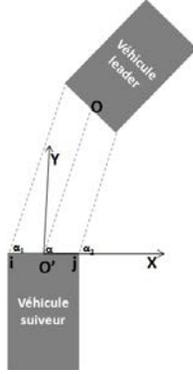


FIGURE A.3 – Modèle physique d'interaction

Appliquant le théorème du moment cinétique<sup>2</sup> en  $O$ , on obtient :

$$\vec{M}_O = \frac{d\vec{L}_O}{dt} = \frac{dO\vec{O}'}{dt} \wedge m\vec{v} + O\vec{O}' \wedge m\vec{\gamma} \quad (\text{A.9})$$

D'autre part, la somme des moments d'inertie donne l'équation suivante :

$$\sum \vec{M}_O = \vec{OI} \wedge \vec{F}_{r1} + \vec{OJ} \wedge \vec{F}_{r2} + O\vec{O}' \wedge \vec{F}_h + O\vec{O}' \wedge \vec{f}_r \quad (\text{A.10})$$

Posant l'égalité :  $\vec{M}_O = \sum \vec{M}_O$ , et remplaçant  $F_{r1}$  et  $F_{r2}$  par leurs valeurs, on obtient l'équation suivante :

$$k_1(d_1 - l_0)\left(\frac{1}{2}\sin \alpha_1\right)\vec{u}_1 + k_2(d_2 - l_0)\left(\frac{1}{2}\sin \alpha_2\right)\vec{u}_2 = \frac{\vec{\Delta}d}{\Delta t} \wedge m\vec{v}\cos \alpha \quad (\text{A.11})$$

Cette dernière équation, avec l'équation de somme des deux raideurs, forment un système de deux équations à deux inconnus :

$$\begin{cases} k_1 + k_2 & = & K \\ k_1(d_1 - l_0)\left(\frac{1}{2}\sin \alpha_1\right)\vec{u}_1 + k_2(d_2 - l_0)\left(\frac{1}{2}\sin \alpha_2\right)\vec{u}_2 & = & \frac{\vec{\Delta}d}{\Delta t} \wedge m\vec{v}\cos \alpha \end{cases} \quad (\text{A.12})$$

2. Théorème du moment cinétique en  $O$  : Si  $M_{O \epsilon \rightarrow M}$  représente le moment en  $O$  de la somme des forces appliquées à  $M$ , il en résulte :  $M_{O \epsilon \rightarrow M} = \left(\frac{dL_{O\vec{M}}}{dt}\right)$ , avec  $L_{O\vec{M}} = m O\vec{M} \wedge \vec{v}$

$k_1$  et  $k_2$ , peuvent être calculées maintenant :

$$k_1 = \frac{K}{\lambda}(d_2 - l_0)\sin \alpha_2 - \frac{\Delta d}{\Delta t}mv\cos \alpha \quad (\text{A.13})$$

$$k_2 = \frac{K}{\lambda}(d_1 - l_0)\sin \alpha_1 - \frac{\Delta d}{\Delta t}mv\cos \alpha \quad (\text{A.14})$$

avec,

$$\lambda = k_1(d_1 - l_0)\sin \alpha_1 + k_2(d_2 - l_0)\sin \alpha_2$$

## A.2 Preuve de stabilité

Nous allons établir qu'en l'absence de perturbations extérieures, le système converge vers un état stable. La preuve consiste à modéliser un train de véhicules comme un système physique. Pour cela, chaque véhicule est considéré comme une particule de masse  $m$  soumise à plusieurs forces. Dans notre cas, chaque véhicule est soumis aux forces du système "masse ressort" qui le sépare du véhicule précédent. Il est important de rappeler que dans notre approche aucun véhicule n'est influencé par le système "masse ressort" du véhicule qui le suit dans le train.

La preuve de stabilité d'un système de particules soumis à plusieurs forces peut être effectuée à partir d'une étude énergétique. L'énergie d'un système est une grandeur représentant l'état du système global. Ainsi, L'étude des variations de l'énergie permet de mesurer l'état d'équilibre du système.

Pour chaque véhicule, l'énergie peut être défini comme la somme des énergies potentielle et cinétique :

$$E = E_p + E_c \quad (\text{A.15})$$

avec,

$$\begin{cases} E_p &= \frac{1}{2}k_1(\vec{X}_1\vec{X}_1) + \frac{1}{2}k_2(\vec{X}_2\vec{X}_2) \\ E_c &= \frac{1}{2}m(\dot{\vec{X}}\dot{\vec{X}}) \end{cases}$$

Le théorème de *Lyapunov* [Lya92],[Hor87] établi que le système est stable si les conditions suivantes sont respectées, avec  $A(x, y) = E = E_p + E_c$  :

$$\begin{cases} A(x, y) &\geq 0 \\ \dot{A}(x, y) &< 0 \end{cases} \quad (\text{A.16})$$

La première condition est respectée puisque  $\|\vec{X}_1\|^2 \geq 0$ ,  $\|\vec{X}_2\|^2 \geq 0$ , et  $\|\dot{\vec{X}}\|^2 \geq 0$ .

Pour vérifier la deuxième condition, nous allons distinguer le cas de circulation linéaire et le cas de circulation non linéaire.

### Cas de déplacement en ligne droite :

Dans ce cas, les deux ressorts peuvent être remplacés par un seul ayant une raideur  $K$ , et une élongation  $\vec{X}$ . L'énergie potentielle peut être écrite  $E_p = \frac{1}{2}k(\vec{X}\vec{X})$ .

$$E = E_p + E_c = \frac{1}{2}k(\vec{X}\vec{X}) + \frac{1}{2}m(\dot{\vec{X}}\dot{\vec{X}}) \quad (\text{A.17})$$

et

$$\frac{dE}{dt} = \frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial E}{\partial \dot{x}} \frac{\partial \dot{x}}{\partial t} = K\vec{X}\dot{\vec{X}} + m\dot{\vec{X}}\ddot{\vec{X}} \quad (\text{A.18})$$

D'après la deuxième loi de Newton :

$$m\ddot{\vec{X}} = -K\vec{X} - h\dot{\vec{X}} + \epsilon\mu R_n \quad (\text{A.19})$$

En remplaçant  $m\ddot{\vec{X}}$  dans A.18, on obtient :

$$\frac{dE}{dt} = -h\dot{\vec{X}}\dot{\vec{X}} + \epsilon\mu R_n \dot{\vec{X}} \quad (\text{A.20})$$

- Si  $\dot{\vec{X}} > 0$ , alors  $\epsilon = -1$ , et par conséquent  $\frac{dE}{dt} < 0$
- Si  $\dot{\vec{X}} < 0$ , alors  $\epsilon = 1$ , et par conséquent  $\frac{dE}{dt} < 0$

Cette étude permet de vérifier que  $\frac{dE}{dt}$  est toujours négatif dans les circulations linéaires du convoi, ce qui nous autorise d'affirmer que le système tend vers un état stable lorsque le système évolue sans perturbation externe.

### Cas de déplacement en courbe quelconque :

Dans ce cas, l'énergie est écrite sous la forme suivante :

$$E = E_p + E_c = \frac{1}{2}k_1(\vec{X}_1\vec{X}_1) + \frac{1}{2}k_2(\vec{X}_2\vec{X}_2) + \frac{1}{2}m(\dot{\vec{X}}\dot{\vec{X}}) \quad (\text{A.21})$$

Dans ce qui suit nous allons supposer que les deux ressorts et l'amortisseur sont tous parallèles. Les trois angles  $\alpha$ ,  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  de la figure A.3 sont tous égaux. On peut déduire alors que  $X_1 = X - l \sin \alpha$  et  $X_2 = X + l \sin \alpha$  (ou  $X_1 = X + l \sin \alpha$  et  $X_2 = X - l \sin \alpha$ , selon le sens de virage), avec  $l$  la largeur du véhicule. De plus, les équations de  $k_1$  et  $k_2$  peuvent être réduites et elles deviennent :  $k_1 = \frac{K}{2} \frac{X - l \sin \alpha}{X}$  et  $k_2 = \frac{K}{2} \frac{X + l \sin \alpha}{X}$  (ou l'inverse selon le sens de virage).

Remplaçant  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $k_1$  et  $k_2$  par leurs valeurs on obtient :

$$E = \frac{1}{2} k (\vec{X} \vec{X}) + \frac{1}{2} m (\dot{\vec{X}} \dot{\vec{X}}) - \frac{1}{2} k l^2 \sin^2 \alpha \quad (\text{A.22})$$

et par conséquent,

$$\frac{dE}{dt} = \frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial E}{\partial \dot{x}} \frac{\partial \dot{x}}{\partial t} + \frac{\partial E}{\partial \alpha} \frac{\partial \alpha}{\partial t} = K \vec{X} \dot{\vec{X}} + m \dot{\vec{X}} \ddot{\vec{X}} - k l^2 \sin \alpha \cos \alpha \frac{\partial \alpha}{\partial t} \quad (\text{A.23})$$

En fait  $\alpha$  correspond à l'angle de braquage (maximum  $30^\circ$ ), qui est alors l'angle de rotation de véhicule. Donc, la vitesse de rotation du véhicule est :  $\frac{\partial \alpha}{\partial t} = \frac{\dot{v}}{R_c}$ , avec  $R_c$  = rayon de courbure =  $\frac{X}{2 \sin \alpha}$ . Remplaçant  $m \dot{\vec{X}} \ddot{\vec{X}}$  par sa valeur dans A.23, on obtient :

$$\frac{dE}{dt} = -h \dot{\vec{X}} \dot{\vec{X}} + \epsilon \mu R_n \dot{\vec{X}} + \frac{K}{X} l^2 \sin^2 \alpha (1 - 2 \cos \alpha) \dot{\vec{X}} \quad (\text{A.24})$$

L'angle de braquage maximal est de  $30^\circ$ , par conséquent  $\alpha$  varie entre  $60^\circ \leq \alpha \leq 90^\circ$ , et par suite  $0 \leq \cos \alpha \leq 0.5$ , donc  $(1 - 2 \cos \alpha) \geq 0$

- Si  $\dot{\vec{X}} < 0$ , alors  $\epsilon = 1$ , et par conséquent  $\frac{dE}{dt} < 0$ .
- Si  $\dot{\vec{X}} > 0$ , alors  $\epsilon = -1$ , pour démontrer que  $\frac{dE}{dt} < 0$  nous allons montrer que :

$$-\mu R_n \dot{x} + \frac{K}{X} l^2 \sin \alpha (1 - 2 \cos \alpha) \dot{x} < 0 \quad (\text{A.25})$$

En fait si cette équation est vraie alors,

$$\frac{K}{X} l^2 \sin \alpha (1 - 2 \cos \alpha) \dot{x} < \mu R_n \dot{x} \quad (\text{A.26})$$

donc

$$\frac{\mu R_n}{X_0 \cdot X} l^2 \sin \alpha (1 - 2 \cos \alpha) < \mu R_n \quad (\text{A.27})$$

avec  $X_0 = d_{equ} - l_0$

alors,

$$\frac{l^2}{X_0 \cdot X} \sin \alpha (1 - 2 \cos \alpha) < 1 \quad (\text{A.28})$$

Or cette dernière équation est vraie, car  $(1 - 2 \cos \alpha) < 1$  et  $\sin \alpha < 1$ . En plus,  $\dot{X} > 0$ , donc  $X > X_0$  et par suite  $\frac{l^2}{X_0 \cdot X} < \frac{l^2}{X_0 \cdot X_0}$  donc pour que  $\frac{l^2}{X_0 \cdot X}$  soit plus petit que 1, il suffit de choisir un  $X_0 > l$  ( et ceci est vrai dans notre cas). Alors, maintenant on peut déduire que  $\frac{l^2}{X_0 \cdot X} \sin \alpha (1 - 2 \cos \alpha) < 1$ , et par conséquent  $\frac{dE}{dt} < 0$ .

De même que dans les cas linéaire, cette étude nous a permis de vérifier que  $\frac{dE}{dt} < 0$  est toujours vrai, donc on peut conclure que le système tend vers un état stable lorsque le système évolue sans perturbation externe.



## Annexe B

# Capteurs et véhicules

### B.1 Capteurs télémétriques

Les capteurs télémétriques fonctionnent sur le principe de la mesure par temps de vol : une impulsion lumineuse très courte est émise par une diode laser infrarouge (en classe 1, non dangereuse pour l'oeil), simultanément une horloge est démarrée. La partie de la lumière diffusée par un obstacle quelconque et se trouvant dans l'axe d'émission revient vers le capteur et est détectée par un récepteur photo-électronique. Le signal de réception arrête l'horloge. Par ailleurs le faisceau lumineux émis est dévié par un miroir tournant, permettant ainsi de couvrir une surface.

A partir de la mesure de temps séparant la réception de l'émission, il est possible de calculer la distance du capteur à la cible. Connaissant par ailleurs la position angulaire de chaque lancé de rayon, on peut en déduire la position exacte de l'objet dans un plan (coordonnées polaires).

Les capteurs télémétriques possèdent de nombreux avantages par rapport aux systèmes de perception vidéo :

1. Large champ de mesure important jusqu'à 180°
2. Très précis quelle que soit la distance
3. Indépendance des tailles, forme et couleur de l'objet
4. Mesure contours en temps réel
5. Pas de marquage spécial
6. Peut être installé dans n'importe quelle position
7. Système actif ne nécessitant pas d'éclairage spécifique

8. Utilisable dans tous les environnements

### B.1.1 LMS 200

Le LMS 200 (cf. figure B.1) est un système de mesure à laser sans contact qui scrutent leur environnement en deux dimensions (radar laser). Ces capteurs sont principalement conçus pour l'usage en intérieur et n'utilisent aucun réflecteur ni aucun repère. Grâce à leur haute résolution, il est possible de confier à ces systèmes des tâches qui jusqu'à maintenant, soit étaient impossibles, soit nécessitaient un matériel considérable.



FIGURE B.1 – Télémètre laser LMS 200

Caractéristiques techniques :

1. Portée : 80 M
2. Résolution : +/-10 mm
3. Précision : +/-30 mm
4. Résolution angulaire : 0.25 ° / 0.5 ° / 1°
5. Temps réponse : 52 / 26 / 13 ms

6. Ouverture entre :  $100^\circ$  et  $180^\circ$
7. Adapté au brouillard

Dans notre cas, nous avons paramétré le LMS200 avec un pas de un degré et une ouverture de  $180^\circ$ .

### B.1.2 IBEO

Le scanner ibeo LUX se distingue en particulier par sa robustesse dans tous les environnements climatiques (cf. image B.2). Il balaye et mesure en même temps dans 4 plans parallèles. De plus, il peut évaluer, par mesure et par plan, jusqu'à 3 réflexions successives, et ceci dans une plage de distance comprise entre 0,3 et 200 mètres. Il fonctionne dans les conditions environnementales les plus défavorables, comme, par exemple, sous la pluie ou la neige.

Sa mesure reste fiable quelles que soient les conditions climatiques et de luminosité. Le boîtier du capteur a été conçu de forme compacte pour pouvoir s'intégrer directement dans un véhicule. Le scanner à laser ibeo LUX fournit une évaluation complète de l'environnement sous forme d'objets avec leurs propriétés pertinentes - position, vitesse, type (véhicule, piéton et cycliste).



FIGURE B.2 – Télémètre laser IBEO

Caractéristiques techniques :

1. Portée : 0.3 m à 200 m
2. Reésolution angulaire :  $0.1^\circ$  à  $1^\circ$
3. Fréquence : 25 HZ
4. Ouverture entre :  $100^\circ$

Dans notre application, nous avons paramétré le capteur IBEO avec un pas angulaire de  $0.1^\circ$  et une ouverture de  $100^\circ$ .

## B.2 Capteur de type GPS

La Cinématique temps réel (Real Time Kinematic, en anglais ou RTK) est une technique de positionnement par satellite basée sur l'utilisation de mesures de phase des ondes porteuses des signaux émis par le système GPS, GLONASS ou Galileo. Une station de référence fournit des corrections en temps réel permettant d'atteindre une précision de l'ordre du centimètre.



FIGURE B.3 – GPS Pro Flex 500

Le GPS du laboratoire SeT (cf. image B.3) est un PROFLEX 500, dont voici les caractéristiques techniques :

1. Multi-constellation : GPS + Glonass + SBAS, et bientôt Galileo
2. 75 canaux, sortie données brutes et position à 10Hz (bientôt 20Hz)
3. Connectivité élargie : 1 port RS232/RS422, 2 ports RS232, 1 port USB, 1 port Ethernet, sortie 1PPS, compatible Bluetooth, marqueur d'évènements