



THESE / UNIVERSITE DE BRETAGNE-SUD
sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne
pour obtenir le titre de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE BRETAGNE-SUD
Mention : Informatique
Ecole doctorale SICMA

présentée par

Thomas SOUSSELIER

Laboratoire des Sciences et Techniques de l'Information, de la Communication et de la Connaissance (UMR 6285 CNRS)

Conception et validation d'un algorithme de mise en formation d'essaim de micro-robots sous-marins auto-organisés

Application à l'exploration de zone en guerre des mines

Thèse soutenue le 6 décembre 2013
devant le jury composé de :

Christian Prins

Professeur à l'Université de Technologie de Troyes / rapporteur

Patrick Siarry

Professeur à l'Université Paris-Est Créteil / rapporteur

Éric Bourreau

Maitre de Conférence à l'Université des Sciences de Montpellier 2 / examinateur

Jean-Philippe Brunet

Directeur Scientifique à Thales / examinateur

Jean-Philippe Diguet

Directeur de Recherche au CNRS / examinateur

Johann Dréo

Ingénieur de Recherche à Thales / Co-directeur de thèse

Marc Sevaux

Professeur à l'Université de Bretagne-Sud / Directeur de thèse

THALES



The logo features the letters "DGA" in a bold, dark blue sans-serif font. A stylized graphic element consisting of three blue lines of varying lengths is positioned above and to the left of the letter "G". A small red dot is located at the top right of the letter "D".

The most exciting phrase to
hear in science, the one that
heralds new discoveries, is not
"Eureka!", but "That's funny"...

Isaac Asimov

REMERCIEMENTS

Je voudrais tout d'abord remercier ceux qui m'ont encadré durant mes travaux de thèse : M. Jean-Philippe Brunet et M. Johann Dréo. J'exprime mes sincères remerciements à M. Marc Sevaux pour avoir accepté de reprendre le flambeau de Directeur de Thèse. J'adresse ma profonde considération à Mme Eva Cruck, pour ses conseils.

Je tiens également à remercier les rapporteurs de cette thèse : M. Christian Prins et M. Patrick Siarry. Mes remerciements vont à M. Éric Bourreau et M. Jean-Philippe Diguet qui ont accepté de participer à ce jury.

Je remercie l'ensemble du laboratoire de Thales, avec qui j'ai passé ces trois dernières années, ainsi que tous ceux qui ont, de près ou de loin, contribué à mes travaux de thèse.

Ma dernière pensée va à ma femme, ma famille et mes amis, je les remercie pour leur soutien sans faille.

Paris, le 18 novembre 2013.

NOTATIONS

ACR	Area Coverage Rate Taux de couverture de zone
ASW	Anti-Submarine Warfare Lutte anti-sous-marins
AT/FP	Anti-Terrorism/Force Protection Anti-terrorisme / Force de protection
C ₃	Command, Control, Communications Commande, Contrôle, Communications
C ₄ ISR	Command, Control, Communications, Computers, Intelligence, Surveillance, and Reconnaissance Commande, Contrôle, Communications, Informatique, Renseignements, Surveillance et Reconnaissance
CN ₃	Communication/Navigation Network Nodes Nœuds de réseaux de navigation ou communication
ETO	Étude Technino-Opérationnelle
HLD	Homeland Defense Défense du territoire
HWV	Heavy Weight Vehicle Véhicule lourd
LWV	Light Weight Vehicle Véhicule léger
MCM	Mine Countermeasures Guerre des mines
NURC	NATO Undersea Research Centre Centre de recherche sous-marine de l'OTAN
OPAREA	Operations Area Zone d'opérations
SCM	Search, Classify, Map Recherche, Classification, Cartographie
SOF	Special Operations Forces Forces Spéciales
SW	Shallow Water Eaux peu profondes
TCS	Time Critical Strike Frappe en temps critique
UUV	Unmanned Underwater Vehicle Engin sous-marin robotisé
VSW	Very Shallow Water Eaux très peu profondes
N	Ensemble des entiers naturels

\mathbb{R}	Ensembles des réels
\mathbb{R}^d	Ensemble des vecteurs réels à d dimensions
\propto	Symbole de proportionnalité
$Card(F)$	Fonction cardinale, renvoyant le nombre d'éléments de l'ensemble F
$\mathbb{P}_f(x)$	Densité de probabilité de la loi f pour la valeur x
$\mathbb{1}_{\{C\}}$	Fonction indicatrice, renvoie 1 si la condition C est vraie, 0 sinon

TABLE DES MATIÈRES

NOTATIONS	v
TABLE DES MATIÈRES	vii
LISTE DES FIGURES	ix
INTRODUCTION	1
1 ÉTAT DE L'ART	5
INTRODUCTION	7
1.1 <i>Underwater Unmanned Vehicles (UUV)</i>	7
1.1.1 Classification des UUV	7
1.1.2 Autonomie d'un robot	8
1.1.3 Solutions industrielles semblables	14
1.2 GÉNÉRALITÉS SUR L'ESSAIM	14
1.2.1 Concept d'essaim	14
1.2.2 Le vol en nuée	15
1.2.3 Optimisation par essaims particulaires, modèle de phéromones digitales	18
1.3 APPROCHE MULTI-AGENTS	19
1.3.1 Comportement délibératif/réactif	19
1.3.2 Architecture décentralisée	20
CONCLUSION	20
2 ÉTUDE DE FAISABILITÉ D'UN ESSAIM	21
INTRODUCTION	23
2.1 ETUDE TECHNICO-OPÉRATIONNELLE	23
2.1.1 Définition du problème	23
2.1.2 Étude technico-opérationnelle pour la comparaison d'efficacité entre l'utilisation d'un gros UUV et l'utilisation d'un essaim	28
2.1.3 Synthèse des hypothèses de travail	35
2.2 CRÉATION D'UN COMPORTEMENT ÉMERGENT PAR UNE APPROCHE « TOP-DOWN »	36
2.2.1 Solution retenue	36
2.2.2 Approche globale/locale	38
2.2.3 Régulateur correcteur d'erreur	41
2.2.4 Résultats	42
CONCLUSION	46
3 DÉVELOPPEMENT DE L'ALGORITHME DE FORMATION	49
INTRODUCTION	51
3.1 REDÉFINITION DE LA MISSION	51
3.1.1 Vecteur de paramètres	51
3.1.2 Construction de simulations plus réalistes	53
3.1.3 Caractéristiques techniques	54
3.2 ALGORITHME	55

3.2.1	Notions importantes	56
3.2.2	Principe général	57
3.2.3	Construction du point cible	59
3.2.4	Asservissement	68
3.2.5	Exemple de comportement	69
CONCLUSION	70	
4 MESURE D'EFFICACITÉ DE L'ESSAIM	71	
INTRODUCTION	73	
4.1 EFFICACITÉ D'UN ESSAIM	73	
4.2 MÉTRIQUES GLOBALES	74	
4.2.1	Alignement de l'essaim	74
4.2.2	Position de l'essaim par rapport à l'axe de progression	74
4.2.3	Consigne de vitesse	76
4.3 MÉTRIQUES LOCALES	78	
4.3.1	Densité de probabilité des distances dans l'essaim	78
4.3.2	Évolution des quantiles des distances intra-essaim dans le temps	79
4.4 MÉTRIQUES OPÉRATIONNELLES	80	
4.4.1	Notion de couverture	81
4.4.2	Efficacité spatiale de l'algorithme	82
4.4.3	Efficacité sur la mission	85
4.5 EXPÉRIENCES	87	
4.5.1	Expériences sur des scénarios de référence	87
4.5.2	Plan d'expérience	88
CONCLUSION	89	
5 RÉSULTATS ET DISCUSSION	91	
INTRODUCTION	93	
5.1 VALIDATION DU COMPORTEMENT EN ESSAIM	93	
5.1.1	Formation en ligne	93
5.1.2	Respect de la distance inter-UUV	95
5.1.3	Convergence en vitesse	96
5.1.4	Convergence sur l'axe	97
5.2 VALIDATION OPÉRATIONNELLE	99	
5.2.1	Couverture SONAR et détections des mines	99
5.2.2	Résilience en terrain accidenté	101
5.2.3	Sensibilité aux conditions initiales	108
5.3 EXEMPLES REMARQUABLES	108	
5.3.1	Amortissement d'une perturbation	108
5.3.2	Réponse à la perte d'un UUV	112
5.3.3	Fusion de deux essaims	112
CONCLUSION	113	
CONCLUSION GÉNÉRALE	117	
A ANNEXES	121	
A.1 REPRÉSENTATION DE L'ESSAIM DANS L'ESPACE	123	
A.1.1	Repères	123
A.1.2	Représentation vectorielle	123
A.1.3	Projection sur la trajectoire	124
A.2 RÉSULTATS DU RÉGULATEUR	125	
A.3 Outils de simulation	128	
A.3.1	Moteur de simulation openESub	128

A.3.2	Flexibilité du simulateur	128
A.3.3	Scénarios du plan d'expérience	129
A.4	CARACTÉRISTIQUES TECHNIQUES DES UUV	130
A.5	STABILITÉ DE L'ESSAIM AUTOEUR DE LA TRAJECTOIRE	130
A.5.1	Cas d'un potentiel constant	131
A.5.2	Cas d'un potentiel linéaire	131
A.6	EXEMPLE DE MATRICE DE CORRÉLATION	132
	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	133

LISTE DES FIGURES

1.1	Tableau de classification des UUV en fonction des missions à effectuer. UUV Master Plan. US Navy.	8
1.2	Comparaison de deux systèmes autonomes.	11
1.3	Requins au milieu d'un banc de poissons, exemple biologique de flocking. Flickr. Karl Robertson © (Reproduction interdite sans autorisation, tous droits réservés).	16
1.4	Ce schéma, issu de Kornienko <i>et al.</i> (2006), illustre la conception « <i>top-down</i> » du comportement émergent de l'essaim.	17
1.5	Les différentes façons d'organiser les points d'attache dans Balch et Hybinette (2000).	18
2.1	Atténuation de la lumière dans l'eau, en fonction de la longueur d'onde, pour trois profondeurs données, en eau claire (trait plein) et en eau trouble (tirets). Cours d'introduction à l'océanographie physique. (Olivier Le Calvé – Institut des Sciences de l'Ingénieur de Toulon et du Var – Mai 2002)	24
2.2	Absorption du son dans l'eau à cause des processus de relaxation. (Olivier Le Calvé – Institut des Sciences de l'Ingénieur de Toulon et du Var – Mai 2002)	25
2.3	Comparaison des distances effectives et des distances de mission en fonction de la jauge des UUV.	32
2.4	Comparaison de la couverture horaire en fonction de la jauge des robots sous-marins et du type de capteur utilisé.	32
2.5	Comparaison de la couverture sur le temps de la mission en fonction de la jauge des robots sous-marins et du type de capteur utilisé.	32
2.6	Formation d'un essaim en ligne, respectant une distance inter-UUV r , progressant perpendiculairement à l'axe central, en pointillés, représentant la trajectoire à suivre.	38
2.7	Représentation du voisinage de l'UUV U_4	40
2.8	Vitesse et position en x d'un essaim de 50 UUV.	43
2.9	Évolution de la distribution spatiale de l'essaim en fonction du temps. Lorsque l'essaim n'est pas anonymisé, la position de chaque robot dans la formation est planifiée à l'avance. Chaque point de couleur représente la position d'un UUV à l'instant t	44
2.10	Contre-exemple démontrant la non-réciprocité des voisins latéraux.	45
2.11	Convergence de l'erreur en y autour de 0. Les zones rouges montrent une divergence vers des valeurs négatives, celles en bleu une divergence vers des valeurs positives. Le vert clair représente une valeur nulle ou proche de zéro.	46
2.12	Dépassement maximal atteint par un UUV à l'instant $t = 3$ s. La référence est la moyenne des positions de l'essaim en x	46

3.1	Densités de probabilité des lois gaussiennes représentant les erreurs de positionnement.	54
3.2	Ce schéma illustre les modèles adoptés pour représenter les SONAR, en rouge, et la caméra frontale, en jaune.	55
3.3	Exemple d'UUV avec son point cible P_c .	57
3.4	Représentation du comportement d'évitement d'obstacle. L'obstacle est en rose, le recouvrement des zones de détection de la caméra est en rouge. Le vecteur bleu représente le vecteur déplacement sans obstacle, le vecteur rouge est le déplacement corrigé à la suite de la détection de l'obstacle.	58
3.5	\mathcal{S} l'ensemble des solutions est un couple de points de l'espace.	60
3.6	Situation initiale de l'alignement de 5 UUV. Les flèches représentent les vecteurs de corrections induits par les solutions trouvées.	61
3.7	Deuxième étape de l'alignement.	61
3.8	Troisième étape de l'alignement.	61
3.9	Quatrième étape de l'alignement.	61
3.10	Dans ce cas de figure, U_i n'a qu'un seul voisin ϕ . \mathcal{S}' est l'élément de \mathcal{S}_\perp le plus proche de U_i .	63
3.11	Construction du point cible.	64
3.12	Cette figure illustre la position stable de l'essaim de 3 UUV.	65
3.13	Représentation des différents potentiels d'attraction en fonction de la valeur de la projection de la position de U_i sur le repère lié à l'axe. \mathcal{A}_0 représente le potentiel constant, \mathcal{A}_1 le potentiel linéaire et \mathcal{A}_2 le potentiel avec palier.	66
3.14	Champ de vecteurs représentant la distance et la direction du point cible relatives à un UUV virtuel dans un essaim statique. Le graphe de gauche illustre l'essaim sans le potentiel d'attraction de l'axe central. Le graphe de droite illustre l'essaim avec le potentiel d'attraction de l'axe central.	67
3.15	Exemple de scénario d'application de notre algorithme. Le rectangle bleu décrit la zone d'initialisation aléatoire, la ligne en pointillés rouge est la trajectoire C à suivre, les courbes de couleurs représentent les trajectoires suivies par chaque UUV pour toute la durée de la mission. Les triangles représentent la position des UUV à un instant t donné.	70
4.1	Évolution de la distance du barycentre de l'essaim B à l'axe de progression C .	75
4.2	Distribution des quantiles des erreurs angulaires dans l'essaim, en fonction du temps.	77
4.3	Densité de probabilité des distances dans l'essaim.	78
4.4	Quantiles de la distribution des distances pour un essaim de 21 robots, avec une distance inter-UUV de 8 m.	80
4.5	Représentation des trois couvertures utilisées dans nos métriques.	82
4.6	Représentation d'un pas d'intégration de la couverture réelle, $x_C = 120$ m.	83
4.7	Courbe de l'intégration de la couverture réelle, pour une simulation de 21 UUV.	84
4.8	Ratio de la couverture réelle sur la couverture optimale, simulation sans obstacle, 21 UUV.	84
4.9	Heatmap de détection des objets en présence d'obstacles	86
4.10	Exemple de scénario testant la capacité de l'essaim à former une ligne malgré la présence d'obstacles.	88
5.1	Exemple de l'évolution de l'erreur standard et de r^2 .	93
5.2	Distribution de l'erreur standard en fonction du nombre d'UUV	94
5.3	Représentation de l'évolution de distance dans l'essaim.	95
5.4	Quantiles et moyenne de la distance dans l'essaim.	96
5.5	Distribution des temps de convergence en vitesse selon le nombre d'UUV dans l'essaim. La courbe noire représente l'évolution de la médiane du temps de convergence pour une petite zone de largage, la courbe rouge celle pour une grande zone de largage.	97
5.6	Distribution des erreurs angulaires en fonction du temps dans un scénario représentatif. Grande zone de largage, 21 UUV, zone de mission sans obstacle.	98

5.7	Distribution des temps de convergence en angle en fonction du nombre d'UUV. En vert, nous faisons apparaître la droite modèle de la régression linéaire ($r = -0,743$).	98
5.8	Distribution des ratios de la couverture réelle sur la couverture optimale en fonction du nombre d'UUV et de la zone d'initialisation. En vert, une grande zone d'initialisation, en noir, une petite zone centrée, et en rouge, une petite zone décentrée.	100
5.9	Distribution des taux de détection en fonction du nombre d'UUV et de la zone d'initialisation. En vert, une grande zone d'initialisation, en noir, une petite zone centrée, et en rouge, une petite zone décentrée.	101
5.10	Représentation d'une simulation sur un scénario présentant des obstacles positionnés aléatoirement. La simulation comporte 21 UUV, le rectangle rouge représente la zone d'initialisation des UUV.	102
5.11	Distribution des erreurs de vitesse dans l'essaim en fonction du temps. Le terrain de jeu de la simulation, parsemé d'obstacles, est illustré dans la figure 5.10.	102
5.12	Comparaisons des ratios de la couverture réelle sur la couverture optimale pour deux jeux de simulations, avec et sans obstacle.	103
5.13	Distribution des taux de détection en présence d'obstacles en fonction du nombre d'UUV.	104
5.14	Comparaison des distributions des taux de détection, avec et sans obstacle.	105
5.15	Comportement d'un essaim de 31 UUV en présence d'obstacles.	105
5.16	Convergence des erreurs angulaires pour un scénario avec deux obstacles, alors que l'essaim a atteint sa forme stable.	106
5.17	Carte de détections des mines. Les zones orange illustrent les zones de détections optimales. Le nombre de détections est supérieur à 3 dans les zones rouges, et nul dans les zones bleues.	106
5.18	Heatmap des détections d'objets en présence d'obstacles.	107
5.19	Vitesse de convergence en angle et en vitesse en fonction des conditions initiales. Sont représentées en vert les valeurs pour une grande zone d'initialisation, en noir une petite zone centrée, et en rouge une petite zone décentrée.	109
5.20	Simulation de 10 UUV, démarrant dans une position proche de l'équilibre. Pour $t = 40$ s, la position d'un UUV est translatée de 8 m, perpendiculairement à la ligne formée par l'essaim.	110
5.21	Distribution des erreurs en vitesse dans l'essaim. Les courbes représentent les quantiles et l'enveloppe des erreurs de vitesse. Si les quantiles convergent vers zéro, tous les UUV avancent à la bonne vitesse. L'écart inter-quantile, surface colorée en rose, donne la dispersion des erreurs dans l'essaim.	110
5.22	Simulation de 10 UUV, démarrant dans une position proche de l'équilibre. Pour $t = 40$ s, la position d'un UUV est translatée de 8 m, colinéairement à la ligne formée par l'essaim.	111
5.23	Distribution des erreurs en cap dans l'essaim. Les courbes représentent les quantiles et l'enveloppe des erreurs angulaires. Si les quantiles convergent vers zéro, tous les UUV sont dirigés vers le bon cap. L'écart inter-quantile, surface colorée en rose, donne la dispersion des erreurs dans l'essaim.	111
5.24	Simulation de 10 UUV, initialisés à des valeurs proches de la formation stable. À $t = 59$ s, un des robots de l'essaim est arrêté.	112
5.25	Quantiles des distances entre les robots de l'essaim. La surface rose représente l'écart inter-quartile. L'arrêt d'un robot intervient pour $t=59$ s.	113
5.26	Distance entre le barycentre de tous les UUV de la simulation en fonction du temps.	114
5.27	Ce scénario évalue la fusion de deux essaims. 15 UUV sont simulés. Les robots sont initialisés sous la forme de deux essaims en formation en ligne, séparés par une distance de 40 m.	114
A.1	Représentation des deux repères, R et R_i	123
A.2	Représentation des vecteurs	123
A.3	Projection $z_{\perp}(U_i)$ du point U_i sur la droite C	124
A.4	Convergence des vitesses en X	125

A.5 Dépassement maximal de la vitesse de consigne en X	125
A.6 Dépassement maximal de la vitesse de consigne en Y	126
A.7 Erreur maximale par rapport aux positions théoriques sur l'axe X pour $t = 115$ s	126
A.8 Erreur maximale par rapport aux positions théoriques sur l'axe Y pour $t = 115$ s	127
A.9 Erreur maximale par rapport aux positions théoriques sur l'axe Y pour $t = 115$ s	127
A.10 Scénario régulier	129
A.11 Scénario régulier inversé	129
A.12 Scénario aléatoire 1	129
A.13 Scénario aléatoire 2	129
A.14 Scénario aléatoire 3	129
A.15 Scénario aléatoire 4	129
A.16 Scénario régulier latéral	130
A.17 Scénario régulier latéral inversé	130
A.18 Scénario régulier centré	130
A.19 Scénario vierge	130
A.20 Scénario vierge – Petite zone d'initialisation centrée	130
A.21 Scénario – Petite zone d'initialisation décentrée	130
A.22 Matrice de corrélation pour un scénario sans obstacle et une grande zone d'initialisation centrée sur l'axe	132

INTRODUCTION

La guerre des mines est l'une des missions des forces armées des plus dangereuses qui soit. Cette menace, réelle et actuelle, se présente comme un champ d'application directe de la robotique militaire.

DÉFINITION DU BESOIN OPÉRATIONNEL

La guerre des mines

Une mine, qu'elle soit terrestre ou sous-marine, se présente généralement comme un objet simple, peu coûteux, mais d'une puissance de destruction considérable. L'emploi de mines est un moyen efficace d'interdire l'accès à une zone d'un théâtre de guerre. Ainsi, durant la Seconde Guerre mondiale, les forces s'opposant déverseront plus de 550 000 mines dans les mers, dont une grande partie reste aujourd'hui active.

En plus d'être un outil de guerre des grandes puissances militaires, la mine sous-marine est aussi déployée par des pays d'envergure moindre ou par des groupuscules terroristes. Les forces françaises ont ainsi été confrontées à cette menace lors de l'opération *Harmattan* en Libye. L'opération *Desert Storm* fut retardée suite aux dégâts causés à l'*USS Tripoli* et l'*USS Princeton* par des mines irakiennes. Deux mines à 1500 dollars ont engendré des dommages s'élevant à près de 96 millions de dollars.

Les bâtiments chasseurs de mines actuels sont des bateaux constitués de composite de fibre de verre et de résines, moins détectables par les mines sous-marines. Ils traînent derrière eux un SONAR, qui détecte les objets sous-marins. Un opérateur identifie les objets et les classe éventuellement comme des mines. Ces mines potentielles sont alors détruites par des plongeurs démineurs, à l'aide de charges explosives.

La tendance actuelle des forces militaires occidentales à éloigner l'humain de la menace pousse les acteurs de la défense à chercher de nouvelles solutions. Celles-ci s'orientent de plus en plus vers la robotique militaire.

Robotisation de l'espace de bataille

L'emploi d'engins automatisés sur le champ de bataille n'est pas un concept moderne. Les V1 utilisés par le III^e Reich constituent le premier champ d'application de grande envergure de vecteurs autoguidés. Les projets d'automatisation de véhicules aériens verront leur essor lors de la guerre de Corée et du Viêt Nam, avant de devenir d'emploi courant dans les conflits du XXI^e siècle.

Les progrès récents de la robotique amènent les décideurs militaires à considérer l'emploi des robots pour accomplir des tâches de plus en plus diversifiées. La robotisation de l'espace de bataille s'intensifie depuis quelques années, au point que l'US Air Force dispose désormais d'une flotte d'«*Unmanned Aerial Vehicles*» (UAV) deux fois plus importante que sa flotte d'aéronefs pilotés.

L'utilisation de la robotique militaire permet aux opérateurs de s'éloigner de la menace. Ainsi, les démineurs de nombreuses armées travaillent au moyen de petits robots terrestres téléopérés lors de la phase de déminage.

Bien que le milieu sous-marin soit un environnement adéquat à l'utilisation d'engins autonomes, seul le domaine civil – principalement les industries *offshore* – explore de manière intensive ce champ d'application de la robotique.

La convergence des besoins sécuritaires des armées modernes et des avancées scientifiques dans

le domaine de la robotique ouvre de nouvelles perspectives, dans lesquelles se placent nos travaux présentés ici.

CONTEXTE DE LA THÈSE

La convergence des besoins en guerre des mines, des avancées technologiques dans le domaine de la robotique et l'ouverture de la mentalité militaire aux systèmes autonomes orientent naturellement les grands acteurs de la Défense. Les décideurs militaires étant assez réticents à l'utilisation de robots à la place d'opérateurs humains, il aura fallu de nombreux projets, notamment dans le domaine aérien, pour les faire revoir leur position. L'idée d'exécuter des missions sensibles, comme les missions de guerre des mines, est devenue acceptable. D'un autre côté, les ruptures technologiques, la miniaturisation des composants ainsi que la réduction des coûts de fabrication nous laissent imaginer des emplois totalement novateurs des engins robotisés.

Cette ouverture du domaine très contraint de la guerre des mines aux robots autonomes a été très tôt remarquée par la Direction Générale de l'Armement. La DGA s'implique fortement dans le développement de la robotisation de l'espace de bataille. Elle soutient depuis de nombreuses années des expérimentations dans ce domaine, qui ont mené à l'utilisation croissante de drones aériens dans l'armée de Terre. L'exploration du champ de la robotique dans l'environnement marin est plus récente. Le projet d'études amont ESPADON est l'un des piliers permettant à la DGA d'élever le *Technology Readiness Level (TRL)*, afin d'arriver à une technologie suffisamment mature pour être déployée sur les théâtres d'opérations. Bien que ce projet mette en jeu des technologies récentes, particulièrement dans le démonstrateur Système de Lutte Anti-Mine Futur (SLAMF), il s'agit principalement d'un transfert des méthodologies aériennes, désormais éprouvées, vers le milieu marin et sous-marin.

Thales, l'un des principaux acteurs industriels de Défense, explore également le domaine des submersibles robotisés¹. L'un des coeurs de métier de Thales réside dans la fabrication de SONAR à la pointe de la technologie. Ces SONAR constituent l'actuel système de déminage de la marine française (avec l'emploi du DUBM-44). La maîtrise de ces technologies a mené Thales à robotiser ces SONAR (PVDS - *Propelled Variable Depth Minehunting Sonar*²), en vue de proposer des systèmes complets et autonomes.

Devant l'intérêt de la DGA pour les solutions innovantes et la prospective, et sous l'impulsion de Thales Underwater Systems, l'étude d'une approche inédite et originale des missions de guerre des mines a été proposée conjointement. Nous avons en effet constaté que des solutions existent, dont certaines constituent des produits désormais disponibles. Cependant, ces approches sont essentiellement des adaptations de concepts aéro-terrestres, ou des automatisations de systèmes éprouvés. Nous proposons dans nos travaux de reconsiderer le problème depuis sa base, puis de développer une solution innovante. Cette solution repose sur la mise en formation d'un essaim de micro-robots sous-marins auto-organisés, appliquée au domaine de la guerre des mines.

Les travaux de thèse présentés dans ce mémoire furent l'occasion pour l'auteur de poursuivre sa formation scientifique en tant qu'Ingénieur des Études et Techniques d'Armement. L'auteur étant officier dans la DGA, l'Institution s'est impliquée dans l'orientation de la thèse, représentée par le Dr. Eva Cruck, IPETA responsable du pôle robotique de la Mission pour la Recherche et l'Innovation Scientifique. Thales Research & Technology a offert un lieu d'accueil et un environnement de travail au doctorant, sur son site de Palaiseau. La thèse fut dirigée par Luc Jaulin, Professeur à l'ENSTA Bretagne, puis par le professeur Marc Sevaux, de l'Université de Bretagne-Sud. Jean-Philippe Brunet, directeur scientifique de Thales Underwater Systems et Johann Dréo, ingénieur de recherche, ont assuré le suivi scientifique des travaux du doctorant pour toute la durée de la thèse, de septembre 2010 à août 2013.

1. http://www.thalesgroup.com/Markets/Defence/What_we_do/Naval_forces/Underwater_warfare/Minewarfare_systems/, consultée le 27 septembre 2012

2. http://www.thalesgroup.com/Portfolio/Documents/PVDS_brochure_pdf/, consultée le 27 septembre 2012

DÉFINITION DU PROBLÈME

En adoptant les solutions du milieu aéro-terrestre, de nombreux travaux s'affranchissent des lourdes contraintes du milieu sous-marin. Dans notre étude, nous proposons de prendre en considération l'ensemble des contraintes induites par l'environnement sous-marin. Ces contraintes peuvent servir notre étude, par exemple en simplifiant les lois de commande des submersibles. *A contrario*, certaines contraintes impactent négativement nos hypothèses de travail et nous forcent à concevoir une approche novatrice.

L'eau, et l'eau de mer à plus forte raison, est un milieu atténuant fortement la propagation des ondes. Il devient dès lors compliqué d'échanger des informations dans ce milieu. Il est donc important de prendre en compte cette limitation des communications dans la conception de notre système.

La solution que nous souhaitons apporter s'inscrit dans le cadre réel du monde de la Défense. Ce contexte implique de nouvelles contraintes d'un autre ordre pour notre étude. La conception d'un système militaire est soumise à la loi des marchés. Nous orientons notre étude vers des solutions à coût maîtrisé, basée en grande partie sur des technologies existantes et matures. Un des autres facteurs induits par le contexte militaro-industriel est l'autonomie du système. Le format actuel des armées tend à réduire le nombre d'opérateurs sur de nombreux systèmes, et il serait contre-productif de ne pas prendre ce paramètre en compte dans notre approche.

Nous voyons que de nombreuses difficultés sont à appréhender pour proposer une solution viable, industriellement et militairement intéressante. Nous proposons dans nos travaux de répondre à la problématique de manière concrète, en respectant pleinement les hypothèses de travail issues du cadre technique et militaire. Nous montrons que notre solution, en plus de respecter ces contraintes, offre une très bonne efficacité opérationnelle.

SOLUTION PROPOSÉE

La réponse que nous jugeons la plus adaptée à la maîtrise des coûts nécessaire dans le cadre de notre projet de recherche s'appuie sur l'emploi de micro-robots sous-marins. Le coût d'un SONAR de haute technologie est très élevé, et sa robotisation nécessite de lourds investissements. En choisissant d'utiliser de petits engins submersibles et de les équiper avec des SONAR de bonne qualité disponibles sur le marché à moindre coût, nous pensons réduire le coût final du produit, de par sa construction, mais aussi par le besoin limité en investissement de développement. Sans être l'une de nos priorités, cette ligne directrice a orienté nos choix.

Nous montrons dans une étude technico-opérationnelle que l'emploi de ces micro-robots devrait offrir des performances au moins équivalentes à l'utilisation d'un unique submersible lourd.

Cependant, en concevant un système constitué de nombreux robots, nous perdons l'avantage des faibles communications nécessaires à l'utilisation d'un robot unique. Ne pouvant mettre en œuvre les méthodes usuelles de collaboration entre agents, nous avons perçu dans ce problème une application idéale au comportement en essaim. Nous devons faire émerger un comportement coopératif dans le groupe dans le but d'effectuer la mission de guerre des mines. En dotant nos robots du comportement adéquat, nous sommes capables de mener notre essaim à former une figure particulière, choisie pour ratisser la zone à déminer. L'essaim est perçu comme un tout. Un seul opérateur est nécessaire, donnant ses ordres à l'essaim, chaque membre de l'essaim agissant en conséquence.

Notre solution est innovante, car elle applique des méthodes connues dans un contexte peu exploré. Nous avons concilié l'utilisation de petits robots autonomes avec l'absence de communication. Les résultats de notre étude prouvent que cette solution est efficace, et notre démarche, ancrée dans la réalité, démontre la crédibilité de nos conclusions.

ARTICULATION DE LA THÈSE

Nous commencerons nos travaux par un état de l'art des engins sous-marins, de la navigation en essaim (*swarming*) et des systèmes multi-agents (chapitre 1)

Afin de motiver notre approche, nous mènerons une étude de faisabilité en deux temps. Nous montrerons que l'emploi d'un essaim de micro-robots se justifie par une étude technico-opérationnelle. Nous exploiterons ces résultats pour concevoir une ébauche de notre solution en adoptant une approche de conception «*top-down*», partant des contraintes les plus générales vers les contraintes les plus précises(chapitre 2).

Dans l'objectif de concevoir un algorithme de mise en formation au plus près des besoins opérationnels, nous approfondirons la définition de la mission. Nous expliquerons ensuite le fonctionnement de notre algorithme, en conservant l'approche partant du global vers le local(chapitre 3).

Après avoir établi un cadre à l'efficacité de notre essaim, nous présenterons les métriques mises en place selon trois critères. Nous verrons les métriques mesurant des paramètres globaux de l'essaim, puis des métriques centrées sur les performances locales des robots et les métriques ancrées dans le cadre opérationnel dans lequel nous nous inscrivons(chapitre 4).

Nous exploiterons enfin notre algorithme et les différentes métriques pour discuter des résultats de notre algorithme. En nous basant sur un plan d'expériences, nous validerons le comportement de notre algorithme, puis nous nous intéresserons aux résultats opérationnels. Nous étudierons finalement quelques exemples remarquables de comportement de notre essaim avant de conclure sur nos travaux(chapitre 5).

Six annexes viennent compléter nos travaux. Nous y détaillons la représentation d'un essaim dans l'espace, les résultats du régulateur, les outils de simulation, et les caractéristiques techniques des micro-robots. Nous prouvons la stabilité de l'essaim autour de la trajectoire, dans le cas d'un potentiel constant et dans le cas d'un potentiel linéaire. Enfin, nous illustrons les outils statistiques employés en donnant un exemple de matrice de corrélation.

ÉTAT DE L'ART

1

SOMMAIRE

INTRODUCTION	7
1.1 <i>Underwater Unmanned Vehicles (UUV)</i>	7
1.1.1 Classification des UUV	7
1.1.2 Autonomie d'un robot	8
1.1.3 Solutions industrielles semblables	14
1.2 GÉNÉRALITÉS SUR L'ESSAIM	14
1.2.1 Concept d'essaim	14
1.2.2 Le vol en nuée	15
1.2.3 Optimisation par essaims particulaires, modèle de phéromones digitales	18
1.3 APPROCHE MULTI-AGENTS	19
1.3.1 Comportement délibératif/réactif	19
1.3.2 Architecture décentralisée	20
CONCLUSION	20

Ce chapitre présente un état de l'art actuel restreint à notre étude en matière de robots sous-marins, d'essaim et de l'approche multi-agents.

INTRODUCTION

Les travaux présentés dans ce mémoire de thèse font intervenir des notions qu'il est nécessaire de définir au préalable. Le milieu sous-marin présentant de nombreux dangers pour l'homme, les études de robotisation des engins submersibles ont commencé très tôt. Cependant, le sujet reste assez marginal, en comparaison de la robotique mobile en milieu aéro-terrestre.

Nous commençons notre étude en détaillant le domaine des engins submersibles robotisés, pour en cerner les enjeux et dresser un état des lieux des systèmes existants et exploités.

Nous reviendrons ensuite sur les domaines scientifiques qui nous ont semblé intéressants pour notre approche en y cherchant des méthodes adaptées à nos besoins. Nous abordons les méthodes de *swarming*, inspirées par le *flocking* de [Reynolds \(1987\)](#) et nous détaillons le paradigme des systèmes multi-agents, dans lequel peut s'inscrire une approche en essaim.

1.1 Underwater Unmanned Vehicles (UUV)

Les engins robotisés sous-marins sont actuellement utilisés sous de nombreuses formes. Préalablement à nos travaux de recherche, nous avons été confrontés à la diversité de la robotique sous-marine. Afin de clairement identifier les besoins et les solutions existantes, il semble nécessaire de présenter une classification des UUV.

1.1.1 Classification des UUV

Nous avons dans un premier temps exploré les diverses classifications existantes dans le domaine industriel. Notre objectif était, dans le cas présent, d'adopter ou de construire une classification assez objective des robots sous-marins. Diverses manières de classer des objets mobiles sont possibles. Dans le document émis par la US Navy en novembre 2004 ([Navy 2004](#)), les analystes du US Department of Defense orientent leur analyse en fonction des grandes classes de missions affectées aux sous-marins robotisés. Ils distinguent ainsi quatre grandes composantes dans les missions à remplir par les UUV :

Force Net Ce pilier rassemble les missions qui constituent la toile de fond des opérations de l'US Navy. Nous y retrouvons donc les missions *Intelligence, Surveillance, and Reconnaissance (ISR)*. Le rôle des UUV dans ce cadre précis est la collecte de données électromagnétiques et électro-optiques. L'*océanographie*, essentielle dans la préparation et l'exécution des missions, constitue la deuxième composante du pilier FORCE Net. Enfin, les *Communication / Navigation Network Nodes (CN3)* assurent la connectivité au sein du milieu sous-marin.

Sea Shield Le pilier Sea Shield regroupe les missions assurant la sécurité du milieu marin. Les missions de guerre des mines *Mine Countermeasures (MCM)*, de lutte anti-sous-marine *Anti-Submarine Warfare (ASW)* et d'inspection/identification *Inspection / Identification* y trouvent donc leur place.

Sea Base Nous trouvons dans la composante Sea Base une unique fonction support : *Payload Delivery*. Cette mission est essentielle pour apporter le soutien nécessaire à toutes les autres missions à remplir par les UUV.

Sea Strike Ce dernier pilier constitue la forme agressive des missions dévolues à un UUV. Y sont regroupées les missions appelées *Information Operations (IO)* qui consistent en la collecte de renseignements de manière clandestine, dans un environnement incertain et hostile. La dernière mission, mais certainement la plus importante aux yeux de l'appareil militaire, est *Time Critical Strike (TCS)*. L'enjeu de cette mission est de réduire le délai d'action entre une agression et la riposte militaire adéquate, dans le milieu sous-marin. L'UUV, en tant que porteur de vecteur ou vecteur lui-même, permet d'apporter une solution très rapide, de l'ordre de la dizaine de secondes, au lieu des heures actuellement nécessaires.

L'expertise opérationnelle développée dans l'UUV Master Plan de l'US Navy ([Navy 2004](#)) permet de cerner les charges utiles à embarquer à bord des sous-marins robotisés selon les missions à remplir. À partir de là, il est possible d'établir une classification basée sur la taille de robots. Cette classification

est présentée en figure 1.1. Les acronymes utilisés dans ce tableau sont explicités dans les notations (voir la [Table des Notations](#) en début de manuscrit).

Seapower Pillar	Priority	Sub Pillar Capability	Man Portable	LWV	HWV	Large
FORCEnet	1	Intelligence, Surveillance, Reconnaissance	Special Purpose	Harbor	Tactical	Persistent
	5	Oceanography		Special Purpose	Littoral Access	Long Range
	6	Communication / Navigation Network Nodes	VSW / SOF	Mobile CN3		
Sea Shield	2	Mine Countermeasures	VSW / SW SCM / RI Neutralizers	OPAREA Clearance	Clandestine Recon.	
	3	Anti-Submarine Warfare				Hold-at-Risk
	4	Inspection / ID	HLD/ATFP			
Sea Base	7	Payload Delivery				SOF, ASW, MCM, TCS**
Sea Strike	8	Information Operations		Network Attack	Submarine Decoy	
	9	Time Critical Strike				(see Payload Delivery)

FIGURE 1.1 – Tableau de classification des UUV en fonction des missions à effectuer. UUV Master Plan. US Navy.

Dans cette classification, la classe portable – *Man-Portable* – englobe les sous-marins robotisés de 10 à 50 kg. Les robots de la classe poids léger – *Light Weight Vehicle* LWV – ont un diamètre nominal de 30 cm, pour un poids de 250 kg. Cette catégorie offre une charge utile multipliée par 6 par rapport à la classe portable. Les véhicules lourds – *Heavy Weight Vehicle* HWV – sont bien plus larges, avec un diamètre moyen de 55 cm pour une masse dépassant les 1,3 tonnes. Enfin, la classe *Large* va au-delà des engins de 10 tonnes, s'étendant jusqu'à la taille et le tonnage d'un sous-marin nucléaire lanceur d'engins (SNLE).

Cette classification basée sur la taille et le déplacement des sous-marins permet de dresser une cartographie des missions à attribuer à chaque classe, en fonction des piliers décrits précédemment. Les technologies mises en œuvre n'entrent pas dans cette catégorisation. Pourtant, l'un des aspects technologiques peut avoir une forte incidence sur les missions assignées ainsi que le comportement d'un UUV.

Ainsi que souligné par les auteurs du *Jane's Navy International* ([Jane's 2009](#)) dans leur classification accessible sur leur site internet ([Jane's 2010](#)), nous pouvons également différencier les robots filaires – *Tethered* – des robots disposant d'une plus grande autonomie et donc sans fil – *Untethered* – les raccrochant à un vaisseau de surface. Les conséquences de l'absence de câble sont certes d'ordre énergétique, l'UUV devant être indépendant sur la durée de la mission, mais elles impactent également l'autonomie décisionnelle des robots.

1.1.2 Autonomie d'un robot

À l'heure actuelle, les systèmes d'engins robotisés nécessitent un grand nombre d'opérateurs humains pour piloter un seul robot. En ne prenant pas en compte le personnel nécessaire au lancement, à l'entretien, etc., il faut tout de même plusieurs opérateurs pour mener à bien la mission d'un seul véhicule (au moins un pour la plate-forme et un autre pour la charge utile). Les futurs systèmes prévoient l'utilisation de plusieurs engins coopérant pour accomplir leur mission, et le ratio actuel entre le nombre d'opérateurs et le nombre d'engins ne sera pas viable ([Johnson et al. 2005](#)). Ce ratio est de l'ordre de quatre opérateurs pour un engin pour des systèmes complexes comme le drone aérien

MQ-9 Reaper, uniquement pour la phase de vol. Il est donc nécessaire d'abandonner le mode actuel de contrôle (télé-opération) pour donner plus d'autonomie à ces systèmes ([Dixon et al. 2005](#)).

Nous avons vu dans la section [1.1.1](#) que le milieu maritime dispose d'un très large panel d'acteurs pour effectuer un éventail de tâches très diverses. La télé-opération au moyen d'engins contrôlés à distance (*Remotely Operated Vehicle* – ROV) a permis aux hommes d'accomplir certaines opérations auparavant impossibles. Désormais, l'automatisation des robots sous-marins (*Unmanned Underwater Vehicle* – UUV) ouvre la voie à de nouvelles perspectives, tant industrielles, scientifiques que militaires. Dans son article synthétique sur les robots sous-marins autonomes, [Yuh \(2000\)](#) détaille dès les années 2000 les enjeux clés qui sont au centre des recherches sur les UUV, soulignant l'impact de l'autonomie décisionnelle dans l'emploi à grande échelle de ces robots.

Dans le cadre de la supervision de mission d'un ou plusieurs agents artificiels (robots, drones...) par un opérateur humain, la question du partage des rôles et de l'autorité est une problématique avérée. En effet, un équilibre doit être trouvé entre le contrôle purement manuel des engins, qui permet en général d'avoir une grande confiance dans le système, mais qui soumet l'opérateur humain à une charge de travail importante, et l'autonomie totale des engins, qui offre moins de garanties en environnement incertain et de moins bonnes performances. La présence d'un opérateur dans la boucle décisionnelle n'est pas pour autant synonyme de meilleures performances et de sécurité, sachant qu'un être humain peut commettre des erreurs.

Avant de détailler l'état de l'art sur l'autonomie en robotique, il convient de définir proprement l'autonomie. Bien que la frontière soit floue, nous distinguons les systèmes autonomes des systèmes automatiques par leur capacité à adapter leur comportement en fonction de l'environnement. Les systèmes automatiques sont préprogrammés et n'ont pas de choix dans leurs actions. Les systèmes autonomes sont conçus pour évoluer dans un environnement incertain, alors que les systèmes automatiques seront restreints à des domaines d'actions déterministes. Nous retiendrons la définition de l'autonomie donnée par Huang et al. dans leurs travaux sur la classification des degrés d'autonomie : *Autonomy Levels for Unmanned Systems* (ALFUS) ([Huang et al. 2004](#)).

Définition 1.1

Autonomie Capacité propre à un système sans équipage de détecter, percevoir, analyser, communiquer, planifier, prendre une décision et agir, afin d'atteindre les objectifs qui lui sont assignés par un opérateur humain au travers d'interactions humain-machine. L'autonomie est définie en plusieurs niveaux, eux-mêmes caractérisés par des facteurs incluant la complexité de la mission, les aléas environnementaux et le degré des interactions humain-machine nécessaire pour accomplir la mission.

1.1.2.1 Échelle de Sheridan

Sheridan & Verplank ([Sheridan et Verplank 1978](#), [Sheridan 1992](#)) décrivent l'interaction humain-machine en termes de niveaux d'automatisation. Le tableau [1.1](#) présente une version simplifiée de l'échelle de Sheridan & Verplank.

L'intérêt majeur de cette représentation est qu'elle propose une visualisation claire des variations d'automatisation envisageables, d'un niveau minimal (l'opérateur n'a aucune assistance/aide) à un niveau maximal (l'automatisation fait tout). La place de l'opérateur en tant qu'exécutant est d'autant plus faible que la place de l'automatisation est importante.

[Parasuraman et al. \(2000\)](#) décrivent les interactions entre l'humain et la machine au travers d'un modèle simplifié du traitement de l'information :

Acquisition de l'information L'automatisation de l'acquisition de l'information s'applique à la collecte et à l'enregistrement des données d'entrée du système. Le plus bas niveau correspond par exemple à l'automatisation du mouvement d'un capteur : une caméra ou un radar capable de se verrouiller sur une cible. Une telle automatisation modérée peut également se manifester par l'organisation des données du système, par priorité ou encore en augmentant la visibilité de certaines données. À ce niveau d'autonomie, l'information d'origine n'est pas altérée, mais un système plus autonome peut aller jusqu'à filtrer ce que voit et ce que ne voit pas l'opérateur.

Low	1.	The computer offers no assistance : human must take all decisions and actions
	2.	The computer offers a complete set of decision/action alternatives, or
	3.	narrows the selection down a few, or,
	4.	suggests one alternative,
	5.	executes that suggestion if the human approves, or
	6.	allows the human a restricted time to veto before automatic execution, or,
	7.	executes automatically, then necessarily informs the human, and,
	8.	informs the human only if asked, or
	9.	informs the human only if it, the computer, decides to.
High	10.	The computer decides everything, acts autonomously, ignoring the human.

TABLEAU 1.1 – *Échelle de niveaux d'automatisation pour la prise de décision et l'exécution d'action* ([Sheridan 1992](#), p358).

Analyse de l'information Le niveau le plus simple d'automatisation de l'analyse de l'information peut prendre la forme d'extrapolation dans le temps sur les données, c'est-à-dire de prédiction. Ce type de système a été installé dans des cockpits afin d'afficher la trajectoire future d'autres avions dans les environs. Dans le cadre du contrôle de processus (type centrale nucléaire), un modèle du processus permet, de la même manière, d'afficher la tendance d'évolution actuelle du système sous les paramètres courants. À un niveau plus haut d'automatisation, l'analyse accomplit l'intégration de plusieurs sources de données en une seule représentation.

Décision et sélection de l'action L'automatisation de la décision et de la sélection est la catégorie sur laquelle il est le plus facile d'appliquer l'échelle de Sheridan ([Sheridan 1992](#)). De manière générale, ces fonctions sont assurées par des techniques issues de l'intelligence artificielle. Qu'elle soit assurée par un système expert, une approche connexionniste ou encore un réseau bayésien, la fonction de décision se base sur des hypothèses explicites ou implicites sur les coûts ou les avantages de différentes possibilités, qui présente une forte probabilité de se réaliser dans un environnement incertain. Citons par exemple les systèmes de détection de proximité du sol installés dans les avions (GPWS) : les systèmes classiques sont au niveau 4, proposant une manœuvre de prise d'altitude que le pilote peut choisir d'ignorer, mais certains systèmes militaires sont au niveau 7, prenant la main sur l'avion si le pilote ne réagit pas.

Mise en œuvre d'action Le dernier niveau concerne l'automatisation de l'exécution de la décision prise à l'étape précédente. Il peut s'agir par exemple de permettre le transfert automatique de données dans le cadre du changement de secteur d'un avion en contrôle aérien, ou encore d'éviter la saisie manuelle d'un plan de vol envoyé depuis le sol, en demandant une simple confirmation dans le cockpit. Le système se substitue donc au moins en partie à l'opérateur pour mener à bien la suite d'actions (plus ou moins formalisée selon les domaines) nécessaires à la mise en œuvre de la décision.

Il est évident que cette schématisation peut être rapprochée de la boucle OODA¹ (*Observe, Orient, Decide and Act*), concept inventé par l'instructeur militaire John Boyd de l'United States Air Force ([Boyd 1964](#)).

Ce concept permet de formaliser le cycle des décisions en temps de guerre :

Observer Sous ce terme sont réunies des circonstances en développement de l'action en cours, des informations extérieures et les influences du terrain sur l'action.

1. Le même type de découpage existe dans le corps médical : SOAP (*Situation, Observation, Analysis, Perform*)

Orienter Il s'agit ici de se créer un modèle mental de la situation. Nous analysons donc les données perçues, puis en se basant sur la culture, les expériences passées, etc., nous orientons notre pensée.

Décider Au vu de la situation, nous choisissons parmi le panel de possibilités qui s'offrent à nous.

Agir Nous appliquons la décision choisie, puis nous rebouclons sur la première étape.

1.1.2.2 Partage du contrôle

Le partage du contrôle est la réunion des deux concepts énoncés précédemment. Si les interactions humain-machine peuvent être séparées en quatre étapes, à chacune de ses étapes il est possible d'associer un niveau d'autonomie. Si toutes les étapes ont un niveau d'autonomie de 1, alors nécessairement, le système sera entièrement manuel, et aucune aide ne sera proposée à l'opérateur. *A contrario*, si toutes les étapes ont un niveau d'autonomie, selon Sheridan, de 10, alors le système sera entièrement autonome, et l'opérateur sera totalement ignoré.

Le niveau 6 de cette échelle peut être considéré comme le seuil d'implication de l'opérateur dans les actions du système. En effet, il est facile de concevoir qu'au-delà de ce palier, l'opérateur devient passif du point de vue de la prise de décision et de l'implémentation de l'action. L'utilisation de ces hauts degrés d'automatisation peut conduire certains problèmes en termes de facteurs humains, tels que ceux liés à la conscience de la situation (*Situation Awareness*), qui ne sont pas abordés dans ce mémoire.

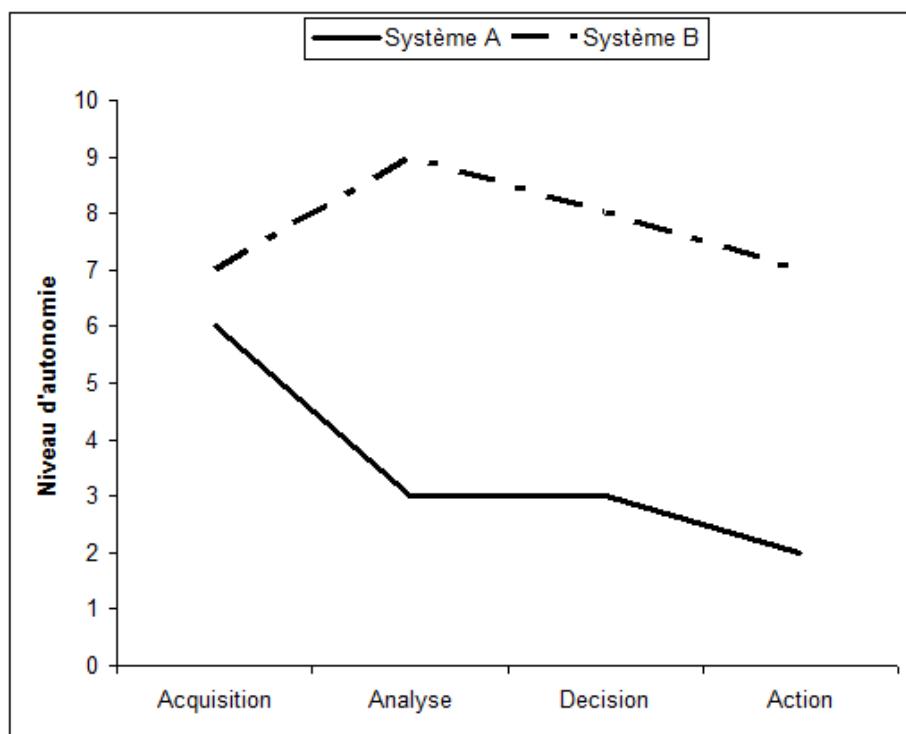


FIGURE 1.2 – Comparaison de deux systèmes autonomes.

Un simple schéma nous permettra donc de comparer l'autonomie proposée par deux systèmes différents. Dans la figure 1.2, le système A propose une aide à l'acquisition élevée, mais présente peu d'autonomie dans les étapes suivantes. Le système B est, pour sa part, bien plus autonome.

En appliquant ces concepts à la robotique, nous pouvons détailler huit modes de contrôles de robots. Dans son rapport pour la DGA sur l'autonomie des robots, daté de 2003, [Dalgalarondo \(2003\)](#) dresse une présentation de ces huit modes.

Commandes manuelles Il s'agit du niveau le plus simple de l'autonomie d'un robot. Dans ce cas, le robot est considéré comme un outil. Ce mode de contrôle requiert un fort investissement de la part de l'opérateur, ainsi qu'un très bon niveau d'expertise dans le domaine concerné. De

nombreux problèmes sont inhérents à ce mode. Par exemple, le contexte d'évolution du robot est rarement partagé par l'opérateur. Il en résulte la perte des repères de l'opérateur, et ainsi un taux de réussite assez faible.

La communication représente un autre souci important. D'une part, il est nécessaire de disposer d'une capacité de flux d'information très importante pour transmettre les données d'environnement. C'est pourquoi de nombreux robots à commandes déportées sont connectés à leur station via un ombilicâble (liaison filaire transportant les flux de données ainsi que les flux énergétiques). D'autre part, en cas de perte de liaison, le robot est perdu.

Dans le cas du développement de ce type de commande, les efforts doivent porter sur l'ergonomie de l'interface, en introduisant par exemple de nouvelles technologies, telles que les commandes haptiques (commandes à retour d'effort).

Contrôle supervisé Dans le contrôle supervisé, l'opérateur décompose la mission en un ensemble de tâches que le robot va pouvoir effectuer seul. En comparaison de la commande déportée, les communications ne sont plus de l'ordre du bas niveau (« direction 15 ° Nord, vitesse 1 m/s⁻¹ ») mais de l'ordre du haut niveau (« rejoindre le point A, allure rapide »). Une fois les ordres donnés, le robot doit les suivre de façon autonome. Cependant, l'opérateur doit constamment surveiller l'évolution du robot. En effet, en cas d'évènement imprévu, c'est à l'opérateur que revient la tâche de replanification.

Nous comprenons alors que l'attention de l'opérateur est focalisée sur le robot de façon continue, comme pour le cas des commandes déportées. Une baisse d'attention peut mettre en péril la mission.

En outre, les communications nécessaires sont plus faibles, les ordres donnés au robot étant plus simples.

Commandes comportementales Ce type de commande est en fait assez proche du contrôle supervisé. Il ne s'agit plus ici d'une affectation de tâches, mais de comportements globaux. Dans ce modèle, l'opérateur peut activer simultanément plusieurs comportements. Ces différents comportements peuvent être réactifs ou délibératifs et se combiner. Par exemple, une commande de comportement pourrait se présenter sous la forme : « suivi d'amer » et « évitement d'obstacle ».

L'intérêt réside principalement dans la gestion du temps. Le comportement est pris en compte par le robot, mais ses actions ne seront déclenchées que dans une situation précise. L'autonomie est donc plus importante. Ce procédé est notamment utilisé dans les robots d'exploration planétaire, cas dans lesquels les communications sont longues et coûteuses.

Autonomie ajustable Dans le cas de l'autonomie ajustable, le niveau d'autonomie du robot varie en fonction de la situation. Cette adaptation peut se faire selon trois possibilités distinctes :

- l'opérateur définit l'autonomie du robot,
- le robot modifie lui-même son degré d'autonomie, et
- l'autonomie relationnelle au sein d'un groupe de robots est modifiée.

Ce concept de contrôle se rapproche de l'autonomie adaptative, qui tend à optimiser l'allocation dynamique des tâches, c'est-à-dire faire intervenir l'opérateur au moment le plus adéquat. La charge de l'opérateur et la criticité de la situation sont autant d'éléments pour choisir le niveau d'autonomie donné au robot. L'autonomie ajustable permet donc une modularité lors de la planification : l'opérateur peut donner un comportement au robot, ou alors lui donner un enchaînement de tâches à accomplir, ou enfin décrire exactement la succession des actions à effectuer.

Échange de contrôle Avec l'échange de contrôle, l'opérateur a le contrôle durant une partie de la tâche et le robot est autonome le reste du temps. Il s'agit en somme d'une variante du contrôle supervisé, où l'opérateur remplace momentanément les modules du robot. Puis, l'opérateur rend l'autonomie au robot. Ce contrôle est notamment utilisé dans les cas où la précision du robot n'est pas suffisante, ou encore en cas d'échecs répétés, l'opérateur disposant de l'imagination nécessaire à la résolution de problèmes.

Cette technique permet en particulier d'optimiser la ressource « opérateur ». Nous comprenons bien que l'opérateur n'est sollicité que lorsque c'est nécessaire. Par contre, la difficulté reste dans

le partage des connaissances. Dès que l'opérateur prend la main, il va changer l'environnement direct du robot. Lorsque le robot reprend un fonctionnement autonome, il doit être tenu informé des modifications de son environnement, sous peine d'avoir une mauvaise connaissance de la situation en cours.

Contrôle partagé Une fois encore, le mode de contrôle partagé peut être considéré comme une variante du contrôle supervisé. Certaines compétences du robot sont commandées directement par l'opérateur, les autres étant régies par des fonctions autonomes. À titre d'exemple, nous pouvons imaginer que l'opérateur soit responsable d'une tâche de surveillance, tandis que la base mobile est responsable du déplacement autonome, suivant une certaine trajectoire calculée ou prédefinie. Si les fonctions automatisées ne servent qu'à la sécurité, nous nous retrouvons dans le cas d'une télé-opération sécurisée.

Dans ce cas également, le partage de connaissance s'avère être un point délicat : chaque action sur l'environnement de la part de l'opérateur doit être notifiée au robot, afin que celui-ci puisse tenir à jour son modèle d'environnement.

Contrôle coopératif Le mode de contrôle coopératif est issu des travaux de Fong, Thorpe et Baure ([Fong et al. 2001](#)). Il s'agit d'un des modèles de contrôle les plus aboutis au niveau de l'exploitation conjointe des compétences du robot et de l'opérateur. Dans ce cadre précis, la relation robot / opérateur est redéfinie. Le robot n'est plus perçu comme un outil disposant d'un certain degré d'autonomie, mais plus comme un égal à l'opérateur. Le robot considère donc l'homme comme une ressource utilisable pour de la planification et de la résolution de problèmes. Le centre névralgique de cette vision du contrôle réside dans les dialogues entre l'opérateur et le robot.

Ainsi le robot va pouvoir questionner l'homme quant à l'attitude à suivre et choisir ce qu'il fait de la réponse (la suivre, demander une clarification, négocier). Le robot ne devient pas le maître, mais il suit le comportement de haut niveau fixé par l'opérateur et dispose d'une grande liberté d'action pour opérer.

Ce mode de contrôle permet de limiter la charge de l'opérateur par un jeu de questions-réponses. De plus, ce système peut adapter ses questions au niveau d'expertise de l'opérateur. Néanmoins, ce type de contrôle reste très difficile à mettre en place, tant l'autonomie du robot doit être grande.

Initiatives mixtes Nous arrivons enfin au mode de contrôle certainement le plus abouti. Le but de ce mode est de produire un résultat meilleur que celui qui pourrait être obtenu séparément par chacune des unités. Dans ce modèle, le niveau d'autonomie des robots est très élevé, et ils collaborent avec l'opérateur. Particulièrement utiles dans le cadre de coopération multi-robots, les initiatives mixtes placent sur un pied d'égalité robots et opérateurs. Un dialogue de haut niveau doit être établi entre l'opérateur et les robots, afin de permettre la pleine coopération. La principale différence avec le contrôle coopératif vu précédemment réside dans ce dialogue, qui est ici beaucoup plus riche et non restreint à un ensemble défini de questions.

Les responsabilités sont allouées dynamiquement et le dialogue doit permettre de les répartir sur l'ensemble du groupe. Bien que ce mode de contrôle soit le plus intéressant, car il permet une très bonne prise en compte de la charge de l'opérateur, il s'avère être également le plus difficile à mettre en place, tant les agents du système sont autonomes.

1.1.2.3 Conclusions

Le type et le niveau d'automatisation ont des conséquences sur les performances d'un opérateur (et du système). L'automatisation a pour but de faciliter et d'améliorer le travail de l'opérateur, en limitant par exemple la quantité d'information à traiter, ou en diminuant le nombre de tâches à effectuer. Cependant, de nombreuses études tendent à prouver que ce n'est pas toujours le cas ([Parasuraman et al. 2000](#)). Une automatisation mal conçue ou d'un niveau inadapté (trop ou trop peu d'automatisation) peut engendrer une contre-performance².

2. Les problèmes de mauvaise compréhension de la situation, ou encore de surcharge cognitive trouvent leurs origines dans une automatisation des tâches inadéquate.

Le cadre de ce mémoire ayant une forte composante industrielle, les implications du degré d'autonomie ne sont pas à écarter du problème. Si nous ne cherchons pas à concevoir un système répondant parfaitement à tous les critères d'interaction humain-machine, nous devons les intégrer dans la recherche de notre solution. En effet, la conception d'une solution nécessitant une intervention lourde et continue de l'opérateur, conduisant ainsi à une surcharge cognitive, ne saurait satisfaire l'ensemble des partenaires de cette étude. Nous avons donc construit notre solution autour de cet état de l'art.

1.1.3 Solutions industrielles semblables

La conception d'un système dans un cadre industriel nécessite de dresser l'état actuel des solutions déployées et opérationnelles. Nous ciblons ici des systèmes d'engins sous-marins autonomes. La définition de l'autonomie (voir section 1.1.2) nous permet d'exclure les torpilles, utilisées depuis la Seconde Guerre mondiale, ou encore les SONAR traînés par des vaisseaux de surface, ces systèmes étant considérés comme des systèmes automatiques.

L'utilisation des systèmes d'UUV n'est pas très répandue dans les armées du monde. Le *NATO Undersea Research Centre* (NURC) encourage leur exploitation en proposant de nombreux articles, articulés autour de démonstrateurs ([Hughes et al. 2009](#)). Nous trouvons dans leur équipement le robot sous-marin REMUS 6000. Ce sous-marin est désormais utilisé par les archéologues sous-marins ([Merchant 2012](#)) pour les aider dans leur recherche. C'est également un UUV de la classe REMUS, du constructeur Kongsberg³, qui a permis de retrouver les boîtes noires du vol AF447, à plus de 3000 m de profondeur ([BEA 2010](#)).

L'US Navy utilise depuis les années 1960 des dauphins pour effectuer des missions de guerre des mines pour tenir éloignés du danger les opérateurs humains. Récemment, l'institution américaine a annoncé remplacer les mammifères marins par une flottille de robots ([Future 2012](#)). Cet outil est encore en cours de développement et ne devrait être déployé qu'en 2017.

Si aucun système sous-marin robotisé n'est pour l'instant opérationnel, de nombreuses marines s'y intéressent. La Marine française et la Marine italienne (*Regia Marina*) se sont équipées auprès de l'entreprise française SubSeatech⁴ afin de mener des tests sur les capacités des engins.

La Direction Générale de l'Armement (DGA) explore depuis quelques années la piste des meutes d'UUV pour répondre au besoin de la guerre des mines. Le démonstrateur *Sterenn Du* (l'Étoile Noire en breton) s'inscrit dans le Système de Lutte Anti-Mine Futur (SLAMF)⁵, et propose le déploiement d'un robot sous-marin depuis un vaisseau de surface robotisé. L'utilisation conjointe de ces deux engins robotisés représente une première étape dans l'emploi de systèmes autonomes. Cependant, nous pensons que les technologies dès à présent disponibles nous permettent de proposer des solutions encore plus ambitieuses, pour répondre au besoin exprimé dans l'introduction de ce mémoire.

Ce bref état des lieux de l'utilisation actuelle de système complexe dans le milieu marin nous montre que de nombreux acteurs y investissent, sans pour autant proposer actuellement un système fonctionnel et fiable. Le champ de recherche pour apporter une réponse crédible à notre problématique est donc largement ouvert. Bien qu'aucun produit ne réponde actuellement à la demande, la concurrence dans le domaine est très forte.

1.2 GÉNÉRALITÉS SUR L'ESSAIM

Nous définissons dans cette section l'essaim (*swarm*), avant d'en expliquer les principes et de détailler certaines méthodes.

1.2.1 Concept d'essaim

Il convient dans un premier temps de définir ce que nous entendons par la suite dans ce mémoire par le terme d'essaim (*swarm*). Le Larousse nous en donne la définition suivante : «*Troupe nombreuse*

3. <http://www.km.kongsberg.com/>

4. <http://www.subsea-tech.com/>

5. <http://www.unor-aor-nc.com/bulletindinforma/la-guerre-des-mines.pdf>

d'insectes de la même espèce, en particulier groupe d'abeilles qui se sépare de la colonie originelle pour fonder une nouvelle société». En nous basant sur le paradigme des insectes sociaux , nous choisissons de définir notre essaim de la façon suivante :

Définition 1.2

Essaim (swarm) Ensemble d'agents, homogène ou non, présentant le même niveau d'autonomie. L'essaim n'intègre aucun mécanisme d'élection de leader. Les actions du groupe sont une émergence d'une accumulation d'actions individuelles non concertées.

Nous cherchons dans cette approche à concevoir un ensemble de robots et à faire émerger de ce groupe un comportement collectif dans le but d'effectuer une action donnée. La robotique en essaim trouve ses origines dans la biologie et plus particulièrement dans l'étude des insectes sociaux (Beckers et al. 1994). Dans le cas où les robots ne communiqueraient que par des moyens indirects (reconnaissance de mouvement, modification de l'environnement), nous pouvons aller jusqu'à parler de *stigmergie*, terme inventé par le Pr. Grassé et repris dans la littérature par la suite (Mataric 1994).

Nous cherchons ici à bien faire la distinction entre un essaim et une meute. En calquant notre définition 1.2 sur la biologie, nous considérons ici qu'une meute dispose d'un mécanisme explicite d'élection d'un leader (chef de la meute) (Canepa et Potop-Butucaru 2007).

La notion de *swarm* implique la notion d'«intelligence en essaim», évoquée la première fois par Beni et Wang (Beni et Wang 1993). La dernière révision de sa définition par Beni (2005) est plus nuancée et nous permet de donner la définition suivante :

Définition 1.3

Intelligence en essaim Capacité d'un groupe d'agents asynchrones à générer un comportement émergent et à optimiser leurs actions afin d'atteindre cet objectif collectif fixé à l'avance.

La robotique en essaim (*swarm robotics*) est un domaine scientifique très vaste présentant de nombreuses méthodes pour atteindre un comportement émergent (Higgins et al. 2009, Shia 2010). Nous définissons simplement un comportement émergent :

Définition 1.4

Comportement émergent Action collective d'un groupe d'agent, non implémentée de façon explicite, conséquence d'actions individuelles non prédictives.

1.2.2 Le vol en nuée

Le *flocking* (ou vol en nuée en français) est un concept développé par Reynolds dans les années 1980 (Reynolds 1987). Nous ne cherchons pas ici à dresser un état de l'art complet sur le *flocking*, la littérature étant suffisamment fournie (Labonté 2010).

Bien que dans son livre fondateur C.W. Reynolds se concentre sur les nuées d'oiseaux, il y aborde également les bancs de poissons, les hordes d'animaux terrestres, ainsi que les flux de véhicules sur autoroutes. Il assimile les agents de son essaim à des objets abstraits et à physionomie figée. Les mécanismes physionomiques internes des oiseaux sont ignorés, car ils ne sont pas directement corrélés aux comportements collectifs de l'essaim.

Définition 1.5

«*Flocking*» Mouvement cohérent d'un groupe d'agents, ne présentant pas de formation planifiée.

Pour Reynolds, le *flocking* naturel résulte de deux comportements contradictoires :

- une volonté de rester au plus proche du groupe,
- une volonté d'éviter les collisions avec les autres membres de l'essaim.

La photographie 1.3 de Karl Robertson⁶ illustre le comportement de *flocking* en milieu naturel. Les poissons restent groupés, tout en évitant les prédateurs.

6. [https://secure.flickr.com/photos/play-light_photography/4792522019/in/
set-72157624527896644](https://secure.flickr.com/photos/play-light_photography/4792522019/in/set-72157624527896644)



FIGURE 1.3 – Requins au milieu d'un banc de poissons, exemple biologique de flocking. Flickr. Karl Robertson © (Reproduction interdite sans autorisation, tous droits réservés).

Reynolds note également que le nombre de membres de l'essaim n'a pas de limite fixée, certains bancs de poissons comptant plusieurs millions de membres. Il semble que les agents de l'essaim n'ont pas conscience de l'ensemble du groupe, mais seulement des membres les plus proches d'eux.

Selon Reynolds, le *flocking* résulte de l'application ordonnée des règles suivantes :

1. éviter les collisions avec les membres de l'essaim les plus proches,
2. tenter d'atteindre une vitesse commune avec les membres de l'essaim les plus proches,
3. tenter de rester à proximité des membres de l'essaim les plus proches : se déplacer vers la position moyenne.

Dans la méthode de Reynolds, formalisée analytiquement par Olfati-Saber ([Olfati-Saber 2003; 2006](#)), le consensus sur la vitesse moyenne (vitesse de consensus V_c) est obtenu à partir des vitesses des voisins de l'agent (V_k) :

$$V_c = \frac{\sum_{\forall k \neq b} V_k}{N - 1} - V_b \quad (1.1)$$

V_b est la vitesse de l'agent courant, N est le nombre de voisins de cet agent. Ce calcul suppose la connaissance de la vitesse V_k des voisins. Elle peut être communiquée ou mesurée au moyen de capteurs grâce à l'effet Doppler.

Le principe de *flocking* est désormais largement repris et utilisé ([Dudenhoeffer et Jones 2000, Bajec et Heppner 2009](#)). Cet algorithme sert par exemple à animer les hordes se faisant la guerre dans le film Le Seigneur des Anneaux⁷.

Moeslinger *et al.* ([2011](#)) abordent le problème en essayant de le simplifier. Toner *et al.* ([2005](#)) iront jusqu'à dresser un parallèle entre le *flocking* et la dynamique des fluides. Balch et Arkin ([1998](#)), Turgut *et al.* ([2008](#)) utilisent la somme des travaux précédents pour apporter de la cohérence et une formation aux mouvements de la horde.

L'approche de Kornienko *et al.* ([2006](#)) nous a semblé particulièrement intéressante et sert de base à nos travaux présents dans ce mémoire. Dans cet article, Kornienko et al. suggèrent l'approche à deux niveaux pour la gestion de l'essaim : un niveau local et un niveau global. Dans ce concept de *swarm embodiment*, le comportement émergent résulte de contraintes locales, mais également de contraintes globales appliquées aux agents du groupe.

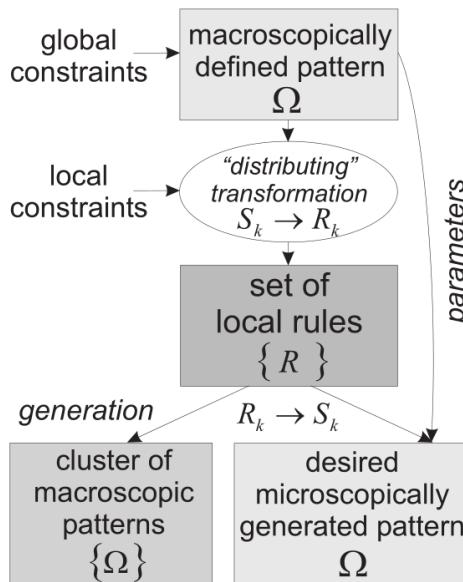


FIGURE 1.4 – Ce schéma, issu de [Kornienko et al. \(2006\)](#), illustre la conception «top-down» du comportement émergent de l'essaim.

Enfin, [Balch et Hybinette \(2000\)](#) reprennent les travaux de Reynolds, en cherchant à faire émerger une formation dans le groupe. La formation prédefinie est une contrainte globale, que l'ensemble

7. Lord of the Rings, 2001. Film. Directed by Peter Jackson. USA New Line Cinema

des éléments du groupe devra atteindre. L'idée maîtresse, issue de la physique, est de définir *a priori* un point d'attache fixe à chaque membre de l'essaim, à l'image des sites disponibles dans un cristal d'atomes compact (voir figure 1.5).

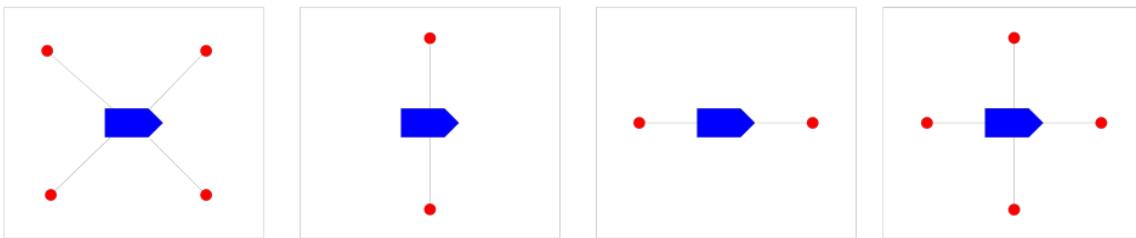


FIGURE 1.5 – Les différentes façons d'organiser les points d'attache dans [Balch et Hybinette \(2000\)](#).

Cette étude emprunte beaucoup à la physique des cristaux, principale motivation de l'équipe. En ajoutant ce type de contrainte locale, Balch et Hybinette parviennent à faire émerger une formation prédéfinie de l'essaim. Cette solution, robuste et efficace, demande de la part des robots un certain nombre de calculs, en fonction de ce qu'ils perçoivent autour d'eux.

1.2.3 Optimisation par essaims particulaires, modèle de phéromones digitales

En s'appuyant sur les travaux de Reynolds, Eberhart et Kennedy ont développé un algorithme évolutionnaire pour l'optimisation de solutions ([Kennedy et Eberhart 1995](#), [Eberhart et Kennedy 1995](#), [Shi et Eberhart 1998](#), [Kennedy et Eberhart 2001](#), [Eberhart et Shi 2004](#)). Dans l'optimisation par essaims particulaires (*Particle Swarm Optimization* – PSO), comme dans les autres algorithmes évolutionnaires, nous considérons une population d'individus. Dans leurs travaux, Eberhart et Kennedy font évoluer leur population comme une nuée d'oiseaux, par compétition et coopération. Chaque particule de l'essaim s'adapte en fonction de sa propre expérience, mais essaie également de suivre «la direction générale» de l'essaim. Chaque particule représente une solution au problème que nous cherchons à optimiser. [Chen et Montgomery \(2013\)](#) ont imaginé un PSO seuillé, ce qui permet d'améliorer les performances de l'optimiseur.

Le passage des méthodes de d'intelligence en essaim dans le domaine de l'optimisation, qui semble a priori assez éloigné du domaine de la robotique mobile, a permis de l'enrichir considérablement. Nous voyons désormais apparaître des méthodes de PSO pour contrôler des essaims de robots. [Pugh et Martinoli \(2007\)](#) s'inspirent grandement de la PSO de Eberhart et Kennedy pour trouver une cible, via l'emploi d'un essaim de robots. Le problème à optimiser se réduit simplement à un problème de positionnement, les variables de la population étant données par des capteurs (distance agent-cible par exemple). La solution optimale est la position de la cible, la population évoluant de façon continue, en temps réel.

Les méthodes de PSO permettent d'optimiser un système complexe en temps réel, comportant une population très grande. Les automatismes simples qui régissent les particules, sont un axe d'étude intéressant pour apporter une solution à notre problème.

La biologie a également inspiré [Shen et al. \(2004\)](#). Dans ces travaux, les agents échangent des informations, par le biais d'un modèle de phéromones digitales (*Digital Hormone Model* – DHM). Cette méthode se base en grande partie sur une communication locale, la propagation du signal émis et les réactions stochastiques. Les agents peuvent rester anonymes et l'essaim peut se restructurer de façon dynamique. Le projet SMAART (Système Multi Agents Appliqué à la Reconnaissance de Théâtres d'opération), soutenu par la Direction Générale de l'Armement, est une application des phéromones digitales ([Legras et al. 2008](#)).

1.3 APPROCHE MULTI-AGENTS

Issus de l'approche réactive développée par Brooks à la fin des années 1980 ([Brooks 1986](#)), les systèmes multi-agents (SMA) sont un moyen intéressant de modélisation et proposent de nombreux champs d'application, allant de la simulation physique aux sciences humaines (la modélisation d'une foule par exemple).

Un système multi-agents est un système distribué composé d'un ensemble d'agents intelligents interagissant entre eux. Les SMA sont conçus et implémentés comme un ensemble d'agents interagissant selon des modes de coopération, de compétition ou de collaboration. La littérature, très riche sur ce sujet, dresse un large panel de l'état de l'art et nous permet de poser les définitions qui nous intéressent pour la suite de notre mémoire ([Wooldridge et Jennings 1995](#), [Woolridge et Wooldridge 2001](#)).

Définition 1.6

Agent *Entité évoluant dans un environnement, équipé de capteurs pour le percevoir et d'actionneurs pour agir sur l'environnement*

Définition 1.7

Environnement *Ensembles d'objets et de ressources. Ces ressources et ces objets peuvent être utilisés par différents agents du système. Les interactions entre les agents ont lieu dans cet environnement. Il est généralement soumis à une évolution temporelle et peut être le monde réel, un monde virtuel, ou même un ordinateur.*

1.3.1 Comportement délibératif/réactif

La particularité des agents est d'être autonomes. En effet, dans un SMA, le principe est que les agents ne sont pas directement contrôlés, mais disposent d'une autonomie propre (voir [1.1.2](#)). Nous distinguons deux types d'agents :

Les agents réactifs

Les agents réagissent simplement à un stimulus extérieur. L'action est instantanée, sans concept de temporalité.

Les agents délibératifs

Les actions engagées en réponse à un stimulus extérieur sont raisonnées. En fait, l'agent formalise une représentation du monde dans le temps : le monde passé, le monde présent et le monde futur. Son objectif est de mener son environnement dans un état particulier et voulu. Il choisit donc l'action la plus appropriée pour atteindre son but.

De plus, les agents entretiennent entre eux des relations, comme le partage de ressources. Dans ce cas précis, les relations ne sont pas des discussions, mais des actions qui vont éventuellement changer le comportement d'un autre agent.

Nous caractérisons les relations ainsi :

Interaction

Les agents ne sont pas conscients de la relation, mais l'action de l'un peut affecter le comportement d'un autre. Nous pouvons penser à la prise d'une ressource qui, rendue inaccessible, perturbe le bon fonctionnement des autres agents.

Coopération

Dans ce cas, les agents sont conscients de la relation qui les lie entre eux. Cependant, chaque agent possède un but propre. Il s'agit donc d'utiliser les capacités des autres agents pour maximiser son propre gain. Nous pouvons entrevoir ici l'idée de création d'alliances au sein d'un SMA, dans le but d'atteindre un objectif.

Collaboration

Cette relation est très proche de la précédente. Contrairement à la coopération, les agents n'ont pas ici de but personnel, mais ils partagent un objectif commun. Il s'agit donc ici du concept d'équipe, primordial dans les SMA. L'utilisation d'un but commun change la perspective des relations. Il ne s'agit plus de maximiser son propre profit, mais de maximiser la réussite commune.

Ce dernier point souligne l'importance des équipes dans les systèmes multi-agents. Bien que certains systèmes mettent en avant l'aspect d'équipe, d'autres au contraire jouent sur la concurrence pour obtenir des résultats probants (par exemple, la concurrence entre banques).

1.3.2 Architecture décentralisée

Les stratégies collectives peuvent être classées en deux catégories : publiques, dans lesquelles les paramètres de contrôle de chaque agent sont partagés avec l'essaim, ou privées dans le cas contraire.

Stratégie privée Chaque robot interagit avec l'environnement selon son propre algorithme, sans partager son expérience (perceptions, interactions) avec les autres robots (Mataric 1994, Parker 1994, Balch et Arkin 1998).

Stratégie publique Les robots échangent leurs informations sur l'environnement par l'intermédiaire d'un «*blackboard*». Des communications au sein de l'essaim permettent de centraliser les informations (par l'usage d'un superviseur), ou de propager les informations sur l'environnement dans tout (ou partie) de l'essaim (Egerstedt et Hu 2001, Burgard *et al.* 2005).

La description de ces stratégies communes au groupe nous permet de mettre en avant le concept de centralisation. Dans des systèmes centralisés, un agent du SMA collecte les informations et les redistribue éventuellement. Nous considérons ici que la centralisation n'est pas limitée à la collecte des informations par un seul élément de l'essaim. Dès qu'un agent regroupe dans sa conception de l'environnement des informations transmises par un autre élément du groupe, nous parlons de centralisation.

Définition 1.8

Système multi-agents décentralisé Groupe d'agents dans lequel aucun agent ou sous-groupe d'agents ne dispose d'un regroupement d'informations. Chaque agent possède ses informations et ne les échange qu'avec son voisinage.

Un SMA décentralisé présente l'avantage d'être plus robuste à la perte qu'un système centralisé. En appliquant le concept d'essaim à un SMA, nous obtenons un ensemble homogène qui tolère les fautes.

CONCLUSION

L'état de l'art que nous avons dressé ici est assez hétéroclite, mais est fidèle à la démarche qui nous a amenés à proposer une solution à notre problème. Nous avons exploré de nombreuses pistes et retenu celles qui nous semblaient approcher au plus près une solution technique satisfaisante. Nous avons, dans un premier temps, défini un cadre à la robotique sous-marine et y avons exposé les solutions industrielles approchant notre besoin.

Puis, lors de cette première étude, nous avons identifié des axes scientifiques intéressants, nous permettant de construire une solution à notre problème. La notion de *flocking* de Reynolds (Reynolds 1987) est une base nécessaire, car elle nous permet de travailler dans un essaim anonymisé. Les travaux de Balch et Hybinette (2000) ajoutent à l'essaim une formation, en adoptant un angle de vue propre à la physique. Nous retenons les travaux de Kornienko *et al.* (2006), dont le *swarm embodiment* facilite la conception de règles de comportement, en suivant un processus de construction «*top-down*», du général vers le particulier.

Le paradigme des systèmes multi-agents nous offre une modélisation adéquate du système que nous souhaitons développer. Nous vérifions, dans le chapitre suivant, que l'utilisation de ces concepts est compatible avec la problématique opérationnelle que nous souhaitons traiter.

ÉTUDE DE FAISABILITÉ D'UN ESSAIM

2

SOMMAIRE

INTRODUCTION	23
2.1 ETUDE TECHNICO-OPÉRATIONNELLE	23
2.1.1 Définition du problème	23
2.1.2 Étude technico-opérationnelle pour la comparaison d'efficacité entre l'utilisation d'un gros UUV et l'utilisation d'un essaim	28
2.1.3 Synthèse des hypothèses de travail	35
2.2 CRÉATION D'UN COMPORTEMENT ÉMERGENT PAR UNE APPROCHE « TOP-DOWN »	36
2.2.1 Solution retenue	36
2.2.2 Approche globale/locale	38
2.2.3 Régulateur correcteur d'erreur	41
2.2.4 Résultats	42
CONCLUSION	46

Ce chapitre présente les travaux préliminaires de notre étude. Nous y dessinons nos principales hypothèses, nous justifions par une étude technico-opérationnelle la viabilité d'une solution en essaim, et nous abordons, étape par étape, les lignes directrices de notre algorithme.

INTRODUCTION

Nous avons introduit dans le chapitre précédent l'état actuel des technologies employables pour apporter une réponse réaliste au problème de la détection d'objets sous-marins. L'approfondissement des concepts d'essaim nous permet de détailler, dans ce présent chapitre, notre première approche.

Un des axes centraux de notre étude étant d'adopter une approche réaliste du problème, il nous faut, dans un premier temps, poser le contexte, tant industriel qu'environnemental. De ce contexte vont découler les hypothèses fortes, admises dans toute la suite de ce mémoire.

Une fois ces hypothèses retenues, nous devions déterminer si l'emploi d'un essaim de petits UUV, serait, ou non, plus performant que les systèmes actuels de guerre des mines. Les résultats sont présentés à la fin de la première section.

Une fois notre solution justifiée, nous pouvons développer le processus de création de notre algorithme de formation. Les contraintes globales, issues des hypothèses, mais aussi de la définition de la mission, nous amènent à concevoir notre algorithme selon une approche «*top-down*», en utilisant ces contraintes comme point de départ. Nous en déduisons des interactions locales, dont la résultante devra être notre comportement émergent souhaité.

Avant de progresser plus loin dans notre démarche, nous présentons les premiers résultats et les premières preuves.

2.1 ETUDE TECHNICO-OPÉRATIONNELLE

Le contexte technique du problème auquel nous apportons une solution dans ces travaux de thèse nécessite avant tout de définir clairement la problématique. Les aspects environnementaux, opérationnels et industriels seront successivement analysés dans cette partie.

2.1.1 Définition du problème

L'un des points clés lors de l'élaboration d'une solution à un problème technique réside en l'appréhension du problème dans sa globalité. Nous cherchons dans ces travaux à apporter une réponse à la recherche de mines sous-marines par un système suffisamment autonome (voir la Déf.1.1) pour éloigner les opérationnels militaires du danger.

2.1.1.1 Environnement marin

Le contexte environnemental de notre solution est le milieu sous-marin. Ce milieu permet de profiter d'une mobilité facilitée. La masse volumique de l'eau offre une poussée plus forte que l'air, la portance est donc plus grande. Les conséquences en robotique sont en somme assez simples : il est bien plus simple de contrôler la position d'un mobile dans le milieu aquatique que dans le milieu aérien. L'énergie nécessaire à maintenir une position fixe dans l'espace est bien moindre pour un robot sous-marin, l'encombrement s'en trouve alors réduit. L'hypothèse de travail en milieu sous-marin nous offre la possibilité de réduire la taille de nos robots, mais également d'avoir des lois de commande plus simples que dans le domaine aérien.

Communications Si l'environnement marin facilite le pilotage des robots, d'autres contraintes viennent s'ajouter. En effet, la propagation des ondes présente un profil différent selon le milieu de propagation. L'absorption de la lumière est due aux transitions de niveau d'énergie des atomes et des molécules présents dans l'eau de mer. Les différences de composition de l'eau de mer rendent l'analyse théorique très complexe. L'eau elle-même constitue un milieu particulièrement absorbant et les substances organiques en suspension représentent la seconde cause d'absorption.

La diffusion entre également dans l'atténuation de la lumière dans l'eau. Ces problématiques sont bien traitées dans la littérature du domaine (Cox Jr 2008). L'aspect physique de la propagation des ondes n'étant pas le point central de nos travaux, nous synthétisons dans la figure 2.1 l'atténuation de la propagation de la lumière dans l'environnement marin :

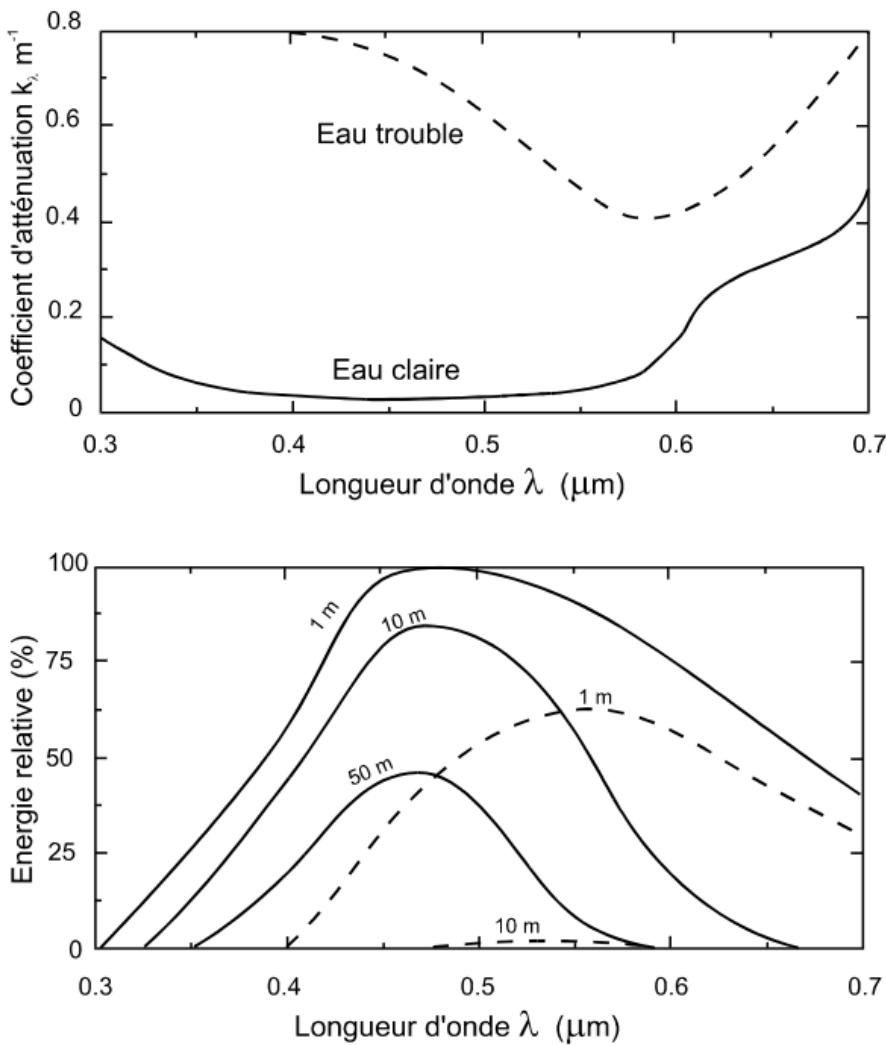


FIGURE 2.1 – Atténuation de la lumière dans l'eau, en fonction de la longueur d'onde, pour trois profondeurs données, en eau claire (trait plein) et en eau trouble (tirets). Cours d'introduction à l'océanographie physique. (Olivier Le Calvé – Institut des Sciences de l'Ingénieur de Toulon et du Var – Mai 2002)

Si l'eau claire n'impacte pas particulièrement le centre du spectre visible, nous constatons que les fréquences centrées autour du jaune (autour de 580 nm) sont les moins atténuées dans l'eau trouble. Les courbes du second graphique nous sont données par la loi de Beer-Lambert, nous indiquant que l'intensité du rayonnement subit une diminution exponentielle en fonction de la distance parcourue et de la densité des espèces absorbantes dans ce milieu. Nous pouvons conclure de ces courbes que la visibilité dans le milieu sous-marin est fortement réduite, en comparaison de la visibilité qu'offre le milieu aérien.

L'atténuation des ondes dégrade la visibilité, mais également la capacité à communiquer. L'approche des communications laser sous-marines ([Arnon 2010](#), [Yagimli 2011](#)) se trouve entravée par l'atténuation évoquée précédemment, tout comme les communications acoustiques.

Le graphique 2.2 illustre l'absorption de l'énergie acoustique dans l'eau de mer pour une température et une pression données. Différentes études montrent que les basses fréquences sont atténuées par l'effet de relaxation (absorption de l'énergie par changement de structure moléculaire) de l'acide borrique $B(OH)_3$ et du sulfate de magnésium $MgSO_4$. Cette absorption a un impact non négligeable sur la propagation des sons dans l'eau et présente donc un aspect restrictif à l'emploi des ondes acoustiques comme moyen de communication dans le milieu aquatique.

La propagation multi-trajets, les zones d'ombre, la faible vitesse de propagation, ou encore la bande passante très limitée à cause de l'atténuation sont autant de problèmes posés par la communication

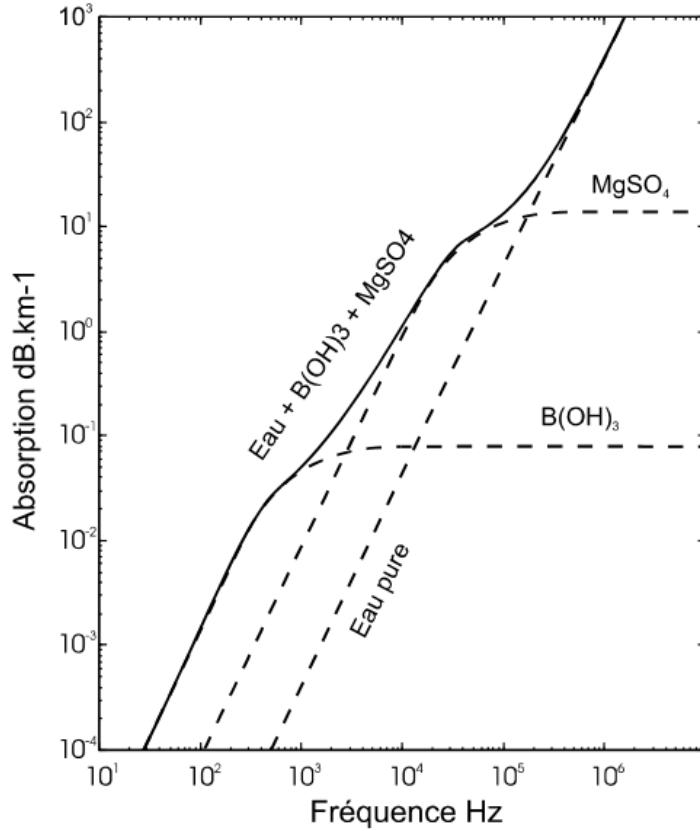


FIGURE 2.2 – Absorption du son dans l'eau à cause des processus de relaxation. (Olivier Le Calvé – Institut des Sciences de l'Ingénieur de Toulon et du Var – Mai 2002)

acoustique sous-marine. Dans leur article sur un système de communication sous-marine à courte distance, [Maye et Hagmann \(2009\)](#) présentent les solutions techniques existantes :

TABLEAU 2.1 – Caractéristiques des solutions de communication acoustique

Produit	Débit de données	Portée
EvoLogics S2C R 48/78	≤ 28 kbits /s	1 km
LinkQuest UWM1000	≤ 19,2 kbits /s	350 m
AquaComm Modem	480 bits /s	3 km
CDL DATUM	480 bits /s	10 km
Teledyne Benthos OEM	360 bits /s	2 km

Le tableau 2.1 nous permet de constater que les débits d'informations offerts dans les communications acoustiques sont très limités, inférieurs à 30 kbits/s.

De nombreuses solutions techniques sont à l'étude. L'une des voies explorées et exploitées dans certains systèmes industriels est l'utilisation d'un fil. Ce fil (câble de cuivre, fibre optique ou autre technologie) va introduire de nouvelles contraintes (nœuds à éviter, rayon d'action restreint, influence sur les performances hydrodynamiques du système). Dès que notre système sera composé de plus d'une dizaine d'agents autonomes, la mission devient difficile à planifier, la complexité du système augmentant avec la factorielle du nombre d'UUV.

D'autres approches innovantes s'inspirent de la biologie pour transmettre des informations dans l'essaim. A l'image des abeilles, certaines informations peuvent être communiquées par l'exécution et la reconnaissance de certains mouvements ([Novitzky et al. 2012](#)). Cette méthode originale est limitée par la turbidité de l'eau, empêchant la vision à longue distance, ainsi que par les coûts de calcul

importants. La littérature montre que la reconnaissance de mouvements peut être très performante, mais elle nécessite généralement un apprentissage très conséquent.

Modèle dynamique - degrés de liberté D'un point de vue dynamique, le milieu sous-marin nous autorise l'emploi d'un modèle assez simple de véhicule. Contrairement au milieu aérien, la force à fournir pour contrer la gravité ne coûte pas ou peu d'énergie, par l'utilisation de ballasts. Dans leur article, [Zanol et Conte \(2003\)](#) dressent un état de l'art des différentes solutions pour maintenir un engin sous-marin à une profondeur donnée. Ces méthodes mettent en jeu des correcteurs proportionnel intégral dérivé (PID) et des techniques de logique floue. En asservissant chacun de nos robots à une profondeur (ou une altitude) donnée Z , ils progresseront tous dans le même plan P . Il devient donc possible de formuler l'hypothèse suivante pour notre système.

Hypothèse 2.1

Tous les agents de notre solution sont asservis à une profondeur Z . Le système est plan, nous travaillerons dans deux dimensions.

Géolocalisation Comme nous l'avons vu dans le paragraphe sur les communications, les ondes sont fortement atténuées dans le milieu sous-marin. Les ondes du GPS sont également impactées. Il nous est donc impossible de profiter de cette technologie comme système de positionnement global. Cependant, d'autres solutions sont le sujet d'étude pour la localisation de robots et plus particulièrement d'essaims de robots. Nous pourrions implémenter au sein de notre étude un système de balise *Dive'N'Rise* (Plongée et Remontée) afin d'obtenir la position absolue de nos robots. Cette solution est proposée par [Erol et al. \(2007\)](#). Des balises sont disposées de manière espacée, mais pas nécessairement prédefinie dans la zone de mission. Ces balises, équipées d'un module GPS, montent en surface pour récupérer leurs coordonnées absolues. Elles plongent et diffusent l'information autour d'elles. Par triangulation, il devient possible de positionner un robot qui capte le signal d'au moins trois balises différentes. Dans notre cas, nous pourrions envisager d'attribuer la mission de *Dive'N'Rise* à certains UUV. Ils enregistrent leurs coordonnées GPS en surface, plongent verticalement en compensant les éventuels courants, puis émettent un ping contenant leurs coordonnées GPS. Il serait plus intéressant d'évaluer la dérive lors de la préparation de la mission que d'utiliser une centrale à inertie. En effet, une centrale à inertie permettant de capter les légers mouvements du robot lors de sa descente sera très coûteuse. Nous préférions trouver un compromis entre précision et coût. Cette méthode nous donnerait une solution de positionnement globale de l'essaim, mais assez peu fiable.

Dans leur article sur la localisation acoustique pour de petits submersibles, [Kottege et Zimmer \(2011\)](#) présentent une méthode de localisation sous-marine, très précise et robuste. Pour des distances allant jusqu'à 10 m, ils arrivent à atteindre une précision de 0,05 m en distance et 5° en précision angulaire pour le positionnement des UUV proches du robot de test. Ce système peut être déployé dans un essaim d'engins submersibles en tant que système de localisation acoustique, mais il nécessite que l'essaim soit synchrone ([Zimmer et Kottege 2008](#)). L'estimation des distances se base sur une synchronisation implicite fournie par le système d'ordonnancement sous-jacent aux communications entre les engins. Elle permet de mesurer la différence entre les temps d'arrivée du signal acoustique et du signal radio basse fréquence. Comme nous considérons les communications difficiles à maintenir dans un milieu réaliste, nous avons cherché une solution de remplacement pour maintenir le synchronisme. Il s'avère que les modèles d'horloge les plus récents ont une dérive d'horloge inhérente assez faible, de l'ordre de 1 µs pour 14 h ([Eustice et al. 2007, Schmid et al. 2008](#)). Dans le cas de notre système, les missions ne devraient pas excéder l'heure, ce qui nous donne une dérive de 7 ns, donnant une erreur de l'ordre de 10 cm sur le positionnement des UUV. Nous imaginons une méthode semblable pour notre système. Les UUV sont équipés de capteur/émetteur de pings ultrasonores. Les pings sont émis de façon synchrone, soit sur la base de l'horloge interne, soit en utilisant une impulsion laser (projet en cours de conception par Thales).

Hypothèse 2.2

Tous les membres de l'essaim sont synchrones. La détection des voisins se fait de façon synchronisée.

Hypothèse 2.3

Positionnement absolu Nous considérons que les UIUV disposent uniquement de leur propre jeu de coordonnées absolues, avec une erreur maximale de 20 m.

Positionnement relatif Nous considérons que les UIUV sont capables de capter les positions relatives de leurs voisins, en distance et en angle. Les erreurs maximales sont de 10 cm sur la distance et 1° sur l'angle.

2.1.1.2 Définition de la mission

Le milieu environnemental dresse les contraintes physiques qui s'imposent à nous dans l'élaboration de nos travaux. Cependant, nous menons nos études dans l'optique de présenter des résultats crédibles à un ensemble d'acteurs industriels et opérationnels. Aussi, nous devons prendre en compte leurs différents points de vue dans nos travaux.

La mission que nous nous attachons à remplir est une mission de guerre des mines. Il convient de remarquer que les ouvrages traitant du sujet ne sont pas abondants. La base de notre démarche est la rencontre avec certains acteurs, notamment au sein de la Direction Générale de l'Armement ([Vuillet 2011](#)), et des équipes d'ingénieurs Thales.

La chasse aux mines s'effectue en plusieurs étapes détaillées dans [Richard \(2011\)](#) :

- la détection de l'écho sonar,
- la classification de l'objet en tant que mine ou non,
- l'identification du type de mine détectée, et
- la neutralisation de l'engin par destruction ou contre-minage.

Si l'objectif final de nos travaux est de couvrir l'ensemble du spectre de la mission de chasse aux mines, nous chercherons dans un premier temps à répondre de manière aussi efficace que possible aux deux premières étapes de la guerre des mines.

La mission est définie sur une zone géographique donnée. Il s'agit principalement de zones assez étendues, relativement à la taille d'un bateau ou d'un robot sous-marin. Un exemple concret de mission de chasse aux mines est le nettoyage d'un rectangle de 3 km de long sur 600 m de large, pour dégager un chenal d'accès et permettre à un bateau de commandement d'atteindre les côtes et d'effectuer une évacuation de ressortissants d'un pays dans une zone de crise majeure. Nous noterons dans un premier temps que la chasse aux mines s'opère en très grande partie dans des eaux peu profondes. Dès lors, nous pouvons considérer que les eaux dans lesquelles notre scénario prendra place seront des eaux troubles, du fait des sédiments présents et brassés par les courants dans les eaux peu profondes.

La mission à effectuer par notre système se résume à parcourir une zone donnée et y détecter tous les objets suspects présents. Il s'agit donc d'une mission de couverture de zone. Par ailleurs, la criticité de la mission impose de limiter au maximum les trous de couverture pouvant apparaître et d'obtenir un taux de détection de mines très satisfaisant.

Les chasseurs de mines actuels sont des bateaux en composite de fibres de verre et de résines traînant derrière eux un « poisson » SONAR, permettant de détecter les objets sous-marins. La portée et l'ouverture des sonars étant trop limitées pour couvrir en une seule passe l'ensemble de la zone à explorer, il est nécessaire de préparer la trajectoire du chasseur. Cette trajectoire est généralement en forme de radiateur (*lawn mower*). Seules les parties rectilignes de cette trajectoire sont efficaces et utilisées lors des missions de chasse aux mines. En outre, la détection des objets sous-marins nécessite plusieurs angles de vue différents des objets en question. Il est donc intéressant de pouvoir obtenir ces différentes vues en une seule passe en optant pour un recouvrement des couvertures SONAR. Il faut cependant veiller à ne pas multiplier les recouvrements plus que nécessaires, sous peine de perdre en efficacité.

Le problème de *Launch And Recovery System* (LARS) impose quelques contraintes sur notre système. Afin de limiter le temps de mise en service et de récupération lors de l'exécution d'une mission, il faut que les membres de l'essaim débutent et achèvent leur mission en même temps. Ainsi, il sera plus facile et plus rapide de mettre l'essaim à l'eau et de le récupérer. Il convient donc d'adopter une structure monogroupe.

L'opérateur de notre système doit définir non pas une zone à couvrir, celle-ci étant définie par l'échelon supérieur, mais une trajectoire à suivre. L'architecture de notre solution prévoit donc une

couverture de zone instantanée perpendiculaire à l'axe ainsi défini par l'opérateur. Selon la largeur de cette couverture instantanée, l'opérateur adaptera l'axe central de la mission. Au vu de ces deux éléments, nous choisissons de réduire notre problème à la progression d'un essaim le long d'un segment, les effets de bords engendrés par un éventuel changement de direction n'étant pas pertinents dans la couverture de zone.

2.1.1.3 Prise en compte du contexte industriel

Aux contextes environnemental et opérationnel s'ajoute le cadre industriel de la présente étude. Les travaux que nous avons menés sont en lien étroit avec Thales Underwater Systems, grand groupe industriel de défense. Dans la mesure où nous cherchons à proposer une solution réaliste et applicable à la problématique développée, nous avons souhaité prendre en compte les contraintes techniques qu'un industriel tel que Thales doit s'imposer dans la conception d'une solution technique.

La gestion des coûts est l'une des priorités évidentes d'un groupe industriel. Cet objectif peut se traduire en une contrainte technique intégrable dans notre démarche. En effet, afin de limiter les coûts éventuels d'une solution, nous avons orienté nos choix techniques en fonction de matériels existants, ou en cours d'élaboration au sein du groupe Thales. En basant nos travaux sur des technologies matures (*Technology Readiness Level* supérieur à 4), nous pensons pouvoir proposer une solution viable et intéressante pour les différents acteurs intéressés par nos recherches.

En nous appuyant sur des COTS (*Commercial Off The Shelf* – produits sur étagère) pour construire nos hypothèses de travail, et en intégrant la vision opérationnelle de la mission à remplir, nous nous fixons pour objectif de proposer une preuve de concept suffisamment aboutie et réaliste pour convaincre les opérationnels militaires et le personnel du groupe industriel de la pertinence et de l'innovation apportées par notre solution.

2.1.1.4 Synthèse des contraintes

Nous conclurons brièvement notre définition du problème en récapitulant les différentes contraintes que nous choisissons de prendre en compte dans le développement de notre approche :

- modèle dynamique du robot simple,
- perception de l'environnement direct limitée, du fait de la turbidité de l'eau,
- communication entre robots limitée à quelques kbits/s,
- mission de couverture de zone, simplifiée à la progression le long d'un axe, et
- caractéristiques des capteurs basées sur des technologies matures.

2.1.2 Étude technico-opérationnelle pour la comparaison d'efficacité entre l'utilisation d'un gros UUV et l'utilisation d'un essaim

Les différentes contraintes imposées par le cadre de l'étude étant posées, nous développons dans cette section l'étude comparative qui nous a permis d'apporter une première validation à notre solution.

2.1.2.1 Hypothèses de travail

Pour mener cette étude comparative, nous avons, dans un premier temps, limité la portée de notre étude en définissant nos hypothèses de travail. Nous avons vu dans la section 2.1.1.3 que nous souhaitions concevoir une solution réaliste et limitant les coûts. Aussi, nous avons basé les caractéristiques de nos engins sous-marins sur du matériel existant. Le submersible de référence est ASEMAR, dont les données réelles sont fournies par Thales. À partir de la documentation accessible ([SubseaTech 2011](#)) et des contacts avec le *NATO Undersea Research Centre* (NURC), nous avons pu établir un tableau regroupant les principales caractéristiques de robots représentatifs de différentes classes (voir Tableau 2.2).

L'aspect opérationnel a contraint la masse totale du système. Nous devons considérer que les solutions apportées dans ce mémoire de thèse doivent s'intégrer dans un système de systèmes préétabli

et dessiné pour la chasse aux mines. La masse totale des sous-marins embarqués devra donc être inférieure ou égale à la masse du robot de référence ASEMAR, qu'il est possible d'embarquer sur un bateau chasseur de mines, à savoir 1,2 tonnes. Nous définissons ici deux jauge : J_i la jauge individuelle de chaque robot sous-marin, réduite à sa masse et J_g la jauge globale, soit la masse totale de l'essaim de robots. Nous pouvons en déduire N , le nombre d'éléments de l'essaim, via la formule suivante :

$$N = \lfloor J_i / J_g \rfloor \quad (2.1)$$

Nous n'abordons pas dans cette étude les stratégies de déplacement de l'essaim, au centre de nos travaux. Nous avons donc opté pour une simplification des métriques en jeu dans cette première étude. Deux métriques de distance sont intéressantes :

Distance effective C'est la distance, notée d_e qui sera parcourue par chaque robot.

Distance de mission C'est la distance cumulée sur l'ensemble de l'essaim, donc la somme des distances effectives.

$$d_m = N \times d_e$$

Distance effective et distance de mission seront identiques pour le robot sous-marin de référence (ASEMAR de Thales), car l'essaim est composé d'un seul engin.

Dans notre simplification, la distance effective permet de juger la taille de la mission qui pourra être assignée à l'essaim, alors que la distance de mission nous renseigne sur la distance couverte par l'essaim. En outre, cette distance couverte est à lier à la fauchée ¹du SONAR embarqué.

2.1.2.2 Modèle de comparaison

Afin de comparer les solutions proposées sur les métriques présentées dans le paragraphe précédent, il nous est nécessaire de compléter les informations manquantes dans les caractéristiques de nos robots, présentées dans le tableau 2.2. Nous choisissons de travailler à courant nul dans cette étude, car il s'agit ici d'apporter une première preuve de faisabilité et non de déterminer l'efficacité réelle du système. Nous procédons, dans un premier temps, à une simplification du modèle hydrodynamique et énergétique des sous-marins. Une brève étude des modèles de stockage énergétique nous montre que l'énergie embarquée E est proportionnelle à la jauge du sous-marin, tant que nous exploitons la même technologie (Griffiths *et al.* 2004).

$$\begin{aligned} E &\propto J_i \\ E &= C_e \times J_i \end{aligned} \quad (2.2)$$

Le nombre de Reynolds (voir Déf. 2.1) nous permet de déterminer le type d'écoulement pour chaque gamme de robots sous-marins que nous avons choisi d'étudier.

Définition 2.1

Nous définissons le nombre de Reynolds Re par :

$$Re = \frac{V \times L \times \rho}{\mu}$$

où :

V est la vitesse caractéristique du fluide [m s^{-1}],

L , la dimension caractéristique de l'objet [m],

ρ , la masse volume du fluide [kg/m^3] , et

μ , la viscosité dynamique du fluide [Pa s].

Nous distinguons quatre régimes principaux, en fonction de la valeur du nombre de Reynolds :

1. Bande de terrain observée par le capteur du porteur.

Écoulement de Stokes ($Re < 1$) : les forces d'inertie liées aux vitesses étant négligeables, les forces visqueuses et les forces de pression s'équilibrivent.

Écoulement laminaire ($1 < Re < 2000$) : nous pouvons considérer que l'approximation du fluide parfait (non visqueux) est satisfaisante à une certaine distance des contours de l'objet.

Écoulement transitoire ($2000 < Re < 3000$) : des instabilités commencent à apparaître.

Écoulement turbulent ($3000 < Re$) : l'écoulement devient totalement chaotique.

Dans chaque cas de l'étude, nous nous situons dans le cas d'un écoulement turbulent. Dans ce cas, la traînée se représente sous la formule :

$$Tr = \frac{1}{2} C_t S \rho v^2 \quad (2.3)$$

Dans l'équation (2.3), C_t est une constante dépendante de la géométrie du submersible, S est le maître couple, ρ la densité volumique de l'eau et v la vitesse relative de l'objet par rapport au fluide. Dans notre cas, nous assimilons le maître couple S au carré de la longueur caractéristique du robot sous-marin. Cette longueur est extrapolée de la jauge individuelle :

$$S = J_i^{\frac{2}{3}} \quad (2.4)$$

Les équations (2.3) et (2.4) donnent :

$$Tr = \frac{1}{2} C_t J_i^{\frac{2}{3}} \rho v^2 \quad (2.5)$$

Dans notre étude, nous considérons que la puissance du robot est dédiée à sa mobilité, et qu'elle est égale à la traînée. Les équations (2.2) et (2.5) nous donnent une expression du temps de mission en fonction de la jauge individuelle :

$$\tau = \frac{2C_e J_i^{\frac{1}{3}}}{C_t \rho v^2} \quad (2.6)$$

où C_e est la constante liant l'énergie à la jauge individuelle (voir Éq.(2.2)). Travaillant à vitesse constante pour les différents systèmes étudiés, nous pouvons simplifier l'équation (2.6).

$$\tau = K_\tau J_i^{\frac{1}{3}} \quad (2.7)$$

où K_τ est une constante.

En assimilant la forme de tous les robots à celle du submersible ASEMAR dont nous possédons les données techniques, nous pouvons en déduire la valeur de K_τ . La jauge J_{ref} de référence du robot ASEMAR est égale à la jauge globale.

$$K_\tau = \frac{\tau_{ref}}{J_{ref}^{\frac{1}{3}}} \quad (2.8)$$

$$J_{ref} = J_g \approx N \cdot J_i \quad (2.9)$$

d'où

$$\tau \approx \tau_{ref} \left(\frac{1}{N} \right)^{\frac{1}{3}} \quad (2.10)$$

De l'équation (2.10), nous pouvons compléter les temps de mission de notre tableau comparatif. Une fois le temps de mission obtenu, les deux métriques de distance de mission et distance effective se calculent facilement.

En utilisant la même méthode de simplification, nous pouvons estimer la portée du SONAR embarqué par les robots, en fonction de leur jauge individuelle. Nous prenons les données de l'UUV ASEMAR comme référence de calcul. Nous considérons ici que la portée du SONAR est affectée par l'augmentation de la fréquence de travail ainsi que par l'énergie utilisée pour l'émission. L'atténuation

due au phénomène de relaxation est négligeable en première approximation. En outre, la fréquence d'un SONAR étant directement proportionnelle à la taille de l'antenne, nous pouvons définir en première approximation :

$$f = f_0 J_i^{\frac{1}{3}} \quad (2.11)$$

Nous notons A_{freq} l'amortissement dû à l'augmentation de fréquence. En considérant que la portée du SONAR est de 100% pour l'UUV ASEMAR ($A_{freq_{ref}} = 1$) et que la portée décroît d'autant que la fréquence augmente, nous pouvons calculer un coefficient de la réduction de la portée par rapport à la fréquence.

$$\begin{aligned} A_{freq} &= K J_i^{\frac{1}{3}} \\ \frac{A_{freq}}{A_{freq_{ref}}} &= \frac{K J_i^{\frac{1}{3}}}{K J_{ref}^{\frac{1}{3}}} \\ A_{freq} &= \frac{1}{A_{freq_{ref}}} \left(\frac{J_i}{N * J_i} \right)^{\frac{1}{3}} \\ A_{freq} &= \left(\frac{1}{N} \right)^{\frac{1}{3}} \end{aligned} \quad (2.12)$$

Pour une énergie d'émission donnée, l'intensité du signal d'un SONAR actif décroît en $\frac{1}{R^4}$, où R est la distance à la source. Nous pouvons donc déduire que la distance de détection (énergie de l'écho reçue constante) sera inversement proportionnelle à l'énergie émise à la puissance $\frac{1}{4}$. Nous notons A_e l'amortissement dû à la baisse de la puissance émise, A_{eref} l'amortissement de l'UUV ASEMAR valant 1.

$$A_e = \left(\frac{1}{N} \right)^{\frac{1}{4}} \quad (2.13)$$

L'affaiblissement de la portée de détection du SONAR est donc assimilé à la portée de référence multipliée par les deux facteurs d'amortissement (2.12) et (2.13) :

$$P = P_{ref} * A_e * A_{freq} \quad (2.14)$$

Les données pour les caméras et les caméras EMCCD (*Electron Multiplying Charge Coupled Device* – caméra amplifiée) sont issues de documentations techniques. Nous nous sommes basés sur des produits existants dans le commerce. La capacité d'emport des UUV nous a permis de déterminer quels capteurs pouvaient être embarqués. La largeur de balayage est donc issue des données techniques des capteurs sélectionnés.

2.1.2.3 Tableau comparatif, résultats et discussion

Les résultats de la section précédente sont résumés dans le tableau 2.2, pages 33-34.

La comparaison des métriques nous permet d'apporter une réponse à la comparaison d'un gros engin robotisé par rapport à l'emploi d'un essaim. Les jauge individuelles nous donnent le nombre d'UUV composant l'essaim. Dans le cas des *Biofish*, la taille de ces nano-robots conduit à un essaim composé de 2400 UUV. Bien que ce chiffre puisse sembler aberrant, nous choisissons de l'inclure dans notre étude. Ce type de robot n'est pour l'instant qu'un concept basé sur le biomimétisme d'un banc de poissons tels que la sardine. Ces bancs sont effectivement constitués de milliers d'individus et l'exploration de cette hypothèse très futuriste nous semble pertinente.

Dans un premier temps, en comparant les distances effectives (voir figure 2.3), nous constatons qu'un UUV ayant une jauge plus importante pourra travailler sur une plus longue distance qu'un UUV de jauge inférieure. La seconde courbe montre que l'utilisation d'un essaim permet de franchir un ordre de grandeur dans la distance de mission, c'est-à-dire la distance totale parcourue par tous les UUV de l'essaim.

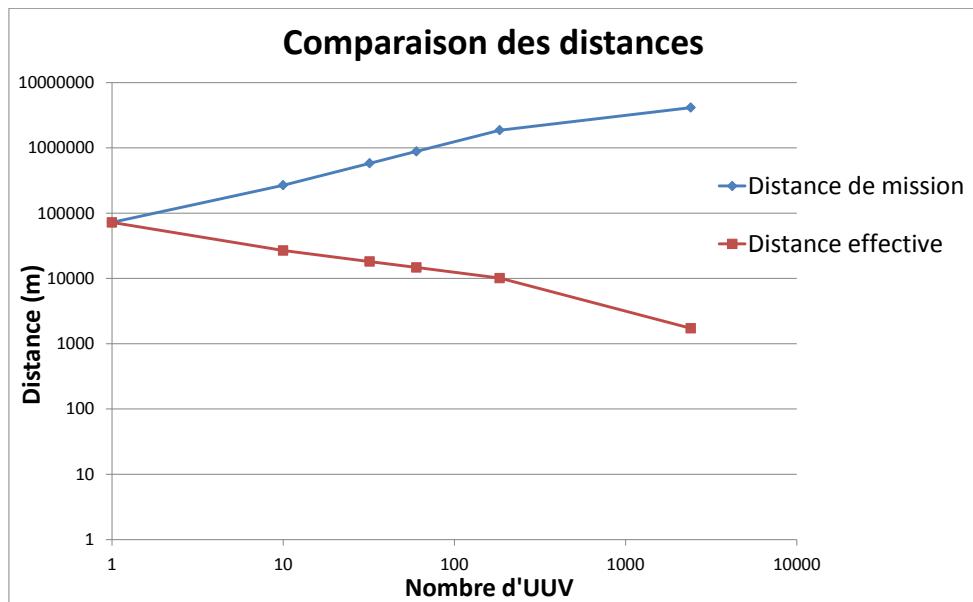


FIGURE 2.3 – Comparaison des distances effectives et des distances de mission en fonction de la jauge des UUV.

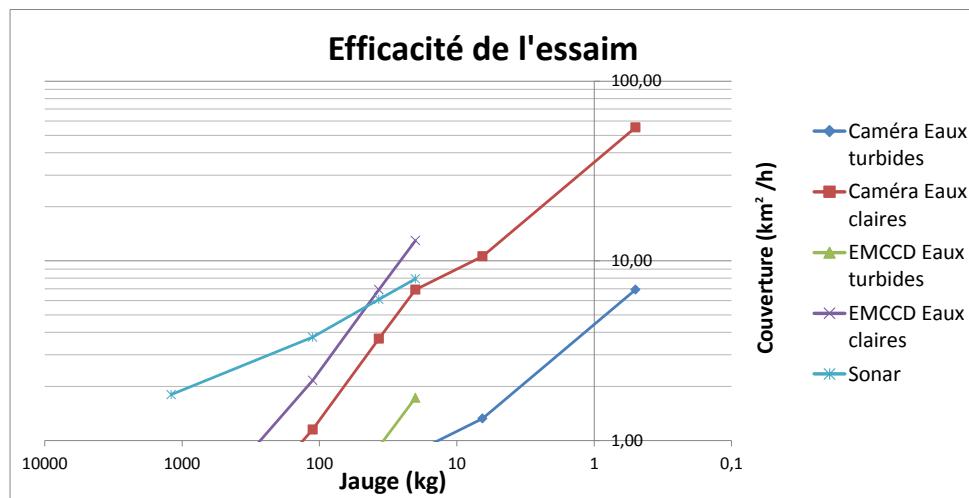


FIGURE 2.4 – Comparaison de la couverture horaire en fonction de la jauge des robots sous-marins et du type de capteur utilisé.

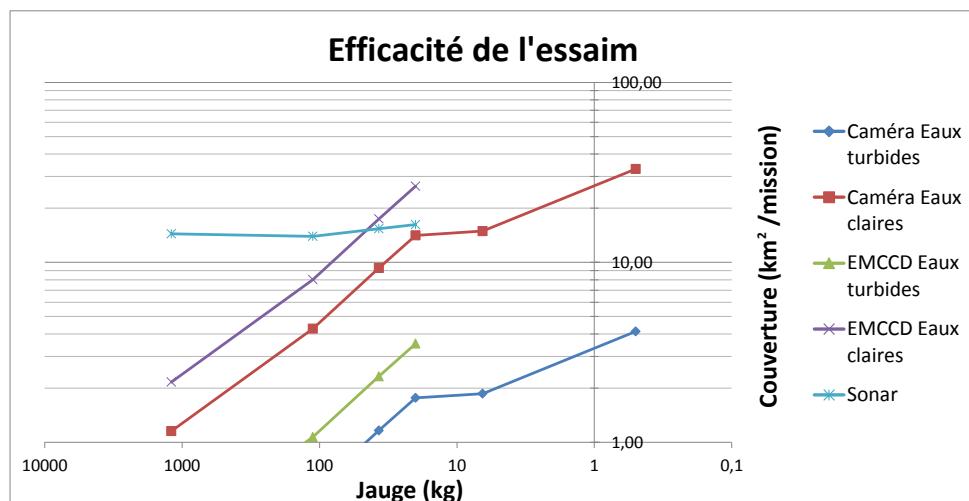


FIGURE 2.5 – Comparaison de la couverture sur le temps de la mission en fonction de la jauge des robots sous-marins et du type de capteur utilisé.

	AUV ASEMAR	Atlas Maridan Seawolf A	Rémus 100	Agatha	Subseatech Explorer	Biofish
Jauge (kg)	1200	112	37	20	6,50	0,5
Nombre de engins dans l'essaim	1	10	32	60	184	2400
Calibre (m)	0,7	0,30	0,19	0,12	0,20	0,02
Longueur (m)	5,85	2,00	1,60	1,00	0,49	0,20
Vitesse opérationnelle (m s ⁻¹)	2,5	2	2	2	2	0,8
Durée mission (h)	8	3,71	2,52	2,04	1,41	0,60
Distance effective (m/UUV)	72000	26736	18143	14713	10127	1721
Distance de mission (m/essaim)	72000	267356	580572	882788	1863378	4130063
SONAR actif						
A_{freq}	1,00	0,46	0,31	0,26	0,18	N/A
A_e	1,00	0,56	0,42	0,36	0,27	N/A
Amortissement total	1,00	0,26	0,13	0,09	0,05	N/A
Portée opérationnelle	100,00	26,10	13,24	9,18	4,77	N/A
Largeur de balayage (m/UUV)	200,00	52,20	26,49	18,36	9,55	N/A
Largeur de balayage (m/essaim)	200,00	522,03	847,57	1101,35	1756,73	N/A
Surface balayée (km ² h ⁻¹)	1,80	3,76	6,10	7,93	12,65	N/A
Surface balayée (km ² /mission)	14,40	13,96	15,38	16,20	17,79	N/A
Caméra EMCCD						
Portée	2	2	2	2	2	N/A
Largeur de balayage (m/UUV)	4	4	4	4	2	N/A
Largeur de balayage (m/essaim)	4	40	128	240	368	N/A
Surface balayée (km ² h ⁻¹)	0,04	0,29	0,92	1,73	2,65	N/A
Surface balayée (km ² /mission)	0,29	1,07	2,32	3,53	3,73	N/A
Caméra EMCCD						
Portée	15	15	15	15	15	N/A
Largeur de balayage (m/UUV)	30,00	30,00	30,00	30,00	15,00	N/A
Largeur de balayage (m/essaim)	30,00	300,00	960,00	1800,00	2760,00	N/A
Surface balayée (km ² h ⁻¹)	0,27	2,16	6,91	12,96	19,87	N/A
Surface balayée (km ² /mission)	2,16	8,02	17,42	26,48	27,95	N/A
Caméra classique						
Portée	1	1	1	1	1	1
Largeur de balayage (m/UUV)	2	2	2	2	1	1
Largeur de balayage (m/essaim)	2	20	64	120	184	2400

	AUV ASEMAR	Atlas Maridan Seawolf A	Rémus 100	Agatha	Subseatech Explorer	Biofish
Surface balayée ($\text{km}^2 \text{h}^{-1}$)	0,02	0,14	0,46	0,86	1,32	6,91
Surface balayée ($\text{km}^2 / \text{mission}$)	0,14	0,53	1,16	1,77	1,86	4,13
Caméra classique		Eaux claires				
Portée	8	8	8	8	8	8
Largeur de balayage (m/UUV)	16	16	16	16	16	16
Largeur de balayage (m/essaim)	16	160	512	960	1472	19200
Surface balayée ($\text{km}^2 \text{h}^{-1}$)	0,14	1,15	3,69	6,91	10,60	55,30
Surface balayée ($\text{km}^2 / \text{mission}$)	1,15	4,28	9,29	14,12	14,91	33,04

TABLEAU 2.2 – Tableau récapitulatif des données et portées des UUV.

En observant la figure 2.4, nous constatons que, pour chaque type de capteur, la courbe d'efficacité augmente avec la baisse de la jauge et donc l'augmentation de l'effectif de l'essaim. Il apparaît donc que la réduction de la taille des UUV, à jauge globale constante, permet d'augmenter l'efficacité horaire de l'essaim.

Cependant, la durée de la mission étant liée à la taille des UUV, il est également intéressant d'analyser l'efficacité de la mission sur la durée de la mission, comme illustré en figure 2.5. Nous observons de la même façon une augmentation de l'efficacité de l'essaim en fonction de la jauge individuelle des UUV. Nous notons tout de même que la hausse de l'efficacité sur la durée de la mission est bien moins forte que la hausse de l'efficacité horaire.

Pour chaque jauge étudiée, les valeurs de nos métriques sont supérieures aux valeurs de référence du robot ASEMAR.

2.1.2.4 Conclusion

Nous pouvons conclure de cette étude technico-opérationnelle sur la comparaison des performances d'un UUV unique à celles d'un essaim, que l'approche de l'utilisation d'un essaim de robots sous-marins semble pertinente. En effet, si la durée de mission se trouve fortement raccourcie par la limitation de l'énergie embarquée, la multiplication du nombre de capteurs compense cette faiblesse. Les capteurs embarqués, tels que les SONAR, sont susceptibles de voir leurs performances réduites à la suite de leur miniaturisation. Mais cette réduction est non-linéaire, en première approximation, inversement proportionnelle au carré de la jauge individuelle. Nous obtenons donc une performance estimée supérieure à la performance de référence de l'UUV ASEMAR.

Les autres capteurs de type caméra offrent une largeur de balayage dépendant uniquement de la taille de la charge utile maximale pouvant être emportée par le robot. Bien qu'un robot plus petit doive embarquer une caméra de portée deux fois moindre, le nombre de robots présents dans l'essaim fait rapidement croître la surface totale couverte. Cependant, les caméras perdent rapidement leur efficacité dans des eaux turbides. Si les conditions le permettent, nous privilierons l'emploi de caméra EMCCD, sinon, nous nous orienterons vers l'utilisation standard du SONAR.

Nous arrivons à la conclusion que l'emploi d'un essaim de micro-robots est pertinent en termes de couverture. L'emploi de nano-robots, dont la jauge individuelle serait de l'ordre de 500 g, est une piste qui pourrait être explorée. Cependant, de nombreuses incertitudes quant à la possibilité de miniaturisation des capteurs, de la navigabilité en présence de courant, demandent un certain nombre de recherches amont. Il nous semble adéquat de reformuler nos hypothèses de travail en se basant sur l'emploi d'un engin submersible de type Explorer de [SubseaTech \(2011\)](#). Ce robot sous-marin respecte les nombreuses hypothèses que nous avons fixées (voir section 2.1.1.3). Bien que filoguidée dans sa version initiale, sa capacité d'emport permettrait facilement de l'automatiser.

Il faut noter que notre étude ne prend pas en compte le comportement des robots lors de la mission. Si nous avons pu montrer dans cette étude que le nombre de capteurs compense la perte due à leur miniaturisation, il faut prendre désormais en compte le cadre opérationnel de la mission. L'UUV ASEMAR nécessite 3 opérateurs pour planifier et effectuer sa mission. Nous ne souhaitons pas multiplier par N, le nombre de robots dans l'essaim, le nombre d'opérateurs, il est donc nécessaire d'adapter le comportement des UUV à la mission.

Un travail de planification n'est plus envisageable dès lors que nous dépassons une vingtaine d'engins. Dans cette optique, nous avons axé la poursuite de nos travaux sur la conception et la validation d'un algorithme de mise en formation d'un essaim de robots auto-organisés.

2.1.3 Synthèse des hypothèses de travail

Maintenant que nous avons pu apporter la preuve que l'emploi d'un essaim de robots sous-marins offre une capacité opérationnelle supérieure à celle d'un robot unique, nous pouvons synthétiser et compléter nos hypothèses de travail :

- Évolution de l'essaim en 2D (voir Hyp. 2.1).
- Initialisation des robots de façon aléatoire dans une zone définie dans le scénario.

- L'ensemble de l'essaim est synchrone. Dans nos hypothèses, les détections sont instantanées et synchronisées (voir Hyp. 2.2).
- L'essaim dispose d'un système de positionnement absolu peu performant, mais chaque membre dispose d'un système de positionnement relatif de ses voisins très performant (voir Hyp. 2.3).

Les données constructeur de l'UUV nous donnent les principales caractéristiques que nous prenons en compte dans la construction de nos simulations :

- vitesse maximale : 4 m/s,
- vitesse angulaire : 300 °/s,
- accélération et décélération : 12 N/s,
- pas de limite d'autonomie, et
- collisions si les engins sont à 20 cm l'un de l'autre.

Les contraintes environnementales et technologiques actuelles nous imposent certaines hypothèses :

- pas de communication directe entre les UUV, et
- réception des consignes de la mission lors de la phase d'initialisation.

2.2 CRÉATION D'UN COMPORTEMENT ÉMERGENT PAR UNE APPROCHE « TOP-DOWN »

La logique de notre étude fut de procéder par étape afin de concevoir une solution viable et fiable, présentable comme une preuve de concept. Ce processus de création s'inscrit dans la lignée de la création de comportements d'essaim par *swarm embodiment*, développée par Kornienko *et al.* (2006). Dans cette approche, à l'inverse des processus usuels qui construisent des interactions locales puis analysent le comportement émergent, le comportement de l'essaim est fortement détaillé, puis va diriger le comportement local de chaque agent. Le jeu de règles globales sert de base à la construction du jeu de règles locales qui, une fois appliquées aux agents, devront restituer les règles globales au niveau de l'essaim.

2.2.1 Solution retenue

En croisant les données formalisées dans la définition de notre problème avec l'état de l'art que nous avons dressé sur les points clés identifiés, nous proposons ici les principes de notre solution.

Homogène Tous les agents du groupe sont rigoureusement identiques, tant au niveau matériel que logiciel embarqué.

Autonome Nous souhaitons avoir ni superviseur ni «*blackboard*» centralisant l'information. Chaque agent doit donc être autonome. Les informations concernant la mission sont transmises lors de la phase de planification, les autres informations sont extraites de l'environnement via les capteurs (caméras, système de géolocalisation). Les informations de détection sont transmises en fin de mission, après la récupération.

Synchrone Le système de localisation des voisins des robots nécessite la synchronisation de tout l'essaim afin d'éviter les collisions de signaux.

Anonyme Aucun élément du groupe ne possède de moyen de s'identifier auprès des autres. Les robots sont anonymes.

Oublieux Afin de limiter la quantité de mémoire embarquée, les UUV sont oublieux, ils ne possèdent pas de mémoire des états passés, que ce soit la leur, ou celle de l'essaim.

Agents Réactifs Nous avons vu dans la section 1.3.1 que des agents autonomes peuvent avoir différents types de comportement. Selon nos considérations techniques, nous souhaitons concevoir une solution réaliste, donc en grande partie exploitant des équipements disponibles sur le marché. De plus, notre solution doit être d'un coût raisonnable pour un système d'armement. Afin de maintenir ces coûts assez bas, nous pensons qu'il serait judicieux d'embarquer un petit ordinateur basse consommation comme unité centrale (architecture ARM ou x86 Intel Atom). La puissance de calcul de ce type d'architecture étant un peu limitée, nous souhaitons l'utiliser en grande partie pour le traitement

du signal SONAR, afin de détecter, classifier et identifier les objets sous-marins. Nous devons donc restreindre les calculs nécessaires à la navigation. C'est dans ce but que les robots de notre essaim seront dotés d'un comportement réactif plutôt que délibératif. En effet, un comportement délibératif nécessite une représentation de l'environnement complexe, ainsi que de nombreux calculs de décision (voir section 1.3.1). *A contrario*, un comportement réactif, basé principalement sur des réponses à des stimuli extérieurs, permettra de limiter la puissance de calcul nécessaire.

L'ensemble des comportements réactifs des agents doit permettre l'émergence d'un comportement cohérent au niveau de l'essaim.

Afin de garantir son efficacité, nous estimons que notre groupe de robots doit comprendre entre 10 et 60 individus, selon sa performance, mais également selon la mission que nous souhaitons lui assigner.

Modèle dynamique simplifié Selon notre hypothèse de travail 2.1, le groupe de robots évoluera dans deux dimensions. La logique de notre démarche fut de tester nos hypothèses successivement, en complexifiant au fur et à mesure notre solution. Nous avons donc, dans un premier temps, effectué des tests sur une seule dimension. Notre modèle dynamique était donc réduit au plus simple :

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ Vx \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Vx \\ u_1 \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

Dans l'équation 2.15, x est la position en abscisse de l'UUV, Vx est la vitesse selon l'axe des x , et u_1 est la commande d'accélération selon l'axe des x , transmise au robot. La seconde étape de notre étude préliminaire fut d'ajouter un nouveau degré de liberté à notre essaim. En deux dimensions, notre modèle dynamique devient :

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{Vx} \\ \dot{Vy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Vx \\ Vy \\ u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

De la même façon, dans l'équation 2.16, y est la position en ordonnée de l'UUV, Vy est la vitesse selon l'axe des y , et u_2 est la commande d'accélération selon l'axe des y , transmise au robot.

Formation L'un des points centraux de notre approche proposée ici est la formation adoptée par notre essaim. En effet, la mission de notre groupe de robots est de couvrir une zone donnée, en limitant au maximum les trous de couverture. Le parcours de zone « en radiateur » (*lawn-mower pattern*) est une méthode très efficace pour un robot ou un nombre limité de robots (Arkin *et al.* 2000; 2005, Galceran et Carreras 2013, Santamaria *et al.* 2013). Il est cependant complexe à planifier pour un grand nombre de robots, et son intégration sur un robot autonome (qui déciderait lui-même en temps réel de la forme de son radiateur) va à l'encontre de notre volonté d'agents réactifs.

Nous désirons également que l'ensemble de l'essaim achève sa mission en même temps, ce qui facilitera la récupération du groupe en fin de mission. Il convient donc d'adopter une structure monogroupe. Comme nous ne cherchons pas à multiplier plus que nécessaire les recouvrements de capteurs, la ligne droite (robots les uns à côté des autres) nous semble une formation adaptée à notre besoin. Cette formation, menée à vitesse constante, ne présente, dans le cas idéal, aucun trou de couverture spatiale. La couverture temporelle est ainsi strictement maîtrisée. Nous nous assurons alors qu'à un instant t donné, aucun objet ne se trouvait dans la zone décrite par la ligne à cet instant.

Nous considérerons dans notre étude que la formation adéquate, en lien avec le type de mission, est de former une ligne perpendiculaire à la trajectoire donnée par l'opérateur, chaque élément de la formation étant à une distance r de ses voisins. Nous assimilerons cette trajectoire à une droite. Nous estimons que le nombre de robots sera suffisant pour couvrir la zone de recherche en une passe. Dans le cas contraire, il suffirait d'appliquer une trajectoire de recherche en radiateur à l'essaim pour la zone en plusieurs passes. L'étude du maintien de la formation lors du changement de trajectoire sera intéressante à mener dans la poursuite des travaux.

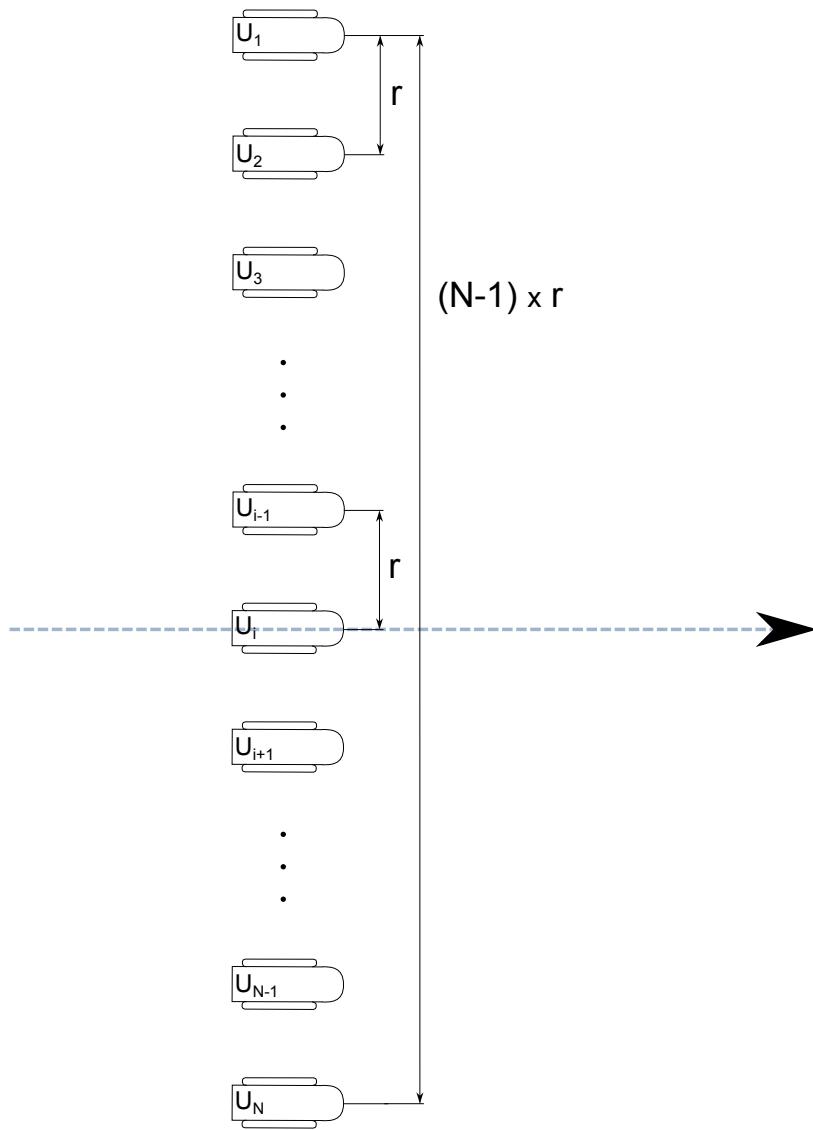


FIGURE 2.6 – Formation d'un essaim en ligne, respectant une distance inter-UUV r , progressant perpendiculairement à l'axe central, en pointillés, représentant la trajectoire à suivre.

La formation que nous avons adoptée ne nécessite que la définition *a priori* de la distance séparant les éléments de la formation.

Définition 2.2

Distance inter-UUV Il s'agit de la distance séparant deux agents de la formation. Nous la notons r .

2.2.2 Approche globale/locale

Nous basons notre approche sur les travaux de Kornienko *et al.* (2006). Dans cet article, les auteurs construisent le comportement de l'essaim à partir d'une somme de contraintes. Ces contraintes se répartissent sur deux niveaux :

- un niveau local, pour maintenir une cohérence dans l'essaim, et
- un niveau global, pour que l'essaim suive les consignes de l'opérateur.

Dans toute la suite de notre étude, nous noterons $R_i \left(O_i, \vec{i}_i, \vec{j}_i \right)$ le repère orthonormé centré sur le robot $U_i \mid i \in [0, N]$, avec N le nombre de membres de l'essaim. R_i est lié à U_i tel que \vec{i}_i soit confondu avec le cap du robot. En d'autres termes, la direction du robot est colinéaire à \vec{i}_i .

Nous noterons $R \left(O, \vec{i}, \vec{j} \right)$ le repère orthonormé dans lequel évolue l'essaim de robots. Par convention, \vec{j} indique le Nord. Nous nous référerons à l'annexe A.1 pour plus de détail.

2.2.2.1 Contraintes globales

Dans le cas de notre mission de guerre des mines définie dans la section 2.1.1, les contraintes globales sont assez complexes à formaliser. Voici les contraintes que nous avons fixées à l'essaim dans notre première version de l'algorithme :

Vitesse globale Nous noterons Vx_g la vitesse globale. Cette vitesse est l'objectif à atteindre pour l'ensemble de l'essaim. Nous noterons $Vx_i(t)$ la vitesse de l'UUV i à l'instant t . $\overline{Vx(t)}$ est donc la vitesse moyenne de l'essaim à un instant t . Nous cherchons donc à atteindre la propriété suivante :

$$\overline{Vx(t)} = Vx_g, \forall t \in [0, t_{max}] \quad (2.17)$$

Dans l'optique de limiter les calculs, nous nous baserons sur un simple asservissement proportionnel dans un premier temps pour réguler les robots sur cette vitesse (Ziegler et Nichols 1942, Horowitz 1959).

Direction Dans nos premières simulations, nous avons décidé de définir l'axe X comme l'axe principal, le long duquel l'essaim doit progresser. Nous voulons donc qu'à chaque instant, la vitesse sur l'axe Y soit nulle pour l'ensemble des UUV de l'essaim. Ceci peut se traduire par la contrainte suivante :

$$\forall i \in [0, N], \forall t \in [0, t_{max}], Vy_i(t) = 0 \quad (2.18)$$

Formation Nous avons sélectionné la ligne perpendiculaire à l'axe de progression (ici l'axe X) comme formation à maintenir. Il faut donc qu'à chaque instant, la position en x soit la même pour l'ensemble de l'essaim pour obtenir une ligne perpendiculaire à l'axe X.

$$\forall t \in [0, t_{max}], x_1(t) = x_2(t) = \dots = x_{N-1}(t) = x_N(t) \quad (2.19)$$

Centrage sur l'axe Nous souhaitons voir apparaître un comportement de centrage de l'essaim sur l'axe de progression. Nous définissons ici l'axe de progression, axe central, comme l'axe X. Cette contrainte peut se traduire ainsi :

$$\forall t \in [0, t_{max}], \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i(t) = 0 \quad (2.20)$$

2.2.2.2 Contraintes locales

À ces contraintes globales qui nous permettent de contrôler le comportement de l'essaim, s'ajoutent des contraintes locales, pour maintenir une cohérence dans l'essaim. Pour ce faire, nous devons définir le voisinage d'un UUV. Ce voisinage est défini par P , la distance maximale de détection de l'UUV. Cette distance dépend des technologies employées dans le système de localisation des voisins. La figure 2.7 illustre le voisinage d'un UUV identifié comme U_4 .

Définition 2.3

Voisinage Soient U_i et U_k deux agents, U_i est dans le voisinage $\Phi(U_k)$ de U_k si et seulement si

$$\|U_i U_k\| \leq P$$

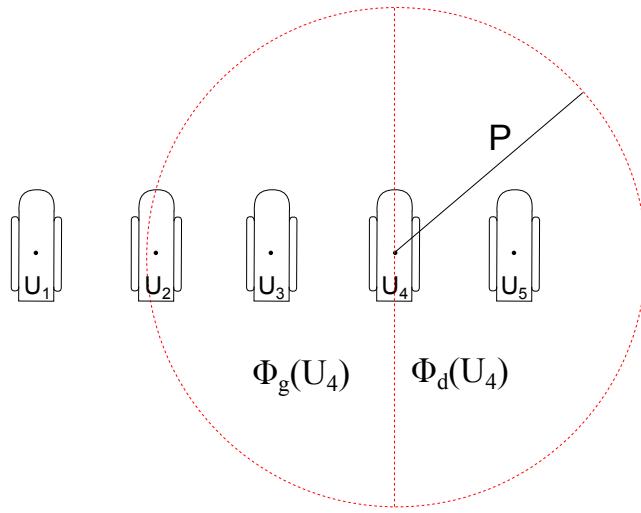


FIGURE 2.7 – Représentation du voisinage de l'UUV U_4

Proposition 2.1

$$U_i \in \Phi(U_k) \Leftrightarrow U_k \in \Phi(U_i)$$

Le comportement émergent que nous tentons de construire nécessite une notion un peu plus aboutie de voisinage. En effet, afin de se placer correctement en fonction de ses voisins, un robot submersible doit, non seulement, localiser ses voisins, mais également définir son voisinage à gauche et son voisinage à droite. φ représente l'angle entre un voisin U_k et un UUV U_i : $\varphi = (\overrightarrow{U_i O_k}, \overrightarrow{i_i})$

Définition 2.4

Voisinage à gauche (resp. à droite) Soient U_i et U_k deux agents, U_k est dans le voisinage $\Phi_g(U_i)$ (resp. $\Phi_d(U_i)$) de U_i si et seulement si

$$\begin{aligned} \|U_i U_k\| &\leq P, \\ \varphi &\in [0, \pi[\text{ (resp. } \varphi \in [\pi, 2\pi[) \end{aligned}$$

La figure 2.7 présente $\Phi_g(U_4)$ et $\Phi_d(U_4)$ par deux demi-cercles.

Vitesse locale Nous noterons Vx_i (resp. Vy_i) la vitesse locale selon l'axe X (resp. Y) d'un UUV U_i . Pour obtenir une cohérence dans l'essaim, nous cherchons à maintenir la vitesse du robot égale à celle de ces voisins, en respectant par ce biais les règles de Reynolds sur le *flocking* (Reynolds 1987).

$$\forall t \in [0, t_{max}], Vx_k(t) = \frac{1}{Card(\Phi(U_k))} \sum_{i|U_i \in \Phi(U_k)} V_i(t) \quad (2.21)$$

Position locale Nous souhaitons que l'essaim évolue dans l'environnement comme un seul ensemble. Il est donc nécessaire de forcer les robots à rester proches les uns des autres. Contrairement aux potentiels sociaux (Reif et Wang 1999), nous n'appliquons pas un potentiel omnidirectionnel basé uniquement sur la distance inter-agents et centré sur les robots. Nous nous inspirons de l'approche de Balch et Hybinette (2000), qui fixe à chaque robot des sites de fixation. Ce sont ces sites de fixation qui deviennent les centres des potentiels d'attraction ou de répulsion. Dans notre première approche, nous avons opté pour cette solution, qui offre la possibilité d'adopter facilement la formation en ligne (voir Fig. 1.5).

La définition de nos deux niveaux de contraintes nous permet de concevoir un comportement simple de nos robots. Le comportement émergent de l'ensemble devra satisfaire les contraintes globales, et chaque robot devra, de façon individuelle, satisfaire le mieux possible ses propres contraintes locales.

2.2.3 Régulateur correcteur d'erreur

Nous avons choisi d'implémenter de façon simple et rapide le comportement d'essaim. Plutôt que de travailler sur des potentiels, nous avons choisi d'utiliser des régulateurs, afin d'asservir nos robots autour de valeurs nominales. En effet, les méthodes employant uniquement des potentiels sociaux ne permettent pas un contrôle simple et efficace des contraintes globales, comme la position de l'essaim ou la vitesse globale. Pour pouvoir appliquer correctement un potentiel à un obstacle ou un centre d'intérêt, le robot doit avoir une représentation complète de son environnement ou posséder une importante quantité de mémoire, afin de créer son champ de potentiel. Dans le cas de notre étude, nos robots ne disposent d'aucune de ces deux capacités.

2.2.3.1 Étude en une dimension

La méthodologie développée dans ce mémoire nous a dirigés en premier lieu sur une expérimentation simple en une dimension. L'objectif de cette première expérimentation est de déterminer si un ensemble de systèmes asservis les uns sur les autres peuvent atteindre et respecter une vitesse de consigne donnée. Nous ne cherchons pas ici à démontrer formellement la possible linéarisation du système. Nous trouvons dans la littérature des exemples de linéarisation par bouclage pour des problèmes semblables ([Jaulin 2012](#)). La linéarisation du problème par Jaulin permet de construire un régulateur PID fiable, performant et convergent rapidement vers la consigne fixée. Cependant, pour parvenir à cette linéarisation, il est nécessaire que les robots échangent de nombreuses informations entre eux. Dans le cas de notre étude, les communications sont inexistantes. Les dérivées premières et secondes de la position des différents robots ne pouvant être transmises librement, ce type de linéarisation ne peut s'appliquer.

Nous cherchons ici à apporter une réponse empirique. Ce premier volet de l'étude est certes simple, mais il est nécessaire, car il s'inscrit dans la démarche que nous avons suivie tout au long de nos travaux.

Pour l'étude en une dimension, nous utilisons le modèle dynamique défini par l'équation ([2.15](#)). Nous définissons ensuite les erreurs locales et globales. C'est sur ce point que notre approche diffère un peu des approches mettant en œuvre des potentiels. Les méthodes de potentiels sont calculées en fonction de la distance entre l'agent et la cible, alors que nous calculons notre correction en fonction de l'erreur de position ou de vitesse. Le calcul de la correction en fonction de l'erreur de position en X ($Ex(t)$) est rigoureusement identique à la méthode des potentiels, car notre erreur est la mesure de la distance entre l'agent et la cible. L'équation ([2.22](#)) décrit cette erreur.

$$Ex(t) = \overline{x_k(t)} - x_i(t), k \in \Phi(U_i) \quad (2.22)$$

L'erreur de vitesse ($ex(t)$) est un simple différentiel par rapport à la vitesse de consigne Vx_g (voir [2.2.2.1](#)). Cette erreur est définie par l'équation ([2.23](#)).

$$ex(t) = Vx_g - Vx_i(t) \quad (2.23)$$

Les erreurs à corriger étant posées, nous pouvons appliquer un régulateur proportionnel. Deux gains sont à définir, un gain dit *gain global* Gx_g qui permet de donner plus ou moins de poids à la partie globale du régulateur (respect de la vitesse de consigne). Le second gain est le *gain local* Gx_l , permettant de pondérer l'importance de la cohérence de l'essaim (ici, maintenir la formation en ligne). L'équation ([2.24](#)) décrit notre régulateur.

$$Vx_i(t + \Delta t) = Vx_i(t) + Gx_g \times Ex(t) + Gx_l \times ex(t) \quad (2.24)$$

À chaque pas de temps (dans ce cas $\Delta t = 1$ s), la nouvelle position de chaque robot est calculée, en fonction de la nouvelle vitesse (Eq. (2.25)). Cette simulation n'est pas réaliste, car les capacités d'accélération et de freinage des robots ne sont pas prises en considération. De plus, ne travaillant que sur l'axe des x pour notre régulateur, nous considérons ici que chaque UUV est posé sur un rail. Cependant, cette brève étude nous permet de mettre en avant la crédibilité d'un système d'essaim autorégulé et de tester l'importance des gains dans l'utilisation de notre système.

$$x_i(t + \Delta t) = x_i(t) + Vx_i(t) \times \Delta t \quad (2.25)$$

2.2.3.2 Étude en deux dimensions

L'approche unidimensionnelle présente l'inconvénient de n'être que peu réaliste. En aucun cas, nos UUV ne se seront amenés à être positionnés sur des rails. Pour approfondir notre étude, il convient de leur ajouter un degré de liberté en travaillant dans un environnement en deux dimensions. Nous avons montré (voir section 2.1.1.1) que nous pouvions nous restreindre à un travail en deux dimensions seulement. Dans le nouveau repère $R(O, \vec{i}, \vec{j})$, nous utilisons l'équation Eq. (2.16) comme modèle dynamique des robots. Nous définissons deux nouvelles erreurs, l'erreur de position en y ($Ey(t)$ - Eq.(2.26)) et l'erreur de vitesse sur l'axe Y ($ey(t)$ - Eq.(2.27)).

Nous souhaitons maintenir une certaine distance r entre chaque membre de l'essaim (voir Def.2.2). Il est donc possible de déterminer la position théorique en y d'un UUV par rapport à ces voisins. Dans cette première version de l'algorithme de correction d'erreur, nous régulons la position en fonction du voisin de gauche si le robot est à droite de l'axe central, ici l'axe X .

$$Ey(t) = \begin{cases} (y_k(t) - r) - y_i(t), k \in \Phi_g(U_i) & \text{si } y_i(t) > 0 \\ (y_k(t) + r) - y_i(t), k \in \Phi_d(U_i) & \text{si } y_i(t) \leq 0 \end{cases} \quad (2.26)$$

L'équation 2.26 définit l'erreur en position en Y . Si l'UUV U_i est au-dessus de l'axe X , c'est-à-dire que $y_i(t) > 0$, alors l'asservissement est appliqué sur le voisin de gauche. Nous notons U_k la référence de cet asservissement tel que $k \in \Phi_g(U_i)$. U_k est alors le voisin à gauche de U_i . La position théorique de U_i par rapport à U_k est $(y_k(t) - r)$, car nous voulons respecter une distance r entre chaque robot. L'erreur de position est la différence entre cette valeur théorique et la valeur mesurée. Pour un UUV situé sous l'axe ($y_i(t) \leq 0$), nous procédons de façon analogue, l'UUV de référence étant le voisin de droite.

L'essaim doit se déplacer le long de l'axe X , nous en déduisons la vitesse de consigne $Vy_g = 0$. L'erreur en vitesse s'exprime alors facilement :

$$ey(t) = 0 - Vy_i(t) \quad (2.27)$$

La contrainte de placement global de l'essaim est ici intégrée de façon basique au régulateur. Si le robot se trouve au-dessus de l'axe des x ($Vy_i > 0$), alors nous soustrayons à la vitesse Vy_i une valeur donnée constante Gc . Dans le cas où $Vy_i < 0$, nous procédons de façon opposée, c'est-à-dire que nous ajoutons la valeur Gc à Vy_i . Si $Vy_i = 0$, alors il n'est pas nécessaire de corriger le centrage de l'essaim sur l'axe. Cette simple correction permet d'obtenir un système stable lorsqu'il est centré sur l'axe (voir la justification en annexe A.5).

$$Vy_i(t+1) = \begin{cases} Vy_i(t) + Gy_g \times Ey(t) + Gy_l \times ey(t) - Gc & \text{si } x_i(t) > 0 \\ Vy_i(t) + Gy_g \times Ey(t) + Gy_l \times ey(t) + Gc & \text{si } x_i(t) < 0 \\ Vy_i(t) + Gy_g \times Ey(t) + Gy_l \times ey(t) & \text{si } x_i(t) = 0 \end{cases} \quad (2.28)$$

2.2.4 Résultats

Les résultats que nous présentons ici sont la première étape de la validation de notre algorithme. Par la mise en œuvre d'un plan d'expérience, nous avons déterminé un espace de $[0, 1] \times [0, 1]$ dans lequel fixer nos gains G_l et G_g afin d'obtenir un système stable et convergent.

2.2.4.1 Régulation en une dimension

Notre régulateur étant linéaire, l'étude en une dimension nous donne en toute logique les résultats attendus : une convergence en vitesse et en position.

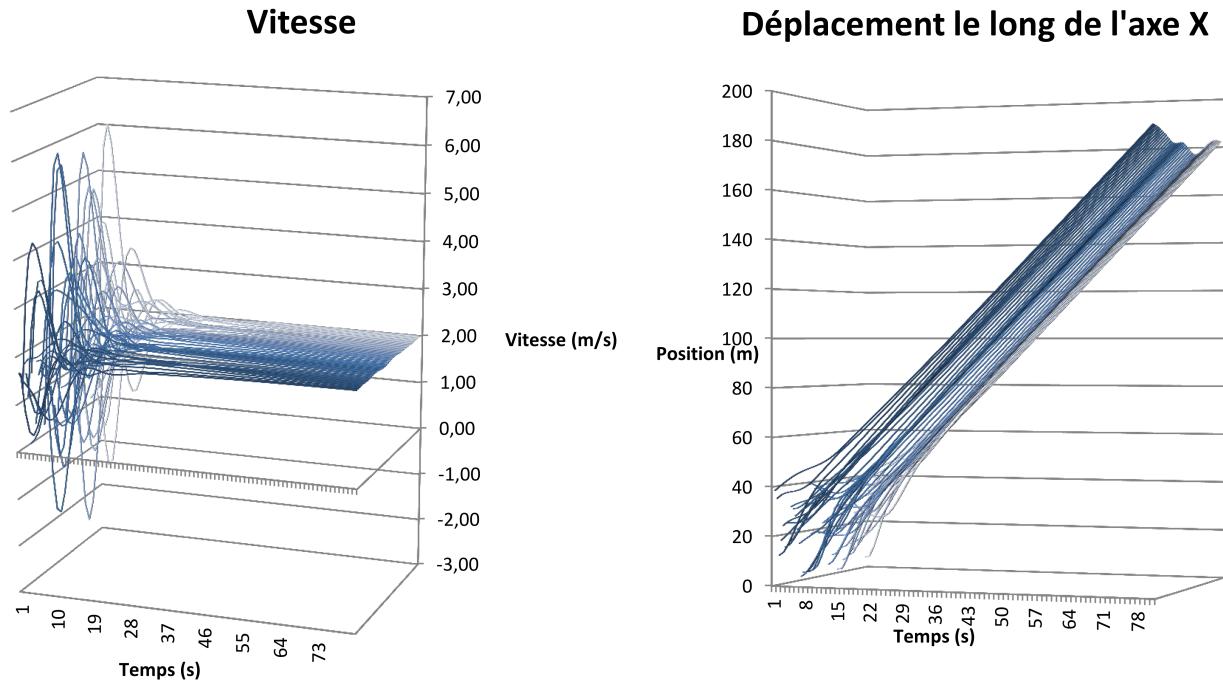


FIGURE 2.8 – Vitesse et position en x d'un essaim de 50 UUV.

La figure Fig. 2.8 illustre le comportement d'un essaim d'UUV évoluant selon l'axe des x uniquement. La vitesse de consigne est de 2 m/s, l'initialisation se fait de manière aléatoire, tirée uniformément entre 0 et 2 m/s pour la vitesse, et entre 0 et 40 m pour la position en X . La simulation dure 80 s.

Nous constatons que les valeurs convergent, et nous observons un écart-type sur les vitesses $\sigma_v = 0,015$ m/s et sur les positions $\sigma_x = 2,70$ m. $\sigma_v \approx 0$ pour des valeurs de vitesse de 2 m/s nous indique que la dispersion des valeurs est très faible autour de la moyenne. Nous mesurons un écart interquartile sur les positions $Q_3 - Q_1 = 2,44$. Cette valeur nous indique que la moitié des membres de l'essaim ne sont séparés que par une distance de 2,44 m au maximum. Bien que nous cherchions à atteindre des valeurs proches de zéro, l'écart entre les UUV de l'essaim est suffisamment faible pour que nous considérions que ces valeurs sont une preuve de l'efficacité de notre régulateur.

Nous observons sur la figure Fig. 2.8 une ondulation dans l'essaim, tant sur la répartition des vitesses que sur la répartition des positions. Ces vagues sont d'amplitudes limitées, comme le montrent les écarts-types, mais impactent la formation en ligne souhaitée.

2.2.4.2 Régulation en deux dimensions

Les expérimentations en deux dimensions permettent de mettre en avant l'avantage de l'anonymisation de l'essaim.

Dans la première expérience, nous avons testé avec des voisins prédéfinis. Dans ce cas de figure, chaque robot possède un identifiant Id_i , et chaque place est planifiée à l'avance. Le plus simple est d'assigner la position en fonction de l'identifiant : l'UUV k devra se placer entre l'UUV $k - 1$ et l'UUV $k + 1$. Ceci définit donc les voisins.

La formation en ligne étant planifiée à l'avance, il est peu étonnant de voir ce comportement. Nous notons cependant que la régulation dans un espace à deux dimensions est fonctionnelle. Cette

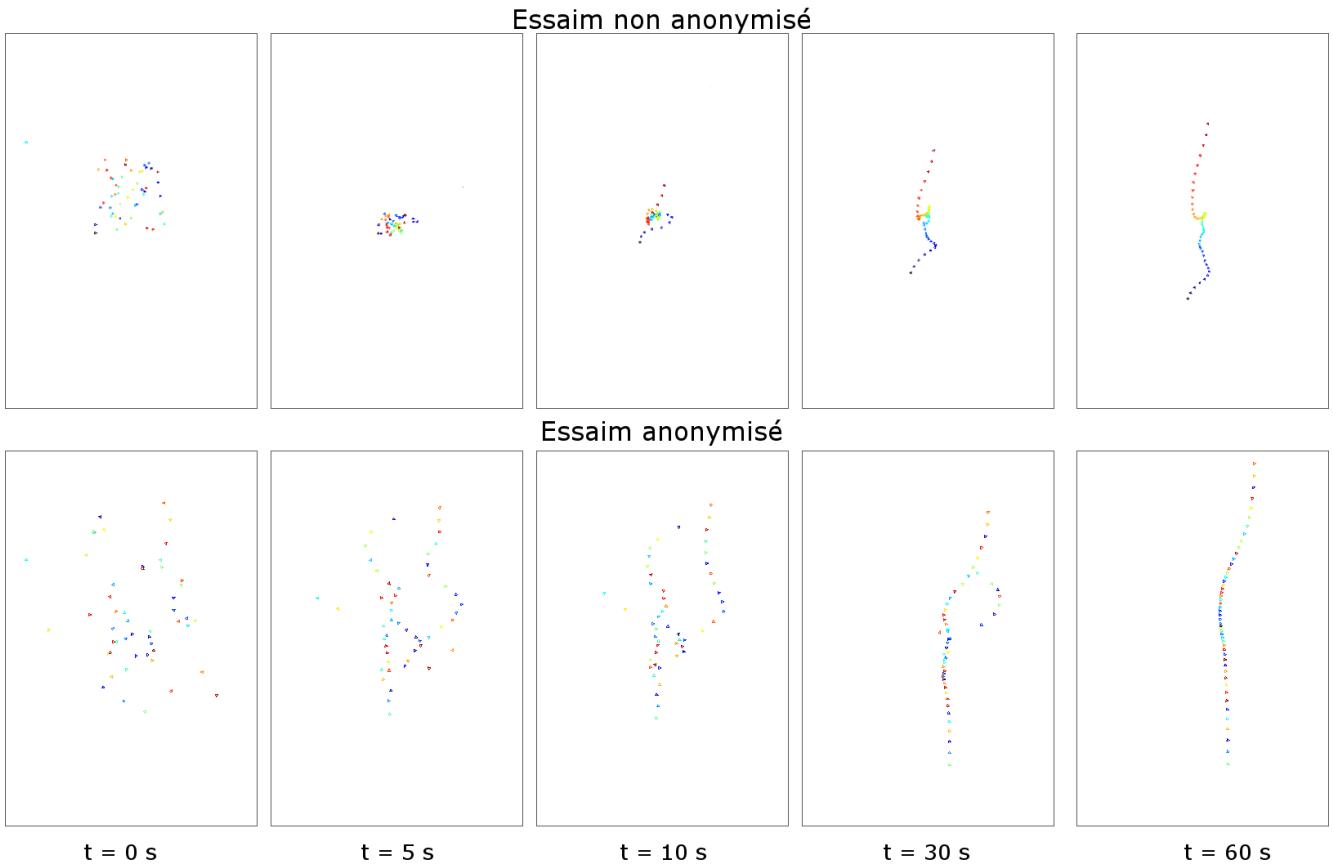


FIGURE 2.9 – Évolution de la distribution spatiale de l'essaim en fonction du temps. Lorsque l'essaim n'est pas anonymisé, la position de chaque robot dans la formation est planifiée à l'avance. Chaque point de couleur représente la position d'un UUV à l'instant t .

première expérience a pour but de nous servir de référence. Dans le cas présent, nous nous basons sur des hypothèses de travail que nous avons rejetées : une communication dans l'essaim, une formation planifiée à l'avance.

Nous avons implémenté une autre méthode de détermination des voisinages, permettant de s'affranchir de l'identification et des communications. L'asservissement se fait sur l'élément le plus proche de chaque voisinage.

Définition 2.5

Voisin de gauche ϕ_g (resp. de droite ϕ_d) C'est l'élément de $\Phi_g(U_i)$ (resp. $\Phi_d(U_i)$) le plus proche de U_i .

$$\begin{aligned} \phi_g(U_i) &= \text{Min} (\|U_k - U_i\|) \mid U_k \in \Phi_g(U_i) \\ (\text{resp. } \phi_d(U_i)) &= \text{Min} (\|U_k - U_i\|) \mid U_k \in \Phi_d(U_i) \end{aligned}$$

La figure 2.9 nous montre que les deux algorithmes amènent à la même forme finale. De plus, plusieurs points soulèvent notre intérêt dans cette expérience.

Nous notons dans un premier temps que le comportement qui émerge de l'ensemble de nos contraintes est conforme à nos attentes. Nous observons la formation en ligne. Nous remarquons également que des boucles se créent lors de la mise en formation. Ce phénomène, intéressant et non anticipé, s'explique assez simplement. Dans la définition du voisin à gauche (voir Déf. 2.5), notre définition n'est pas nécessairement réciproque, c'est-à-dire que le voisin de gauche d'un UUV U_i n'admet pas nécessairement cet UUV U_i comme voisin de droite. La figure Fig. 2.10 montre un contre-exemple possible. U_j admet U_i comme voisin de gauche, mais U_i admet U_k , plus proche de lui comme voisin de droite.

Un UUV qui serait un voisin à droite (ou à gauche) pour deux autres UUV différents ouvre deux branches à la formation de deux lignes distinctes. La régulation en position tend à ralentir les éléments

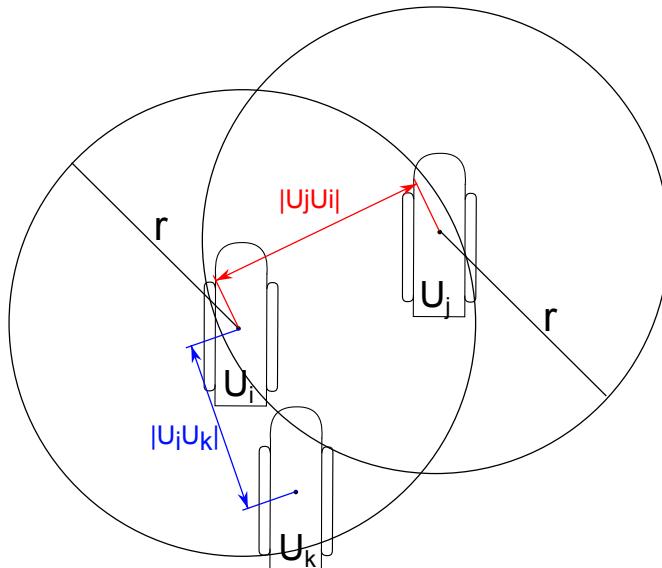


FIGURE 2.10 – Contre-exemple démontrant la non-réciprocité des voisins latéraux.

au-devant de l'essaim et à accélérer ceux à l'arrière. De ce fait, les boucles ne sont que des phénomènes temporaires, rapidement absorbés par le comportement global.

Nous constatons enfin un tassement de l'essaim au centre. Cet aspect du comportement émergent semble résulter de notre correction pour centrer l'essaim sur l'axe. Nous verrons dans le chapitre 3 quelle réponse nous apportons à ce problème.

Cette conception dans un environnement plus réaliste nécessitera un réglage assez fin des gains. Nous avons donc mené une brève analyse de notre régulateur, afin de déterminer quelques grandes règles qui nous permettront de limiter la recherche des gains.

2.2.4.3 Brève réflexion sur les gains

Nous avons mis en place un plan d'expérience afin de déterminer un espace à deux dimensions dans lequel nous pourrons fixer nos gains pour obtenir un algorithme stable. Nous avons fait évoluer les gains locaux (G_{y_l} et G_{x_l}) ensemble, de 0 à 1 par pas de 0,1. Pour chaque valeur des gains locaux fixés, nous avons fait évoluer les gains globaux (G_{y_g} et G_{x_g}) ensemble, de 0 à 2 par pas de 0,1. Pour chaque jeu de gains, nous avons lancé une simulation avec les mêmes conditions d'initialisation et mesuré certaines valeurs caractéristiques. Les UUV démarrent en ligne, avec le bon espacement en Y. Un UUV n'est pas centré par rapport à ses voisins, et nous mesurons l'impact de cette perturbation sur le reste de l'essaim.

La première figure (Fig. 2.11) illustre la convergence de l'erreur en y vers 0. Cette métrique se base sur une contrainte globale, à savoir se placer à une distance r de ses voisins. Il s'agit de la moyenne des erreurs en y à la fin de la simulation. Elle permet donc de se rendre compte de l'erreur statique de placement. Il est intéressant de remarquer que dès que le gain local est supérieur au gain global, la moyenne des erreurs diverge. De plus, plus le gain global augmente, plus l'erreur s'approche de 0.

La seconde figure (Fig. 2.12) illustre le dépassement maximum en x à l'instant $t = 3$ s. Nous mesurons ici $\text{Max}(|x_i(t) - \bar{x}(t)|)$, $\forall i \in [0, N]$. Cette métrique est intéressante, car elle permet d'étudier grossièrement la vitesse de convergence. Plus le dépassement est proche de zéro (en bleu), plus le système semble converger rapidement. Le fait de prendre un aperçu à un instant t donné ne nous assure pas que le système ne diverge pas par la suite. Pour ce faire, il faut analyser l'ensemble des courbes (voir annexe A.2).

Le but de cette étude était de trouver un ensemble de paramètres autour duquel placer nos gains. Elle nous permet d'exclure les jeux de paramètres où les gains locaux seraient supérieurs aux gains globaux. Au vu des courbes, nous estimons que placer nos gains locaux autour de 0,1 et nos gains globaux autour de 0,7 offrira un bon compromis entre la vitesse de convergence et les erreurs statiques et de dépassement.

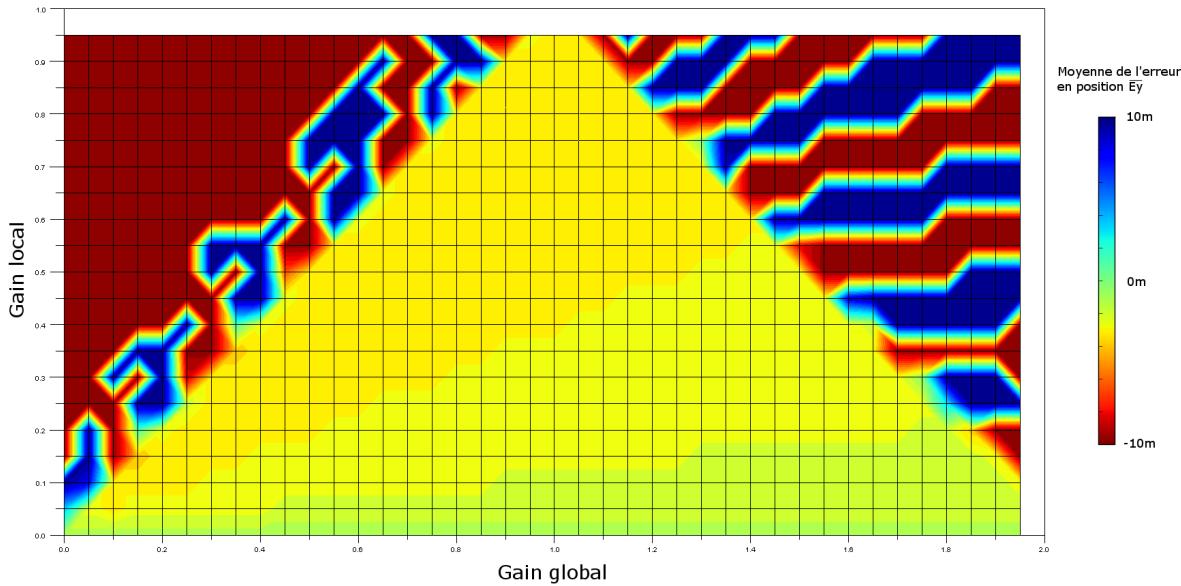


FIGURE 2.11 – Convergence de l'erreur en y autour de 0. Les zones rouges montrent une divergence vers des valeurs négatives, celles en bleu une divergence vers des valeurs positives. Le vert clair représente une valeur nulle ou proche de zéro.

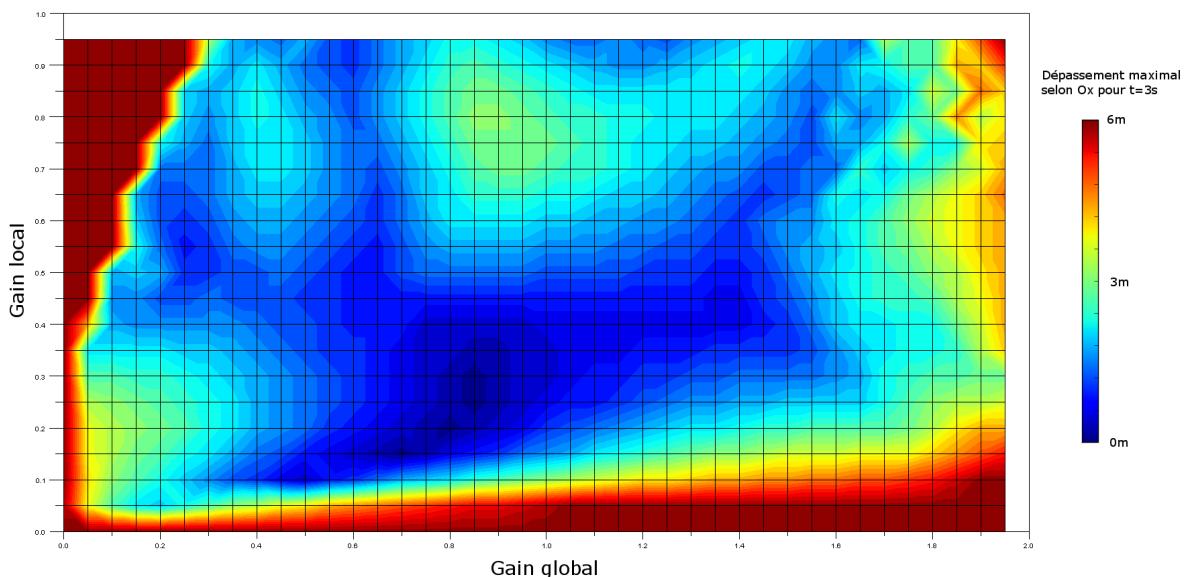


FIGURE 2.12 – Dépassement maximal atteint par un UUV à l'instant $t = 3$ s. La référence est la moyenne des positions de l'essaim en x .

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons posé le contexte de notre étude. Celui-ci présente des considérations environnementales, scientifiques et industrielles. Nous avons cherché à rester les plus réalistes possible, en exploitant des technologies existantes, ou en passe de l'être. À partir de ces hypothèses de travail, nous avons pu imaginer et proposer une solution innovante pour répondre au besoin de la guerre des mines : un essaim de micro-robots autonomes. Une étude technico-opérationnelle nous a permis de prouver qu'un essaim de petits robots ne souffrait aucunement de la comparaison avec les systèmes actuels, composés d'un unique UUV lourd. Les communications étant très limitées, nous avons imaginé faire émerger de l'essaim une formation en ligne, afin d'explorer simultanément une vaste zone. En nous appuyant sur une méthodologie de conception d'algorithme d'essaim, nous avons développé un

régulateur assez simple, mais prouvant la faisabilité de notre solution. Nous en avons exploité certains résultats avant de poursuivre plus en avant la conception et la validation de notre algorithme.

DÉVELOPPEMENT DE L'ALGORITHME DE FORMATION

3

SOMMAIRE

INTRODUCTION	51
3.1 REDÉFINITION DE LA MISSION	51
3.1.1 Vecteur de paramètres	51
3.1.2 Construction de simulations plus réalistes	53
3.1.3 Caractéristiques techniques	54
3.2 ALGORITHME	55
3.2.1 Notions importantes	56
3.2.2 Principe général	57
3.2.3 Construction du point cible	59
3.2.4 Asservissement	68
3.2.5 Exemple de comportement	69
CONCLUSION	70

Ce chapitre détaille le fonctionnement de notre algorithme. Nous avons montré dans le chapitre précédent que notre solution proposée pour répondre au problème posé est réalisable. Avant de décrire plus précisément les éléments clés de notre algorithme, nous avons choisi de préciser un peu plus le contexte de la mission.

INTRODUCTION

Les conclusions du chapitre 2 nous permettent de considérer que notre approche en essaim est réaliste. Cependant, les scénarios de tests n'expriment pas pleinement le contexte dans lequel nous souhaiterions évaluer notre algorithme. Aussi, nous commencerons ce chapitre en apportant des précisions sur la mission à effectuer. La mission telle que décrite au chapitre 2 pose les bases de tests simples, mais suffisants pour vérifier la viabilité de notre approche. Nous souhaitons désormais évaluer l'algorithme que nous proposons sur des scénarios plus réalistes, comportant plus de contraintes.

Nous poursuivrons ce chapitre en exposant le fonctionnement de l'algorithme, dont l'objectif est de faire émerger au niveau de l'essaim une formation en ligne, progressant le long d'une trajectoire prédefinie. Cet algorithme, dérivé du régulateur conçu dans le chapitre précédent, s'inspire des sites de fixation de [Balch et Hybinette \(2000\)](#), de la méthode de point cible de [Liang et Li \(2010\)](#), mais également des potentiels de [Reif et Wang \(1999\)](#) pour construire un point cible pour chaque UUV. Nous verrons que ce point cible est une subtile combinaison mêlant contraintes globales et contraintes locales. De plus, nous verrons comment le comportement de formation en ligne peut émerger dans l'essaim, sans pour autant être explicité dans les équations régissant les UUV.

3.1 REDÉFINITION DE LA MISSION

Nous avons décrit dans la section 2.1.1.2 différents aspects de la mission au cœur de notre étude. Nous avons évoqué la trajectoire planifiée de l'essaim, réduite à l'axe X, ainsi que la vitesse de consigne V_g , vitesse devant être atteinte par l'ensemble de l'essaim. Cette première approche nous a permis de mener de premières expérimentations, mais qui ne sont pas suffisantes pour tester des scénarios plus originaux et plus réalistes. C'est avec l'objectif de proposer un algorithme de formation en ligne de robots auto-organisés dans un milieu réaliste que nous avons décidé de repenser les bases de notre mission.

Le contexte opérationnel dans lequel s'inscrit cette étude oriente nos choix : ainsi, l'une des priorités actuelles et motrices de l'essor des robots autonomes est la réduction de l'équipage nécessaire à la manœuvre d'un système. L'autonomie des robots doit soulager l'opérateur de nombreuses tâches, limitant la taille de l'équipage nécessaire, mais aussi la charge cognitive. Bien que notre objectif ici ne soit pas la conception totale du système, incluant les interactions humain-machine, nous pensons qu'il est important de prendre en compte dès la conception la nécessité de limiter la surcharge cognitive. Nous allons donc mettre en place un système le plus autonome possible, mais nous ne nous attarderons pas sur la forme dans son ensemble.

La redéfinition de la mission passe par la caractérisation d'un vecteur de paramètres, qui sera à renseigner par l'opérateur. Ces paramètres sont des conséquences directes de notre première étude, ou sont directement liés au contexte opérationnel de guerre des mines dans lequel nous plaçons nos travaux.

3.1.1 Vecteur de paramètres

Nous cherchons ici à construire un vecteur des paramètres que l'opérateur devra renseigner pour effectuer la mission. Ce vecteur de paramètres, chargé dans chaque agent de l'essaim lors de la phase d'initialisation, devra fournir aux UUV toutes les données nécessaires au bon déroulement de la mission. Nous reprenons ici une majorité des concepts établis dans le chapitre 2.

Les éléments de ce vecteur de paramètres seront :

N Le nombre d'UUV dans l'essaim Bien que cet entier ($N \in \mathbb{N}$) ne soit pas directement exploité par les agents de l'essaim, cette variable est indéniablement un paramètre de la mission. Dans les considérations opérationnelles, ce nombre est déterminé en fonction du coût du système, mais aussi de la durée de la mission. Une mission d'urgence opérationnelle peut demander l'exploration immédiate d'un chenal d'accès. Dans ce cas, il sera plus intéressant de couvrir en une seule fois la plus grande zone sous-marine possible, en augmentant au maximum le nombre

d'UUV. Ce nombre maximum est limité par la capacité d'emport du vaisseau de surface. Le nombre de robots dans le groupe influence fortement la zone de couverture et la durée de la mission (voir notre étude technico-opérationnelle section 2.1). Nous avions auparavant défini N , le nombre d'UUV dans l'essaim, mais il revêt ici un rôle majeur, tant son impact sur les performances de la mission semble important. L'idéal serait que le système propose le nombre de robots optimal pour effectuer la mission dans les meilleures conditions et au meilleur coût.

C La trajectoire de l'essaim Cette trajectoire est le chemin que devra suivre l'essaim. Nous imposons une seule condition sur sa classe de régularité : C doit être une fonction \mathcal{C}^1 par morceaux. Pour simplifier les calculs à effectuer par le robot, nous prendrons ici une trajectoire affine par morceaux. Nous résumerons notre trajectoire à une liste de couples de \mathbb{R} .

Définition 3.1

Trajectoire Soit C la trajectoire donnée à l'essaim. Nous notons

$$\forall i \in [1, M], (x_i, y_i) \in \mathbb{R}^2,$$

$$C = ((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{M-1}, y_{M-1}), (x_M, y_M))$$

Nous souhaitons que l'essaim forme une ligne perpendiculaire à cette trajectoire, se centre dessus, et progresse ainsi le long de cette courbe.

L'angle de consigne α_c est une donnée extraite de la trajectoire (voir Fig.A.3, en annexe A.1.3). Cet angle permet aux UUV de s'assurer qu'ils progressent dans le bon sens le long de l'axe. Ce paramètre est inclus dans la trajectoire, il ne doit donc pas être directement renseigné par l'opérateur.

V_c La vitesse de consigne Cette vitesse intervient dans notre régulateur détaillé dans le chapitre précédent (Chap. 2). V_c est un paramètre que l'opérateur doit déterminer en fonction des caractéristiques techniques des UUV (limités par leur vitesse maximale), de la mission et de sa criticité. En urgence opérationnelle, il est tout à fait imaginable de devoir effectuer une mission le plus rapidement possible – par exemple déminer un chenal pour l'évacuation de ressortissants. *A contrario*, si la mission est planifiée longtemps à l'avance – déminage quotidien du goulet de Brest – l'opérateur pourra choisir une vitesse de mission plus faible (de l'ordre de 0,5 m/s contre 2 m/s au maximum). Il serait intéressant de mesurer l'impact de la vitesse de consigne sur l'efficacité de l'essaim.

r La distance inter-UUV Nous souhaitons maintenir dans l'essaim une formation en ligne. De plus, nous avons vu que l'idéal serait de placer les UUV à une distance égale les uns des autres en tout point du groupe. Cette distance fixe nous permettrait de mieux contrôler le comportement émergent de l'essaim. L'opérateur doit donc définir une distance inter-UUV, notée r . Dans le cas idéal, un UUV se trouvera à la distance r de chacun de ses voisins.

La distance inter-UUV dépend de nombreux paramètres, mais le choix final revient à l'opérateur. Selon la portée des SONAR latéraux ainsi que le taux de recouvrement désiré – 100% de recouvrement dans le cas normal de la guerre des mines, afin d'obtenir au minimum deux vues de l'objet détecté – l'opérateur pourra définir r .

Exemple 3.1

Soit un SONAR d'une portée $L_S = 8$ m, et un taux de recouvrement désiré de 100%. Chaque UUV embarque sur ses flans un SONAR. La couverture SONAR gauche de l'UUV U_i peut donc recouvrir la couverture SONAR droite de l'UUV $U_k \in \Phi_g(U_i)$, voisin de gauche de l'UUV U_i . Si l'opérateur pose $r = 16$ m, alors le recouvrement des couvertures sera nul. Il sera de 100% pour $r = L_S = 8$ m

Les progrès en technologie de détection ou en méthode d'identification pourraient, à l'avenir, faire baisser ce taux de recouvrement nécessaire. L'opérateur devra enfin prendre en compte P , la portée maximale de détection de voisins des UUV pour définir r . En effet, si $r > P$ notre algorithme ne serait plus fonctionnel. Les UUV s'éloignerait trop les uns des autres et ne seraient plus capables de se détecter correctement. Il serait néanmoins intéressant d'étudier le comportement limite de l'essaim, lorsque $r = P$ ou $r = P + \varepsilon$.

À la vue de ces différents paramètres, nous pouvons les regrouper dans un unique vecteur I . Ce vecteur est transmis aux UUV lors de la phase d'initialisation, avant qu'ils ne soient mis à l'eau.

$$I = (N, C, V_c, r)$$

Nous pourrions approfondir cette formalisation en cherchant une fonction f telle que :

$$\begin{array}{ccc} f & : & (\mathbb{N}, \mathbb{R}^{2M}, \mathbb{R}, \mathbb{R}) \rightarrow \mathbb{R} \\ & & I \mapsto f(I) \end{array}$$

Cette fonction, à valeur dans \mathbb{R} , serait une mesure d'efficacité de notre vecteur d'initialisation. Il serait ainsi possible de chercher les meilleurs paramètres pour effectuer une mission donnée. Nous verrons dans le chapitre suivant comment construire ces métriques, nous permettant de juger de l'efficacité de notre algorithme.

3.1.2 Construction de simulations plus réalistes

Nous avons construit un vecteur de paramètres en fonction des choix opérationnels. Cependant, afin d'atteindre un niveau de simulation plus réaliste que celui présenté dans le chapitre 2, nous devons ajouter l'incertitude dans l'environnement simulé de notre essaim. Cette incertitude se présente sous différentes formes, telles que les obstacles et les incertitudes de capteurs.

En imaginant un scénario réel d'application de notre étude, de nombreux obstacles peuvent être présents sur le site de la mission. La coque d'un bateau ou d'un sous-marin représente un obstacle à éviter, mais les récifs abrupts forment les principaux obstacles présents. Nous avons vu précédemment (voir section 2.1.2.1) qu'il était possible d'asservir nos robots sous-marins en profondeur. Certaines formations rocheuses sont trop abruptes pour être suivies et se présentent comme un obstacle frontal.

Nous avons ainsi décidé de simuler la présence d'obstacles plus ou moins imposants et de formes diverses dans nos scénarios. Nous représenterons ces obstacles par des polygones, ce qui nous permet de leur donner la forme que nous souhaitons, tant convexe que concave.

La présence de ces obstacles nous amène à intégrer un algorithme d'évitement d'obstacles dans notre système. Nous ne cherchons pas ici à concevoir un algorithme d'évitement d'obstacle novateur, c'est pourquoi nous nous basons sur la littérature pour trouver une solution facilement intégrable et peu coûteuse en calcul (Reynolds 1999). Notre algorithme d'évitement d'obstacle est détaillé en section 3.2.2.

Les capteurs embarqués que nous simulons sur nos UUV ne sont pas parfaits, il faut donc prendre en compte leur incertitude. Dans la continuité de notre démarche, nous commencerons nos expérimentations avec des capteurs considérés comme parfaits, puis nous introduirons les différents bruits de mesure dans nos simulations. Cet ajout est indispensable si nous souhaitons apporter une validation opérationnelle à notre algorithme.

Les incertitudes sur le positionnement vont introduire les erreurs les plus importantes et les plus déstabilisantes pour notre algorithme. Si la perception relative des voisins est assez bonne, la position absolue donnée par un système de balises sous-marines est sujette à des erreurs assez importantes. Nous estimons à 10 m l'écart-type de l'erreur de positionnement absolue, contre 2 cm pour le positionnement relatif (voir les explications en section 1.1.3). Nous considérons dans la suite de notre étude que les distributions des erreurs sont des lois gaussiennes centrées en 0 (voir Fig. 3.1).

Il serait également intéressant d'étudier le comportement de l'essaim par rapport à d'autres distributions des erreurs de position. Il est probable que les erreurs de localisation globales soient corrélées entre elles dans tout l'essaim. L'erreur trouverait sa source dans le canal (l'eau), mais l'ensemble des éléments de l'essaim serait affecté de façon semblable. De ce fait, le modèle pourrait être une loi normale, mais dont la moyenne serait commune ou proche pour l'ensemble de l'essaim. Il s'agit là d'une hypothèse intéressante, mais non introduite dans nos travaux.

Pour rester au plus près des objectifs d'une mission de guerre des mines, il nous faut introduire les objets à détecter. Bien qu'il soit pertinent de se pencher sur la zone de couverture SONAR de

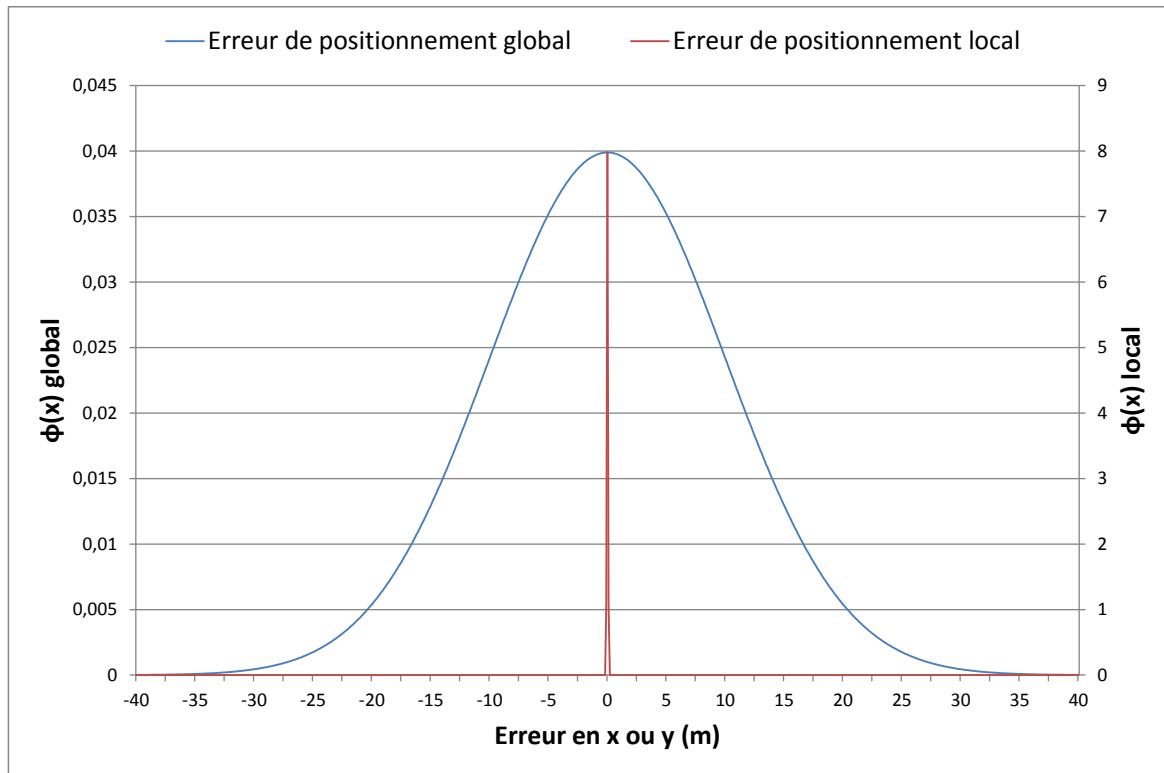


FIGURE 3.1 – Densités de probabilité des lois gaussiennes représentant les erreurs de positionnement.

l'essaim, l'introduction des objets détectés ou non nous permet de mettre en place des métriques plus pertinentes d'un point de vue opérationnel. Ceci sera présenté dans le chapitre 4.

Nous ne cherchons pas ici à améliorer la reconnaissance d'objets sous-marins, ou l'identification de mines. Il n'y a pas dans notre simulateur de notion de faux positifs, faux négatifs, etc. Nous considérons notre système de détection comme parfait. Comme nous basons nos travaux sur les technologies actuelles, nous considérons cependant qu'une détection ne signifie pas systématiquement l'identification et la classification de la cible. Nous détaillerons dans le chapitre 4 les méthodes que nous appliquons pour prendre en compte cette incertitude, en introduisant une probabilité de détection, qui augmente avec le nombre de vues SONAR.

3.1.3 Caractéristiques techniques

La redéfinition de la mission n'est pas le seul changement apporté à nos hypothèses. Le régulateur conçu dans le chapitre précédent permettait d'asservir nos robots selon deux axes, X et Y. Nous avions alors projeté la vitesse sur ces deux axes, et réglé les deux composantes Vx et Vy de façon indépendante. Cette modélisation n'est pas représentative des lois de commande de robots sous-marins usuelles.

De nombreux engins submersibles sont commandés en vitesse et en cap. Le robot sous-marin qui sert de base à nos travaux est commandé de cette façon ([SubseaTech 2011](#)). Le cap indique la direction qu'il suit, la vitesse indique son déplacement selon cette direction durant un laps de temps donné. Nous repérons le mobile dans le référentiel galiléen par ses coordonnées cartésiennes : x et y ou par un nombre complexe $z = x + iy$. L'utilisation de la forme complexe du jeu de coordonnées nous permet de manipuler plus facilement les positions des UUV. Le simulateur se base sur la représentation complexe (voir en annexe A.3).

En nous basant sur les modèles dynamiques décrits par [Jaulin \(2012\)](#), nous pouvons écrire les équations d'état des agents de notre essaim.

$$\begin{pmatrix} \dot{z}(t) \\ \dot{v}(t) \\ \dot{\alpha}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v(t) * e^{i\alpha(t)} \\ u_1(t) \\ u_2(t) \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

Dans un souci de réalisme, nous appliquons des limites physiques à notre modèle de robot sous-marin. Ainsi, son accélération, sa vitesse et sa vitesse angulaire sont limitées. Ces caractéristiques techniques sont détaillées en annexe A.4.

Les caractéristiques techniques des robots concernent le modèle dynamique, mais également les capteurs embarqués. La ligne directrice que nous avons suivie pour définir les grandeurs des capteurs est détaillée en section 2.1.2.1. Les coûts et le *Technology Readiness Level* nous orientent vers les produits sur étagères (COTS). Le SONAR embarqué correspond aux capacités d'un *BLUEVIEW P900*¹ ou d'un *DIDSON zoom*². Ces deux SONAR sont conçus pour être montés sur des UUV. La forme de la couverture SONAR ainsi que les grandeurs caractéristiques sont détaillées dans la figure 3.2. De manière identique, nous calquons les grandeurs de la caméra frontale, utilisée pour la détection d'obstacle, sur la moyenne des caméras disponibles dans le commerce. Nous considérons ici l'utilisation d'une caméra CCD classique.

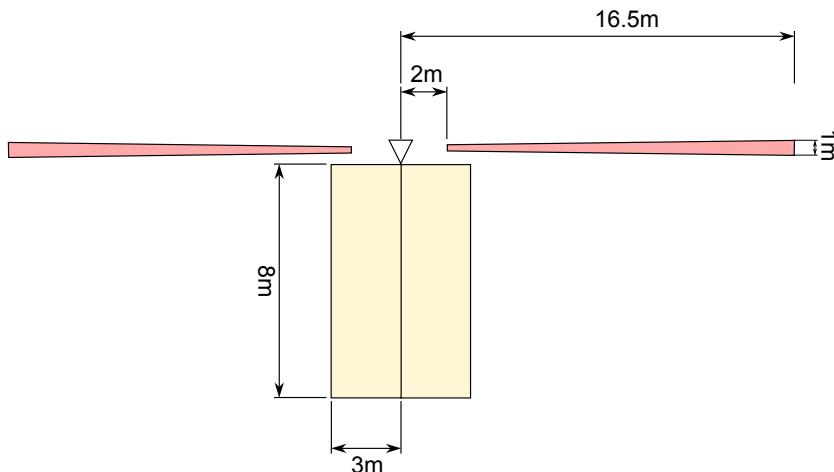


FIGURE 3.2 – Ce schéma illustre les modèles adoptés pour représenter les SONAR, en rouge, et la caméra frontale, en jaune.

La figure 3.2 nous donne une représentation à l'échelle des couvertures instantanées des SONAR et de la caméra CCD. Les polygones rouges symbolisent la portée des SONAR. Sa forme est conforme à la projection du cône SONAR sur les fonds marins. Le rectangle jaune représente la zone de détection d'obstacle, détection effectuée par une caméra frontale.

Une des idées dominantes lors de la conception de notre simulateur était sa flexibilité. Il est intéressant de pouvoir changer facilement certains paramètres et relancer les simulations. Les caractéristiques des capteurs sont définies directement dans un fichier SVG³, ce qui permet à l'utilisateur de dessiner la nouvelle couverture SONAR très facilement. Cette approche permet, entre autres, de tester rapidement l'impact d'un nouveau SONAR sur les performances de l'essaim. Ce point du simulateur est détaillé en annexe A.3.

3.2 ALGORITHME

L'algorithme de formation en ligne d'un essaim de robots auto-organisés décrit ici est basé sur notre premier régulateur (voir chapitre 2). Nous avons vu dans l'état de l'art qu'un certain nombre de méthodes nous offrent des pistes intéressantes pour concevoir cet algorithme. Nous avons retenu les

1. BlueView – P900 Series Sonar <http://www.blueview.com/products/2d-imaging-sonar/p900-series/>, consulté le 12 mai 2011

2. Sound Metrics – DIDSON 300 m : OBSERVE AND CONQUER <http://www.soundmetrics.com/products/DIDSON-Sonars/DIDSON-300-m>, consulté le 12 mai 2011

3. Scalable Vector Graphics, format de fichier vectoriel pour objets graphiques

travaux de [Balch et Hybinette \(2000\)](#) pour leur approche physique du problème. Nous pensons que l'assimilation de l'essaim à un nuage de particules est pertinente. Chaque particule de l'essaim devra trouver une place de façon à construire un ensemble compact (au sens cristallographique du terme). Les travaux de [Reif et Wang \(1999\)](#), [Yao et al. \(2007\)](#) sur les potentiels nous permettent d'imaginer des potentiels d'attraction ou de répulsion pour traduire nos différentes contraintes. Enfin, l'approche «*top-down*» de [Kornienko et al. \(2006\)](#) pour la conception d'un comportement émergent a dirigé notre processus de construction de l'algorithme. Nous sommes ainsi partis de nos contraintes globales puis des contraintes locales pour définir les comportements des robots. À partir de ces comportements correctement conçus est induit un comportement émergent cohérent et en phase avec nos attentes.

Après avoir expliqué les notions importantes, ainsi que le principe général de notre algorithme, nous en détaillerons les deux points centraux. Nous verrons en premier la construction du point cible, agrégeant les contraintes géométriques, puis l'asservissement en vitesse et en position, incorporant les paramètres ne pouvant intervenir dans la construction du point cible.

3.2.1 Notions importantes

L'algorithme de formation en ligne repose sur certains concepts clés. Certains de ces concepts ont déjà été détaillés dans le chapitre précédent, traitant de notre régulateur. Nous y revenons ici pour y apporter des précisions.

La solution que nous proposons dans nos travaux est basée sur les méthodes d'essaim de [Reynolds \(1987\)](#). La notion de voisinage y est un élément central. Le voisinage nous permet de construire un point cible P_c . Ce point cible est également construit autour des contraintes globales et locales, que nous détaillerons dans les paragraphes suivants.

3.2.1.1 Voisinage

Nous avons déjà donné une définition du voisinage (Déf. 2.3), ainsi que des voisinages latéraux (Déf. 2.4). Le voisinage au sens de Reynolds peut être déterminé de différentes façons. Nous pourrions ainsi ne considérer que le barycentre des voisins, ou encore imaginer une pondération des voisins en fonction de la distance à celui-ci. Dans notre cas, nous souhaitons disposer d'un système de calculs simple. La notion de distance inter-UUV (voir section 3.1.1) nécessite que notre agent se situe par rapport à ses voisins directs à gauche et à droite. Ce sont les voisins les plus proches de l'agent, sur son côté gauche et sur son côté droit (voir Déf. 2.5). Nous retrouvons la méthode employée dans la première partie de notre étude, dans le régulateur. Dans la suite de ce mémoire, nous considérerons les voisins à gauche et à droite comme définis dans la définition 2.5.

Bien que limitant les calculs, cette méthode présente l'inconvénient de restreindre l'influence de l'essaim sur chaque agent. Seuls deux autres membres de l'essaim auront une influence sur le robot, ce qui pourrait se traduire par une convergence moins rapide de l'essaim vers la formation.

La figure 2.7 illustre la détection de ses deux voisins par l'UUV U_i .

3.2.1.2 Point cible

Le point cible P_c est un point imaginaire de l'espace, défini relativement au robot U_i . Ce point est composé d'un couple de coordonnées polaires, dans le repère orthonormal centré sur le robot :

$$P_c = (\theta, \rho) \quad (3.2)$$

θ est l'angle entre le cap de l'UUV et le point cible, ρ est la distance entre P_c et le centre du robot (voir Fig.3.3 et annexe A.1 pour plus d'explications).

Ce point cible, propre à chaque agent du groupe, est calculé en fonction des paramètres de la mission, mais également en fonction de l'environnement direct du robot.

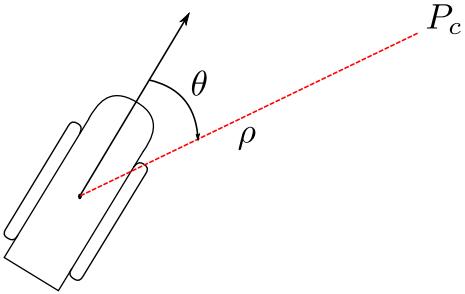


FIGURE 3.3 – Exemple d'UUUV avec son point cible P_c .

L'UUUV va déterminer le point cible dans son repère. Le point cible agit comme un attracteur pour le robot : l'UUUV va se diriger vers ce point, va accélérer si le point est devant lui, ou ralentir s'il se situe derrière lui. Entre chaque itération de notre algorithme, ce point reste fixe dans l'espace relatif à U_i .

3.2.2 Principe général

Lors de la phase d'initialisation, avant le largage de l'essaim, chaque agent reçoit les informations générales, contenues dans le vecteur $I = (N, C, V_c, r)$, en désignant par N le nombre d'UUUV dans l'essaim à l'initialisation, C la trajectoire à suivre, V_c la vitesse de consigne, et r la distance inter-UUV.

Dans un premier temps, l'UUUV va détecter son environnement. La détection d'un obstacle se fait en temps réel, mais la détection des voisins nécessite une synchronisation. La synchronisation nous permet de choisir quand et à quelle fréquence effectuer le recensement des voisins.

Une fois les voisins positionnés dans son repère relatif, l'UUUV détermine son point cible en fonction de sa position globale et de la position de ses voisins.

Enfin, un asservissement sur le point cible, ainsi que sur des valeurs de consigne (en vitesse et en angle), permettra de déterminer u_1 et u_2 , les commandes d'accélération et de vitesse angulaire du robot.

Les robots de l'essaim embarquant un minimum de capteurs, ils ne sont pas capables d'accéder aux dérivées premières de leurs équations d'état. L'asservissement sera donc un asservissement proportionnel, sans composante dérivative ni intégrale.

L'UUUV relancera l'algorithme au bout d'un intervalle de temps donné Δt . Dans notre cas, cet intervalle de temps est compris entre 20 ms (temps minimal nécessaire pour recevoir les pings de localisation) et 1 s.

Démonstration. La vitesse du son dans l'eau vaut approximativement $c_s = 1550 \text{ m/s}$. Nous souhaitons un rayon de détection P autour des UUV de l'ordre de 30 m. Il faut que Δt le temps entre deux pings soit suffisamment grand pour que le signal acoustique atteigne la distance P avant l'émission du signal suivant. D'où :

$$\Delta t > \frac{P}{c_s} \Rightarrow \Delta t > 20 \text{ ms} \quad (3.3)$$

□

Nous adopterons pour la suite de l'étude une fréquence de 1 Hz pour l'actualisation de l'algorithme.

L'évitement d'obstacle s'exécute à la place de l'asservissement sur le point cible. Pour éviter les obstacles qui se présentent devant l'UUUV, nous séparons la vision frontale via la caméra du robot en deux parties égales, dans l'axe longitudinal de l'UUUV (Reynolds 1999). Nous formons ainsi une surface de vision à gauche Ω_g et une surface de vision à droite Ω_d . Soit \mathcal{O} l'ensemble des obstacles de l'environnement. Dans la pratique, \mathcal{O} est un ensemble de polygones définissant des surfaces. Nous notons $A(S)$ la fonction qui renvoie l'aire d'une surface S de \mathbb{R}^2 . Nous cherchons le cadran de la vision dans lequel l'obstacle est le plus présent, et nous ajustons la vitesse et le cap en conséquence.

Algorithme 1 : Algorithme de formation d'un essaim

Entrées : Vecteur des paramètres I

Résultat : Position de l'UUV dans la formation

Initialisation;

tant que $t \neq t_{max}$ **faire**

 Détection du voisinage $\Phi(U_i)$;

 Détermination du voisin à gauche ϕ_g , et à droite ϕ_d ;

 Calcul du point cible $P_c = f_1(I, \phi_g, \phi_d)$;

si Détection d'un obstacle **alors**

 | Évitement d'obstacle

sinon

 | Modification de la vitesse et l'angle ($\dot{\vartheta}, \dot{\alpha}$) = $f_2(I, P_c)$;

Algorithme 2 : Évitement d'obstacle

Entrées : $\Omega_g, \Omega_d, \mathcal{O}$

Résultat : Évitement d'obstacle

si $(\Omega_g \cup \Omega_d) \cap \mathcal{O} \neq \emptyset$ **alors**

 Décélération maximale : $\dot{\vartheta} = a_{min}$, avec $a_{min} < 0$;

si $A(\Omega_g \cap \mathcal{O}) > A(\Omega_d \cap \mathcal{O})$ **alors**

 | Braquage maximal à droite : $\dot{\alpha} = b_{max}$;

sinon

 | Braquage maximal à gauche : $\dot{\alpha} = -b_{max}$;

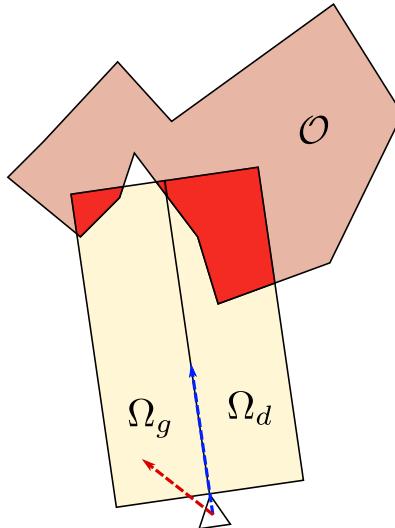


FIGURE 3.4 – Représentation du comportement d'évitement d'obstacle. L'obstacle est en rose, le recouvrement des zones de détection de la caméra est en rouge. Le vecteur bleu représente le vecteur déplacement sans obstacle, le vecteur rouge est le déplacement corrigé à la suite de la détection de l'obstacle.

La figure 3.4 illustre le comportement d'un UUV face à un obstacle se présentant devant lui. Ce comportement est simple, mais réaliste. Un traitement vidéo sur la caméra frontale permettrait de détecter et comparer la présence d'un obstacle dans une zone à gauche ou à droite de l'UUV (Kondo et Ura 2004).

Nous avons vu que la fréquence de l'algorithme peut être réglée dans une certaine plage de fréquences. Dans des travaux futurs, il serait pertinent de mesurer l'impact de la variation de cette fréquence sur le comportement de l'algorithme.

Le comportement de chaque agent est construit autour de deux concepts : un asservissement en

position et en angle, et un point cible, qui est la valeur de référence d'une partie de l'asservissement. Nous nous intéressons dans un premier temps au point cible, et plus particulièrement à sa construction, qui prend en compte une majorité des paramètres de la mission.

3.2.3 Construction du point cible

Le point cible regroupe les contraintes géométriques suivantes :

- la contrainte de formation en ligne ($\widehat{\phi_g U_i \phi_d} = 0$),
- la distance inter-UUV (r),
- le voisinage ($\Phi(U_i) = (\phi_g, \phi_d)$), et
- l'axe central (C).

Toujours selon l'approche «*top-down*», nous allons, dans notre première étape, prendre en considération les contraintes locales que nous voulons voir appliquées à notre UUV.

3.2.3.1 Formation en ligne et distance inter-UUV – Formalisation des contraintes locales

Les premières contraintes que nous prenons en considération sont la formation en ligne et le respect de la distance inter-UUV r . Dans notre explication, nous considérerons uniquement trois UUV : U_i l'UUV sur lequel nous appliquons notre algorithme, ϕ_g son voisin de gauche et ϕ_d son voisin de droite.

Émergence de l'alignement Nous allons voir qu'il n'est pas nécessaire de formaliser l'alignement dans une règle de comportement, mais que celui-ci est une émergence directe de la contrainte de respect de distance.

En parcourant la littérature, nous apprenons que la mise en place d'une simple règle de distance dans un essaim de particules amène à une formation semblable à un cristal (Lee et Chong 2008, Hettiarachchi et Spears 2009). Cependant, dans notre cas, l'UUV ne dispose que de deux voisins. Or, l'unique modèle permettant de répondre à une règle de distance, dans un essaim où les voisins sont limités au nombre de deux maximum, est la ligne.

Pour le démontrer, commençons par déterminer les points de l'espace répondant au critère de distance, ici :

$$|U_i \phi_g| = |U_i \phi_d| = r \quad (3.4)$$

Nous pouvons ainsi définir les deux ensembles de points à une distance r de chacun des voisins. Il s'agit simplement des deux cercles de rayon r centrés sur ϕ_g et ϕ_d . Ce qui nous donne l'équation (3.5), dans le repère relatif à U_i et en notation complexe.

$$\begin{aligned} C_g : |z + z_g| &= r \\ C_d : |z + z_d| &= r \end{aligned} \quad (3.5)$$

Il nous suffit de trouver les points d'intersection des deux cercles pour trouver l'ensemble des solutions \mathcal{S} .

$$\mathcal{S} = C_g \cap C_d \quad (3.6)$$

Nous distinguons trois cas différents pour résoudre l'équation (3.6) :

Cas 1 : \mathcal{S} est réduit à un point unique. Cela signifie que \mathcal{S} est aligné avec ϕ_g et ϕ_d , car le point de tangence de deux cercles est nécessairement aligné avec leurs centres respectifs.

Cas 2 : \mathcal{S} est un couple de solutions. La figure 3.5 illustre ce cas de figure. Nous avons donc deux points de l'espace, situés sur l'axe radial des deux cercles, et à équidistance du centre de ϕ_g et du centre de ϕ_d .

Cas 3 : $\mathcal{S} = \emptyset$. Dans ce cas, aucun point ne satisfait la contrainte de distance.

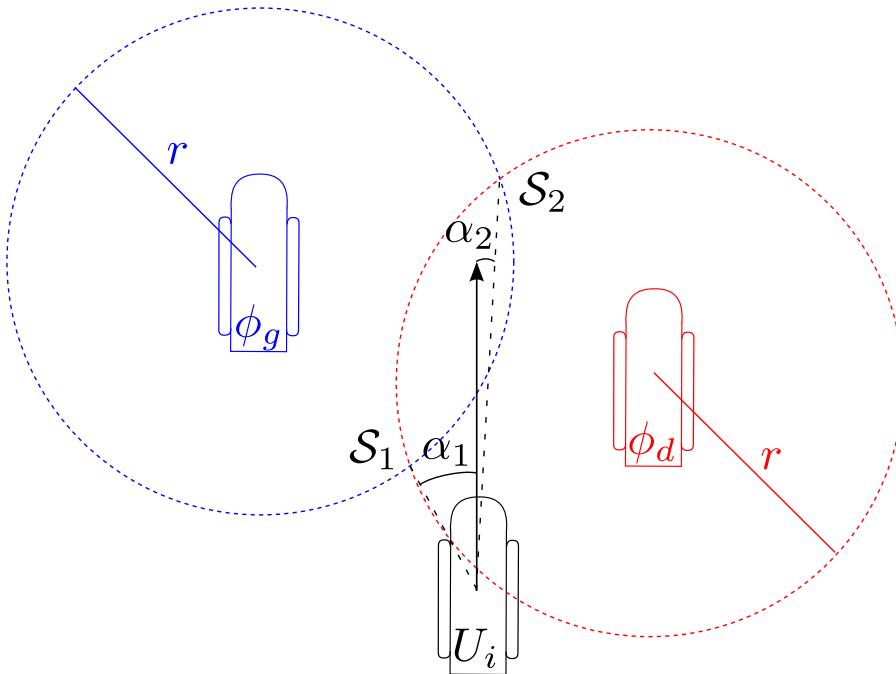


FIGURE 3.5 – \mathcal{S} l'ensemble des solutions est un couple de points de l'espace.

Dans le cas 1, si nous décidons de mettre notre robot sur le point solution, alors nous respectons bien la contrainte de distance, car \mathcal{S} est solution. Nous avons vu également que $\widehat{\phi_g \mathcal{S} \phi_d} = 0$, c'est-à-dire que nous respectons également la contrainte d'alignement, sans ajouter de calcul supplémentaire à la définition de P_c .

Le cas 3 est également assez simple à résoudre. Plaçons U_i au point S' , milieu du segment reliant le centre des deux voisins. Par construction, nous avons bien un alignement des trois UUV. Pour atteindre la distance r entre les voisins, il faut ajouter une nouvelle composante, qui pousserait les UUV à se regrouper autour du centre de l'essaim. Les robots aux extrémités de l'essaim auraient alors tendance à se rapprocher de leurs voisins. Nous verrons dans la section suivante quelle solution nous proposons d'apporter, résolvant par là même ce problème de distance entre les UUV. De plus, le cas particulier des extrémités de l'essaim nous permet également de corriger ce problème, cas détaillé ci-après.

Le cas 2 est bien plus général. Nous allons voir au travers d'un exemple concret que la seule solution de placement pour l'essaim est la formation en ligne. Supposons que nous ayons un essaim formé de cinq UUV. Ceux-ci sont placés en formation en ligne, sauf le robot U_3 qui est en retrait. Nous nous référerons à la figure 3.6. Dans nos hypothèses, $\|\vec{U_2 U_3}\| < 2r$, de sorte que U_3 soit dans le cas 2.

Lors de la seconde étape (voir figure 3.7), l'essaim est pratiquement aligné, mais les vecteurs de correction des UUV U_3 et U_4 restent importants. Si l'alignement est pratiquement correct, il reste une légère erreur de distance entre les UUV.

Dans la troisième étape illustrée dans la figure 3.8, nous constatons que l'alignement de l'essaim est rompu. Il s'agit en fait d'un phénomène d'oscillation dû à l'asservissement.

Enfin, la quatrième étape (voir figure 3.9) nous dévoile un essaim très proche de la position stable. Les vecteurs de corrections présentent une amplitude très faible, les oscillations sont amorties.

Nous considérons dans cet exemple un déplacement libre des UUV, c'est-à-dire qu'à chaque étape, nous considérons que les UUV se déplacent au point approprié, même si cela contredit leur capacité. De même, nous supposons que les UUV situés aux extrémités se déplacent de manière coordonnée avec leur unique voisin.

Nous pouvons constater dans l'étape 4 (Fig. 3.9) que l'essaim est proche de l'alignement. De plus, la distance séparant chaque UUV du point solution trouvé tend à se réduire.

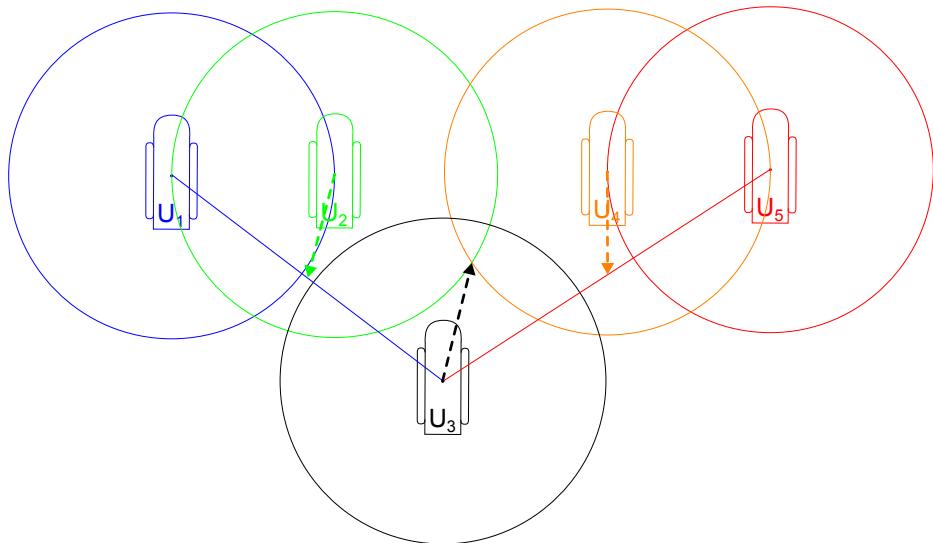


FIGURE 3.6 – Situation initiale de l’alignement de 5 UUV. Les flèches représentent les vecteurs de corrections induits par les solutions trouvées.

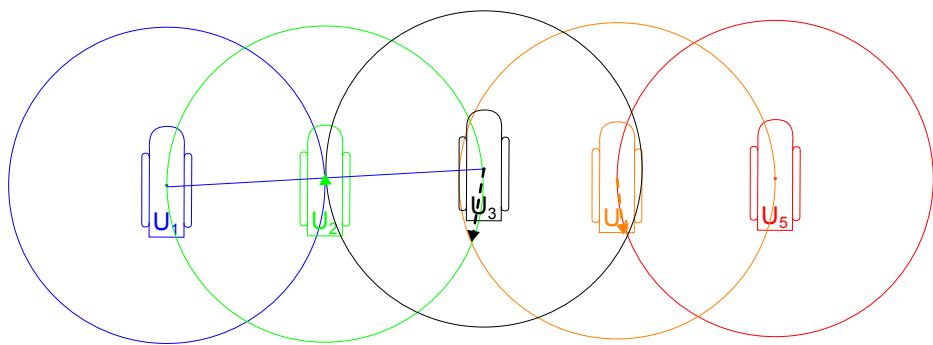


FIGURE 3.7 – Deuxième étape de l’alignement.

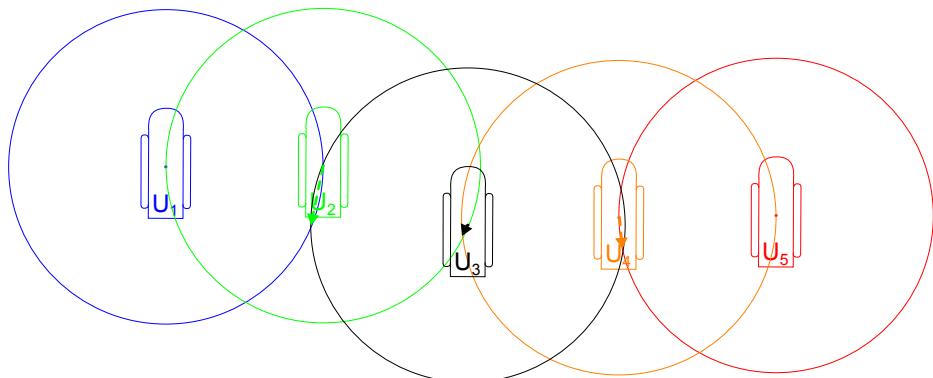


FIGURE 3.8 – Troisième étape de l’alignement.

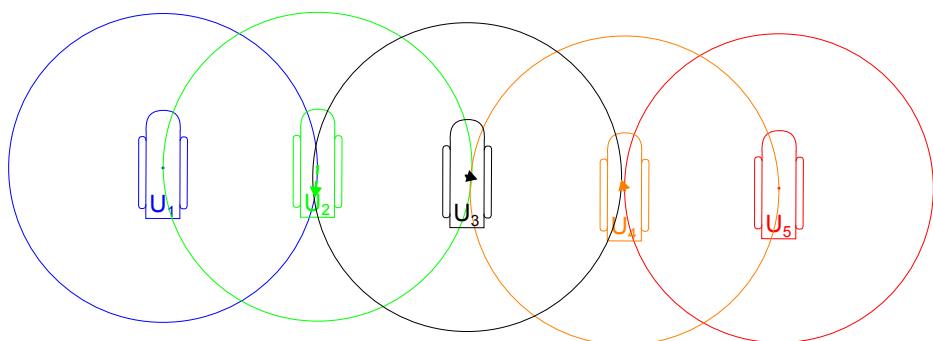


FIGURE 3.9 – Quatrième étape de l’alignement.

Propriété 3.1

L'alignement de l'essaim est un comportement émergent, provoqué par l'utilisation conjointe d'un voisinage limité et d'une contrainte de distance à respecter.

Sélection pour une solution double – Cas 2 Nous avons vu que, dans le cas général, \mathcal{S} , l'ensemble des solutions est un couple de points de l'espace. Il nous faut donc trouver une manière de privilégier l'un ou l'autre des deux points, et en faire la base de notre point cible. Nous voulons asservir l'UUV sur ce point cible, en vitesse et en angle. Les caractéristiques de notre engin sous-marin (voir l'annexe A.4) nous permettent des variations rapides, tant en vitesse qu'en cap, cependant, l'eau est un milieu sujet aux perturbations. Nous jugeons qu'il serait plus intéressant de limiter les variations en cap. En effet, les brusques variations de vitesse n'auront que peu d'effet sur l'écoulement autour de l'UUV, du fait de son faible diamètre (voir le nombre de Reynolds 2.1.2.2). Par contre, les oscillations en cap pourraient générer des perturbations plus importantes, gênant la progression du robot, mais également de l'essaim dans son ensemble. La discrimination se fera donc sur le point de l'ensemble des solutions proposant la variation d'angle la plus faible possible.

En reprenant les notations de la figure Fig. 3.5, la base de P_c sera \mathcal{S}_2 . Bien que $\|\overrightarrow{U_i S_1}\| < \|\overrightarrow{U_i S_2}\|$, nous avons également, $|\alpha_2| \leq |\alpha_1|$, ce qui nous amène à choisir ce point comme référence pour P_c .

Adaptation pour un seul voisin détecté Dans certaines configurations, des UUV ne vont pouvoir identifier qu'un seul voisin. Pour assurer la cohésion de l'essaim, il est nécessaire que ces UUV adoptent un comportement semblable aux autres membres de l'essaim.

Soit ϕ ce voisin, notre raisonnement fonctionne de la même façon pour les voisins de gauche ou de droite. Trivialement, \mathcal{S}_r l'ensemble des points \mathcal{P} tels que $\|\overrightarrow{P\phi}\| = r$ est le cercle de centre ϕ et de rayon r . Nous voulons que l'alignement de \mathcal{P} avec ϕ soit perpendiculaire à la trajectoire C . Nous avons choisi de travailler sur une trajectoire rectiligne, ce qui simplifie la recherche des points correspondants. Dans le cas d'un arc paramétré de classe C^1 et régulier, nous pourrions utiliser le vecteur tangent à l'abscisse curviligne ainsi définie.

Dans notre cas simplifié, nous cherchons à résoudre l'équation (3.7), comme illustré dans la figure 3.10.

$$\mathcal{S}_\perp = \left\{ S \in \mathbb{R}^2 \mid \|\overrightarrow{S\phi}\| = r, \overrightarrow{S\phi} \perp C \right\} \quad (3.7)$$

Nous prendrons $\mathcal{S}' = \text{Min}(|U_i A|, \forall A \in \mathcal{S}_\perp)$, la solution à notre problème de positionnement.

3.2.3.2 Influence de l'axe central – Formalisation des contraintes globales

Nous avons commencé à construire le point cible en respectant les contraintes locales. Contrairement aux méthodes de *flocking* décrites par Reynolds (1987), nous ne récupérons pas les données des voisins, telles que leur vitesse ou leur angle, pour nous aligner dessus.

Nous abordons dans cette partie de notre étude l'influence de la contrainte globale de centrage de l'essaim sur l'axe de progression. Nous souhaitons voir l'essaim centré sur la trajectoire C définie par l'opérateur en phase d'initialisation. Nous devons, dans un premier temps, définir ce que nous entendons par le centre de l'essaim.

Définition 3.2

Barycentre de l'essaim Le centre B de l'essaim est le barycentre de l'ensemble des éléments de l'essaim.

$$B(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^n z_i(t) \quad (3.8)$$

Nous considérons l'essaim centré si son centre $B \in C$. Notre idée est d'accrocher un potentiel d'attraction à l'axe central. Contrairement à notre régulateur décrit dans le chapitre précédent, nous avons choisi d'utiliser un potentiel d'attraction linéaire $\mathcal{A}(z)$, fonction de la distance de l'UUV à l'axe

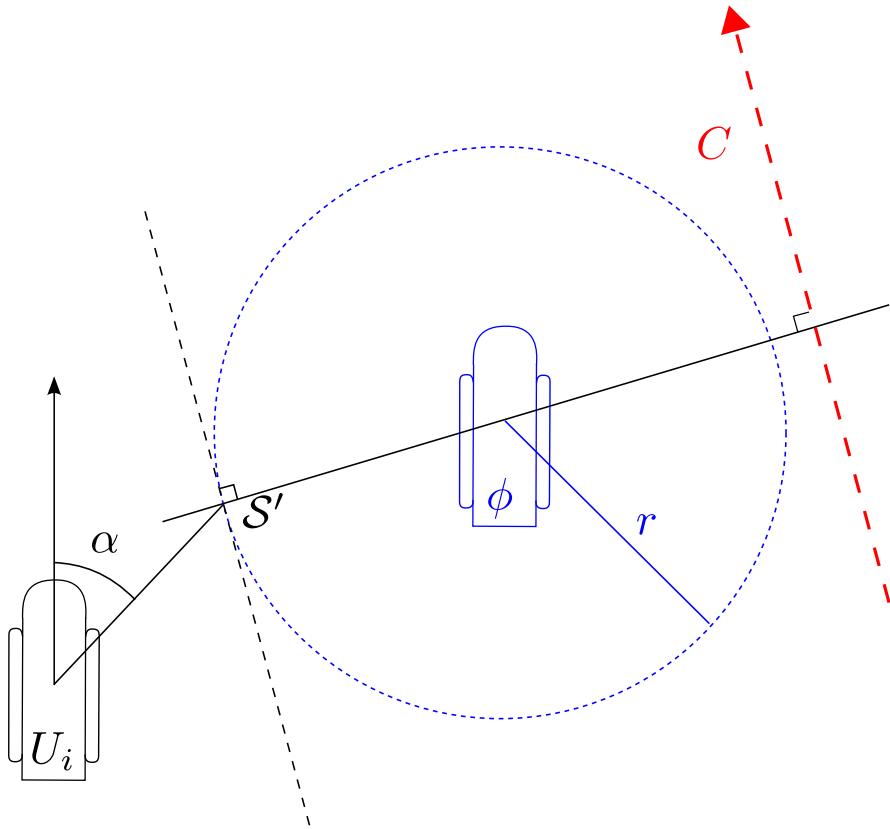


FIGURE 3.10 – Dans ce cas de figure, U_i n'a qu'un seul voisin ϕ . S' est l'élément de S_{\perp} le plus proche de U_i .

de progression $\|U_i z_{\perp}(U_i)\|$, où $z_{\perp}(U_i)$ est la projection orthogonale de U_i sur C . Nous détaillons en annexe A.1.3 la construction du point $z_{\perp}(U_i)$.

Notons \vec{i}_C le vecteur unitaire colinéaire à C , et \vec{j}_C le vecteur unitaire orthogonal à \vec{i}_C . Alors, le potentiel d'attraction de l'axe s'applique au point cible P_c comme suit :

$$\vec{P}'_c(U_i) = \vec{P}_c(U_i) + \overline{\mathcal{A}(\|U_i z_{\perp}(U_i)\|)} \quad (3.9)$$

avec :

$$\overline{\mathcal{A}(\|U_i z_{\perp}(U_i)\|)} = \begin{cases} -\mathcal{A}(\|U_i z_{\perp}(U_i)\|) \vec{j}_C & \text{si } \overrightarrow{U_i z_{\perp}(U_i)} \cdot \vec{j}_C \leq 0 \\ \mathcal{A}(\|U_i z_{\perp}(U_i)\|) \vec{j}_C & \text{si } \overrightarrow{U_i z_{\perp}(U_i)} \cdot \vec{j}_C > 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

La correction appliquée au point P_c est toujours dirigée vers la trajectoire C , que l'UUV soit au-dessus ou en dessous de cette droite.

Propriété 3.2

$\mathcal{A}(z)$ étant linéaire, nous avons :

$$\begin{aligned} \mathcal{A}(0) &= 0 \\ \mathcal{A}(z) &= \mathcal{A}(-z) \end{aligned}$$

Ce potentiel a donc pour effet de rapprocher le point cible de l'axe. P_c est d'autant plus rapproché de l'axe que l'UUV est loin de l'axe. La forme de notre potentiel d'attraction présente l'inconvénient de réduire les distances séparant les UUV lorsque ceux-ci sont loin de l'axe. Un essaim centré sur l'axe présente donc des distances intra-essaim plus faibles vers les extrémités qu'au centre.

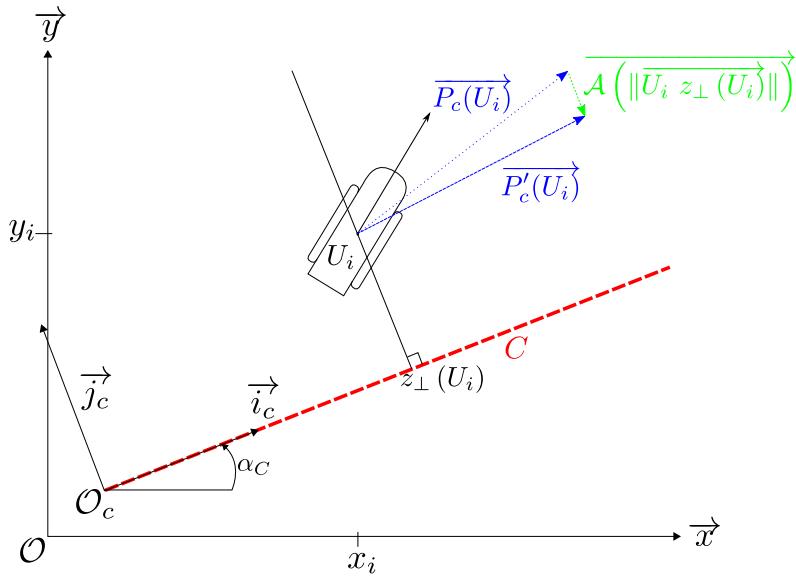


FIGURE 3.11 – Construction du point cible.

Démonstration. Soient trois UUV, U_1 , U_2 et U_3 tels que :

$$\|\overrightarrow{U_1 z_\perp(U_1)}\| < \|\overrightarrow{U_2 z_\perp(U_2)}\| < \|\overrightarrow{U_3 z_\perp(U_3)}\| \quad (3.11)$$

$$\widehat{(U_1 U_2 U_3)} = 0 \quad (3.12)$$

$$\|\overrightarrow{U_1 U_2}\| = \|\overrightarrow{U_2 U_3}\| = r \quad (3.13)$$

$$z_\perp(U_1), z_\perp(U_2) \text{ et } z_\perp(U_3) \text{ sont confondus.} \quad (3.14)$$

Par construction, les trois UUV sont alignés, et la droite passant par ces UUV est perpendiculaire à C . Les trois UUV sont donc en position d'alignement stable : leur P_c est confondu avec leur position respective. La figure 3.12 illustre la position de trois UUV, ainsi que la correction induite par l'axe central qui leur est appliquée.

Par définition de $\mathcal{A}(x)$, nous pouvons voir géométriquement que la distance séparant deux UUV tend à se contracter, plus les UUV sont loin de l'essaim.

Calculons P'_c , le point cible après la correction de l'axe pour chaque UUV (voir en annexe A.1 pour les notations utilisées).

$$\begin{aligned} \overrightarrow{P'_c(U_i)} &= \overrightarrow{P_c} - \mathcal{A}(\|\overrightarrow{U_i z_\perp(U_i)}\|) \vec{j}_c \\ &= \overrightarrow{U_i} - \mathcal{A}(\|\overrightarrow{U_i z_\perp(U_i)}\|) \vec{j}_c \\ &= \left\{ \|\overrightarrow{U_i z_\perp(U_i)}\| - \mathcal{A}(\|\overrightarrow{U_i z_\perp(U_i)}\|) \right\} \vec{j}_c \end{aligned}$$

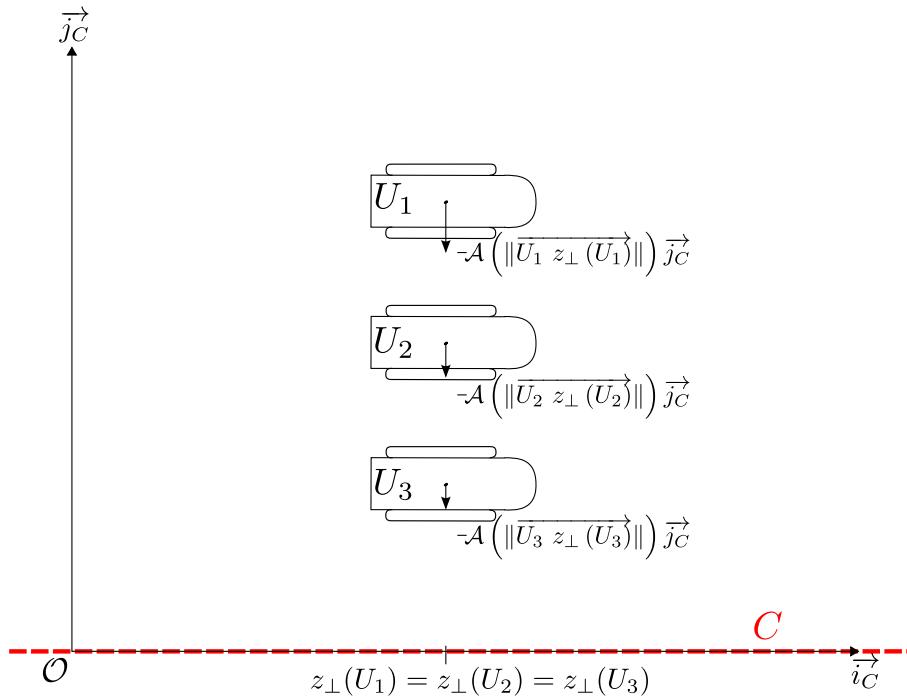


FIGURE 3.12 – Cette figure illustre la position stable de l'essaim de 3 UAV.

Calculons les distances $\|P'_c(U_1) P'_c(U_2)\|$ et $\|P'_c(U_3) P'_c(U_2)\|$.

$$\begin{aligned}
 \|P'_c(U_1) P'_c(U_2)\| &= \|\overrightarrow{P'_c(U_2)} - \overrightarrow{P'_c(U_1)}\| \\
 &= \|\overrightarrow{P_c(U_2)} - \mathcal{A}(\|U_2 z_{\perp}(U_2)\|) \times \vec{j}_C \\
 &\quad - (\overrightarrow{P_c(U_1)} - \mathcal{A}(\|U_1 z_{\perp}(U_1)\|) \times \vec{j}_C)\| \\
 &= \|\overrightarrow{P_c(U_1)} + r \times \vec{j}_C - \overrightarrow{P_c(U_1)} \\
 &\quad + (\mathcal{A}(\|U_1 z_{\perp}(U_1)\|) - \mathcal{A}(\|U_2 z_{\perp}(U_2)\|)) \times \vec{j}_C\| \\
 &= \|r - \mathcal{A}(\|U_2 z_{\perp}(U_2)\|) + \mathcal{A}(\|U_1 z_{\perp}(U_1)\|)\| \times \|\vec{j}_C\| \\
 &= |r - \mathcal{A}(\|U_2 z_{\perp}(U_2)\|) + \mathcal{A}(\|U_1 z_{\perp}(U_1)\|)| \\
 &= |r + K_{12}| \text{ avec } K_{12} = \mathcal{A}(\|U_1 z_{\perp}(U_1)\|) - \mathcal{A}(\|U_2 z_{\perp}(U_2)\|) \\
 &= r + K_{12} \text{ car } \mathcal{A}(x) \text{ est croissante} \\
 &\text{et } \|U_1 z_{\perp}(U_1)\| > \|U_2 z_{\perp}(U_2)\|
 \end{aligned}$$

De même, nous avons :

$$\|\overrightarrow{P'_c(U_2) P'_c(U_3)}\| = r + K_{23} \text{ avec } K_{23} = \mathcal{A}(\|U_2 z_{\perp}(U_2)\|) - \mathcal{A}(\|U_3 z_{\perp}(U_3)\|)$$

Calculons $\|P'_c(U_1) P'_c(U_2)\| + \|P'_c(U_2) P'_c(U_3)\|$:

$$\begin{aligned}
 \|P'_c(U_1) P'_c(U_2)\| + \|P'_c(U_2) P'_c(U_3)\| &= r + K_{12} + r + K_{23} \\
 &= 2r + K_{12} + K_{23} \\
 &= 2r + \mathcal{A}(\|U_1 z_{\perp}(U_1)\|) - \mathcal{A}(\|U_2 z_{\perp}(U_2)\|) \\
 &\quad + \mathcal{A}(\|U_2 z_{\perp}(U_2)\|) - \mathcal{A}(\|U_3 z_{\perp}(U_3)\|) \\
 &= 2r + \mathcal{A}(\|U_1 z_{\perp}(U_1)\|) - \mathcal{A}(\|U_3 z_{\perp}(U_3)\|) \\
 &\leq 2r \text{ car } \mathcal{A}(x) \text{ est croissante} \\
 &\text{et } \|U_1 z_{\perp}(U_1)\| > \|U_3 z_{\perp}(U_3)\| \\
 &\leq \|P_c(U_1) P_c(U_2)\| + \|P_c(U_2) P_c(U_3)\|
 \end{aligned} \tag{3.15}$$

L'écart séparant les deux nouvelles positions est inférieur à l'écart séparant les deux positions initiales.

Nous avons démontré que la distance séparant deux UUV tend à se réduire, plus les UUV sont loin de l'axe.

□

Pour compenser cet effet, nous proposons d'introduire un palier dans notre courbe du potentiel d'attraction. Ce palier, de valeur constante, apportera la même correction $\mathcal{A}(z)$ sur le point cible, pour tout $z \in [p_{min}, p_{max}] \cup [-p_{max}, -p_{min}]$, p_{min} et p_{max} étant les bornes du palier à déterminer par l'opérateur.

Nous recommandons d'éviter la valeur $p_{min} = 0$, sinon, un UUV très proche de l'axe verrait son point cible osciller fortement à chaque franchissement de l'axe, le sens de $\overrightarrow{\mathcal{A}(z)} \cdot \vec{j}_c$ s'inversant à chaque franchissement de l'axe C . Il serait judicieux de prendre p_{min} suffisamment grand pour éviter ces oscillations indésirables. La valeur p_{max} peut être optimisée en fonction du nombre d'UUV dans l'essaim. Nous voulons éviter l'effet de contraction quand l'essaim est centré sur l'axe, nous voulons cependant que l'essaim se centre rapidement si son barycentre n'est pas sur la droite C . Cette largeur optimale correspond à la distance maximale entre les deux UUV situés aux extrémités de l'essaim, lorsque celui-ci est en formation centrée (3.16).

$$p_{max} = \frac{(N-1) \times r}{2} \quad (3.16)$$

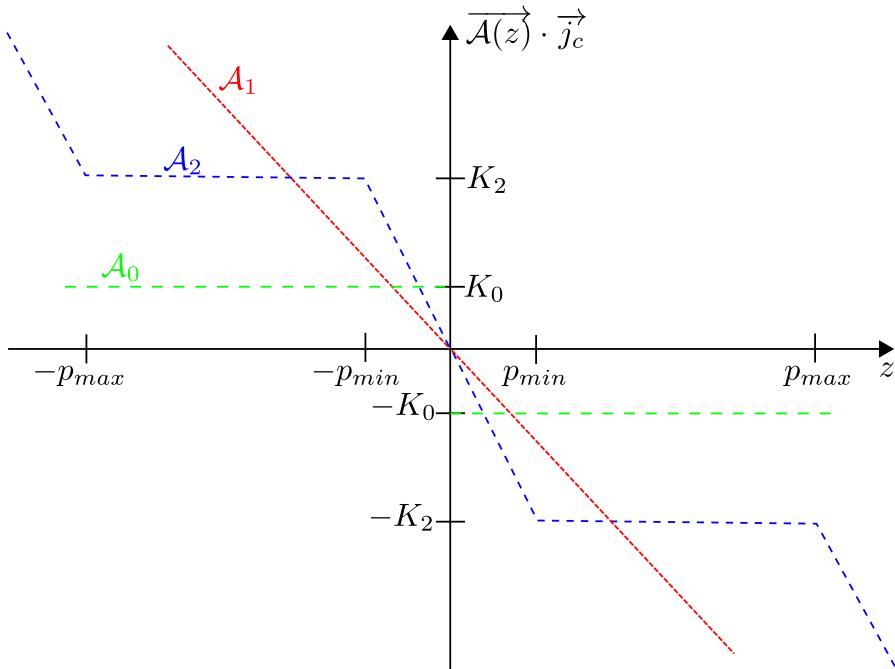


FIGURE 3.13 – Représentation des différents potentiels d'attraction en fonction de la valeur de la projection de la position de U_i sur le repère lié à l'axe. \mathcal{A}_0 représente le potentiel constant, \mathcal{A}_1 le potentiel linéaire et \mathcal{A}_2 le potentiel avec palier.

Propriété 3.3

$\mathcal{A}(z)$ est défini tel que :

$$\mathcal{A} = \begin{cases} A \times |z| & \forall z \in [-p_{min}, p_{min}] \\ K & \forall z \in [-p_{max}, -p_{min}] \cup [p_{min}, p_{max}] \\ B \times |z| + C & \forall z \in]-\infty, -p_{max}] \cup [p_{max}, \infty[\end{cases}$$

Nous gardons certaines propriétés pour le potentiel d'attraction ainsi défini.

$$\begin{aligned}\mathcal{A}(0) &= 0 \\ \mathcal{A}(z) &= \mathcal{A}(-z)\end{aligned}$$

Nous démontrons dans l'annexe A.5 que ces deux potentiels d'attraction – constant et linéaire – assurent une stabilité lorsque l'essaim est centré.

Pour illustrer l'effet du potentiel d'attraction, nous nous intéressons au champ de vecteurs dans un essaim statique (voir Fig. 3.14). Dans ce schéma, nous représentons par un vecteur la position du point cible pour un UUV dans le voisinage de trois autres UUV en position. L'origine du vecteur représente la position de notre UUV, la direction du vecteur et l'amplitude du vecteur nous renseignent sur la position du point cible. Ce champ de vecteurs nous permet donc de suivre le chemin d'un UUV vers les attracteurs d'un essaim statique. Le dégradé de couleur nous renseigne sur la correction en vitesse que le robot va appliquer. Les vecteurs dans les zones rouges vont faire accélérer le robot, ceux dans les zones bleu foncé vont amener le robot sous-marin à freiner. Les zones bleu-vert sont les zones neutres, où la correction en vitesse est nulle : il s'agit des attracteurs de la figure. Il est intéressant de constater que ces attracteurs sont effectivement plus proches de l'axe central lorsque nous appliquons le potentiel d'attraction défini en Déf. 3.3.

Il est bien évident que cette figure n'est pas représentative du comportement général de l'essaim. En effet, chaque UUV va avoir une influence sur ses voisins directs. Dès lors que nous nous plaçons en dynamique, il devient plus judicieux d'étudier le comportement de l'essaim dans son ensemble, au moyen de méthodes statistiques, plutôt que de tenter de formaliser les nombreuses interactions.

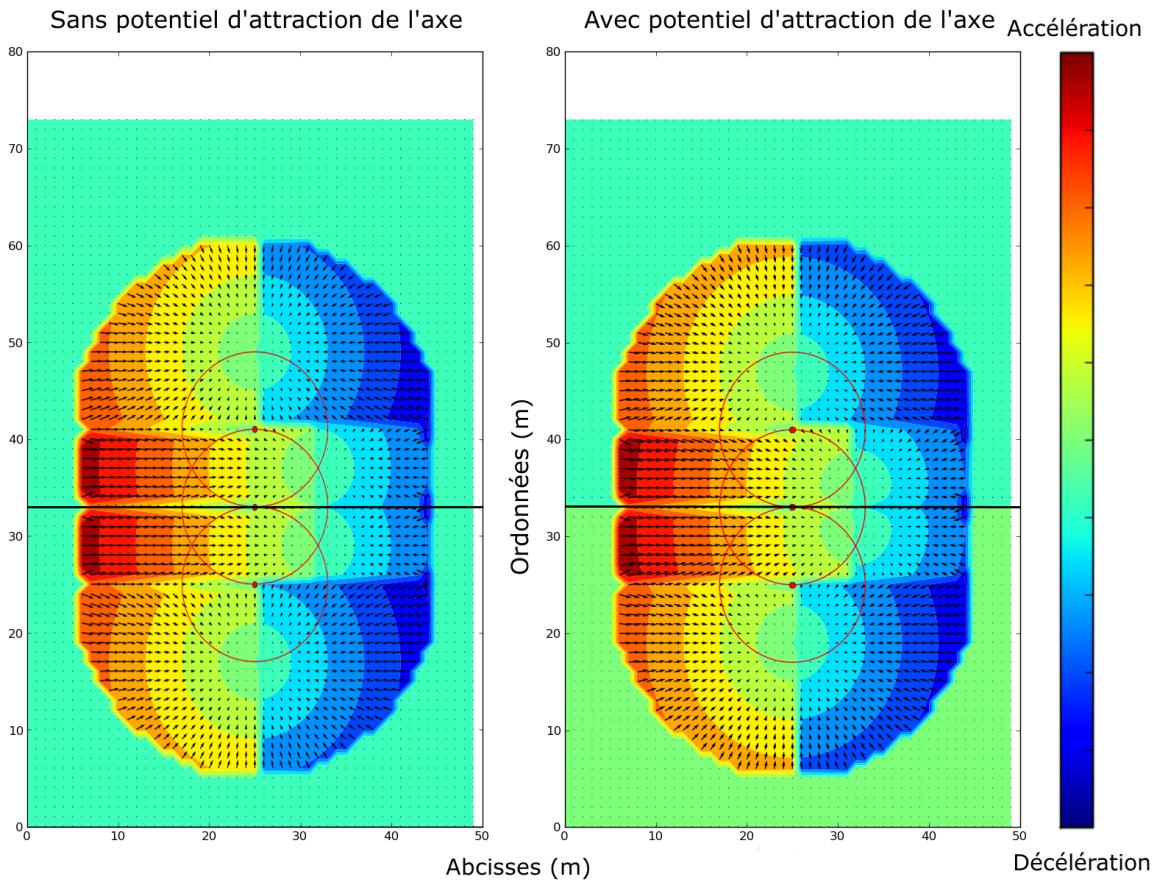


FIGURE 3.14 – Champ de vecteurs représentant la distance et la direction du point cible relatives à un UUV virtuel dans un essaim statique. Le graphe de gauche illustre l'essaim sans le potentiel d'attraction de l'axe central. Le graphe de droite illustre l'essaim avec le potentiel d'attraction de l'axe central.

Nous avons maintenant construit un point cible P_c qui permet de prendre en compte les contraintes locales de placement, ainsi que la contrainte globale de centrage de l'essaim sur l'axe. L'UUV doit désormais s'asservir sur ce point, P_c , mais également respecter les dernières contraintes du système.

3.2.4 Asservissement

Nous pensons qu'une loi de commande par asservissement proportionnel est une réponse suffisante à notre problème. Nous souhaitons en effet un système très réactif, mais n'impliquant qu'un minimum de calcul. De plus, nous n'avons qu'un accès limité aux caractéristiques dynamiques de l'UUV. Nous ne disposons que de sa vitesse instantanée, de son cap et de ses coordonnées globales. Nous allons donc mettre en place un asservissement sur sa vitesse v , en régulant son accélération \dot{v} , et sur son cap α , en régulant sa vitesse angulaire $\dot{\alpha}$.

Angle de la trajectoire L'asservissement sur le point cible uniquement mène, comme nous l'avons vu, à un essaim en formation en ligne, centré sur l'axe de progression. Nous souhaitons que l'essaim progresse le long de cet axe, dans un sens donné : de (x_1, y_1) vers (x_2, y_2) . Les UUV vont extrapoler l'angle de consigne α_C à partir de cette trajectoire. Dans le cas d'une trajectoire courbe, nous pouvons prendre la tangente au point le plus proche de l'UUV pour déterminer cet angle. α_C constitue notre première valeur de consigne sur laquelle les UUV vont s'asservir.

Vitesse de l'essaim Nous avons introduit dans notre régulateur une vitesse de consigne V_c , vitesse que nous souhaitons voir atteinte par l'essaim. Cette vitesse est un paramètre de notre vecteur d'initialisation, et est connue par tous les éléments de l'essaim. V_c sera donc notre valeur de référence pour la régulation de la vitesse.

Point cible P_c est notre dernière variable de régulation. La vitesse est régulée en fonction de la position de l'UUV par rapport à son point cible :

$$\begin{aligned}\theta \in \left] -\frac{\pi}{2}; \frac{\pi}{2} \right[&\Rightarrow \dot{v} > 0 \\ \theta \in \left] -\pi; -\frac{\pi}{2} \right] \cap \left[\frac{\pi}{2}; \pi \right[&\Rightarrow \dot{v} < 0\end{aligned}$$

3.2.4.1 Convergence des erreurs vers zéro

Un asservissement proportionnel consiste en la récupération d'une information sur une valeur à contrôler, puis en son utilisation pour ajuster la commande de cette valeur (Horowitz 1959, Ziegler et Nichols 1942, Jaulin 2011). En considérant u la commande, ϵ l'erreur sur la valeur à asservir et K un gain, nous notons ainsi l'asservissement proportionnel :

$$u = K \times \epsilon$$

Dans notre cas, nous savons quelle vitesse doit être atteinte, ainsi que le cap qui doit être suivi par le robot. Le plus simple est donc de faire tendre les erreurs mesurées vers 0.

Erreur de position Nous avons défini pour chaque UUV un point P_c à atteindre (voir section 3.2.3). Ce point cible correspond à la position souhaitée de chaque UUV. La position de notre UUV est contrôlée en vitesse et en cap (voir le vecteur d'état (3.1)). Nous allons corriger la vitesse proportionnellement à la distance ρ séparant l'UUV de P_c , et le cap proportionnellement à l'angle θ caractérisant le point cible.

Définition 3.3

Nous notons Ev_p l'erreur de distance à P_c , corrigeant la vitesse, et Ec_p , l'erreur de cap par rapport à P_c .

$$Ev_p = \rho \quad (3.17)$$

$$Ec_p = \theta \quad (3.18)$$

Erreur de consignes globales Nous avons vu que deux contraintes globales, la vitesse et le sens de parcours de la trajectoire pouvaient s'exprimer en termes de consignes respectivement en vitesse et en angle. Nous pouvons donc décrire deux erreurs par rapport à ces consignes.

Définition 3.4

Nous notons Ev_g l'erreur de vitesse par rapport à la contrainte globale, et Ec_g , l'erreur de cap par rapport à α_C , l'axe de la trajectoire.

$$Ev_g = V_g - v \quad (3.19)$$

$$Ec_g = \alpha_c - \alpha \quad (3.20)$$

De ces définitions, nous pouvons écrire l'asservissement proportionnel, commandant la vitesse et le cap suivi par l'UUV :

$$u_1 = \dot{v} = \begin{cases} Gv_p \times Ev_p + Gv_g \times Ev_g & \text{si } \theta \in \left[-\frac{\pi}{2}; \frac{\pi}{2} \right] \\ -Gv_p \times Ev_p + Gv_g \times Ev_g & \text{si } \theta \in \left[-\pi; -\frac{\pi}{2} \right] \cap \left[\frac{\pi}{2}; \pi \right] \end{cases} \quad (3.21)$$

$$u_2 = \dot{\alpha} = Gc_p \times Ec_p + Gc_g \times Ec_g \quad (3.22)$$

Nous voyons donc dans les deux équations (3.21) et (3.22) que quatre gains sont nécessaires dans notre asservissement.

Gv_p Gain d'asservissement en vitesse sur le point cible. Ce gain permet de régler la rapidité à laquelle l'UUV va essayer de converger sur le point cible, au détriment du respect de la vitesse globale.

Gv_g Gain d'asservissement en vitesse sur la vitesse de consigne V_g . Plus la valeur de ce gain est élevée par rapport à Gv_p , plus le comportement global (respect de la vitesse de consigne) prévaudra sur le comportement local (placement en P_c), et inversement.

Gc_p Gain d'asservissement en cap sur le point cible. Ce gain permet de régler la rapidité à laquelle l'UUV va essayer de faire converger son cap sur son point cible, au détriment du respect de la consigne de cap globale, donnée par la direction de la trajectoire.

Gc_g Gain d'asservissement en cap sur l'angle α_C , extrait de la trajectoire. Plus la valeur de ce gain est élevée par rapport à Gc_p , plus le comportement global (respect de l'angle de consigne) prévaudra sur le comportement local (cap vers P_c), et inversement.

Notre brève étude sur le régulateur nous a permis de cerner une zone de l'espace \mathbb{R}^4 où fixer ces gains afin d'obtenir un asservissement stable et rapide (voir section 2.2.4.3).

Dans la suite de nos travaux, sauf exception précisée, nous adopterons les valeurs suivantes pour :

- le gain d'asservissement en vitesse sur le point cible – $Gv_p = 0,05$,
- le gain d'asservissement en vitesse sur la vitesse de consigne V_c – $Gv_g = 0,9$,
- le gain d'asservissement en cap sur le point cible – $Gc_p = 0,2$, et
- le gain d'asservissement en cap sur l'angle α_C – $Gc_g = 0,7$.

3.2.5 Exemple de comportement

La figure 3.15 illustre le fonctionnement de notre algorithme dans un scénario particulier. Nous notons qu'un des quinze UUV s'est bloqué dans un obstacle, pourtant en fin de simulation (à l'extrémité droite des courbes de trajectoires), nous remarquons que l'essaim remplit *a priori* les objectifs du comportement global. Ce scénario dévoile le comportement de l'essaim pour une simulation de

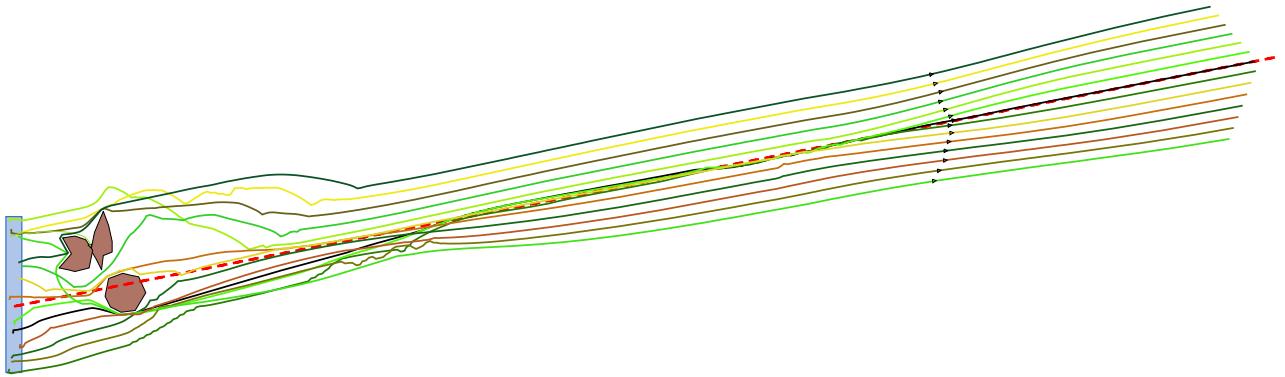


FIGURE 3.15 – Exemple de scénario d’application de notre algorithme. Le rectangle bleu décrit la zone d’initialisation aléatoire, la ligne en pointillés rouge est la trajectoire C à suivre, les courbes de couleurs représentent les trajectoires suivies par chaque UUV pour toute la durée de la mission. Les triangles représentent la position des UUV à un instant t donné.

quinze UUV, en présence d’obstacles, pour un axe de progression non perpendiculaire à la zone de largage. La majorité de l’essaim parvient à contourner les obstacles, et à reformer une ligne plusieurs dizaines de mètres après les obstacles. Cependant, nous avons ici un scénario particulier, qui ne nous assure pas des capacités globales de notre algorithme. Il est possible que des conditions particulières soient ici rassemblées pour permettre ce comportement cohérent. Ainsi, nous souhaitons mettre en place un plan d’expériences pour vérifier de façon empirique le comportement de l’essaim et valider notre algorithme de mise en formation.

CONCLUSION

Nous avons vu tout au long de ce chapitre présentant notre algorithme qu’il est tout à fait possible de concevoir un comportement émergent en abordant une approche «*top-down*». Dans ce chapitre, nous avons, dans un premier temps, redéfini le cadre de la mission que nous voulions simuler, afin de manipuler un simulateur réaliste, tant sur les contraintes environnementales, que sur les caractéristiques techniques des UUV.

Nous avons ensuite détaillé le fonctionnement de notre algorithme, empruntant beaucoup de méthodes aux différentes études sur l’essaim. L’approche par la construction d’un point cible, flexible, dans l’entourage des voisins offre une souplesse à la formation en ligne. L’asservissement proportionnel sur la valeur de consigne permet une convergence rapide sur ces valeurs. Par contre, notre solution possède l’inconvénient de nécessiter le réglage de quatre gains différents, ainsi que de nombreux paramètres à renseigner par l’opérateur. Nous donnons ici quelques pistes pour définir ces paramètres, mais il pourrait être intéressant d’approfondir l’étude des paramètres et leur optimisation, ainsi que celle des gains.

L’atteinte des valeurs de consigne, comme de la formation en ligne, nécessite un certain nombre d’itérations de l’algorithme. Nous avons pu démontrer certains points de notre raisonnement, mais dans un essaim statique, dans lequel notre UUV n’avait pas d’impact sur les autres UUV présents. Il est donc nécessaire de valider notre algorithme de façon empirique.

La solution que nous proposons ici n’autorise pas une approche formelle, du fait des nombreuses boucles de rétroaction entre les éléments de l’essaim. Il serait néanmoins intéressant de pouvoir évaluer l’efficacité de notre essaim dans divers scénarios. Nous détaillerons dans le chapitre 4 les métriques que nous avons créées afin de répondre à cette problématique.

MESURE D'EFFICACITÉ DE L'ESSAIM

4

SOMMAIRE

INTRODUCTION	73
4.1 EFFICACITÉ D'UN ESSAIM	73
4.2 MÉTRIQUES GLOBALES	74
4.2.1 Alignement de l'essaim	74
4.2.2 Position de l'essaim par rapport à l'axe de progression	74
4.2.3 Consigne de vitesse	76
4.3 MÉTRIQUES LOCALES	78
4.3.1 Densité de probabilité des distances dans l'essaim	78
4.3.2 Évolution des quantiles des distances intra-essaim dans le temps	79
4.4 MÉTRIQUES OPÉRATIONNELLES	80
4.4.1 Notion de couverture	81
4.4.2 Efficacité spatiale de l'algorithme	82
4.4.3 Efficacité sur la mission	85
4.5 EXPÉRIENCES	87
4.5.1 Expériences sur des scénarios de référence	87
4.5.2 Plan d'expérience	88
CONCLUSION	89

Ce chapitre présente diverses métriques que nous avons créées et utilisées afin d'évaluer la performance de notre algorithme.

INTRODUCTION

Nous avons détaillé dans le chapitre 3 les mécanismes régissant la formation de notre essaim. En utilisant une approche par niveau de contraintes – globales puis locales – nous avons pu concevoir un algorithme de formation en ligne fonctionnel. Il est nécessaire de mener une étude empirique de notre algorithme, pour en mesurer l'efficacité.

Nous cherchons à aborder la problématique de la mesure d'efficacité en conservant l'approche utilisée dans la conception de l'algorithme. Nous allons donc, dans un premier temps nous intéresser aux métriques globales, puis aux métriques locales. Le point antérieur à la construction de toute métrique est la définition de l'efficacité de l'essaim.

Nous remarquerons que les métriques générales sur la position et la vitesse de l'essaim ne nous donnent pas une pleine satisfaction. En effet, nous avons décrit le contexte général de notre étude (voir section 2.1.1), dans lequel la composante opérationnelle est prépondérante. La distribution des distances dans l'essaim, ou encore la position du barycentre de l'essaim ne sont pas des grandeurs exprimant une réalité opérationnelle. Ce constat nous amène à concevoir des métriques dites opérationnelles, pour comparer la réponse de l'algorithme à différents scénarios.

En illustrant nos propos par certains exemples choisis, nous verrons que notre algorithme respecte de nombreux points espérés, mais nous découvrirons également certains comportements inattendus.

4.1 EFFICACITÉ D'UN ESSAIM

Il convient dans un premier temps de donner une définition de l'efficacité.

Définition 4.1

Efficacité *Caractère d'une personne, d'un organisme efficace, qui produit le maximum de résultats avec le minimum d'efforts, de moyens.*

L'efficacité étant directement liée au résultat, elle est par conséquent liée aux objectifs fixés. Dans le cas de notre étude, les objectifs sont multiples. Nous avons vu que certains objectifs répondaient à des critères de distances locales, et donc relatifs à chaque UUV. D'autres objectifs sont plus généraux et sont relatifs à l'essaim dans sa globalité. Nous pensons notamment à la position du barycentre de l'essaim par rapport à l'axe de progression. Nous retrouvons ce concept de mesure d'efficacité pour un essaim dans les travaux de Pugh et Martinoli (2007). Dans leurs travaux, Jim Pugh et Alcherio Martinoli évaluent la performance de leur essaim grâce à différentes métriques, basées sur une grandeur locale (distance entre un UUV et la cible) ou globale (distance entre le barycentre de l'essaim et la cible). Ceci a un impact non négligeable sur la comparaison de deux simulations, le changement de métrique pouvant inverser le classement établi. Il convient donc de concevoir ou utiliser des métriques autour du résultat que nous voulons mettre en évidence.

Les objectifs de notre essaim sont quantifiables, et il devient donc possible de mesurer l'efficacité de l'essaim par rapport à ces objectifs. L'efficacité ainsi décrite permet d'évaluer les performances de l'essaim quant à nos critères géométriques. Cependant, l'objectif final de notre essaim est l'accomplissement de la mission qui lui est dévolue.

Nous avons vu (voir section 2.1.1) que la mission consiste en l'exploration d'une zone et à la détection d'éventuelles mines présentes. L'exploration autant que la détection des mines sont des valeurs qu'il est possible de mesurer. Nous allons ainsi pouvoir utiliser des métriques afin de comparer des simulations entre elles. Notre but est de pouvoir ordonner nos simulations, exécutées avec des jeux de paramètres différents, afin de trouver un jeu de paramètre optimal.

Nous ne pouvons pas mesurer une efficacité globale de l'essaim. En effet, un opérateur va peut-être privilégier la vitesse d'exécution de la mission, tandis qu'un autre aura tendance à juger l'essaim sur la couverture SONAR offerte. Des méthodes d'aide à la décision, telle que la *Multi-Attributes Utility Theory*, nous offrent des solutions pour agréger les critères d'efficacité.

4.2 MÉTRIQUES GLOBALES

Pour respecter l'approche «*top-down*» employée lors de la conception de notre algorithme, nous commençons par étudier l'efficacité de notre essaim par rapport aux contraintes globales. Nous débuterons par nous intéresser à l'alignement des UUV. Dans un second temps, nous verrons comment mesurer le positionnement de l'essaim par rapport à l'axe central, puis nous étudierons le respect de la consigne de vitesse globale.

4.2.1 Alignement de l'essaim

Pour vérifier l'alignement de notre essaim, nous nous intéressons à l'évolution des coefficients de la régression linéaire des positions des UUV par rapport au temps. Cette régression linéaire est estimée par la méthode des moindres carrés. Nous nous intéresserons plus particulièrement à l'erreur standard d'estimation s et au coefficient de corrélation r^2 . Cette erreur standard d'estimation est utile car, plus cette valeur est faible, plus les UUV sont proches de la droite définie par la régression linéaire.

Propriété 4.1

Plus s est proche de 0, plus les UUV sont alignés.

L'analyse de r^2 est plus incertaine. Un r^2 proche de 1 nous indique une très forte corrélation des deux variables, donc un alignement presque parfait. Un r^2 proche de 0 ne souligne aucune corrélation entre les variables. Dans le cas où l'une des variables resterait constante pour toutes les valeurs de l'autre variable, cette méthode nous donne une décorrélation totale des deux variables. Nous aurons donc un r^2 qui tend vers 0. Dans le cas d'un axe de progression de l'essaim parallèle à l'axe des x , un alignement de l'essaim se traduira par une valeur des x constante pour tous les UUV. Nous serons donc dans un cas de figure où le r^2 tendra vers 0, alors que notre essaim est bien aligné. Si l'axe de progression n'est pas parallèle à l'axe des x ou des y , le problème ne se pose pas. Nous pouvons tout de même baser notre analyse sur les valeurs de s . Un autre test de corrélation, moins sensible à ce problème, pourrait nous permettre d'approfondir notre analyse, mais nous n'y voyons qu'un intérêt limité.

4.2.2 Position de l'essaim par rapport à l'axe de progression

Nous allons aborder dans cette section des métriques relatives à une autre contrainte globale. Nous avons vu dans le chapitre 3 que nous avons attribué à l'axe central un rôle d'attracteur. Pour ce faire, nous avons créé un potentiel d'attraction, lié à l'axe. Nous avons vu qu'il est possible de définir notre potentiel de différentes façons, constant, linéaire ou avec palier.

La position globale de l'essaim nous intéresse ici. Il nous faut donc trouver une métrique qui nous renseigne quant à la position de l'essaim relativement à la trajectoire de progression C .

L'axe C impose une autre contrainte : un cap à suivre pour chaque UUV. Dans la construction de l'algorithme, nous avons également introduit un asservissement sur la direction de l'axe, définissant ainsi le cap à suivre, afin d'éviter que l'essaim ne parcoure la trajectoire dans le mauvais sens. Nous verrons ici l'emploi d'une notion particulièrement intéressante pour l'étude d'un essaim : l'écart interquartile (*Interquartile Range – IQR*). L'IQR est la différence entre le quantile à 75% et le quantile à 25%. Il s'agit d'une mesure de dispersion plus robuste que l'écart-type. Un IQR faible face aux valeurs mesurées nous indiquera que 50% de l'essaim suit le même comportement par rapport à cette valeur.

4.2.2.1 Distance du barycentre de l'essaim à l'axe central

Nous nous intéressons ici à la position globale de l'essaim. Nous devons donc prendre en compte l'ensemble des UUV.

Définition 4.2

Barycentre de l'essaim Le centre B de l'essaim est simplement le barycentre de l'ensemble des éléments de

l'essaim. $z_i(t)$ est la position de chaque UUV en complexe.

$$B(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^n z_i(t) \quad (4.1)$$

Du fait de la linéarité de \mathcal{A} , le potentiel de l'axe, B est le point d'application de la somme des potentiels appliqués à l'essaim. Nous devrions donc avoir $\forall t \in [0; t_{max}], B(t) \in C$. La métrique à utiliser qui en découle est simplement la distance entre $B(t)$ et le point le plus proche de C .

$$\mathcal{M}_1(t) = \text{Min}(\|B(t)x_C\|), \forall x_C \in C \quad (4.2)$$

Le graphique que nous pouvons extraire de cette métrique nous donne simplement une information sur la position de l'essaim par rapport à l'axe central.

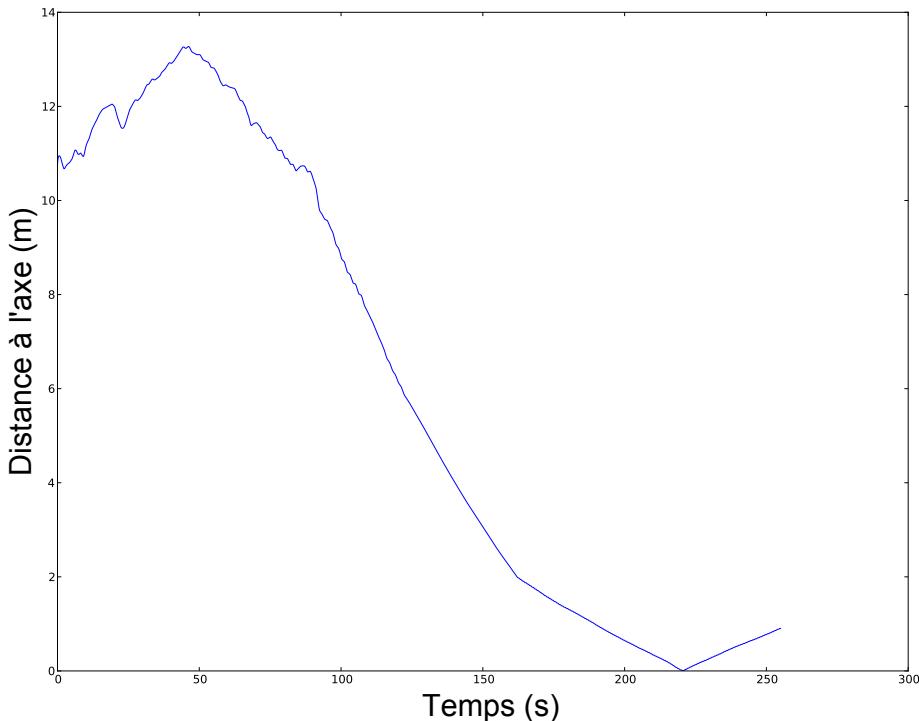


FIGURE 4.1 – Évolution de la distance du barycentre de l'essaim B à l'axe de progression C

Nous souhaitons exploiter cette métrique pour comparer plusieurs simulations entre elles. Il serait donc intéressant d'extraire de cette courbe une grandeur caractéristique qui nous permettrait d'ordonner les simulations, selon leur rapidité de centrage sur l'axe. Nous aurions ainsi un premier critère permettant d'évaluer notre algorithme quant à l'une des contraintes globales que nous avons fixé : le centrage sur l'axe.

Cependant, nous avons constaté que les courbes de distance entre le barycentre et l'axe de progression ne présentent pas de schéma clairement identifiable. Il devient donc difficile de déterminer une grandeur caractéristique en se basant sur un temps de décroissance, par exemple. En effet, si une courbe décroissante est bel et bien identifiée dans certains cas, dans de nombreux autres cas, nous aurons une courbe présentant un profil bien plus aléatoire.

Nous avons choisi de définir un seuil sous lequel la position devra rester pour pouvoir considérer une convergence de l'essaim sur l'axe. Nous notons t_B la date à laquelle la courbe passe sous ce seuil sans repasser au-dessus. La définition du seuil nécessite un travail de justification, car cette méthode peut sembler bien plus subjective que d'autres méthodes statistiques. Il est nécessaire, dans un premier temps, de comprendre que les outils statiques n'offrent ici pas de méthodes pleinement satisfaisantes, du fait de la diversité des courbes présentées. L'étude de la variance de la distance sur un intervalle de temps donné est rendue inexploitable par la présence d'obstacles introduisant de fortes perturbations.

Nous avons choisi de prendre un seuil égal à r . Nous justifions ce choix par plusieurs points. Dans un premier temps, nous avons considéré que nous travaillions avec un essaim de robots. Nous n'avons

pas donné une limite basse à notre définition d'essaim, mais nous estimons qu'en dessous de 10 éléments dans un groupe, nous ne pouvons plus parler d'essaim. Notre étude porte sur des ensembles de robots composés d'entre 11 et 61 robots. Nous avons donc une largeur théorique de notre essaim de : $L = r \times (N - 1)$. Nous estimons qu'une erreur maximale de l'ordre de 10% quant au centrage sur la trajectoire est acceptable, au vu des grandeurs de la mission. Pour 11 UUV, 10% d'erreur de position de l'essaim par rapport à sa trajectoire théorique représente exactement r . Nous avons cependant choisi de ne pas faire dépendre le seuil du nombre de robots. En effet, notre second argument est la couverture que nous souhaitons voir couvrir. Nous avons fixé dans nos simulations $r = \frac{L_s}{2}$ où L_s est la longueur de la couverture SONAR latérale d'un UUV. Nous avons expliqué que la détection et l'identification des mines nécessitent plusieurs prises de vue et donc un recouvrement des couvertures SONAR des UUV de l'essaim. Dès lors, les SONAR tournés vers l'extérieur de l'essaim des deux UUV extrema sont n'ont pas d'utilité directe. Nous pouvons donc nous permettre un mauvais positionnement dans un intervalle $[0; r]$, car la perte de couverture utile sera compensée par une couverture SONAR minimale. Cette couverture ne bénéficiera pas d'un recouvrement, mais permettra de garder un taux de détection correct. Nous avons précisé dans notre cadrage industriel (section 2.1.1.3) que l'erreur de position globale pouvait être importante, de l'ordre de 20 m autour de la position réelle. Il serait alors peu pertinent de vouloir une erreur de position du barycentre par rapport à la trajectoire très faible. Dans notre cas, les ordres de grandeur entre r et l'erreur de position globale sont cohérents. Ce seuillage nous donne $t_B = 107$ s pour le cas détaillé dans la figure 4.1.

Cette métrique nous permet de comparer la vitesse à laquelle l'essaim va se placer correctement par rapport à sa trajectoire dans plusieurs simulations différentes.

4.2.2.2 Erreur en cap par rapport à la consigne

Nous avons vu que la trajectoire implique dans notre algorithme un asservissement sur l'angle α_C défini par cet axe central. Nous avons vu que nous pouvions utiliser une moyenne pour mesurer la position de l'essaim. Ici, nous préférons utiliser un estimateur plus robuste, moins sensible aux valeurs extrêmes. Notre essaim est composé d'un grand nombre d'éléments. Du fait de leur autonomie, certains robots peuvent avoir un comportement erratique. L'un des outils de référence est l'analyse des quantiles. Nous étudierons les quantiles usuels, à savoir : Q5, Q25, Q50, Q75, Q95. À ces valeurs, nous ajoutons le minimum et le maximum. De plus, nous faisons apparaître dans notre courbe l'écart interquartile (*Inter Quartile Range – IQR*). Il s'agit de la différence entre Q75 et Q25. L'IQR nous renseigne sur le comportement de la moitié de la masse de l'essaim, moitié centrée sur la médiane. Étant donné l'importance que nous donnons au fait que notre groupe agisse comme un seul ensemble, il est important que l'IQR reste le plus bas possible. L'IQR permet ainsi de connaître un intervalle de valeurs dans lequel nous trouverons la moitié de l'essaim.

Ceci nous donne un ensemble de courbes, ces valeurs évoluant au cours du temps.

Comme nous cherchons à pouvoir comparer des simulations entre elles, il est intéressant de chercher un temps caractéristique. De la même façon que pour la métrique relative à la position du barycentre de l'essaim, nous n'avons pas observé un profil de courbe caractéristique. Nous avons donc choisi de trouver un seuil nous permettant d'évaluer la convergence de l'essaim sur l'angle.

Nous ne nous attarderons pas sur cette métrique, car nous l'utiliserons principalement pour vérifier que notre algorithme tend bien à converger vers la bonne valeur de l'angle de la trajectoire. Nous nous intéresserons dans ce cas au passage et au maintien de l'IQR sous un certain seuil s_α . En effet, si l'IQR se maintient sous une valeur faible (nous prendrons ici $s_\alpha = 0,1$ rad), alors une grande partie de l'essaim aura convergé sur l'angle de consigne. Nous notons t_α le temps caractérisant le passage et le maintien sous ce seuil.

4.2.3 Consigne de vitesse

Le respect de la vitesse de consigne V_c est une composante centrale de notre algorithme. Il s'agit en effet d'une des contraintes globales que l'opérateur assigne à l'essaim. Notre objectif ici est simplement de vérifier que l'algorithme répond bien à cette contrainte et qu'il y répond rapidement.

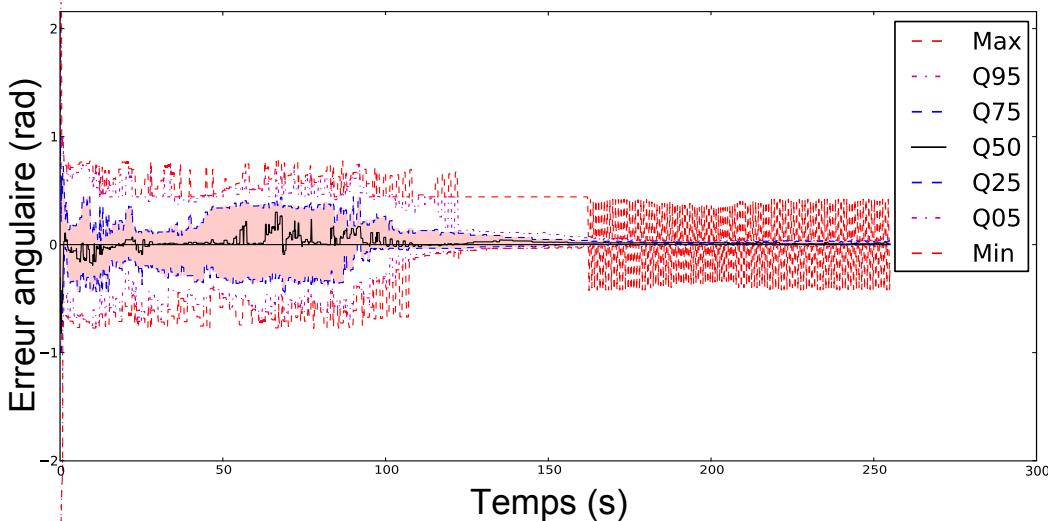


FIGURE 4.2 – Distribution des quantiles des erreurs angulaires dans l’essaim, en fonction du temps.

4.2.3.1 Erreur en vitesse par rapport à la consigne

La rapidité de la convergence reste un élément très subjectif. Nous avons cependant un contexte qui nous permet de mettre un critère plus objectif à cette mesure de temps. Nous savons que la mission de notre essaim durera environ 2 h. D’un point de vue opérationnel, il est nécessaire qu’au moins 1 h30 soit dédiée à la mission effective, la recherche d’objet. Il reste donc 30 min pour effectuer la mise en formation et la récupération. Les UUV n’ayant pas besoin de manœuvrer lors du largage, le temps de manœuvre peut être exclu du temps de mission. Un temps de convergence de 15 minutes serait nécessaire, un temps inférieur à 10 minutes serait préférable. En dessous de 3 minutes, nous considérons que le système est rapide.

Pour déterminer ce temps de convergence, nous introduisons une nouvelle fois un seuil. Nous nous attendons à voir une erreur statique apparaître sur la vitesse finale. La médiane de l’erreur en vitesse ne devrait donc pas tendre vers zéro, mais vers une valeur supérieure. Il ne nous est donc pas possible de déterminer un seuil cohérent

Nous porterons ici encore notre intérêt vers l’écart interquartile. Un IQR faible nous permettra de savoir si l’essaim a majoritairement la même vitesse ou pas. Nous fixons donc un temps t_V , date à partir de laquelle l’IQR de l’essaim restera sous la valeur du seuil définie. La valeur du seuil est fixée à 0,2 m/s. Deux raisons nous poussent à fixer le seuil à cette valeur : il s’agit d’une erreur de 10% par rapport à la vitesse V_c , que nous fixons pour nos simulations à 2 m/s. D’autre part, nous voulons éviter le cas de figure où la différence de vitesse est suffisamment grande pour que deux UUV, séparés par la distance r , sortent de leur rayon de perception entre deux itérations de l’algorithme. Dans le cas de nos simulations, la vitesse maximale des UUV vaut $V_m = 4$ m/s, la fréquence d’actualisation de l’algorithme est de $f = 1$ Hz, la distance inter-UUV vaut $r = 8$ m et la distance de perception est de $P = 20$ m.

Nous notons $d_{ij}(t)$ la distance séparant deux UUV U_i et U_j . Nous supposons qu’à l’instant t , $d_{ij}(t) = r$. Nous notons Δt l’intervalle de temps séparant deux itérations de l’algorithme et ΔV le différentiel de vitesse entre les deux UUV que nous cherchons à borner.

$$\begin{aligned}
 d(t + \Delta t) &< P \\
 d(t) + \Delta V \Delta t &< P \\
 r + \Delta V \Delta t &< P \\
 \Delta V &< \frac{P - r}{\Delta t} \\
 \Delta V &< (P - r) \times f
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

L'application numérique de l'équation (4.3) nous donne une différence de vitesse maximale de 12 m/s. En prenant un seuil à 0,2 m/s, nous sommes deux ordres de grandeur en dessous, ce qui semble largement raisonnable.

Les différentes métriques que nous exposons ici sont très descriptives. Elles nous renseignent sur le respect des contraintes globales que nous avons fixées lors de l'élaboration de notre algorithme. En définissant des grandeurs caractéristiques dans \mathbb{R} , nous pouvons également comparer des simulations entre elles. Ces comparaisons nous intéressent afin de pouvoir discriminer des jeux de paramètres et des scénarios offrant les meilleures performances. Cependant, nous n'avons ici aucune information quant aux contraintes locales.

4.3 MÉTRIQUES LOCALES

Après nous être penchés sur certaines métriques pertinentes pour juger le comportement global de l'essaim, nous nous intéressons au comportement local des UUV. Nous avons vu, lors de la conception de notre algorithme, que chaque engin submersible automatisé adapte son comportement en fonction de son environnement direct. Cette adaptation va avoir une influence sur le comportement local du robot, c'est-à-dire la modulation de sa vitesse et de son cap en fonction des contraintes locales. Nous cherchons ici à savoir si la distance inter-UUV r est bien respectée, et comment se positionne un robot par rapport à ses voisins.

4.3.1 Densité de probabilité des distances dans l'essaim

La densité de probabilité des distances dans l'essaim est une représentation intéressante. Nous notons $\mathbb{P}_d(x)$ cette distribution. Nous prenons en compte dans cette distribution l'ensemble des distances entre les UUV à un instant t .

$$(x_1, \dots, x_{(N-1)!}) = \{d_{ij} = \|U_i U_j\|, \forall i \in [1, N], \forall j \in [1, N] \setminus i\} \quad (4.4)$$

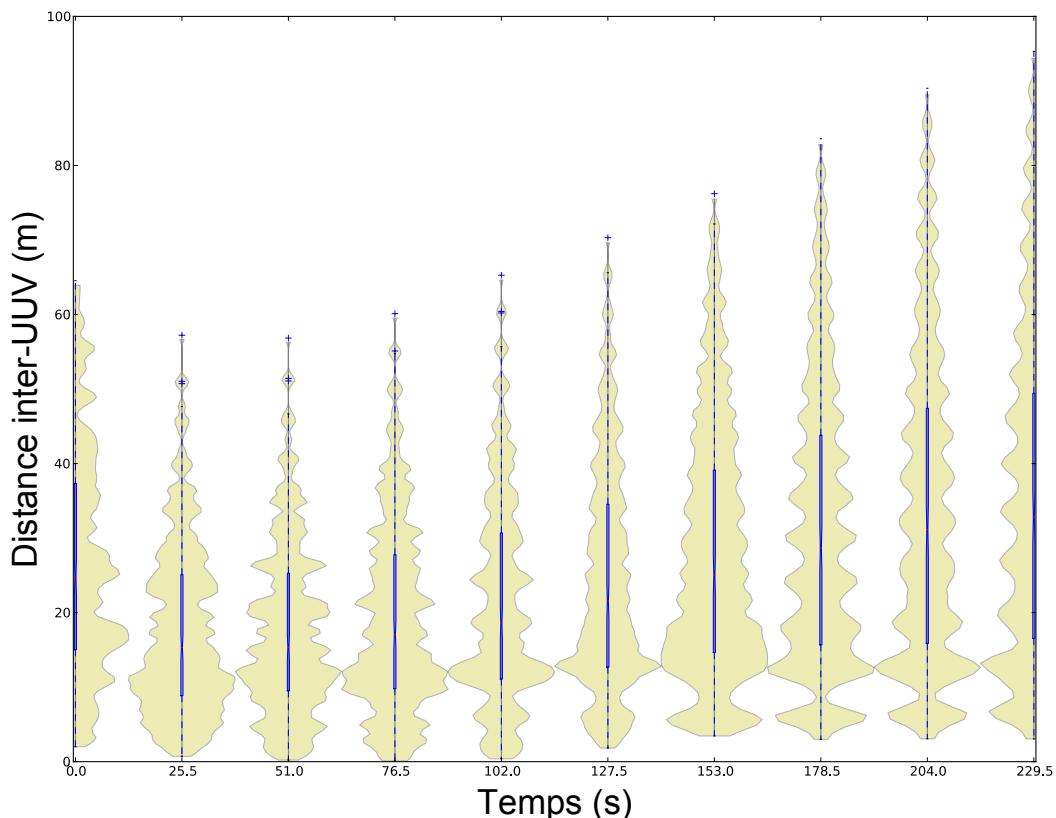


FIGURE 4.3 – Densité de probabilité des distances dans l'essaim

Cette courbe est obtenue par la méthode d'estimation de densité de probabilité de Parzen-Rozenblatt¹ (Parzen 1962). Il s'agit en fait d'une généralisation de la méthode d'estimation par histogramme. Dans le cas de notre essaim, la multimodalité de notre densité de probabilité rend la méthode de Parzen plus intéressante, car bien plus lisible.

Nous plaçons l'intérêt de cette représentation dans la lecture immédiate qui en résulte. Dans la figure 4.3, nous pouvons suivre la mise en ordre de la densité de probabilité et l'apparition d'un mode principal, suivi de ses harmoniques. Théoriquement, nous devrions trouver un mode principal pour $d = r$. En effet, dans le cas d'une mise en formation de l'essaim, nous trouverons la distribution décrite en (4.5).

$$\begin{aligned}\mathbb{P}_d(r) &= N - 1 \\ \mathbb{P}_d(2r) &= N - 2 \\ &\vdots \\ \mathbb{P}_d((N-2)r) &= 2 \\ \mathbb{P}_d((N-1)r) &= 1\end{aligned}\tag{4.5}$$

Nous verrons dans le chapitre suivant que cette métrique a fait ressortir un cas particulier remarquable, nous amenant à imaginer des améliorations nécessaires à notre algorithme.

4.3.2 Évolution des quantiles des distances intra-essaim dans le temps

Afin de visualiser le comportement de tous les robots de l'essaim par rapport à la distance inter-UUV r , nous avons étudié l'évolution de la distribution des distances sous un autre angle. Afin d'appréhender cette distribution sur l'ensemble de l'essaim, nous nous intéressons aux quantiles usuels. De même que dans les métriques précédentes, l'IQR nous permet de suivre les tendances pour la majorité des éléments de l'essaim. Nous calculons également la moyenne des distances dans l'essaim \bar{D} . Bien que cet estimateur soit très sensible aux valeurs extrêmes, sa valeur numérique est facilement calculable. Nous notons \bar{d}_i la moyenne des distances entre l'UUV U_i et chaque autre UUV de l'essaim.

$$\bar{D} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\bar{d}_i)\tag{4.6}$$

Calculons \bar{d}_i dans le cas d'une formation en ligne idéale :

$$\begin{aligned}\bar{d}_i &= \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} d_{ij} \\ &= \frac{1}{N-1} \left(\sum_{j=0}^{i-1} jr + 0 + \sum_{k=0}^{N-i-1} kr \right) \\ &= \frac{1}{N-1} \left(\sum_{j=0}^{i-1} 2jr + 0 + \sum_{k=i}^{N-i-1} kr \right) \\ &= \frac{1}{N-1} \left(\sum_{j=0}^{i-1} 2jr + 0 + \sum_{l=0}^{N-i-1} (l-i)r \right)\end{aligned}\tag{4.7}$$

par changement de variable $k = l - i$

$$\begin{aligned}&= \frac{1}{N-1} \left(r(i-1)i - rNi + r \frac{(N-1)N}{2} \right) \\ &= \frac{r}{N-1} \left(i^2 - (N+1)i + \frac{N(N+1)}{2} \right)\end{aligned}$$

¹. Contributeurs de Wikipédia, "Estimation par noyau," Wikipédia, l'encyclopédie libre, http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Estimation_par_noyau&oldid=83902086 (Page consultée le 20 octobre, 2011)

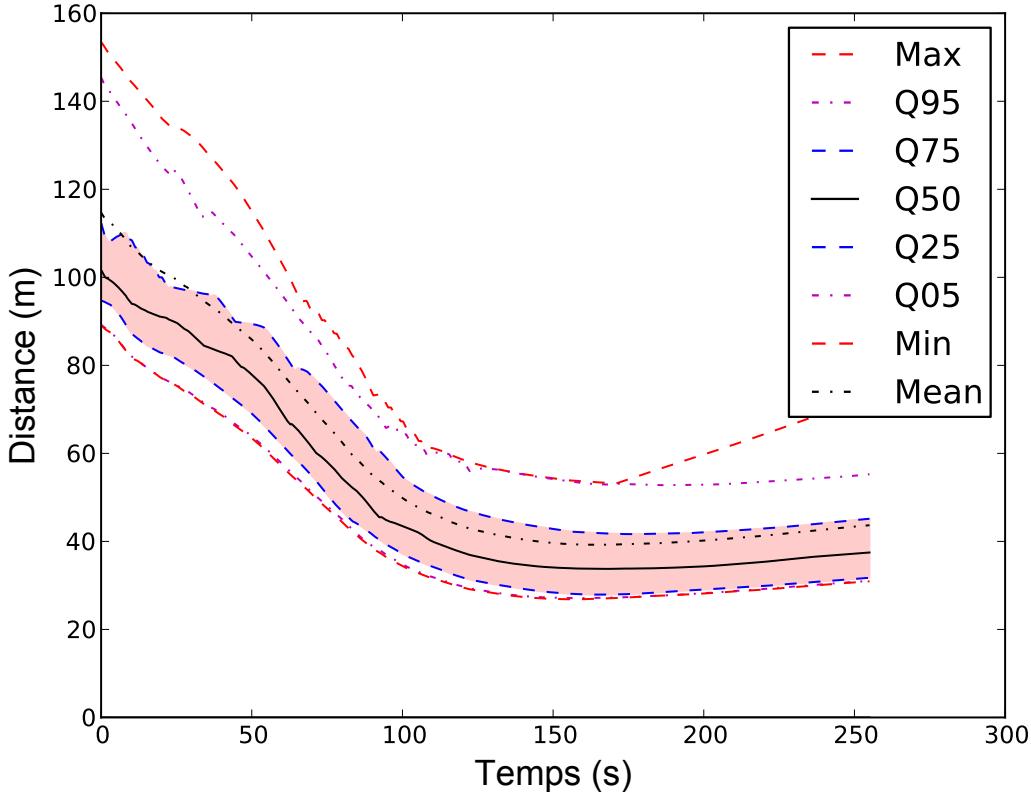


FIGURE 4.4 – Quantiles de la distribution des distances pour un essaim de 21 robots, avec une distance inter-UUV de 8 m

En combinant les équations (4.6) et (4.7), nous obtenons le résultat suivant :

$$\begin{aligned}
 \bar{D} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\bar{d}_i) \\
 &= \frac{r}{N(N-1)} \left(\sum_{i=1}^N i^2 - (N+1) \sum_{i=1}^N i + \frac{N^2(N+1)}{2} \right) \\
 &= r \left(\frac{(2N+1)(N+1)}{6(N-1)} - \frac{(N+1)^2}{2(N-1)} + \frac{(N+1)N}{2(N-1)} \right)
 \end{aligned} \tag{4.8}$$

En simplifiant (4.8), nous avons :

$$\bar{D} = \frac{r(N+1)}{3} \tag{4.9}$$

Il est intéressant de pouvoir comparer la valeur de la moyenne mesurée \bar{D}_{exp} et sa valeur théorique. Une valeur plus faible indiquera que l'essaim semble plus compact que le cas nominal, *a contrario*, une valeur supérieure nous informera d'une compacité plus lâche.

4.4 MÉTRIQUES OPÉRATIONNELLES

Les différentes métriques présentées dans la section précédente sont intéressantes à plusieurs titres. Elles permettent d'évaluer notre algorithme selon des critères assez objectifs. Nous avons tout de même constaté que certains seuils nécessaires à l'évaluation des performances de notre essaim dépendent directement des paramètres de l'essaim et de la mission. Bien que ces différentes métriques nous permettent d'établir si les contraintes globales et locales sont respectées et si elles le sont rapidement, elles ne donnent aucune information quant à l'accomplissement de la mission. Il est en effet possible que les critères algorithmiques soient parfaitement remplis, mais que la mission de guerre des mines dévolue à l'essaim ne soit pas satisfaite.

Nous allons dans cette section détailler les différentes métriques que nous avons mises en place afin d'extraire de nos simulations des grandeurs comparables, nous permettant de trier l'efficacité de nos simulations selon des critères opérationnels. Ces critères se basent notamment sur la couverture SONAR de l'essaim et la probabilité de détection d'une population d'objets.

4.4.1 Notion de couverture

Nous abordons ici le concept de la couverture SONAR de l'essaim. Nous avons vu dans la section 3.1.3, le modèle SONAR des UUV est décrit par l'opérateur. À partir de cette couverture instantanée et de la trajectoire de chaque UUV dans la simulation, nous sommes capables de reconstruire Λ_i une trace SONAR pour chaque UUV U_i de l'essaim.

4.4.1.1 Définition de la couverture réelle

La couverture réelle est très instinctive. Il s'agit simplement de la surface totale couverte par l'ensemble de l'essaim sur la durée de la simulation.

Définition 4.3

Couverture réelle ζ_r Couverture totale effectuée par l'essaim sur l'intervalle de temps $[0; t_{max}]$.

$$\zeta_r = \bigcup_{i=1}^N \Lambda_i \quad (4.10)$$

Nous constatons ici que cette première approche de la couverture réelle ne prend pas en compte le recouvrement. Nous cherchons en effet ici à avoir une vue globale de l'efficacité de couverture sans *a priori* sur le recouvrement des pistes SONAR.

4.4.1.2 Définition de la couverture optimale

La couverture optimale ζ_o est définie comme la couverture que l'essaim devrait théoriquement couvrir. Nous approchons tout de même cette couverture par un rectangle, dans le cas où notre trajectoire est une droite. ζ_o est un rectangle dont l'axe de symétrie longitudinal est confondu avec C l'axe de progression de l'essaim. Sa largeur l_o et sa longueur L_o sont déterminées en fonction des paramètres de la mission et de l'essaim.

Définition 4.4

Couverture optimale ζ_o Couverture totale décrite par les paramètres de la mission sur l'intervalle de temps $[0; t_{max}]$. ζ_o est un rectangle de part et d'autre de C , de largeur l_o et de longueur L_o .

$$l_o = 2L_s + (N - 1) r \text{ avec } L_s \text{ la portée du SONAR latéral}$$

$$L_o = V_c \times t_{max} \text{ avec } t_{max} \text{ la durée de la simulation}$$

Dans le cas nominal, avec un essaim en formation en ligne, centré sur C dès le début de la mission et un respect strict des contraintes, nous devrions avoir $\zeta_o \setminus \zeta_r \approx \emptyset$.

4.4.1.3 Définition de la couverture de mission

La couverture de mission ζ_m est un polygone défini par l'opérateur. La couverture de mission est indépendante des paramètres de la mission. Il s'agit de la couverture que l'essaim doit explorer pour remplir la mission. Il revient à l'opérateur de définir une trajectoire de mission cohérente avec la couverture de mission ainsi définie.

La figure Fig. 4.5 illustre un exemple de définition des 3 couvertures. Le polygone rouge représente ζ_r , la couverture réelle, le polygone vert représente ζ_o la couverture optimale et enfin, le polygone jaune représente ζ_m , la couverture de mission.

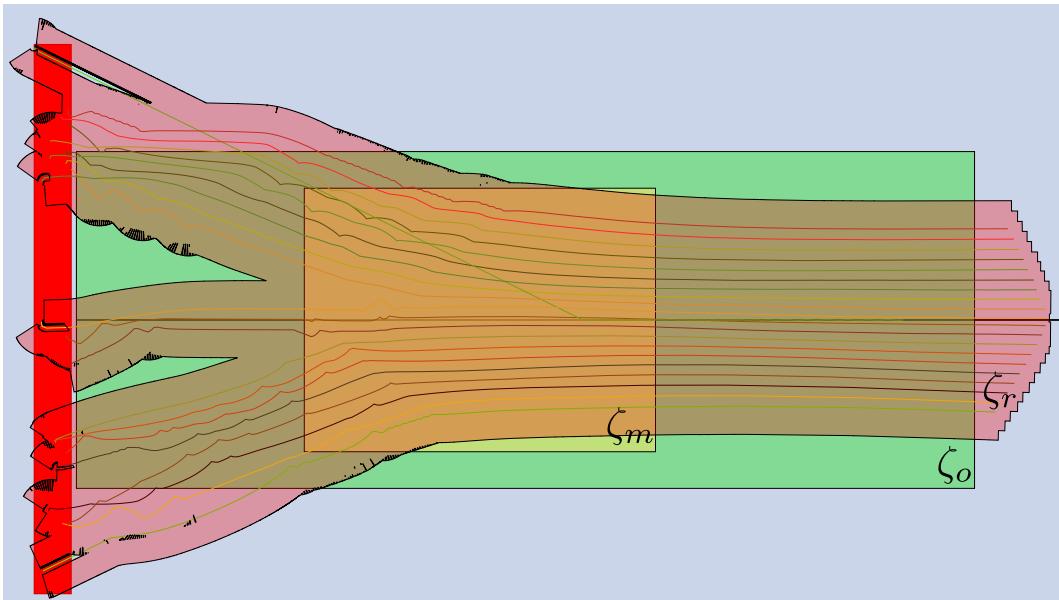


FIGURE 4.5 – Représentation des trois couvertures utilisées dans nos métriques

4.4.2 Efficacité spatiale de l'algorithme

S'il est nécessaire de trouver des métriques nous permettant de juger l'efficacité de l'essaim sur l'ensemble de la mission, il peut également être intéressant d'introduire une notion d'espace dans la mesure d'efficacité. Nous allons donc, dans un premier temps, concevoir des métriques par rapport à l'espace.

Nous justifions cette démarche par le fait de vouloir identifier les causes d'éventuelles baisses de l'efficacité mesurée. Une mesure agrégée sur toute la durée de la mission ne nous renseignerait pas sur la localisation des problèmes de performance. En utilisant une notion de performance spatiale, il devient possible de corrélérer une baisse de l'efficacité à la présence d'obstacle ou autre.

4.4.2.1 Couverture réelle le long de l'axe central

Nous nous penchons ici sur la couverture réelle de l'essaim le long de l'axe de progression C . Comme nous souhaitons récupérer un renseignement relatif à la position de l'essaim, nous étudions l'évolution de la couverture selon l'axe x_C , porté par la droite C . Le principe de cette métrique est assez simple, il consiste en la mesure de la couverture par tranche de 1 m le long de la trajectoire. Nous posons l'origine O_C telle que son abscisse $x_O = 0$ dans le repère lié à l'environnement de simulation et $I(x_C)$ un rectangle de longueur infinie, perpendiculaire à C et de largeur 1 m. $I(x_C)$ est centré dans sa largeur sur $[x_c] + 0,5$. $I(x_C)$ est donc une tranche de l'espace, perpendiculaire à la trajectoire C , délimitée par $[x_c]$ et $[x_c + 1]$.

$$\mathcal{M}_C(x_C) = \zeta_r \cap I(x_C) \quad (4.11)$$

Cette métrique est intéressante, car elle nous permet de localiser spatialement le problème dans la couverture. Elle permet également d'étudier la valeur finale de la couverture de l'essaim sur une bande de 1m de large (voir figure 4.6). L'exploitation de cette métrique, illustrée en figure 4.7, ne peut se faire qu'au cas par cas, elle n'offre pas de comparaison directe entre les simulations. Nous ne cherchons pas ici une métrique d'efficacité, mais un outil nous offrant la possibilité d'identifier les causes éventuelles de la baisse de la couverture SONAR.

4.4.2.2 Ratio de couverture réelle sur la couverture optimale

La métrique précédente nous donne une information absolue : il est nécessaire de connaître les paramètres de la simulation pour les exploiter directement. Il est intéressant de pouvoir rapporter les

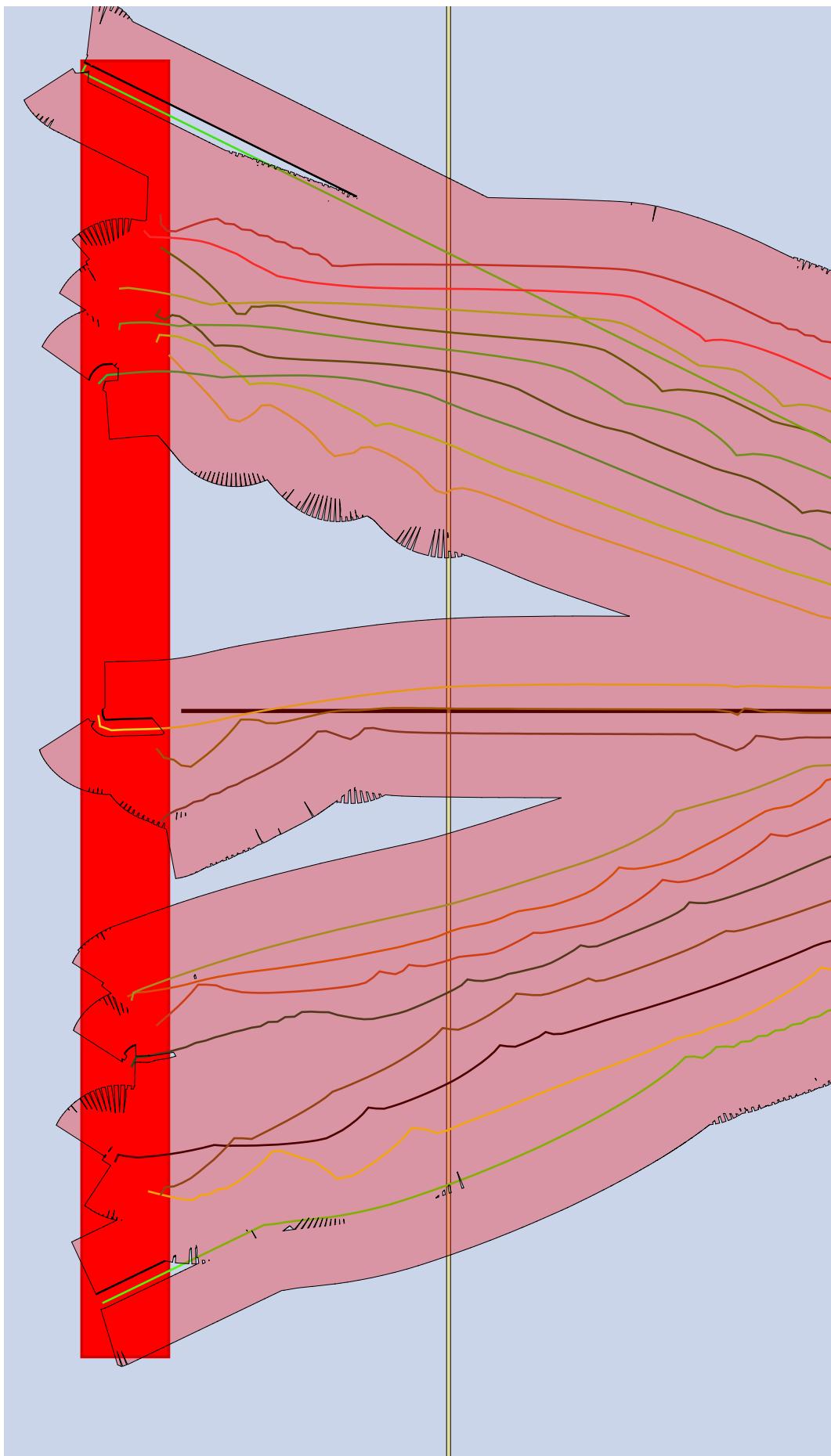


FIGURE 4.6 – Représentation d'un pas d'intégration de la couverture réelle, $x_C = 120$ m.

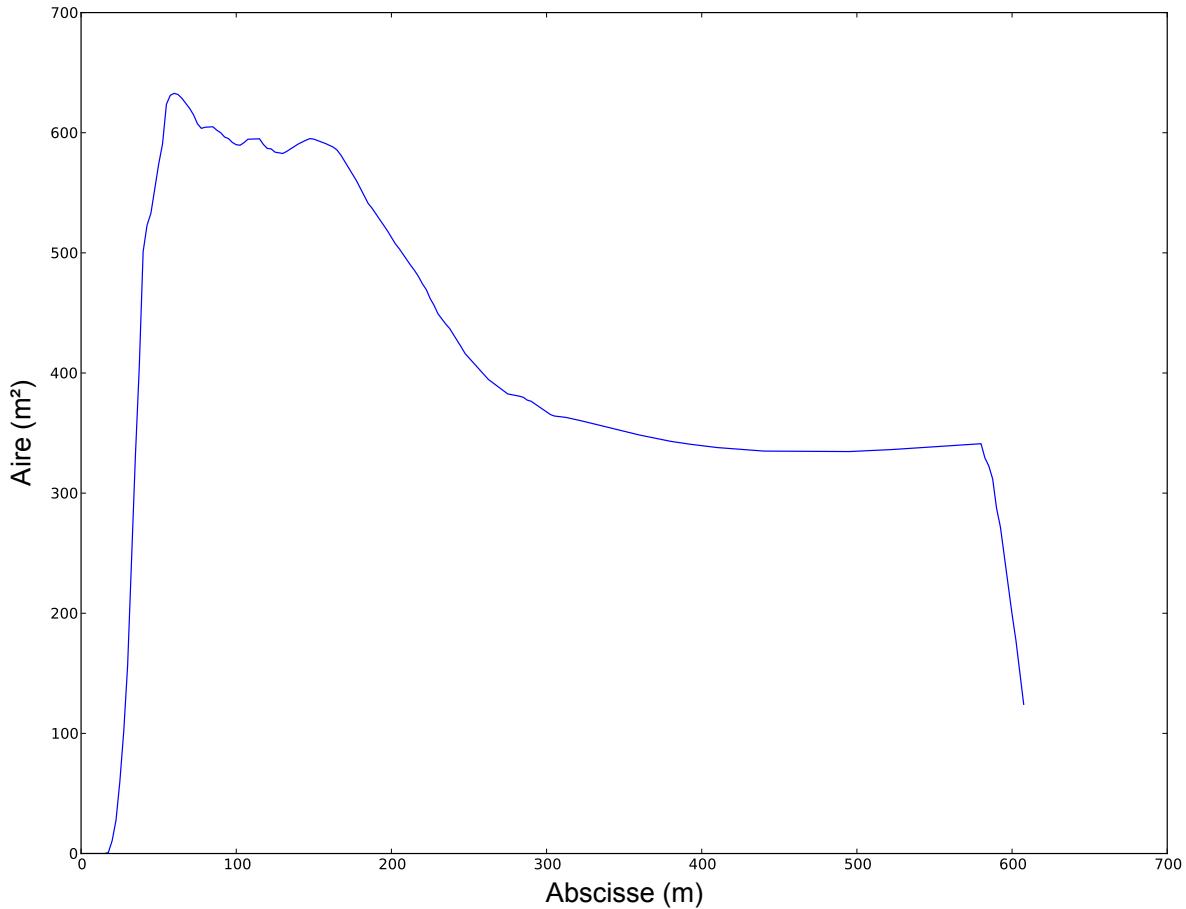


FIGURE 4.7 – Courbe de l'intégration de la couverture réelle, pour une simulation de 21 UUV.

performances de l'essaim à la théorie. Pour ce faire, nous nous intéressons à l'évolution du ratio de la couverture réelle sur la couverture optimale. Ainsi, nous aurons une valeur de performance évoluant dans l'espace, selon l'axe x_C .

Pour construire cette métrique, nous calculons le rapport de la couverture réelle ζ , sur la couverture optimale ζ_o . Afin d'avoir une vision spatiale, permettant d'identifier les zones de faible ratio, nous intégrons ce ratio sur des tranches d'espace de 1 m de large, le long de l'axe x_C .

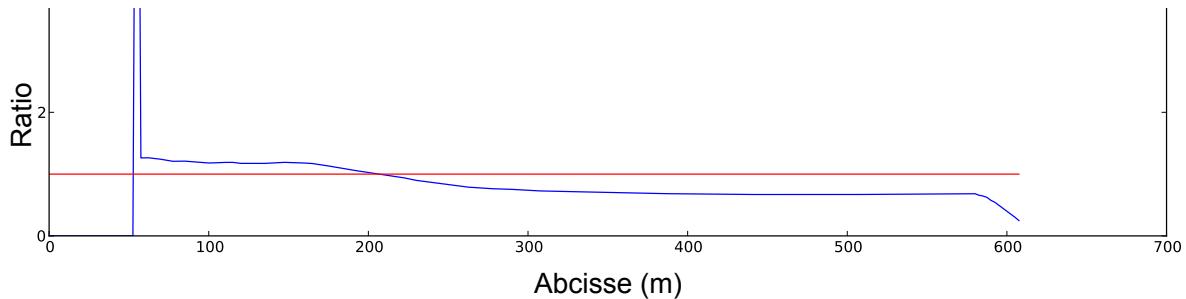


FIGURE 4.8 – Ratio de la couverture réelle sur la couverture optimale, simulation sans obstacle, 21 UUV.

Un ratio est une métrique facilement lisible. Dans la figure 4.8, un ratio de 1 va nous indiquer que la couverture réelle de l'essaim correspond exactement à la couverture optimale, attendue par la théorie. Nous voyons que notre ratio peut également être supérieur à 1. Une valeur très supérieure à 1 n'est pas très intéressante pour nous, car cela voudrait dire que notre algorithme est mal dimensionné et que nous ne contrôlons pas correctement le comportement de notre essaim. *A contrario*, une valeur trop faible par rapport à 1 nous montrera que notre essaim ne respecte pas bien les contraintes que nous avons fixées lors de l'élaboration de notre algorithme.

4.4.3 Efficacité sur la mission

Nous avons construit dans les sections précédentes des métriques nous donnant une bonne vision de la capacité théorique de l'algorithme. Cependant, si des métriques basées sur la couverture SONAR sont bien des métriques opérationnelles, nous voulons construire des métriques plus concrètes et plus en lien direct avec la mission. Il est en effet possible que notre algorithme ne respecte pas très bien les attentes théoriques, telles que le respect des consignes de vitesse ou de distance, mais que les critères de la mission de détection des objets soient atteints. De plus, dans l'objectif de travailler sur un grand nombre de simulations, nous souhaitons concevoir des métriques facilement comparables.

Rappelons que notre démarche s'articule autour de deux composantes. D'un côté, nous voulons apporter des preuves empiriques que notre approche «*top-down*» de la conception d'un algorithme peu gourmand en calcul est valide. Pour ce faire, nous analysons les performances théoriques de notre essaim.

D'un autre côté, nous voulons apporter les preuves de la viabilité opérationnelle de notre approche et de notre solution proposée. Aussi, les mesures d'efficacité diffèrent, et sont en lien direct avec l'objectif de la mission : la détection des objets sur une zone définie.

L'ensemble des métriques que nous mettons en œuvre dans nos travaux nous permettra dans le chapitre suivant de tirer des conclusions quant au comportement de l'essaim, mais également de mettre en avant des comportements remarquables.

4.4.3.1 Ratio de couverture réelle sur la couverture de mission

Nous avons défini la couverture de mission comme la couverture nécessaire à couvrir par l'essaim pour accomplir la mission. L'étude spatiale du ratio de la couverture réelle sur la couverture de mission nous renverrait approximativement les mêmes informations que le ratio étudié dans la section 4.4.2.2. Afin de pouvoir exploiter un grand nombre de données issues de nombreuses simulations, nous allons ici concevoir une métrique renvoyant dans \mathbb{R} . L'objectif de cette métrique \mathcal{M}_2 est de pouvoir ordonner nos simulations.

Propriété 4.2

Soient S_1 et S_2 deux simulations telles que leur couverture de mission ζ_m soit identique.

$$\mathcal{M}_2(S_1) < \mathcal{M}_2(S_2) \Leftrightarrow \text{L'essaim est plus efficace dans } S_2 \text{ que dans } S_1$$

Définition 4.5

Ratio de couverture réelle sur la couverture de mission Soit S une simulation,

$$\mathcal{M}_2(S) = \frac{\zeta_r}{\zeta_m}$$

Nous notons ici l'indépendance de \mathcal{M}_2 par rapport au nombre d'UUV N . Ce ratio nous permet d'évaluer l'influence du nombre de robots dans l'essaim sur la performance par rapport à une mission donnée. Il est ainsi évident que la comparaison de deux missions n'ayant pas la même couverture de mission ζ_m ne serait absolument pas pertinente.

Nous verrons dans le chapitre suivant que ce ratio est particulièrement intéressant pour fournir une conclusion quant aux performances opérationnelles de l'essaim.

4.4.3.2 Heatmap des détections

La *heatmap* des détections d'objets n'est pas une métrique en soi. C'est un outil de visualisation spatiale des détections d'objets. La couverture SONAR réelle (voir section 4.4.1.1) nous donne une vision globale de la zone couverte par l'essaim, mais ne renseigne pas sur les recouvrements SONAR. Nous aimerais pouvoir identifier les zones de faible couverture ainsi que les zones dans lesquelles les objets seraient détectés un grand nombre de fois. Pour construire cet outil, nous avons commencé par

introduire une population d'objets à détecter. Comme nous souhaitons avoir ici une vision globale de la détection offerte par l'essaim, nous créons une population très dense.

La répartition des objets est uniforme dans la zone de mission. Nous choisissons une densité d'objets relativement élevée, de 10 objets par mètre carré. De cette façon, nous appliquons en somme une méthode de Monte-Carlo pour la construction de notre *heatmap*. Le nombre de tirages étant très important (de l'ordre de 300 000), nous aurons une bonne estimation des niveaux de couverture.

Nous représentons la *heatmap* par une courbe de niveau, interpolée depuis la population d'objets précédemment décrite.

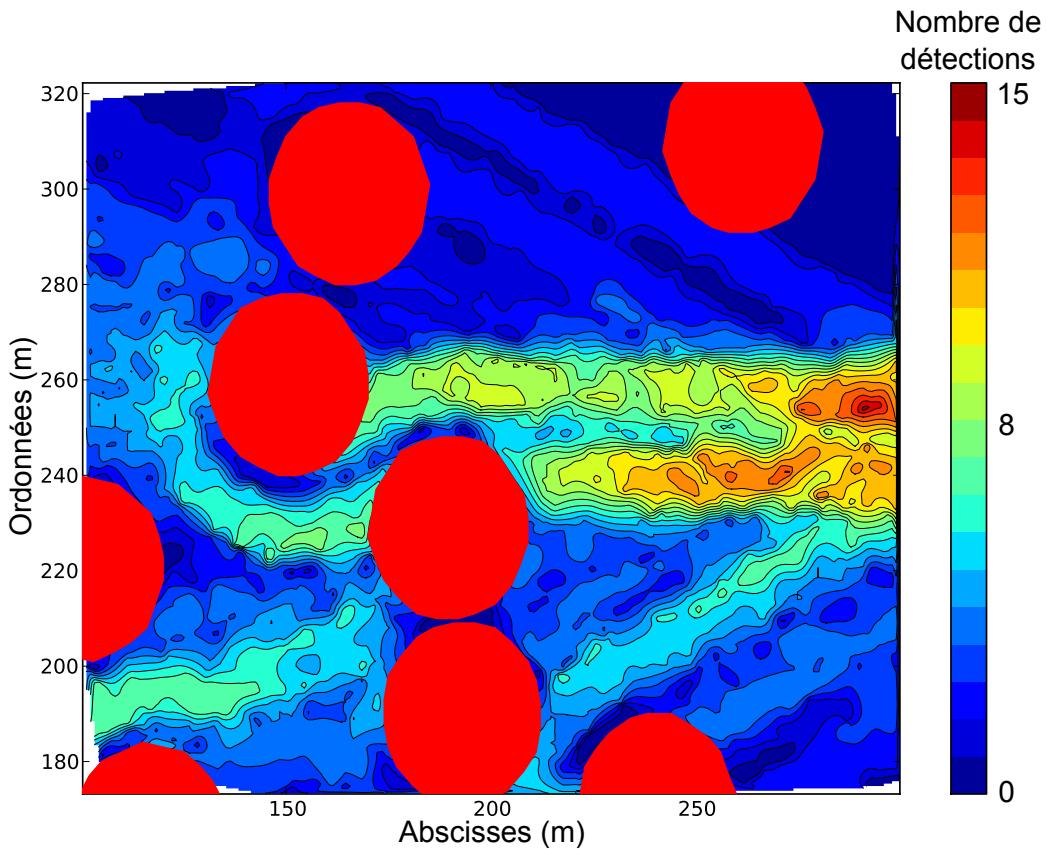


FIGURE 4.9 – *Heatmap de détection des objets en présence d'obstacles*

Si cet outil ne nous donne pas la possibilité de comparer des simulations entre elles ou d'en tirer une mesure de la performance, il nous permet d'obtenir rapidement une vue sur le résultat opérationnel et donne un bref compte rendu de la mission.

La distribution des détections permet de se rendre compte de la répartition du nombre de détections.

4.4.3.3 Probabilité de détection

Nous avons maintenant une population \mathcal{P} d'objets, caractérisés par le nombre de fois où un UUV les a détectés. Nous avons déjà expliqué qu'un objet immergé nécessite plusieurs prises de vue pour pouvoir être identifié (voir section 2.1.1.2). Dans notre démarche de mesure d'efficacité de l'essaim, nous voulons, dans un premier temps, attribuer à chaque objet o_i une probabilité de détection $P_d(o_i)$. La probabilité de détection d'une mine se base essentiellement sur le retour opérationnel et en partie sur l'état de l'art (Jane's 2009, Richard 2011). Nous ne cherchons pas à proposer une modélisation parfaite de la probabilité de détection, mais nous voulons un indicateur crédible. Dans ce sens, nous construisons une fonction de probabilité assez simple, basée sur le principe de trois détections assurant une détection de la mine sous-marine. Nous notons D_i le nombre de détections du $i^{\text{ème}}$ objet.

$$P_d(o_i) = 0 * \mathbb{1}_{\{D_i=0\}} + 0.5 * \mathbb{1}_{\{D_i=1\}} + 0.75 * \mathbb{1}_{\{D_i=2\}} + 1 * \mathbb{1}_{\{D_i>2\}} \quad (4.12)$$

Il nous faut également agréger toutes ces probabilités afin de déterminer une probabilité globale de détection sur l'ensemble de la mission. La médiane n'est pas un choix forcément judicieux. Bien que moins sujette aux valeurs extrêmes, elle peut donner une image biaisée de la probabilité de détection. En effet, une médiane de 1 indiquera une probabilité de détection de 100%, alors que certains objets pourraient avoir une probabilité de détection nulle. La moyenne, bien que sensible aux valeurs extrêmes, nous donnera une information plus juste sur la probabilité de détection globale.

Nous notons $\mathcal{M}_3(S)$ la métrique associant la probabilité de détection des mines à une simulation S .

Définition 4.6

Probabilité de détection \mathcal{M}_3

$$\begin{aligned}\mathcal{M}_3 : \mathcal{S} &\text{ Ensemble des simulations} \rightarrow \mathbb{R} \\ S &\mapsto \overline{P_d(o_i)}, i \in \text{Card}(\mathcal{P})\end{aligned}$$

Nous avons détaillé dans cette section les métriques que nous avons jugées utiles pour mener une étude approfondie sur les performances de notre algorithme. Cependant, nous voulons traiter notre étude selon une démarche rigoureuse. Dans cet objectif, nous dressons une série d'expériences reproductibles, afin d'en extraire des résultats empiriques.

4.5 EXPÉRIENCES

L'analyse des performances de l'essaim ne se résume pas à l'étude de simples scénarios. Nous pensons qu'il est important de tester les réponses de l'algorithme dans ces situations types, mais qu'il est également nécessaire d'effectuer un certain nombre de simulations basées sur un jeu de paramètres identiques. Le comportement que nous souhaitons voir émerger n'est pas facilement prédictible, du fait des nombreuses boucles de rétroaction. Aussi, deux simulations basées sur les mêmes paramètres, mais avec une initialisation aléatoire différente donneront des résultats différents. Afin d'extraire de ces simulations des grandeurs représentatives, il est nécessaire de reproduire plusieurs fois l'expérience.

Nous souhaitons mettre en évidence les possibles corrélations entre les performances de l'essaim et différents paramètres clés de l'essaim et de la mission. Il convient donc de mettre en place un plan d'expérience, présenté ci-après. Les résultats de ces simulations sont détaillés dans le chapitre suivant.

4.5.1 Expériences sur des scénarios de référence

Nous souhaitons, dans un premier temps, évaluer certains points de l'algorithme. Nous avons donc conçu certains scénarios particuliers pour tester certaines capacités de l'algorithme. Nous chercherons à évaluer la capacité de l'essaim à adopter une formation en ligne en présence d'obstacle. Puis nous testerons la résilience de l'essaim face à des perturbations.

Formation en ligne Il s'agit du scénario de base de nos tests. Les UUV sont initialisés de façon aléatoire dans une zone de largage prédéfinie. L'environnement est fortement obstrué par des obstacles. La trajectoire est réduite à une droite, faisant passer l'essaim à travers la zone d'obstacle. La figure 4.10 illustre ce scénario. Nous voulons évaluer la capacité de l'algorithme à parcourir une zone accidentée et à reformer une ligne après les obstacles.

Réponse à une perturbation sur un UUV Nous voulons analyser la propagation d'une perturbation dans l'essaim. En effet, du fait du couplage des positions et des vitesses, un brusque changement de position d'un UUV va provoquer des perturbations qui vont se propager dans tout l'essaim. Nous souhaitons évaluer l'amortissement de la perturbation dans l'essaim.

L'essaim est initialisé en formation en ligne, respectant la distance inter-UUV r . L'essaim progresse selon l'axe X, et est aligné selon l'axe Y. À un instant t_p donné, nous modifions la position d'un UUV. Nous choisissons l'UUV le plus sur la droite de l'essaim. Dans un scénario, sa position est décalée d'une distance de 8 m selon l'axe des x . Dans un second scénario, sa position est décalée d'une distance de 8 m selon l'axe des y .

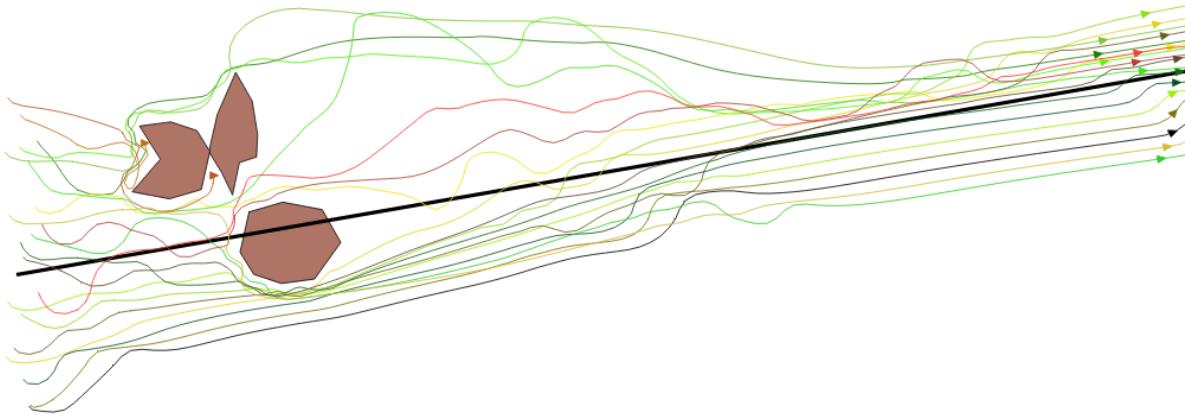


FIGURE 4.10 – Exemple de scénario testant la capacité de l'essaim à former une ligne malgré la présence d'obstacles.

Réponse à la perte d'un UUV La décomposition d'une perturbation telle que nous l'avons proposée précédemment n'est pas une représentation très réaliste. Nous avons donc voulu traiter un problème plus réel tel que la perte d'un UUV. La perte d'un UUV peut se présenter sous deux formes différentes.

Dans un premier cas, l'UUV peut rester actif, continuer à émettre un ping de position à ses voisins, mais être bloqué physiquement. C'est par exemple le cas d'un UUV pris dans un chalut ou coincé derrière un rocher non détecté. Dans ce cas, l'UUV aura toujours une influence sur ses voisins. Il sera donc intéressant d'analyser le comportement résultant de cette perte. À un instant t_p donné, nous assignons à un UUV de l'essaim une vitesse nulle. Il reste présent sur la carte et continue à être détecté par les autres UUV tant qu'il reste dans leur zone de perception.

Dans un second cas, l'UUV peut être totalement désactivé. C'est par exemple le cas d'une défaillance globale d'un UUV. Dans ce cas, l'UUV ne sera plus détecté par les autres éléments de l'essaim. Le groupe devra s'adapter à cette perte.

Fusion de deux essaims Il est possible d'imaginer une perte plus importante d'UUV dans l'essaim. Un sous-marin passant au milieu de la formation pourrait abîmer plusieurs UUV simultanément. Nous représentons ce scénario par la fusion de deux essaims. Les robots commencent en ligne, mais séparés en deux groupes. La distance entre les deux éléments les plus proches des deux groupes est supérieure à la distance inter-UUV r . La jonction entre les deux essaims interviendra à un instant t non déterminé à l'avance.

Ces différents scénarios représentent des situations plus ou moins réalistes. Nous voulons mettre en avant les comportements qui peuvent émerger de ces situations, mais qui n'auront pas été décrits directement dans notre algorithme.

4.5.2 Plan d'expérience

Les scénarios particuliers détaillés précédemment sont intéressants pour mettre en avant certaines capacités de notre algorithme. Cependant, nous souhaitons également évaluer les performances de notre algorithme dans des missions plus simples. Dans cette optique, nous avons mis en place un large plan d'expérience.

Nous voulons déterminer l'influence de certains paramètres sur les performances de l'essaim, vis-à-vis des valeurs théoriques ainsi que de la mission proposée par l'opérateur. Nous allons donc faire varier ces différents paramètres.

Obstacles La validité opérationnelle de notre algorithme étant un point crucial de notre étude, nous avons opté pour une variation dans la présence des obstacles. Nous avons ainsi dessiné neuf cartes différentes. Ces neuf cartes proposent neuf configurations différentes du placement des obstacles. Nous avons ainsi une carte vierge, quatre cartes où les obstacles sont placés de façon aléatoire. La distribution des obstacles diffère sur ces quatre cartes. Deux cartes présentent

des obstacles en quinconce, perpendiculairement à l'axe de progression. Nous avons une carte regroupant les obstacles d'un côté de l'axe de progression, et son symétrique.

Zone d'initialisation Notre algorithme mettant fortement en jeu la notion de distance au sein de l'essaim, nous avons voulu tester différentes zones d'initialisation. Les UUV sont initialisés de façon aléatoire dans cette zone. Une zone plus petite implique un rapprochement de l'essaim lors de cette phase. Nous avons donc pris en compte deux tailles différentes de zone d'initialisation. D'autre part, nous souhaitons également évaluer la capacité de l'essaim à se centrer. Nous avons ainsi introduit une zone d'initialisation non centrée par rapport à la droite représentant la trajectoire à suivre C.

Nombre d'UUV Notre approche opérationnelle au problème de notre étude implique une notion de gestion des coûts. Il est important que notre système soit le plus performant possible pour un coût maîtrisé. Il convient donc de ne pas surdimensionner l'essaim. Dans cette optique, nous avons évalué différentes tailles d'essaim. D'autre part, plus l'essaim est grand, plus le nombre de boucles de couplage entre UUV augmente (en $2(N - 1)$). Ceci peut avoir une forte influence sur les temps de convergence et de mise en formation de l'essaim. Nous avons fait varier le nombre des UUV de 11 à 51, par plage de 10.

Les différents terrains utilisés dans le plan d'expérience sont détaillés en Annexe A.3.3.

Les autres paramètres de la mission et de l'essaim sont fixés :

- la vitesse de consigne $V_c = 2 \text{ m/s}$,
- la distance inter-UUV $r = 8 \text{ m}$, et
- la distance de perception $P = 20 \text{ m}$ (cette distance est volontairement très faible par rapport aux capacités physiques des capteurs, afin de simuler des conditions de navigation très chaotiques – réverbérations des pings, eaux turbides).

Les gains de l'algorithme, détaillés dans la section 3.2.4.1 prennent les valeurs suivantes :

- le gain d'asservissement en vitesse sur le point cible – $Gv_p = 0,05$,
- le gain d'asservissement en vitesse sur la vitesse de consigne V_c – $Gv_g = 0,9$,
- le gain d'asservissement en cap sur le point cible – $Gc_p = 0,2$,
- le gain d'asservissement en cap sur l'angle α_C – $Gc_g = 0,7$.

La trajectoire à suivre par l'essaim est identique pour tout le plan d'expérience. Elle se résume à une droite, parallèle à l'axe des x .

La couverture de mission ζ_m est également identique pour l'ensemble des simulations. Ceci nous permet de comparer nos simulations sans dépendance vis-à-vis du nombre d'UUV.

CONCLUSION

Nous avons présenté dans ce chapitre un ensemble de métriques usuelles ou conçues en fonction de nos attentes. Ces métriques ont pour but de nous permettre de mesurer la réponse de notre essaim par rapport à une mise en formation théorique. De cette façon, nous vérifions que l'approche «*top-down*» adoptée lors de la conception de notre algorithme mène aux résultats souhaités. D'un autre côté, nous souhaitons également vérifier que notre essaim remplit la mission qui lui est assignée. Nous avons donc mis en place des métriques basées sur des notions opérationnelles, comme la couverture SONAR ou le taux de détection. L'utilisation seule de ces métriques ne nous donnerait aucun résultat. Ces métriques doivent être appliquées à un ensemble de simulations, conçues de façon à évaluer telle ou telle caractéristique de l'essaim. Le plan d'expériences que nous avons construit devrait nous permettre de mettre en évidence certaines caractéristiques de notre algorithme, telles que sa robustesse en présence d'obstacles. L'exploitation des résultats et les conclusions que nous pouvons en tirer sont détaillées dans le chapitre suivant.

RÉSULTATS ET DISCUSSION

5

SOMMAIRE

INTRODUCTION	93
5.1 VALIDATION DU COMPORTEMENT EN ESSAIM	93
5.1.1 Formation en ligne	93
5.1.2 Respect de la distance inter-UUV	95
5.1.3 Convergence en vitesse	96
5.1.4 Convergence sur l'axe	97
5.2 VALIDATION OPÉRATIONNELLE	99
5.2.1 Couverture SONAR et détections des mines	99
5.2.2 Résilience en terrain accidenté	101
5.2.3 Sensibilité aux conditions initiales	108
5.3 EXEMPLES REMARQUABLES	108
5.3.1 Amortissement d'une perturbation	108
5.3.2 Réponse à la perte d'un UUV	112
5.3.3 Fusion de deux essaims	112
CONCLUSION	113

Nous abordons dans ce chapitre les résultats de notre plan d'expériences. Nous analysons et discutons des résultats en vue d'apporter une validation de notre algorithme.

INTRODUCTION

Nous avons vu, jusqu'ici, les différentes phases de conception de notre algorithme. Nous avons également abordé la mise en place d'outils qui nous permettent de juger de l'efficacité de notre essaim selon des critères assez objectifs. À chaque étape de notre démarche, nous avons mis en parallèle le domaine théorique et le domaine opérationnel.

Ce chapitre présente la validation de notre algorithme. Nous approchons cette validation sous les deux angles de notre méthodologie : une validation des attentes théoriques puis une validation en termes opérationnels. Nous souhaitons ainsi montrer que notre algorithme permet bien la formation d'une ligne dans un essaim, centré le long d'un axe. Nous montrerons également que ce système peut constituer un outil efficace pour les utilisateurs.

Nous nous intéresserons enfin à des exemples remarquables, dans lesquels l'essaim voit émerger un comportement émergent, répondant de manière efficace, ou non, à la situation.

5.1 VALIDATION DU COMPORTEMENT EN ESSAIM

Nous débutons l'étude empirique de notre algorithme par des évaluations simples des compétences de notre essaim. Le plan d'expériences offre un panel très large de simulations à partir desquelles il nous est possible de tirer des conclusions.

Dans cette partie, nous nous intéressons plus particulièrement aux respects des contraintes appliquées à l'essaim. Nous nous pencherons alors sur la formation en ligne de l'essaim, et sur ses capacités à converger rapidement sur la vitesse de consigne et l'angle donnés par l'axe de progression.

5.1.1 Formation en ligne

L'un des points clés de notre algorithme est la mise en formation et le maintien d'une ligne dans l'essaim. Notre plan d'expériences nous offre la possibilité d'analyser plusieurs simulations mettant en jeu la formation en ligne de l'essaim.

Nous étudions les simulations sans obstacle, où les UUV sont initialisés de façon aléatoire dans la zone d'initialisation.

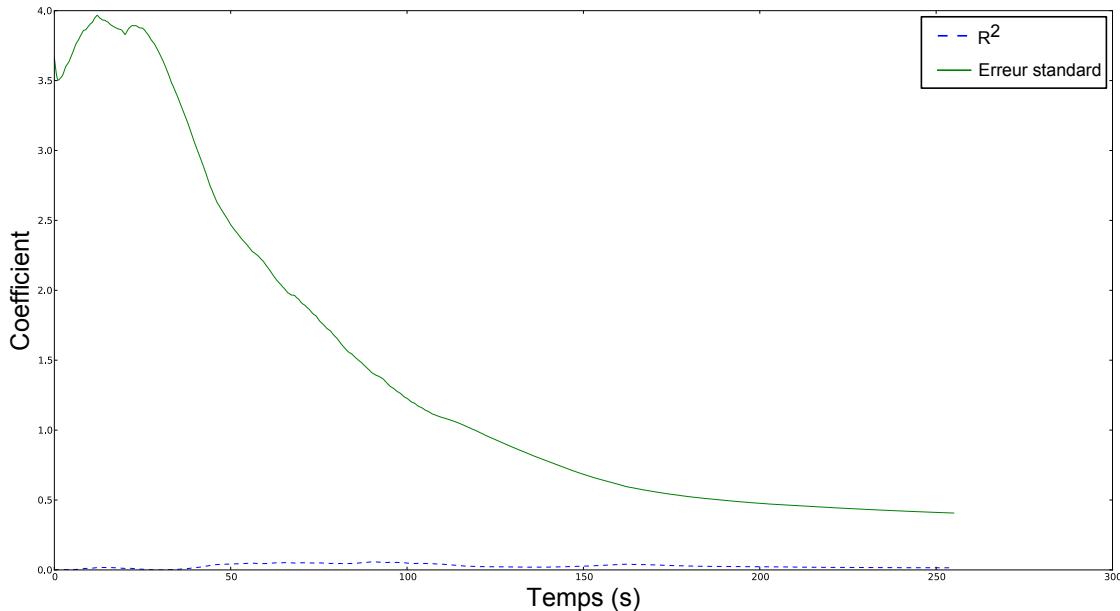


FIGURE 5.1 – Exemple de l'évolution de l'erreur standard et de r^2

L'analyse d'une simulation (voir Fig. 5.1) en particulier – grande zone d'initialisation des UUV, centrée sur l'axe de progression, essaim de 21 agents – nous permet de constater que l'erreur standard

de la régression linéaire tend à se réduire. Nous pouvons donc en déduire que l'essaim tend, dans cette simulation, à prendre la forme d'une droite.

Nous notons également que les valeurs de l'erreur standard e sont faibles : à partir de 2 min de simulation, e prend des valeurs inférieures à 1 m. La valeur en fin de simulation de e est de 0,407. Nous avons donc 95% de l'essaim présentant une distance à la droite modèle de 80 cm au maximum. Nous notons alors que l'alignement est pratiquement atteint dans cette simulation. Le r^2 est plus complexe à analyser, du fait des valeurs des positions en x très proches les unes des autres. Le fait que r^2 tende à se rapprocher de 0 peut être lié au fait que notre distribution soit orthogonale à l'un des axes (ici l'axe X). En effet, si x est constant pour toutes les valeurs de y , alors les deux variables sont pleinement décorrélatées. Nous ne cherchons donc pas ici à avoir une valeur la plus proche de 1 pour le coefficient de corrélation r^2 .

Nous nous intéressons à la distribution de l'erreur standard e en fin de simulation par rapport au nombre d'UUV sur l'ensemble de nos simulations.

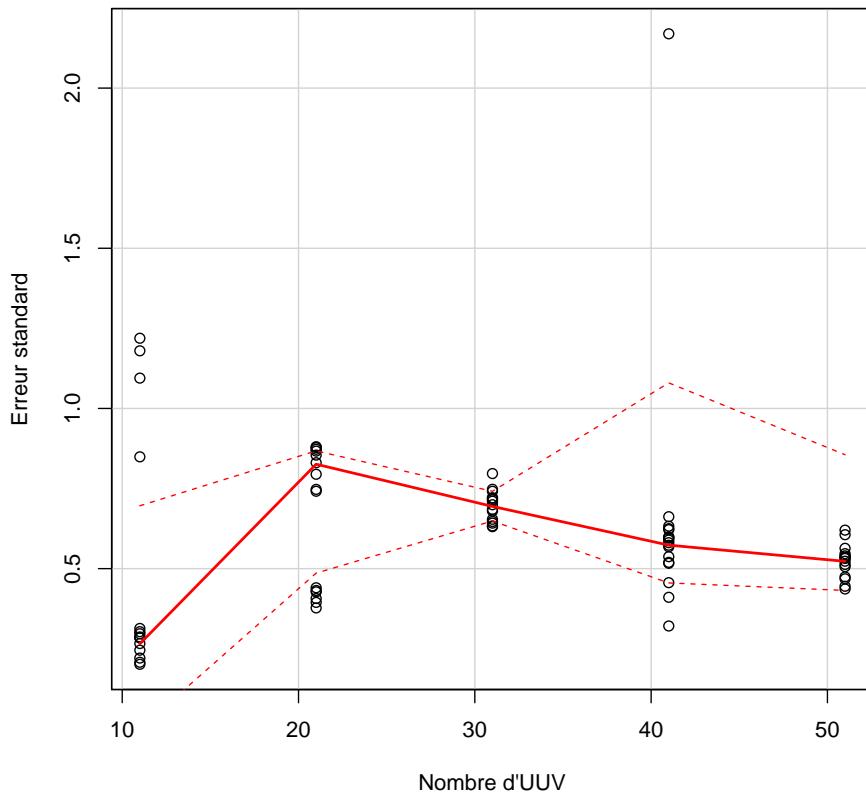


FIGURE 5.2 – Distribution de l'erreur standard en fonction du nombre d'UUV

La figure 5.2 met en évidence les faibles valeurs finales de l'erreur standard e . L'erreur standard reste en effet sous une valeur de 1 m. Nous observons également une décroissance globale de e avec l'augmentation du nombre d'UUV.

Discussion Cette première partie de notre étude nous montre ici que notre algorithme permet bien la formation d'une ligne dans l'essaim. La faible valeur de l'erreur standard nous assure que l'essaim est bien décrit par la régression linéaire. L'étude du coefficient de corrélation r^2 n'est pas forcément très discriminante. Le fait que x soit à peu près constant pour les différentes valeurs de y engendre nécessairement une décorrélation entre les deux variables.

Nous voyons des valeurs finales de l'erreur standard inférieures à 1 m. De cette valeur, nous déduisons que 95% des abscisses de l'essaim se situent dans un intervalle de 4 m. Nous pouvons donc considérer que notre essaim forme bien une ligne.

D'un autre côté, la figure 5.2 met en avant une décroissance de e avec l'augmentation du nombre d'UUV. Nous en déduisons donc que plus nous avons d'UUV, plus notre régression linéaire décrit de façon correcte l'essaim. Nous ne pouvons pas en déduire directement que la formation d'un essaim de 51 UUV est plus rectiligne que celle d'un essaim de 31 UUV. En effet, la taille de la population peut avoir une influence sur la valeur de e . Par contre, nous pouvons conclure de ces courbes que la formation en ligne n'est pas dégradée par l'augmentation du nombre d'UUV.

5.1.2 Respect de la distance inter-UUV

Nous avons vu dans notre description de la mission que l'opérateur fixe une distance inter-UUV pour l'ensemble de l'essaim. Cette distance r dépend de différents facteurs, tels que la portée des SONAR et le taux de recouvrement désiré.

Deux outils présentés dans le chapitre précédent nous livrent des informations différentes sur la distance inter-UUV.

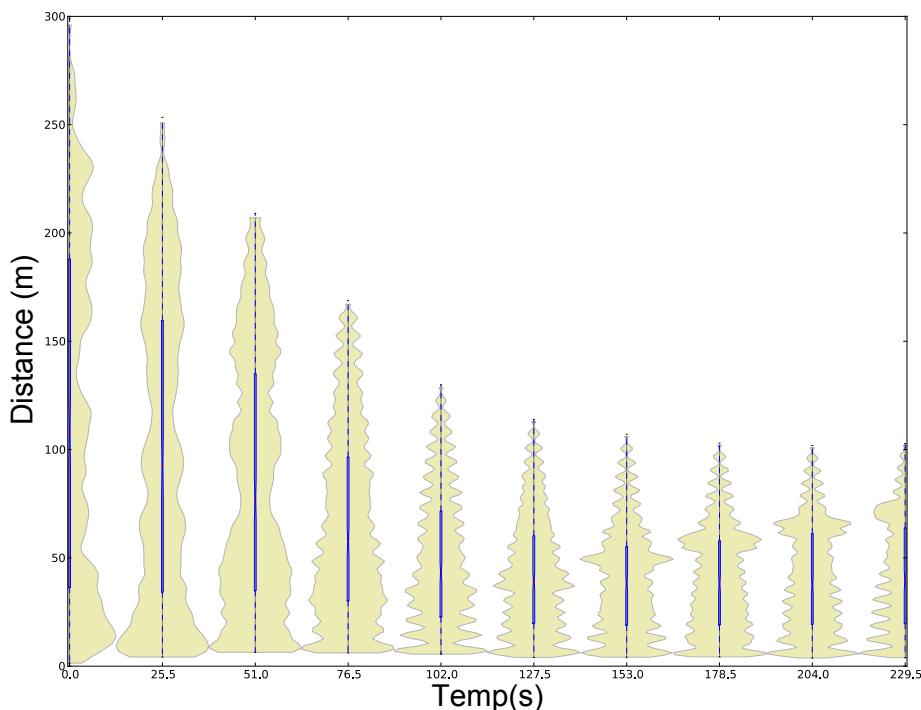


FIGURE 5.3 – Représentation de l'évolution de distance dans l'essaim.

L'étude de la figure 5.3 nous montre dans un premier temps que le mode principal se détachant en fin de simulation n'est pas exactement r . Nous observons ici une valeur du mode principal de $M = 5,90$ m. Ceci représente 73,75% de r . Nous voyons donc une contraction de l'essaim par rapport à la valeur théorique. Nous avons étudié cette contraction sur l'ensemble de l'essaim pour trouver la contraction moyenne \bar{M} . La valeur donnée par l'équation (5.1) nous confirme que cette contraction est de l'ordre que 80%.

$$\bar{M} = 79,59\% \quad (5.1)$$

Nous remarquons la présence d'une bosse dans la distribution des distances. Cette bosse est liée à la simulation. En étudiant de plus près cette simulation, nous notons qu'un UUV est en retard sur le reste de l'essaim. La distribution des distances entre cet UUV et le reste du groupe ne présente pas un mode principal et ses harmoniques comme nous pourrions l'attendre. Le centre de la bosse nous donne approximativement la distance entre ce robot et l'essaim. Cette métrique nous permet donc de faire ressortir de manière très visuelle la formation de plusieurs essaims dans la simulation.

Nous observons la même contraction sur la distance moyenne dans l'essaim dans la figure 5.4. La

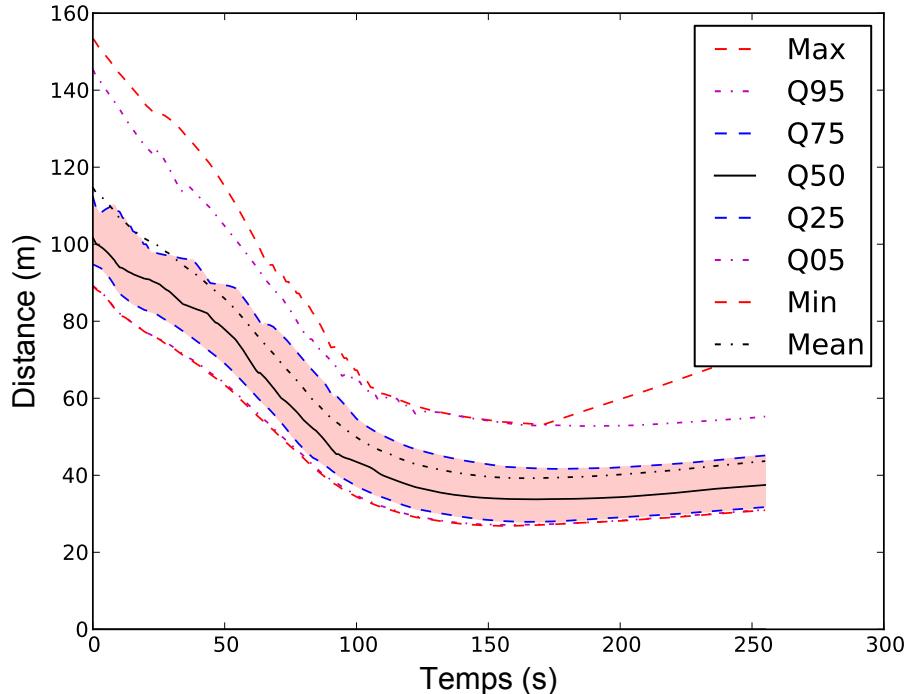


FIGURE 5.4 – Quantiles et moyenne de la distance dans l’essaim.

valeur expérimentale de la moyenne des distances vaut 75,12% de la valeur théorique. Cela signifie que l’essaim est globalement plus compact que la théorie ne le laisse suggérer.

Discussion Nous déduisons de ces courbes que notre essaim ne respecte pas tout à fait la distance inter-UUV. Cependant, l’essaim présente bien une distance r_{exp} inter-UUV séparant deux UUV successifs. La valeur expérimentale de cette distance présente une réduction de l’ordre de 20%. Il s’agit ici d’une erreur statique, qu’il serait possible de corriger en intégrant un régulateur intégral. Ceci nécessiterait l’intégration des erreurs, impliquant de nombreux calculs ainsi que l’enregistrement en mémoire des erreurs précédentes, hypothèse que nous avons exclue de nos travaux.

5.1.3 Convergence en vitesse

Nous continuons à étudier le respect des consignes par notre algorithme. Nous regardons ici le comportement de l’essaim vis-à-vis de la vitesse de consigne V_c .

Nous avons détaillé différentes métriques (voir section 4.2.3) nous permettant d’analyser le respect de la consigne de vitesse. S’il est intéressant d’étudier ponctuellement les quantiles des vitesses dans le temps, nous voulons ici mener une étude empirique. Nous nous intéressons donc à la distribution des temps de convergence définis dans le chapitre précédent.

Nous observons sur la figure 5.5 une baisse du temps de convergence en vitesse avec l’augmentation du nombre d’UUV pour les scénarios présentant une grande zone d’initialisation. *A contrario*, le temps de convergence tend à croître avec l’augmentation du nombre d’UUV lorsque la zone d’initialisation est petite. Nous voyons ici apparaître les premières preuves d’une sensibilité de notre algorithme aux conditions initiales.

Discussion Il est intéressant de noter que le temps de convergence en vitesse est corrélé au nombre d’UUV dans le cas d’une grande zone d’initialisation ($r = -0,358$). Nous conseillons donc l’emploi d’un groupe d’UUV assez important. Notre étude montre qu’il convient de choisir un nombre d’UUV d’au moins 31 pour s’assurer une vitesse de convergence convenable, en dessous de 120 s. En effet, pour ces valeurs du nombre d’UUV, le quartile à 75% est inférieur à 120 s, ce qui nous donne l’assurance qu’une majorité des essaims a convergé dans des temps inférieurs.

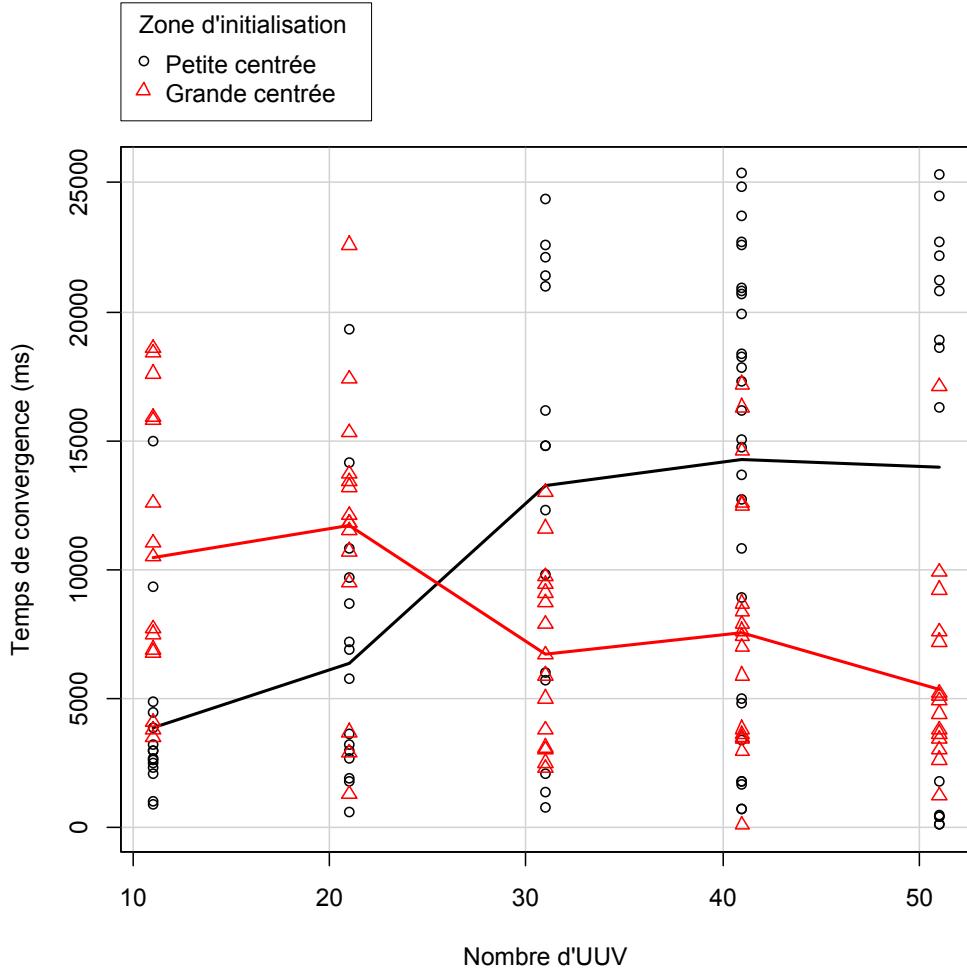


FIGURE 5.5 – Distribution des temps de convergence en vitesse selon le nombre d'UUV dans l'essaim. La courbe noire représente l'évolution de la médiane du temps de convergence pour une petite zone de largage, la courbe rouge celle pour une grande zone de largage.

La disparité des temps de convergence pour les simulations à 51 UUV dévoile également la sensibilité de l'algorithme. Les cas extrêmes nous montrent que l'algorithme est capable de converger très rapidement, en moins de 10 s, mais qu'il est également incapable dans certains cas de converger avant la fin de la simulation.

5.1.4 Convergence sur l'axe

De la même façon que nous voulons connaître le comportement de notre algorithme vis-à-vis de la vitesse de consigne V_c , nous souhaitons extraire des informations sur son comportement vis-à-vis de l'angle de consigne donné par l'axe de progression.

Nous appliquons les mêmes outils que pour l'étude de la vitesse. Les quantiles nous permettent d'observer ponctuellement le comportement de l'essaim dans certains scénarios atypiques. Nous constatons, par exemple, que la présence d'obstacles va avoir un impact sur les vitesses dans l'essaim. Ceci est détaillé dans la section 5.2.2

Nous constatons sur cet exemple illustré par la figure 5.6 que l'IQR (surface en rose) tend vers 0. Le temps de convergence est de 102 s. L'essaim est capable de suivre la bonne direction en moins de deux minutes. Compte tenu de la longueur de la mission, ce temps de convergence est acceptable d'un point de vue opérationnel.

Nous analysons la répartition de temps de convergence en angle en fonction du nombre d'UUV.

L'analyse de la figure 5.7 nous montre que dans le cas d'une grande zone d'initialisation, les temps

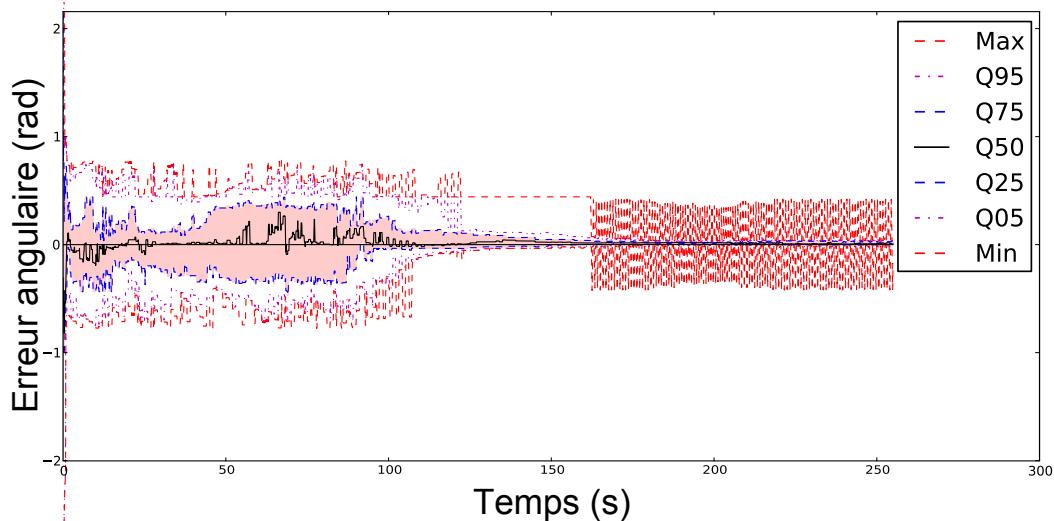


FIGURE 5.6 – Distribution des erreurs angulaires en fonction du temps dans un scénario représentatif. Grande zone de largage, 21 UUV, zone de mission sans obstacle.

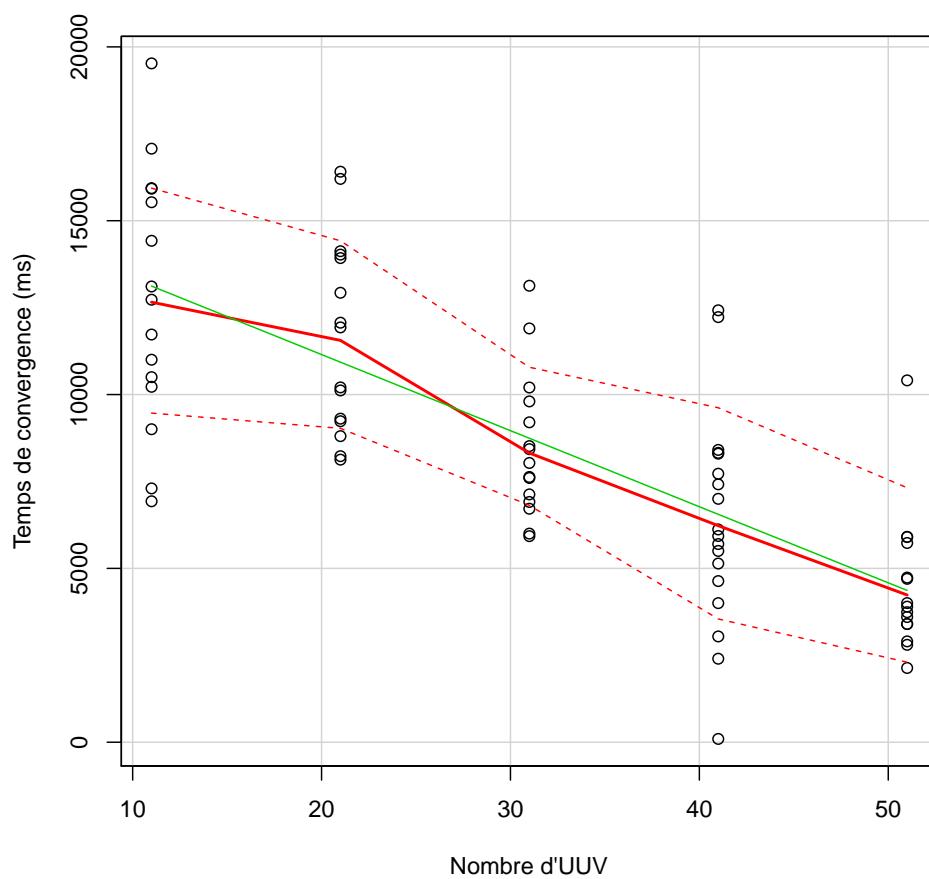


FIGURE 5.7 – Distribution des temps de convergence en angle en fonction du nombre d'UUV. En vert, nous faisons apparaître la droite modèle de la régression linéaire ($r = -0,743$).

de convergence tendent à se réduire. Nous observons de très bons résultats de convergence pour les essaims composés de plus de 40 UUV.

Discussion Il apparaît tout d'abord que l'essaim respecte, dans le temps imparti, la convergence vers l'angle donné par la trajectoire. Toutes les simulations présentent un temps de convergence inférieur à la durée de la simulation.

La figure 5.7 dévoile pourtant un comportement contre-intuitif. Nous pourrions penser que plus le nombre d'UUV croît, plus le temps nécessaire à la mise en formation et l'orientation dans la bonne direction deviendra important. Or, nous observons l'inverse. Ceci s'explique par la densité de l'essaim lors de la phase d'initialisation. Nous faisons ici nos observations sur des simulations présentant une grande zone d'initialisation. Pour un nombre d'UUV réduit, la largeur de cette zone d'initialisation est très supérieure à la largeur optimale de l'essaim. Les UUV ont donc une longue distance à parcourir avant d'être en place et de suivre le cap donné par l'axe de progression. Il en résulte un temps de convergence en angle assez long.

A contrario, lorsque le nombre d'UUV dans l'essaim s'élève, la densité de l'essaim augmente, la distance inter-UUV moyenne diminue. Les UUV auront alors moins de distance à parcourir pour se mettre en formation, le temps de convergence en angle sera plus court. Nous notons donc une corrélation entre le temps de convergence en angle et le nombre d'UUV. Nous trouvons effectivement $r = -0,743$.

Nous entrevoyons déjà ici la dépendance de notre algorithme aux conditions initiales, qui sera approfondie dans la section 5.2.3.

5.2 VALIDATION OPÉRATIONNELLE

Après avoir démontré de façon empirique que l'algorithme que nous avons conçu respecte les contraintes que nous avons fixées, nous souhaitons étudier les performances de notre algorithme en adoptant un point de vue opérationnel. Nous avons vu au chapitre précédent que nous disposons de divers outils pour explorer les données issues de nos simulations.

5.2.1 Couverture SONAR et détections des mines

Couverture SONAR

Nous nous penchons dans un premier temps sur le ratio de la couverture réelle sur la couverture optimale. Nous avons vu que cette métrique nous donne un renseignement relatif à l'efficacité de l'essaim par rapport aux performances théoriques et non par rapport à la mission définie par l'opérateur.

La figure 5.8 nous donne des informations pertinentes. Nous voyons dans un premier temps que la médiane des ratios est assez faible. Elle n'atteint au mieux que 0,5. Ce qui signifie que notre essaim ne couvre au mieux que la moitié de la surface qu'il devrait théoriquement couvrir.

Nous pouvons remarquer que les simulations présentant une zone d'initialisation petite centrée sur l'axe voient leur ratio chuter avec le nombre d'UUV. Pour les deux autres cas, nous observons des valeurs à peu près stables pour un nombre d'UUV inférieur à 40. Pour les simulations de 51 UUV, le ratio, et donc la performance mesurée, baissent.

Discussion L'étude du ratio de la couverture réelle sur la couverture optimale révèle une performance de l'essaim médiocre par rapport à nos attentes. Ces faibles valeurs de ratio peuvent s'expliquer par la contraction de l'essaim mise en évidence précédemment (voir section 5.1.2). Nous noterons toutefois que les performances décroissent quand le nombre d'UUV dans l'essaim atteint 51. Nous pensons qu'un essaim de population supérieure à une soixantaine de robots serait difficilement manipulable. La phase de mise à la mer deviendrait assez longue, diminuant d'autant la durée de la mission. D'un point de vue théorique, il serait tout de même intéressant de poursuivre nos simulations au-delà de 51 UUV afin de vérifier si cette décroissance se poursuit.

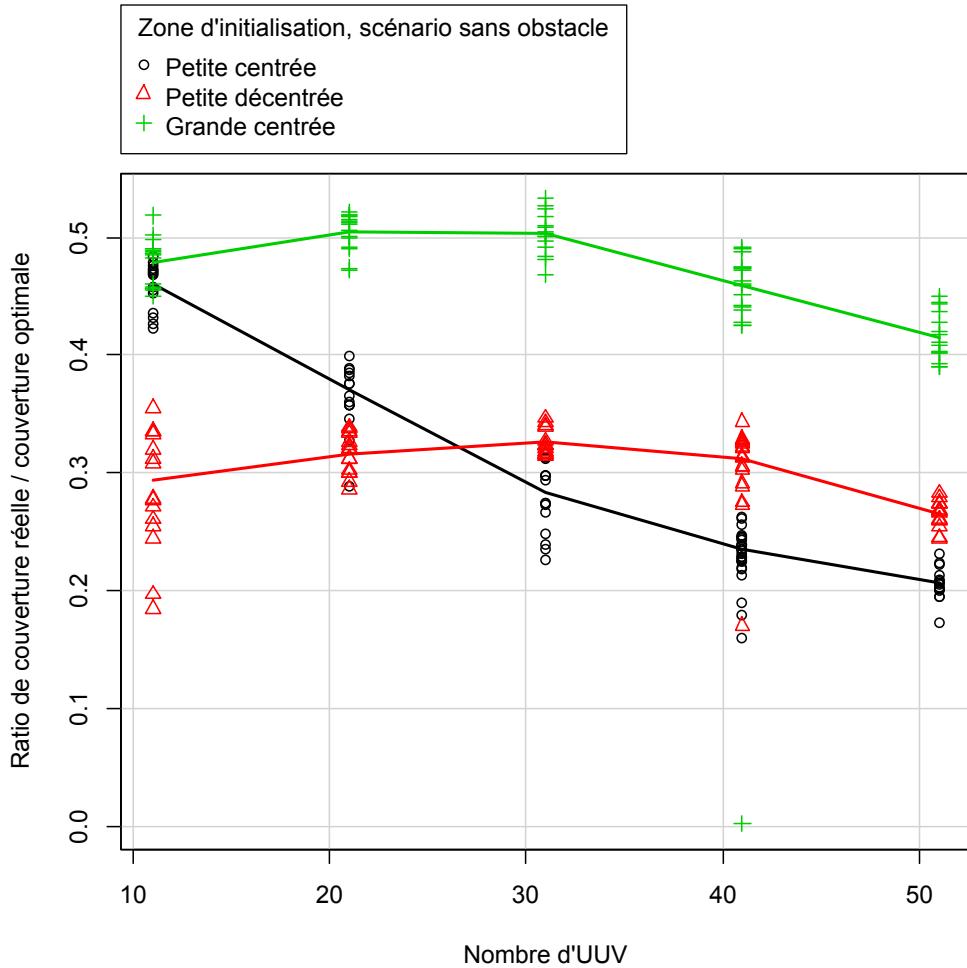


FIGURE 5.8 – Distribution des ratios de la couverture réelle sur la couverture optimale en fonction du nombre d'UUUV et de la zone d'initialisation. En vert, une grande zone d'initialisation, en noir, une petite zone centrée, et en rouge, une petite zone décentrée.

Détections des mines

Nous cherchons désormais à étudier les performances de notre essaim par rapport à la mission fixée par l'opérateur. Nous étudions le taux de détection d'une population de mines, identique pour toutes les simulations. Les nombres de simulations traitées étant suffisamment importants (2300 simulations au total), nous avons choisi de construire une population de mines avec une densité plus faible que celle présentée dans le chapitre précédent, de l'ordre de 1 mine / m². Cette valeur n'est pas réaliste, car très supérieure à la réalité, mais permet de réduire le temps de traitement des données. Nous pourrions opter pour une valeur plus réaliste, pour laquelle nous trouverions 0 à 5 mines sur la surface de la mission. Une telle simulation présente un fort intérêt opérationnel, mais permet difficilement de tirer des conclusions. Un nombre de mines grandement supérieur donne une meilleure idée du fonctionnement global de notre essaim.

Nous voyons dans la figure 5.9 une inversion des courbes par rapport aux ratios de couverture présentés précédemment. Nous voyons nettement une croissance de la performance mesurée sur la mission jusqu'à atteindre 1 pour les simulations avec une grande zone d'initialisation. Ce comportement de l'essaim correspond à nos attentes. Pour un profil de mission donnée, il est logique de voir la probabilité de détection croître avec le nombre d'UUUV.

Discussion Cette analyse est l'une des plus importantes de nos travaux. Nous présentons ici des résultats représentatifs des attentes opérationnelles. Ils ne permettent pas à eux seuls de valider notre algorithme, car ils ne renseignent que sur un résultat final et non sur la méthode employée. Il est

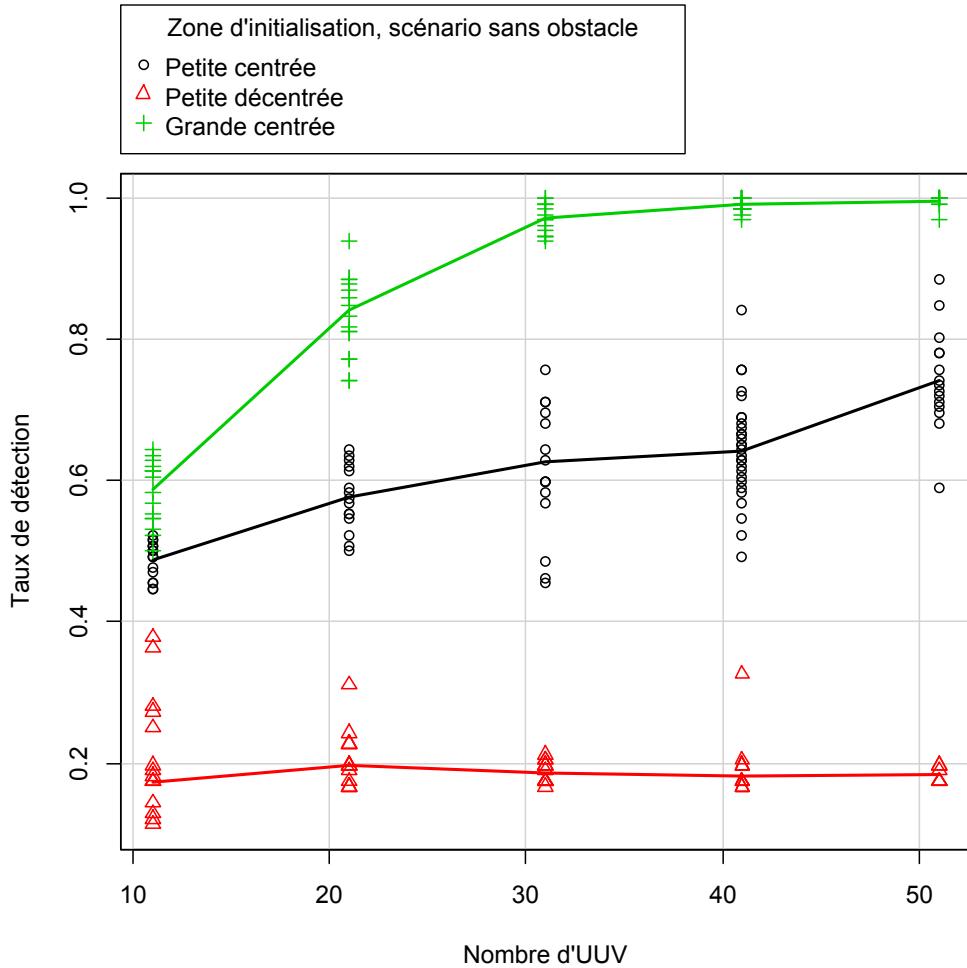


FIGURE 5.9 – Distribution des taux de détection en fonction du nombre d'UUV et de la zone d'initialisation. En vert, une grande zone d'initialisation, en noir, une petite zone centrée, et en rouge, une petite zone décentrée.

intéressant de voir qu'à partir d'un certain nombre d'UUV, la mission présente une forte probabilité d'être menée à bien par l'essaim. Dans le cas de notre exemple, nous pourrions conseiller à l'opérateur de prendre un essaim constitué de 31 UUV. La médiane du taux de détection étant de 0,96, l'essaim remplira la mission en ayant détecté au moins 95% des objets sous-marins.

Les résultats présentés ici apportent la base de la validation opérationnelle. Le taux de détection des mines nous semble acceptable, cependant, ce jugement est à réserver aux opérationnels militaires.

5.2.2 Résilience en terrain accidenté

Notre démarche d'une étude axée sur l'aspect opérationnel nous amène à tester et évaluer notre algorithme dans un environnement accidenté. Nous avons vu que nous avons conçu notre simulateur afin d'introduire facilement des obstacles sur le terrain (voir Annexe A.3).

La figure 5.10 illustre l'un des scénarios de notre plan de simulation en présence d'obstacles. Visuellement, il apparaît que notre algorithme permet à l'essaim de passer au travers et de reformer la ligne après le franchissement des obstacles.

Nous avons différents outils qui peuvent nous permettre d'analyser la résilience de l'essaim en terrain accidenté. En étudiant les graphes des erreurs en vitesse, nous pouvons apporter une preuve empirique du maintien des constantes après le contournement des obstacles. L'étude des distributions des ratios de la couverture réelle sur la couverture optimale ainsi que celles de taux de détection sur la surface de mission nous donneront un point de vue plus général sur l'accomplissement de la mission en terrain présentant des obstacles.

La figure 5.11 illustre la distribution des répartitions des erreurs de vitesse de l'essaim. Le contour-

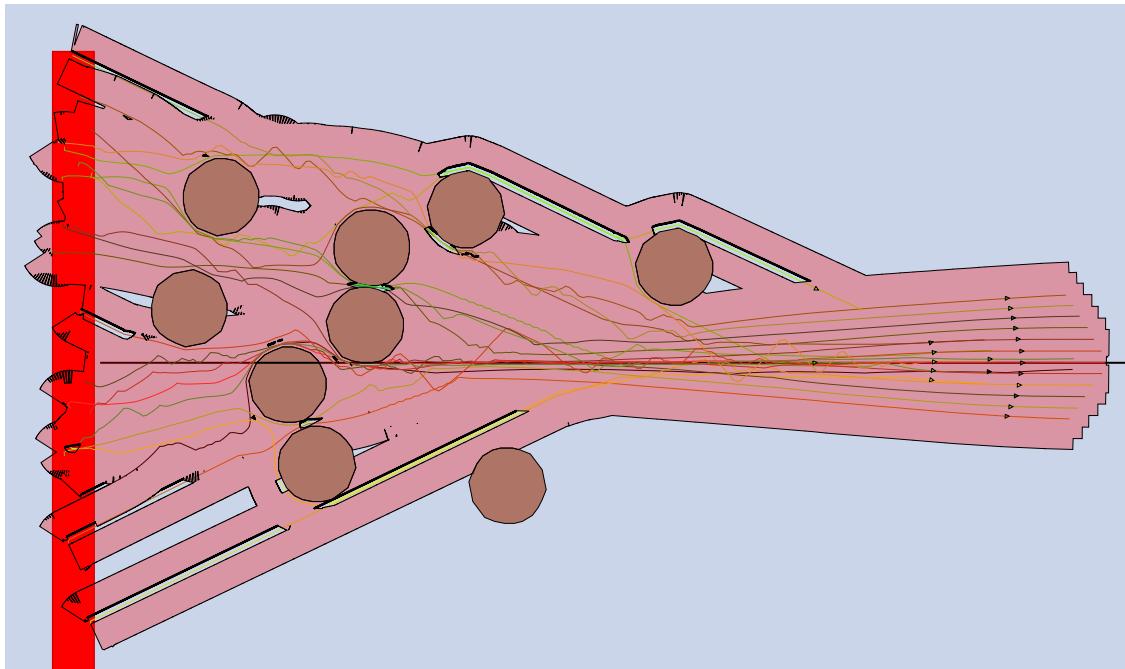


FIGURE 5.10 – Représentation d'une simulation sur un scénario présentant des obstacles positionnés aléatoirement. La simulation comporte 21 UUV, le rectangle rouge représente la zone d'initialisation des UUV.

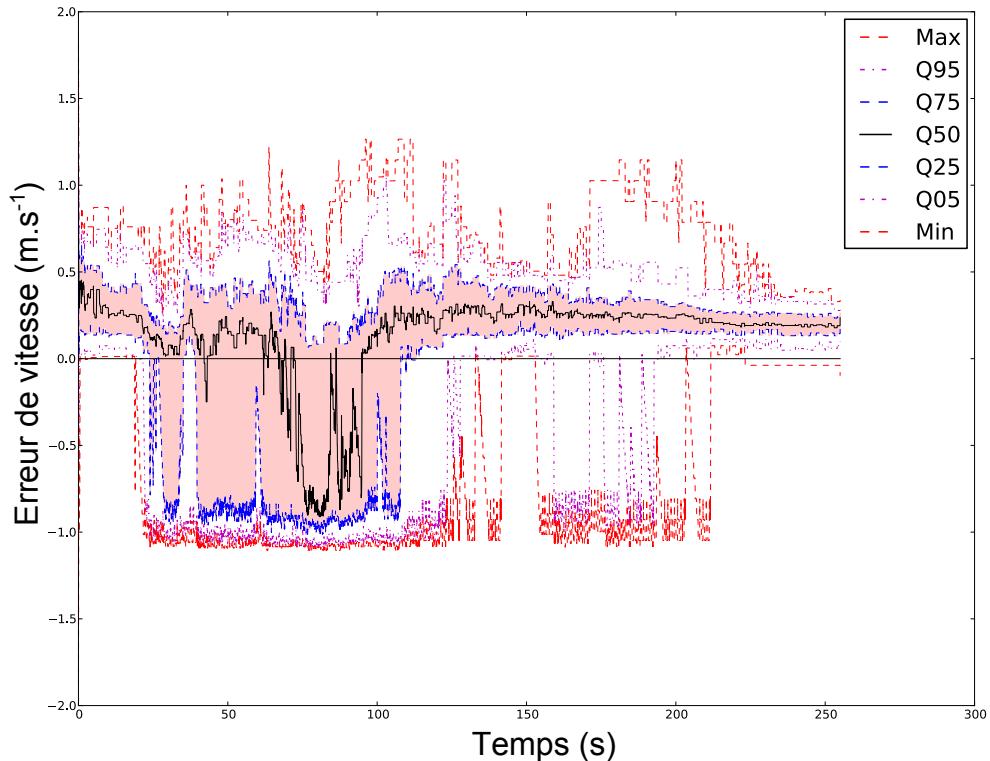


FIGURE 5.11 – Distribution des erreurs de vitesse dans l'essaim en fonction du temps. Le terrain de jeu de la simulation, parsemé d'obstacles, est illustré dans la figure 5.10.

nement des obstacles est identifiable par la soudaine baisse des erreurs de vitesse. Nous remarquons que l'IQR devient plus important. Ceci souligne la non-homogénéité des vitesses dans l'ensemble de l'essaim. Cependant, nous constatons que l'essaim retrouve des valeurs d'erreur de vitesses faible en moins de 40 s.

La figure 5.12 permet d'observer les différences dans les distributions des ratios de couverture dans un terrain accidenté. Nous constatons dans un premier temps que les courbes suivent les mêmes tendances. Pour une grande zone d'initialisation, les performances baissent légèrement à partir d'un

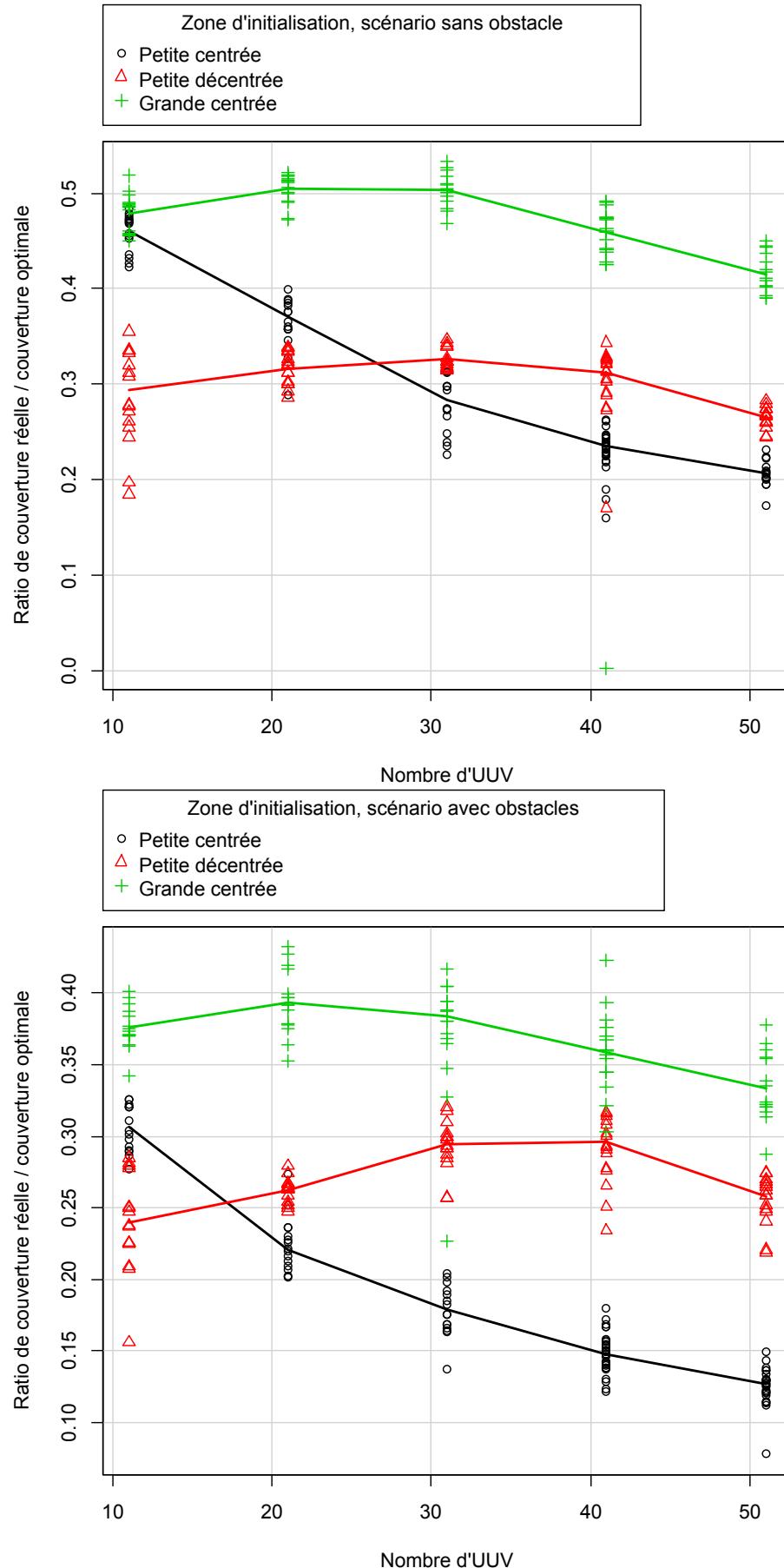


FIGURE 5.12 – Comparaisons des ratios de la couverture réelle sur la couverture optimale pour deux jeux de simulations, avec et sans obstacle.

essaim supérieur à 41 UUV. Une petite zone d'initialisation décentrée de l'axe de progression présente des résultats relativement stables, avec des résultats très similaires pour 31 et 41 UUV.

Nous observons en outre une réduction globale des ratios. L'ensemble des ratios est globalement réduit de 0,1.

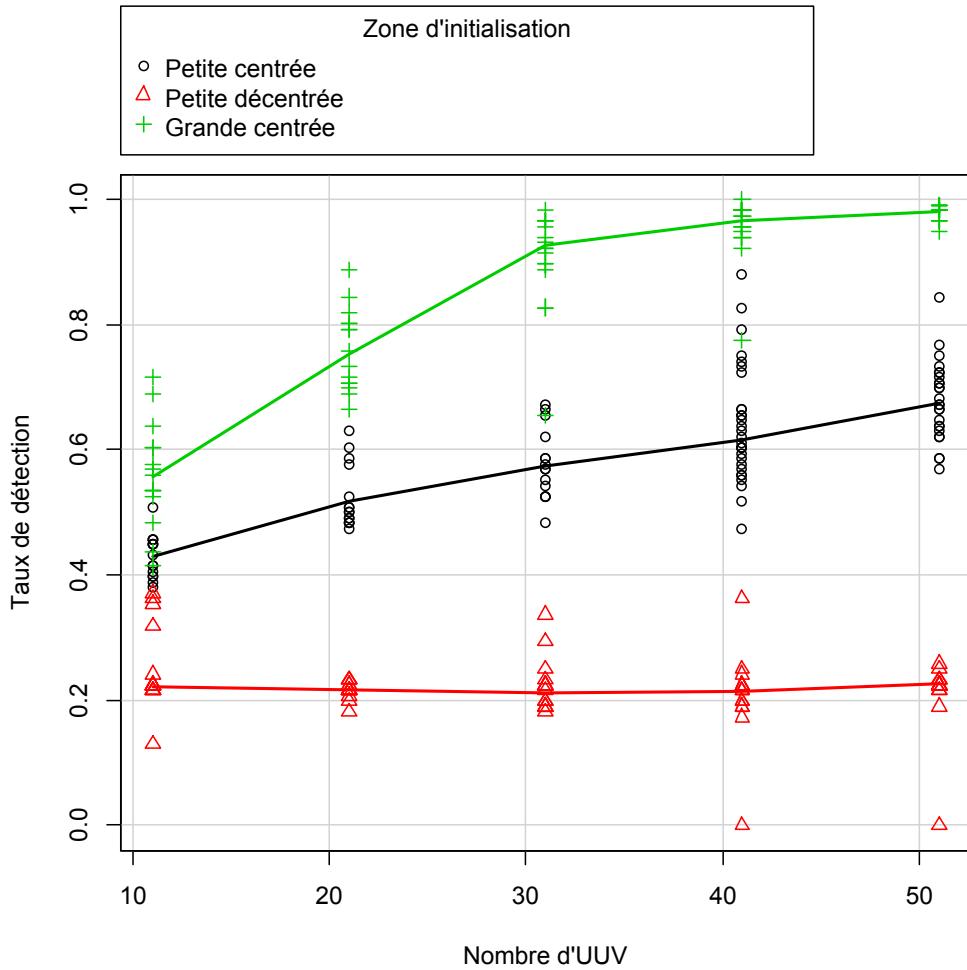


FIGURE 5.13 – Distribution des taux de détection en présence d'obstacles en fonction du nombre d'UUV.

La comparaison des taux de détections des mines avec et sans obstacle (voir Fig. 5.14) est particulièrement intéressante. Si d'une part, cette métrique nous donne une vue générale et indépendante du nombre d'UUV, nous notons d'autre part que les courbes obtenues sont très proches des courbes sans obstacle. Nous avons effectué un test de Kolmogorov-Smirnov sur les distributions des taux de détection. Les valeurs de D et de la p-value – données dans la figure 5.14 – ne nous permettent pas de tirer des conclusions sur les distributions pour les nombres élevés d'UUV. En revanche, notre hypothèse nulle de conformité des distributions est validée pour des essaims de 11 UUV. Nous montrons donc ici que la présence d'obstacles n'a pas un impact très important sur les performances de l'essaim, performances relatives à la mission.

Nous explorons également la présence d'obstacles alors que l'essaim adopte sa formation stable. Ce scénario est illustré en figure 5.15.

Sur la figure 5.16, nous voyons clairement apparaître trois régimes distincts. Entre 75 et 140 s, l'essaim passe au niveau des deux obstacles. L'enveloppe des erreurs s'élargit, montrant l'hétérogénéité des directions prises par les membres de l'essaim. Ce temps reste pourtant court, de l'ordre de la minute. Puis en moins de deux minutes supplémentaires, l'essaim retrouve sa position d'équilibre. Nous constatons que deux obstacles imposants – chacun de l'ordre de 20 m – entraînent une perturbation dans l'essaim, mais ne le disloque pas. Nous observons quelques inversions d'UUV dans l'essaim, mais le groupe étant homogène, ceci n'a aucune influence sur la mission.

En s'intéressant à la couverture de la surface de mission (voir Fig. 5.17), nous observons une cou-

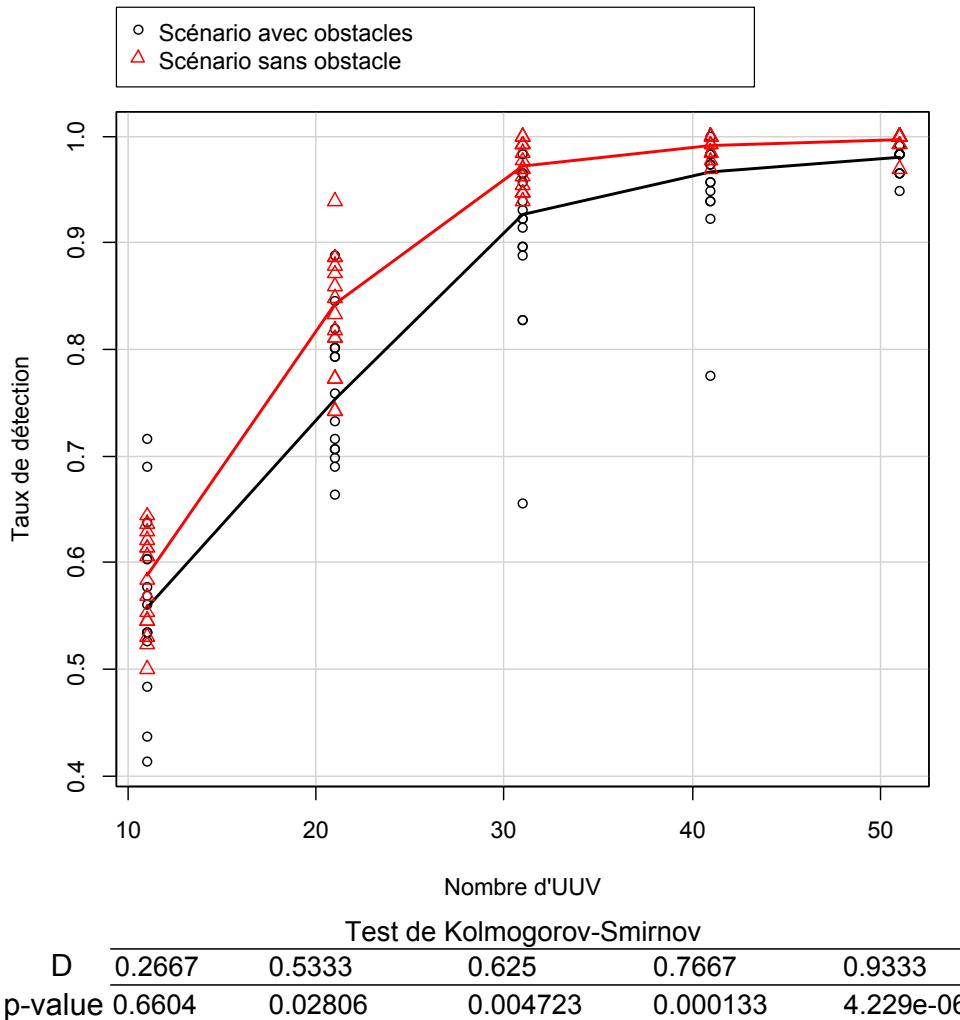


FIGURE 5.14 – Comparaison des distributions des taux de détection, avec et sans obstacle.

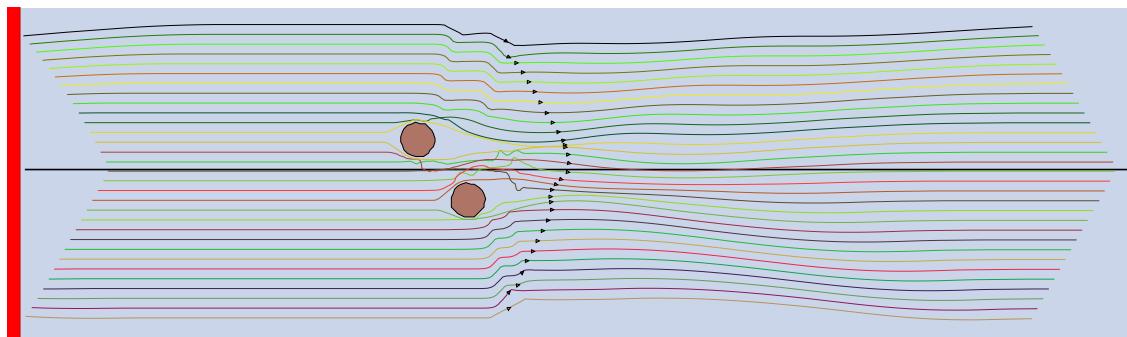


FIGURE 5.15 – Comportement d'un essaim de 31 UUV en présence d'obstacles.

verture suffisante sur l'ensemble de zone. Le nombre de détections sur les mines baisse un légèrement autour des obstacles, mais reste supérieur à 2. Le taux de détection monte à 99.8%, ce qui montre que notre essaim s'adapte très bien à la présence d'obstacles.

Discussion La vitesse de rétablissement de l'essaim suite à la rencontre d'obstacles est très subjective. Nous pouvons cependant considérer qu'un temps de stabilisation de l'ordre de 20 s \ll *durée de mission* est un temps très rapide. En outre, il convient de noter que ces remarques sont basées sur peu de scénarios. Dans l'optique d'apporter une preuve empirique, nous pouvons étudier le comportement de l'essaim sur l'un des cas du plan d'expériences (voir Fig. 5.14).

L'étude des ratios nous montre que les obstacles ont un impact significatif sur les performances de

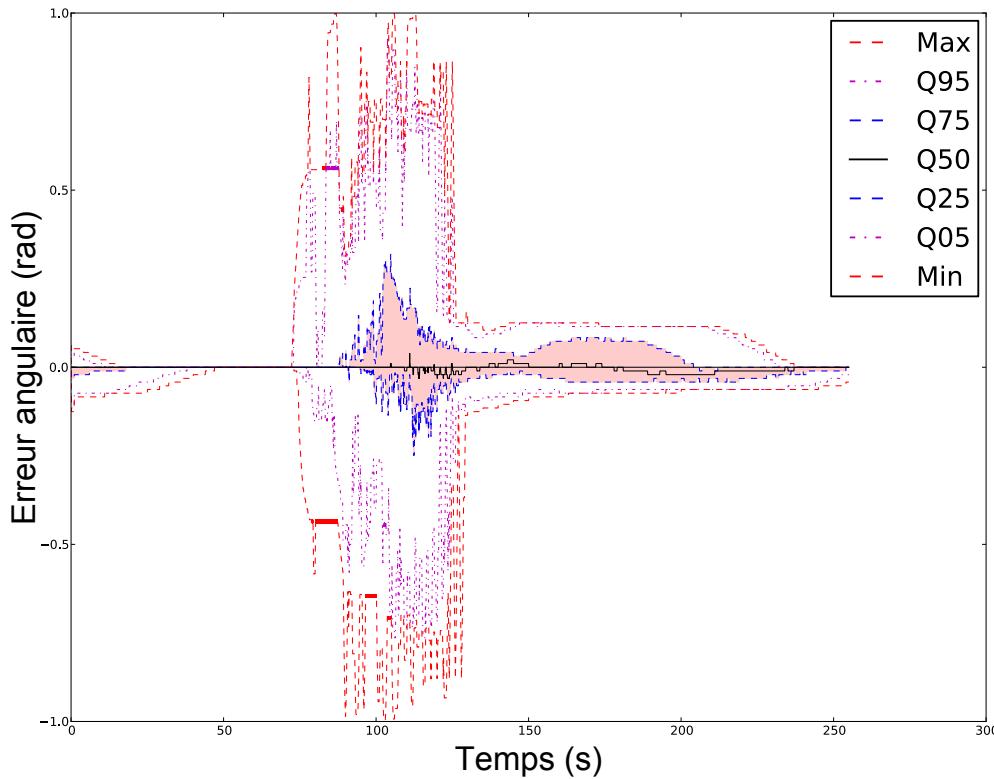


FIGURE 5.16 – Convergence des erreurs angulaires pour un scénario avec deux obstacles, alors que l’essaim a atteint sa forme stable.

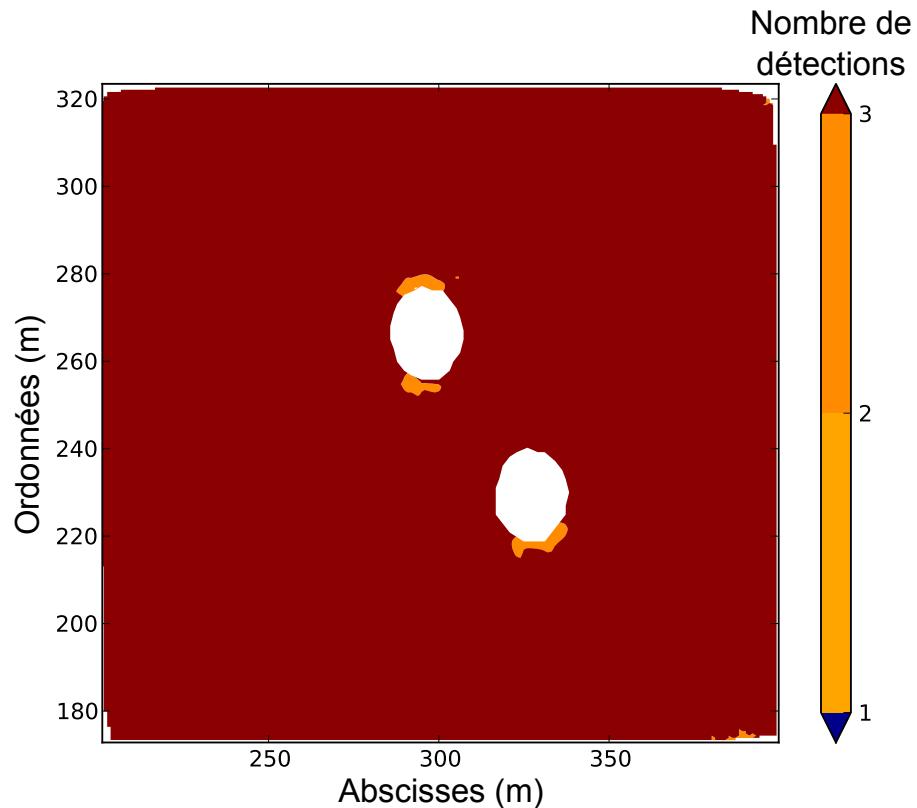


FIGURE 5.17 – Carte de détections des mines. Les zones orange illustrent les zones de détections optimales. Le nombre de détections est supérieur à 3 dans les zones rouges, et nul dans les zones bleues.

l’essaim. Les courbes suivent les mêmes tendances, mais nous notons que les essaims composés d’un grand nombre d’UUV voient leur performance un peu moins impactée. Les obstacles étant les mêmes

pour chaque jeu de simulation, un grand essaim aura tendance à moins perdre la formation lors du franchissement des obstacles.

Enfin, les courbes des taux de détections sur la surface de mission sont très proches des valeurs sans obstacle. Il est intéressant de constater que notre algorithme offre des performances semblables avec ou sans obstacle.

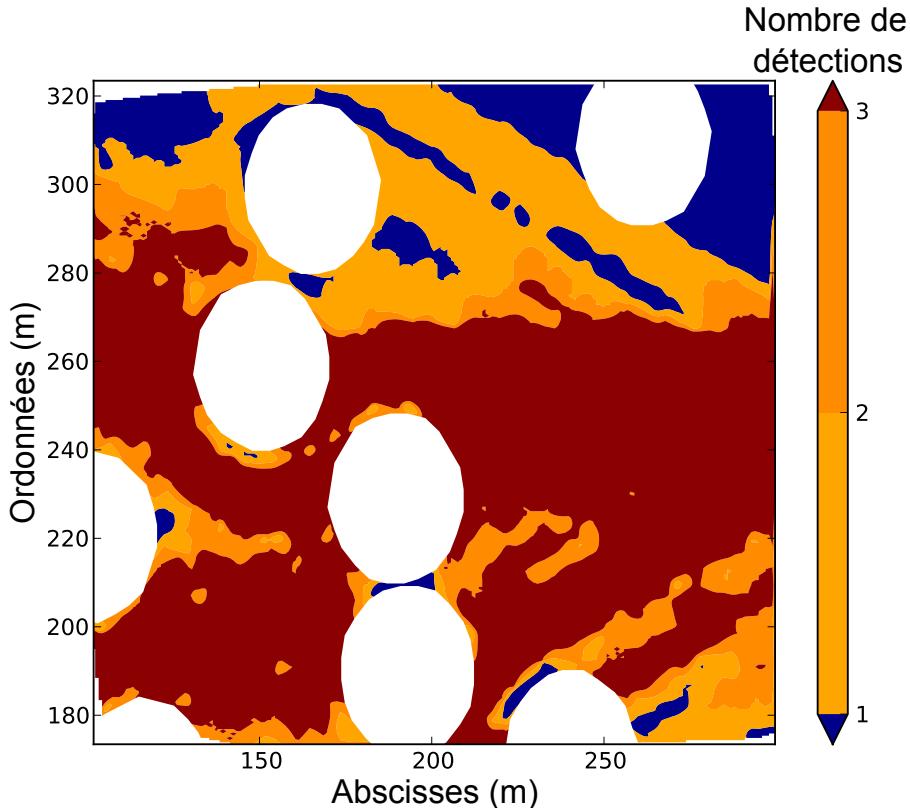


FIGURE 5.18 – Heatmap des détections d’objets en présence d’obstacles.

Pour résumer, nous voyons que le maintien de la formation est perturbé par la présence d’obstacle. L’essaim arrive tout de même à converger de nouveau rapidement vers des valeurs conformes à nos attentes. D’un point de vue opérationnel, l’évitement des obstacles va avoir un impact sur la couverture de l’essaim par rapport à la couverture attendue. Cependant, la figure 5.18 met en évidence des trous de couverture entre certains obstacles. Ces trous de couvertures résultent de la perte du recouvrement SONAR. Selon nos hypothèses de travail, un UUV n’est pas capable de détecter des objets directement en dessous de lui. C’est dans cette optique que nous voulons un taux de recouvrement important, pour couvrir ce trou de couverture par les UUV voisins. Dans le cas de l’évitement d’obstacle, il est possible, comme dans le cas illustré en figure 5.18, qu’un UUV se retrouve éloigné du reste de l’essaim. Dans ce cas, sa trace SONAR présentera une piste non couverte, au niveau de la trajectoire empruntée par le robot. Cette perte de couverture est assez limitée, comme le montre la figure 5.14.

Le taux de détection final en présence d’obstacles est sensiblement identique aux taux sans obstacle. Notre plan d’expériences décrit différents scénarios proposant diverses distributions spatiales des obstacles. Dans chacun des cas, la baisse des performances de détections due aux obstacles est négligeable.

L’essaim est affecté par la présence d’obstacles, mais la flexibilité due à l’utilisation de potentiels et d’un point cible variable laisse l’essaim adopter un comportement efficace. Nous pensons qu’il serait intéressant d’introduire un comportement d’évitement d’obstacle plus complet afin d’augmenter l’efficacité de l’essaim. Finalement, le comportement global de notre essaim est assez satisfaisant, tant dans la restauration de la formation que dans les faibles baisses de performance observées.

5.2.3 Sensibilité aux conditions initiales

Au cours de notre analyse du respect des différentes contraintes, nos métriques ont fait ressortir des comportements différents de l'essaim selon la zone d'initialisation. Notre algorithme semble donc assez sensible aux conditions initiales.

Notre plan d'expériences comporte trois différentes initialisations qui vont avoir une influence directe sur les conditions initiales. Dans un premier cas, nous disposons nos UUV de manière aléatoire dans une grande zone d'initialisation. Cette zone de largage est de dimension $280\text{ m} \times 20\text{ m}$. Elle est centrée sur l'axe de progression. La seconde zone testée est plus petite : $60\text{ m} \times 20\text{ m}$. Dans un cas de figure, elle est centrée sur l'axe, dans un autre, elle est décalée (dans le sens des y positifs) de 100 m (voir les figures en annexe A.3.3).

Nous cherchons ici à mettre en évidence l'influence de ces zones d'initialisation sur le comportement de l'essaim.

En figure 5.19, les simulations disposant d'une petite zone d'initialisation offrent de très bons résultats (inférieurs à la minute) pour un faible nombre de robots (< 30 UUV). Par contre, les résultats deviennent moins marqués pour des nombres plus élevés d'UUV. La dispersion est plus grande, il devient donc difficile de prévoir le comportement de l'essaim.

Discussion Cette caractéristique tient au fait que plus l'essaim est grand, plus la densité à l'initialisation est grande pour une taille de zone de largage donnée. Si la densité est trop faible, par exemple pour 11 UUV dans une grande zone d'initialisation, alors les UUV sont loin les uns des autres et doivent se rapprocher rapidement, ce qui vient retarder la convergence en angle. D'un autre côté, si la densité est trop élevée, par exemple dans le cas d'une simulation de 51 UUV initialisés dans une petite zone, alors les UUV seront très proches les uns des autres. Il est possible que chaque UUV change fréquemment de voisins. Le changement de voisins peut entraîner un changement important du point cible P_c . Ces oscillations vont s'amortir au fur et à mesure que l'essaim se met en place, mais il en résulte une augmentation du temps de convergence.

Conséquences opérationnelles Nous mettons effectivement en avant une forte sensibilité aux conditions initiales. Ceci peut avoir un impact important sur la façon de préparer une mission. Nous voyons en effet qu'en fonction du nombre de robots sous-marins déployés, il sera nécessaire d'anticiper la mise à l'eau. Une des méthodes de largage des UUV envisagées est une simple mise à l'eau depuis le vaisseau de surface à l'arrêt. De cette manière, les UUV de l'essaim débuteront leur mission avec une densité de l'essaim très élevée, semblable aux conditions initiales de nos simulations avec une petite zone de largage.

Nous pensons qu'une des méthodes de mise à l'eau autorisant une convergence la plus rapide serait de larguer les submersibles depuis le vaisseau de surface alors que celui-ci se déplace. L'idéal serait de se déplacer le plus perpendiculairement possible à l'axe de progression de l'essaim. De cette façon, nous obtiendrions une initialisation semblable à nos simulations avec une large zone de largage. Enfin, le centrage sur l'axe de la zone de largage semble une option à ne pas négliger.

5.3 EXEMPLES REMARQUABLES

Nous abordons dans cette dernière section un ensemble de comportements particuliers. Certains sont des illustrations de concept que nous avons souhaité tester, d'autres sont apparus de manière spontanée lors de nos différentes phases d'évaluation.

5.3.1 Amortissement d'une perturbation

Bien que nous ayons précédemment étudié le comportement de l'essaim face à des obstacles, nous voulons déterminer le comportement de l'essaim lorsqu'une perturbation est appliquée à un UUV. Nous voulons estimer l'amortissement de cette perturbation.

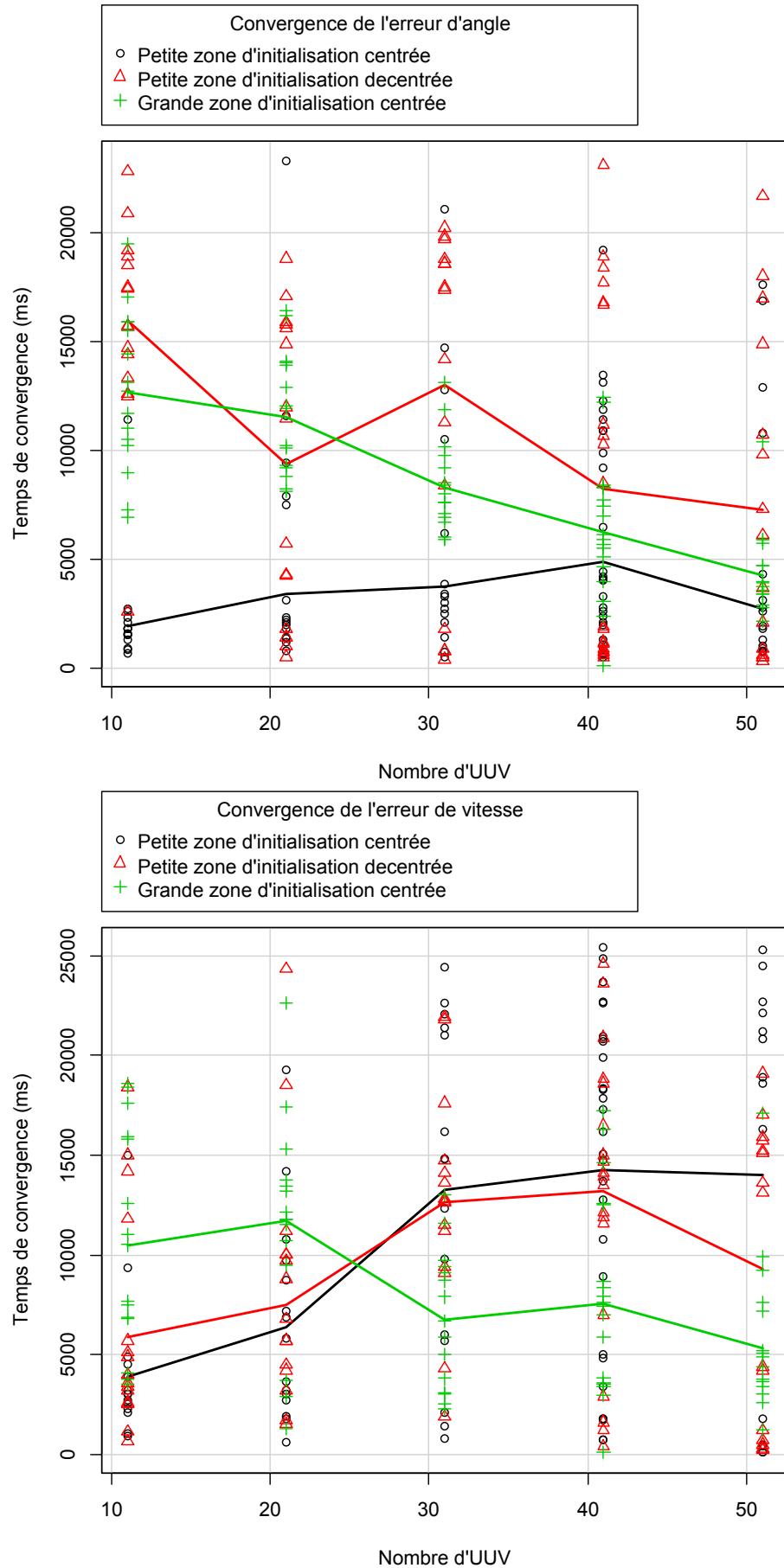


FIGURE 5.19 – Vitesse de convergence en angle et en vitesse en fonction des conditions initiales. Sont représentées en vert les valeurs pour une grande zone d'initialisation, en noir une petite zone centrée, et en rouge une petite zone décentrée.

5.3.1.1 Perturbation perpendiculaire à la ligne

Dans les tests effectués ici, nous considérons un essaim en formation. L'essaim forme donc une ligne, perpendiculaire à l'axe de progression. Nous laissons le temps à l'essaim d'atteindre ces constantes (vitesse, position, angle). Au bout de $t=40$ s, la position de l'un des UUV à l'extrémité de l'essaim est instantanément changée. L'UUV est décalé de 8 m au-devant de sa position initiale (voir Fig. 5.20). Au bout de 10 s, l'UUV est de nouveau décalé de 8 m dans la direction opposée. Nous avons délibérément choisi une valeur de décalage inférieure à la distance de perception afin que les UUV soient encore capables de se détecter. Nous souhaitions également une valeur suffisamment grande pour être significative.

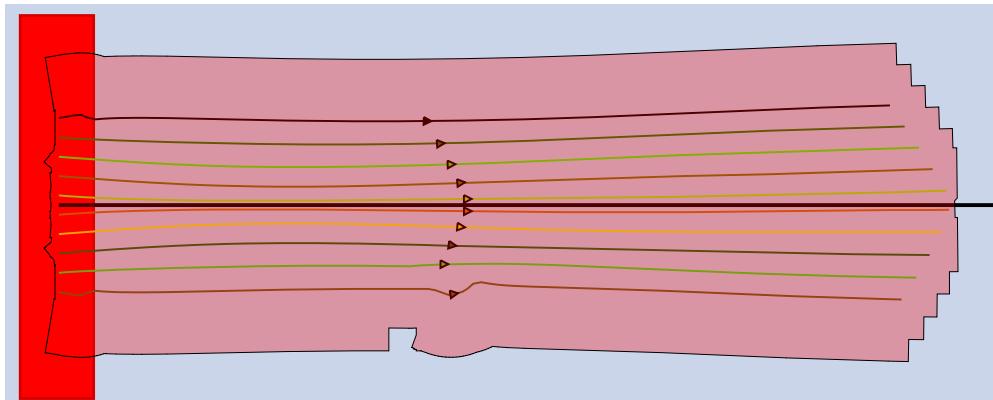


FIGURE 5.20 – Simulation de 10 UUV, démarrant dans une position proche de l'équilibre. Pour $t = 40$ s, la position d'un UUV est translatée de 8 m, perpendiculairement à la ligne formée par l'essaim.

Cette perturbation a un impact plus marqué sur l'asservissement en vitesse, l'angle n'étant que peu affecté. Nous nous référerons donc à la distribution des erreurs de vitesse.

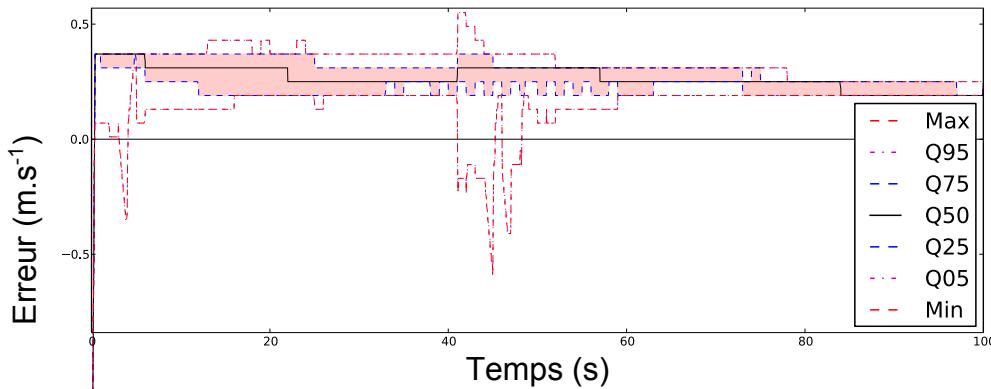


FIGURE 5.21 – Distribution des erreurs en vitesse dans l'essaim. Les courbes représentent les quantiles et l'enveloppe des erreurs de vitesse. Si les quantiles convergent vers zéro, tous les UUV avancent à la bonne vitesse. L'écart inter-quantile, surface colorée en rose, donne la dispersion des erreurs dans l'essaim.

Dans la figure 5.21, la perturbation sur l'UUV à l'extrémité de l'essaim apparaît clairement pour $t = 40$ s. Il est intéressant de constater que l'écart interquartile (IQR) croît puis récupère sa valeur précédant la perturbation en moins de 20 s. L'amortissement est donc très rapidement dans l'essaim, 20 s étant un intervalle de temps très faible face à la durée de la mission, et suffisamment inférieur au temps de convergence en angle.

5.3.1.2 Perturbation parallèle à la ligne

La perturbation que nous appliquons désormais est dans la même direction que la ligne formée par l'essaim. Nous comprenons donc que les UUV vont avoir une correction en angle plus importante à effectuer. De la même manière que dans la section précédente, nous appliquons à $t=40$ s une

perturbation sur une des deux UUV les plus à l'extérieur de l'essaim. Cette fois-ci, l'UUV voit sa position instantanément décalée vers l'extérieur de l'essaim, sur une distance de 8 m, comme illustré en figure 5.22. Au bout de 10 s, l'UUV est de nouveau décalé de 8 m dans la direction opposée.

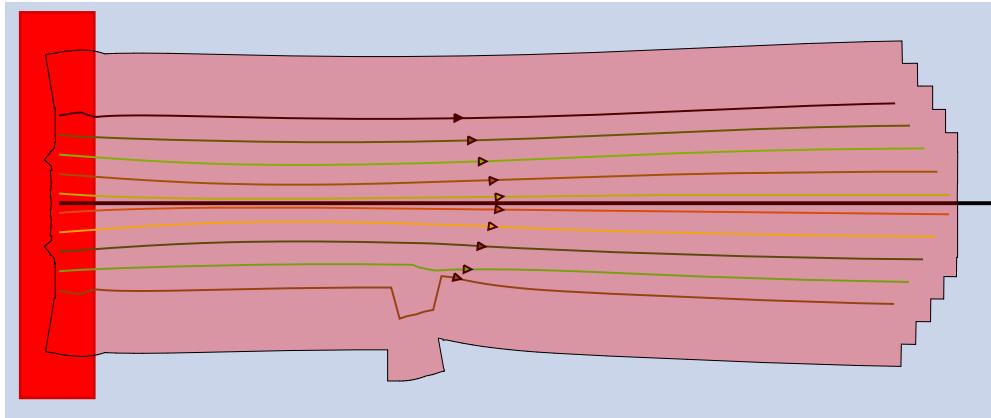


FIGURE 5.22 – Simulation de 10 UUV, démarrant dans une position proche de l'équilibre. Pour $t = 40$ s, la position d'un UUV est translatée de 8 m, colinéairement à la ligne formée par l'essaim.

Une brève analyse de la distribution des erreurs en angle (Fig. 5.23) nous montre un comportement semblable à la perturbation étudiée précédemment.

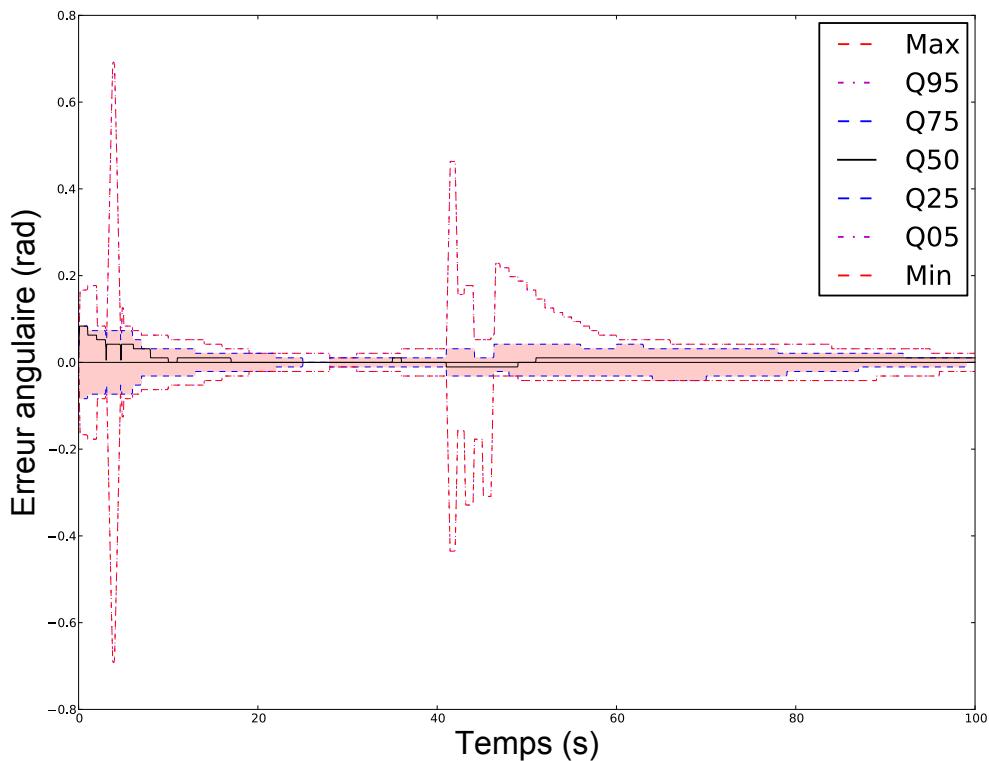


FIGURE 5.23 – Distribution des erreurs en cap dans l'essaim. Les courbes représentent les quantiles et l'enveloppe des erreurs angulaires. Si les quantiles convergent vers zéro, tous les UUV sont dirigés vers le bon cap. L'écart inter-quantile, surface colorée en rose, donne la dispersion des erreurs dans l'essaim.

L'enveloppe de la distribution est fortement impactée par cette perturbation, mais l'IQR conserve des valeurs basses, proches de 0,1. En moins de 30 s, l'essaim parvient à retrouver la valeur de l'IQR précédent l'introduction de la perturbation.

Ce temps de récupération est très satisfaisant d'un point de vue opérationnel.

Ce découpage en deux composantes des perturbations donne des renseignements intéressants sur l'amortissement de notre algorithme. Nous pouvons considérer que cette brève étude démontre que la formation finale de notre algorithme est stable face à des perturbations assez importantes. Elle nous donne également une estimation du temps d'amortissement de l'essaim, de l'ordre de la minute.

5.3.2 Réponse à la perte d'un UUV

Lors de la rédaction de nos hypothèses de travail (voir chapitre 2), nous avons introduit la notion de robustesse à la perte d'un UUV. Nous avons vu que l'une des caractéristiques souhaitées pour notre système était de pouvoir continuer la mission malgré la disparition d'un UUV. Nous anticipons la défaillance d'un UUV, qu'il s'agisse d'un problème informatique, mécanique ou d'une gêne extérieure.

Nous avons vu dans la description de nos scénarios que deux types de perte d'UUV peuvent survenir (voir section 4.5.1).

Dans un premier temps, nous nous penchons sur le cas d'un UUV bloqué, mais continuant à émettre son ping de position au reste de l'essaim. Il n'y a donc aucune information sur le blocage de l'UUV, hormis sa position qui reste inchangée. Ce cas de figure (voir Fig. 5.24) illustre par exemple le blocage d'un engin sous-marin sur un obstacle non perçu à temps, ou une défaillance au niveau des moteurs.

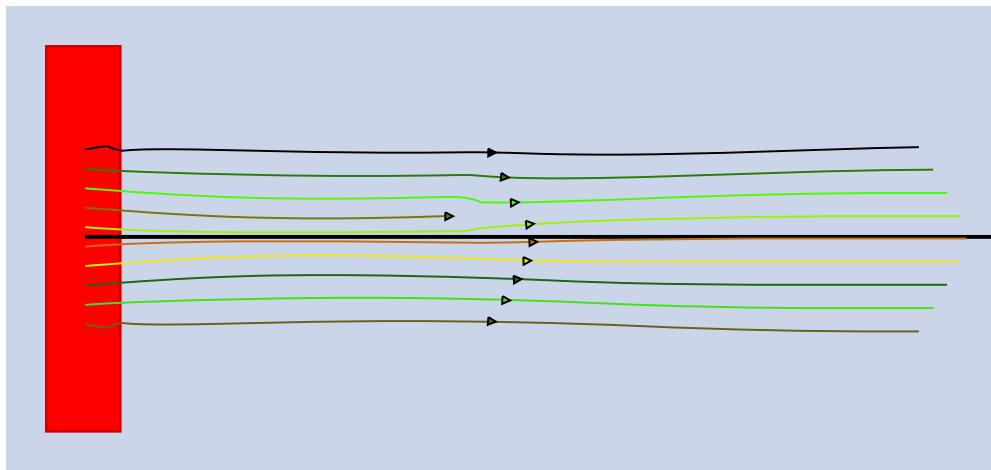


FIGURE 5.24 – Simulation de 10 UUV, initialisés à des valeurs proches de la formation stable. À t = 59 s, un des robots de l'essaim est arrêté.

La représentation dynamique du comportement de l'essaim laisse voir une légère incurvation de la ligne, lorsque l'UUV s'arrête.

Afin d'évaluer l'influence de cette perte sur l'ensemble de l'essaim, nous nous intéressons en particulier à la distribution des distances dans l'essaim. Sur la figure 5.25, nous constatons que l'IQR (surface en rose) n'est pas très impacté par cette perturbation. L'essaim met moins de 10 s à se séparer de l'élément défaillant, et à retrouver ses valeurs précédant la perte.

Discussion Nous avons étudié ici le cas le plus gênant pour l'essaim. En effet, nous pensions que l'arrêt d'un UUV, sans effacer sa présence dans l'essaim pourrait mener à un comportement déviant et casser entièrement la formation de l'essaim. Nous constatons toutefois qu'un effet de masse apparaît dans l'essaim, l'UUV arrêté n'a donc qu'une influence mineure sur l'ensemble de l'essaim. Le comportement de l'essaim est pleinement satisfaisant.

Le cas d'un UUV disparaissant de la carte, donc n'émettant plus de ping, est similaire à la fusion de deux essaims, cas intéressant, étudié ci-après.

5.3.3 Fusion de deux essaims

Dans notre étude sur la composition interne de l'essaim (voir section 5.1.2), nous avons mis en évidence le retard d'un UUV sur le reste de l'essaim. Dans d'autres cas de simulation, nous avons noté la présence de deux modes principaux et de leurs harmoniques dans la distribution des distances dans l'essaim. Ceci nous a laissé suggérer que deux essaims s'étaient formés. La métrique des distances dans l'essaim devient donc discriminante pour évaluer si deux ou plusieurs essaims sont présents.

La formation de plusieurs essaims peut apparaître de différentes façons. Dans le cas d'un évitement d'obstacles, certains UUV pourraient se retrouver ralenti par rapport au reste de l'essaim et former un

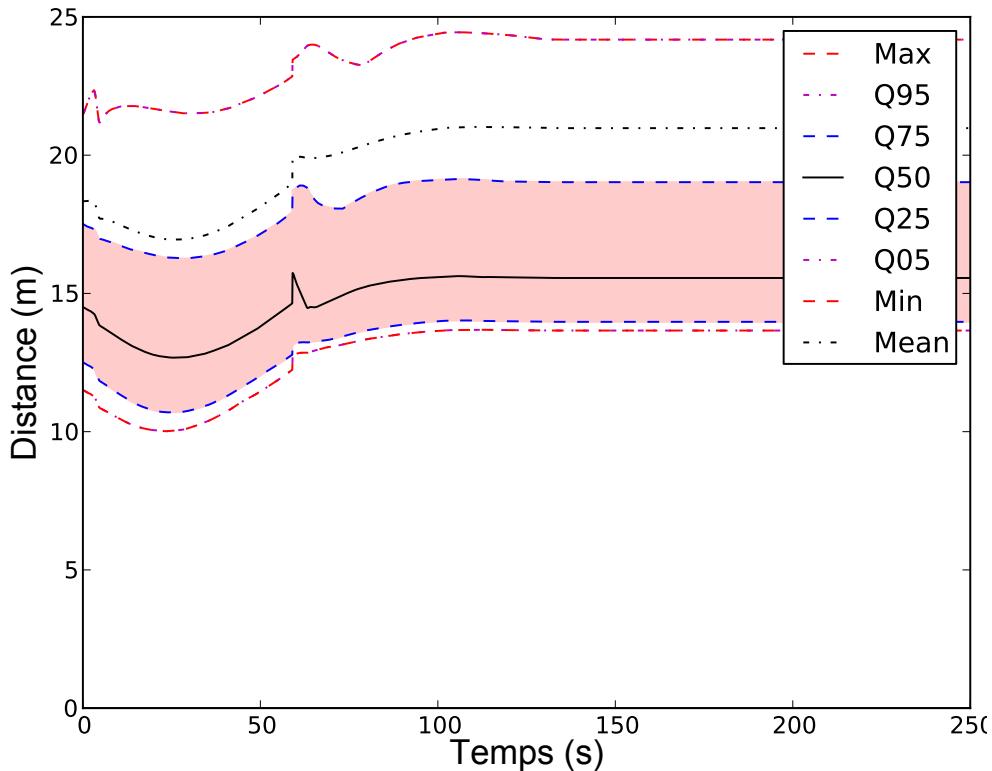


FIGURE 5.25 – Quantiles des distances entre les robots de l’essaim. La surface rose représente l’écart inter-quartile. L’arrêt d’un robot intervient pour $t=59$ s.

nouveau groupe dès lors qu’ils sortent du rayon de perception des UUV formant l’essaim. Un chalut passant au milieu de l’essaim formé en ligne pourrait également faire apparaître deux essaims, rendant inactifs les UUV pris dans le chalut.

C’est à partir de ce scénario opérationnel que nous avons choisi de construire une simulation représentant la fusion de deux essaims. Nous initialisons deux essaims en formation, alignés sur la même droite, perpendiculaires par rapport à l’axe de progression. Les deux essaims sont séparés d’une distance de 40 m. Selon nos hypothèses, cette distance de séparation nous assure qu’aucun des UUV de chaque essaim ne pourront se percevoir. Les deux essaims sont donc pleinement indépendants (voir Fig. 5.27).

Nous nous intéressons à la position du barycentre global. Sur la figure 5.26, nous voyons que la position du barycentre converge bien sur l’axe central. En observant les trajectoires des UUV (voir Fig. 5.27), nous constatons que la fusion des deux essaims s’effectue sans destruction de la formation en ligne.

Notre algorithme nous donne pleine satisfaction sur le scénario opérationnel de la fusion de deux essaims.

CONCLUSION

Nous avons conservé dans ce chapitre notre approche duale du problème. Grâce au plan d’expériences, nous avons mis en évidence la capacité de notre algorithme à faire émerger un comportement dans l’essaim. Il apparaît dans nos résultats une convergence vers les valeurs finales assez rapide par rapport à la durée totale de la mission. Cependant, les valeurs finales présentent des erreurs statiques. Cette conclusion n’est pas particulièrement étonnante, car notre algorithme ne fait intervenir qu’une composante proportionnelle, là où l’ajout d’une composante intégrale nous aurait permis de réduire cette erreur statique. Nous observons en outre que l’essaim forme une ligne, légèrement en V, dont la répartition des distances est homogène.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous avons orienté notre étude vers des métriques opéra-

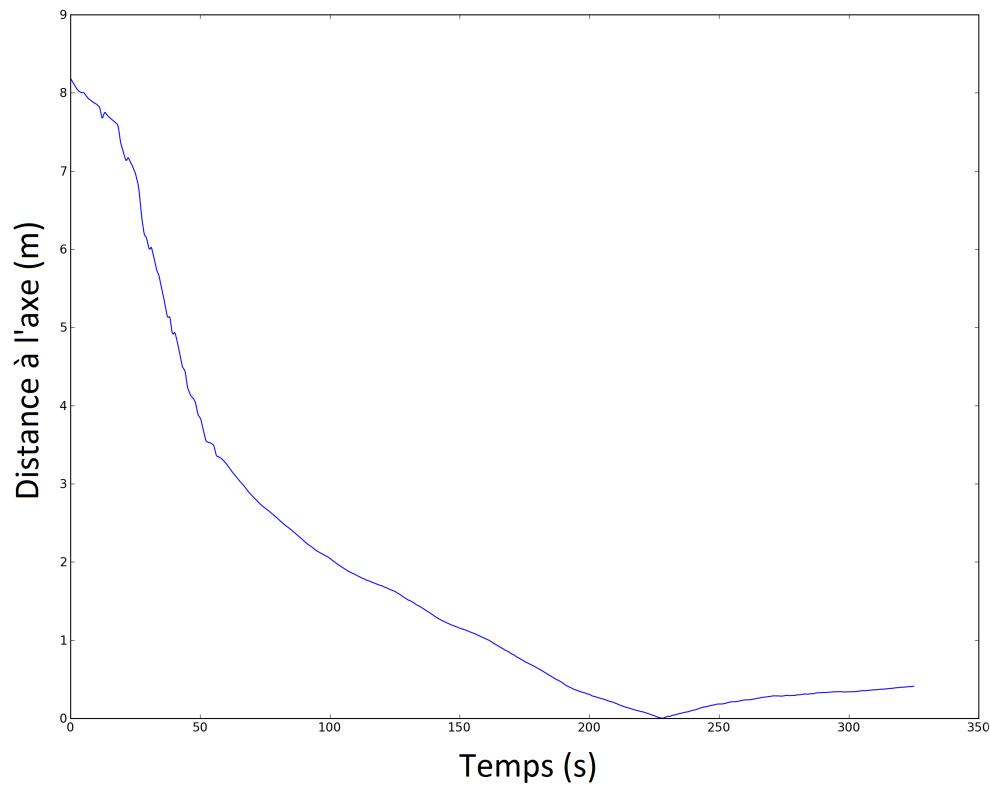


FIGURE 5.26 – Distance entre le barycentre de tous les UUV de la simulation en fonction du temps.

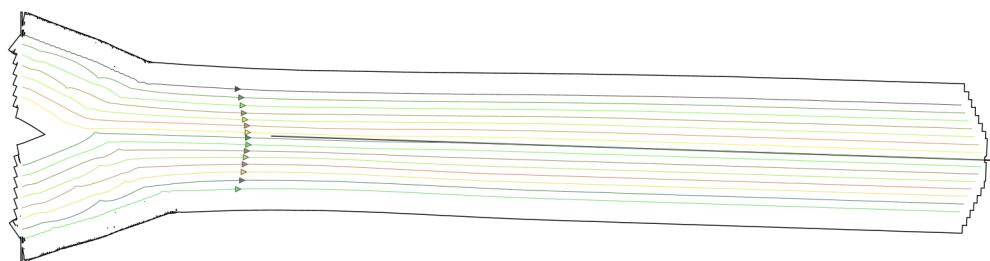


FIGURE 5.27 – Ce scénario évalue la fusion de deux essaims. 15 UUV sont simulés. Les robots sont initialisés sous la forme de deux essaims en formation en ligne, séparés par une distance de 40 m.

tionnelles. Nous avons notamment démontré qu'il est possible de trouver un nombre adéquat d'UUV dans l'essaim pour remplir la mission définie par l'opérateur. Nous remarquons que le nombre d'UUV nécessaire est supérieur à celui donnée par la théorie. La contraction de l'essaim observée explique ce phénomène.

Nous avons également prouvé la résilience de la formation face à la présence d'obstacles. La formation de la ligne n'est pas fortement perturbée par les obstacles. Les distributions des taux de détections de mines dans les cas avec et sans obstacle sont très proches. Dans certains cas, nous observons un retard dans la formation, mais l'essaim parvient tout de même à atteindre sa forme finale.

La sensibilité de l'essaim aux conditions initiales est le parfait exemple de l'intérêt de cette analyse statistique. En effet, nous avons remarqué cette tendance et nous avons prouvé statistiquement une corrélation entre le temps de convergence et les conditions de largage. Il est intéressant de retenir sur ce point particulier les conclusions sur la mise à mer que nous en tirons. Les principes que nous extrapolons sont directement applicables à un système réel.

Nous notons enfin le comportement remarquable de l'essaim à la perte d'un ou plusieurs UUV. L'essaim aurait pu perdre sa formation ou s'arrêter, mais l'algorithme que nous proposons dans notre solution est suffisamment adaptable pour proposer une solution et reformer la ligne sans aucune intervention de l'opérateur. Ce comportement n'étant pas directement inscrit dans le comportement individuel de chaque agent, nous pouvons parler d'émergence d'une intelligence d'essaim, capable d'adapter l'essaim à diverses situations.

Bien que de nombreuses pistes soient ici laissées inexplorées, nous pensons avoir analysé les points clés de notre algorithme. Notre étude nous semble apporter les bases de l'utilisabilité des essaims de robots dans des missions de guerre des mines. La poursuite de nos travaux pourrait s'orienter vers une recherche de corrélation entre les paramètres de l'essaim puis une optimisation du jeu de paramètres de l'essaim en fonction des paramètres de la mission (voir en annexe A.6 un exemple d'outil permettant de trouver ces corrélations).

CONCLUSION GÉNÉRALE

Les missions de guerre de mines sont des opérations militaires à haut risque. Elles constituent donc un champ d'application idéal pour la robotique militaire. Les technologies en cours de développement empruntent de nombreuses méthodes au domaine aérien. Pourtant, les différences entre le milieu aéro-terrestre et le milieu sous-marin sont telles que nous avons considéré cette problématique sous un angle nouveau.

Nous avons présenté dans nos travaux une méthode originale pour répondre au problème posé. Nous avons choisi dans notre approche de prendre en compte toutes les contraintes du problème et de son contexte militaro-industriel, en limitant au maximum les hypothèses simplificatrices.

Pour répondre au problème du coût de développement d'un nouveau système, nous avons pris le parti de nous diriger vers du matériel «sur étagères». Les résultats de notre étude technico-opérationnelle montrent que la solution que nous proposons est crédible. Nous pensons ainsi atteindre des performances au moins équivalentes sur des missions de guerre des mines en employant un essaim de petits robots, par rapport à l'utilisation d'un gros UUV. Le développement de nouvelles technologies ou l'utilisation de technologies de pointe n'étant pas nécessaires nous proposons alors un système meilleur marché.

L'utilisation de nombreux UUV en lieu et place d'un seul ajoute une contrainte supplémentaire. Le principal frein à l'utilisation des robots sous-marins est limitation des communications dans ce milieu. Les missions de coopération de drones aériens et de robots terrestres amènent les scientifiques à rendre les agents de plus en plus autonomes, mais également communiquant, pour gérer au mieux les conflits de ressources. Dans nos travaux, nous recherchons à mettre en place une coopération dans un groupe d'UUV, sans employer de moyens de communication.

Le *flocking* de Reynolds fut la base de départ de notre raisonnement, étayée par de nombreux articles. Nous sommes ainsi parvenus à concevoir un algorithme, en employant une démarche de conception «*top-down*», partant du général vers le particulier. Notre algorithme introduit une collaboration entre nos UUV et permet l'exécution de la mission, et ce, sans communication.

Notre étude empirique des performances de l'algorithme tend à montrer qu'il est suffisamment efficace et robuste.

L'essaim atteint de manière générale la formation recherchée, il progresse le long de la trajectoire fixée et se centre sur cette dernière. Nous notons tout de même la présence d'erreurs statiques. L'essaim se stabilise à une vitesse légèrement supérieure à la vitesse de consigne et la formation est plus contractée qu'attendue. Dans la poursuite de nos travaux, nous pourrions imaginer l'introduction d'une composante intégrale dans notre asservissement pour corriger ces erreurs. L'impact sur l'architecture matérielle serait alors à étudier. L'intégration nécessite des ressources mémoire supplémentaires, ce qui peut avoir une incidence sur la consommation électrique puis sur la durée de la mission. Ces paramètres sont à prendre en compte.

Bien que les résultats de notre algorithme soient inférieurs à leur valeur théorique, l'efficacité opérationnelle nous semble acceptable. Notre essaim est capable de couvrir la zone définie par l'opérateur et ce, même en présence d'obstacles.

Une mission militaire implique généralement une forte probabilité de perte de fonctionnalités du système, vu l'environnement incertain dans lequel il évolue. Nos validations sur des scénarios complexes se sont soldées par des résultats assez encourageants. L'algorithme présente une capacité d'adaptation face à des scénarios originaux. Cette adaptabilité est intéressante dans les cas de perte d'UUV ou de terrain accidenté et pourrait être le sujet d'un approfondissement.

Nous avons noté la dépendance de notre essaim aux conditions initiales. Ce phénomène est légère-

ment contre-intuitif : nous pourrions penser que plus les UUV commencent éloignés les uns des autres, plus le temps de convergence sur la formation sera long. Il apparaît que le comportement est inversé : plus la zone de largage est petite, plus un essaim va mettre longtemps à converger vers la formation voulue. Ce comportement est dû aux distances dans l'essaim trop faibles. Entre deux itérations de notre algorithme, un UUV aura ainsi plus de risques de changer de voisins sur lesquels s'asservir. Des oscillations peuvent en résulter et perturber la mise en formation. Nous recommandons une vigilance particulière au mode du largage des UUV pour un système basé sur notre algorithme.

La publication de nos travaux s'est trouvée ralentie par le dépôt d'un brevet par Thales sur notre algorithme. Nous avons tout de même pu présenter un article synthétique sur notre méthode de conception et nos résultats préliminaires à la conférence IEEE ROBIO 2012 ([Sousselier et al. 2012](#)).

Nous avons tenté, au cours de notre démarche, de garder en vue le triptyque industriel, militaire et scientifique afin de proposer une solution peu couteuse, réaliste et innovante.

PERSPECTIVES

Nous n'avons exploré qu'une partie des dépendances de notre essaim aux différents paramètres entrant en jeu.

Nous avons mis en évidence une dépendance entre les temps de convergence de l'essaim et les conditions initiales. Nous ouvrons ici une piste pour des recherches futures. Il serait intéressant de poursuivre ces analyses statistiques afin d'offrir une optimisation des paramètres en fonction des besoins de la mission. Ainsi, un essaim plus souple, mais plus lent serait déployé sur un terrain accidenté. Dans un terrain vierge de tout obstacle, l'essaim serait plus rigide, mais plus rapide dans l'achèvement de la mission.

Nous avons remarqué un comportement marginal qu'il serait intéressant de traiter dans des travaux futurs. Lors de la traversée de certains terrains obstrués par des obstacles, il arrive que deux essaims se forment. Les deux essaims convergeant vers la même vitesse, ils se suivent sans se rejoindre. Nous pensons que l'ajout d'une temporalisation de la trajectoire pourrait constituer une solution. Cette temporalisation peut revêtir différentes formes, comme des points de passage à un horaire défini, ou la création d'un essaim virtuel sur lequel les UUV devront s'aligner.

Nous estimons pourtant que les travaux futurs ne devraient pas se restreindre à l'amélioration de notre algorithme. L'application de ces méthodes à d'autres types de missions nous semblent une bonne ouverture pour nos travaux.

Les composants chimiques d'une mine immergée laisse une trace dans l'eau, une «plume», qu'il est possible de détecter. Nous pensons qu'en adaptant le comportement de notre essaim pour remonter cette plume marine, en se basant sur le gradient des concentrations chimiques, nous pourrions trouver la mine. En ajustant la vitesse de chaque agent en fonction de l'évolution du gradient, nous supposons qu'il serait possible d'enrouler l'essaim autour de la source de la plume. Ce comportement ne serait pas pertinent pour une mission de guerre des mines, mais il permettrait par exemple de trouver rapidement l'épave d'un bateau chimiquier ou une cargaison de drogue mise à la mer puis de sécuriser la zone.

En conservant la formation en ligne mise en place pour la mission de guerre des mines étudiée dans nos travaux, nous pouvons imaginer d'autres missions. L'interdiction de zone, notamment pour la protection d'un port, en serait un bon exemple. Nous pourrions ainsi délimiter une zone fixe de l'espace où chaque UUV de l'essaim agirait comme un capteur. Un essaim présente l'avantage d'une mobilité des capteurs par rapport à un réseau de capteur fixe – des bouées avec un capteur immergé.

Nous pensons qu'il serait possible d'élargir le concept d'interdiction de zone. La fusion d'une interdiction de zone et de la progression de l'essaim nous permet d'imaginer l'utilisation d'un essaim d'UUV pour assurer la protection de vaisseaux. La protection d'un groupe aéro-naval (GAN) est un enjeu militaire clé lors de son déploiement sur un théâtre d'opérations. L'emploi d'UUV en essaim permettrait d'assurer la sécurité du GAN, en créant un bulle d'interdiction autour de celui-ci, lors de sa prise de position, mais également lors de son transit.

Nous espérons que les résultats présentés dans ce mémoire puissent s'étendre à des missions de plus en plus complexes, dans le domaine civil comme militaire.

Robots are emotionless, so they don't get upset if their buddy is killed, they don't commit crimes of rage and revenge. But ... they see an 80-year-old grandmother in a wheelchair the same way they see a T80 tank ; they're both just a series of zeros and ones.

P.W. Singer

ANNEXES

A

SOMMAIRE

A.1	REPRÉSENTATION DE L'ESSAIM DANS L'ESPACE	123
A.1.1	Repères	123
A.1.2	Représentation vectorielle	123
A.1.3	Projection sur la trajectoire	124
A.2	RÉSULTATS DU RÉGULATEUR	125
A.3	Outils de simulation	128
A.3.1	Moteur de simulation openESub	128
A.3.2	Flexibilité du simulateur	128
A.3.3	Scénarios du plan d'expérience	129
A.4	CARACTÉRISTIQUES TECHNIQUES DES UUV	130
A.5	STABILITÉ DE L'ESSAIM AUTOUR DE LA TRAJECTOIRE	130
A.5.1	Cas d'un potentiel constant	131
A.5.2	Cas d'un potentiel linéaire	131
A.6	EXEMPLE DE MATRICE DE CORRÉLATION	132

A.1 REPRÉSENTATION DE L'ESSAIM DANS L'ESPACE

A.1.1 Repères

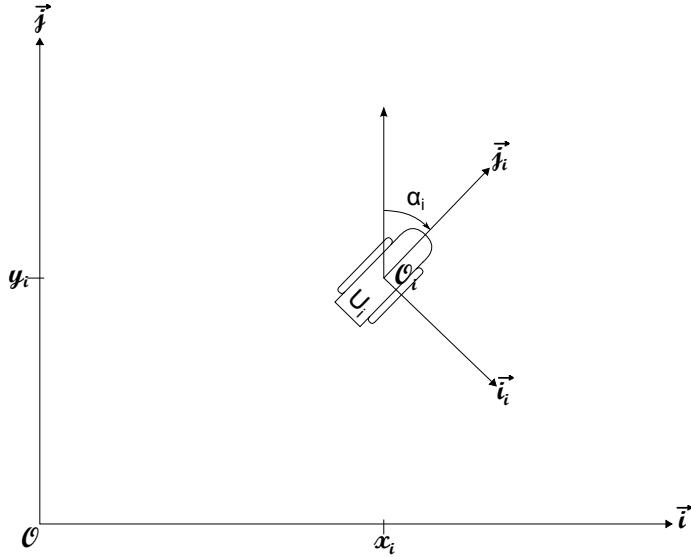


FIGURE A.1 – Représentation des deux repères, R et R_i .

$R(O, \vec{i}, \vec{j})$ est le repère dans lequel évolue l'UUV U_i . $R_i(O_i, \vec{i}_i, \vec{j}_i)$ est le repère lié à ce robot. Nous notons α_i le cap du robot. Par convention, \vec{j} est dirigé vers le Nord, \vec{j}_i est colinéaire au cap de l'UUV. Nous ne différencions pas ici le cap – direction pointée – et la course – direction donnée par le vecteur vitesse.

A.1.2 Représentation vectorielle

Afin de faciliter les calculs et éviter les nombreuses projections, nous utilisons dans nos notes vectorielles pour représenter la position des UUV. Ainsi $\vec{U}_i = x_i \vec{i} + y_i \vec{j}$ définit le vecteur position de l'UUV U_i (voir Fig. A.2). Nous introduisons également le vecteur \vec{P}_c . Ce vecteur est lié au

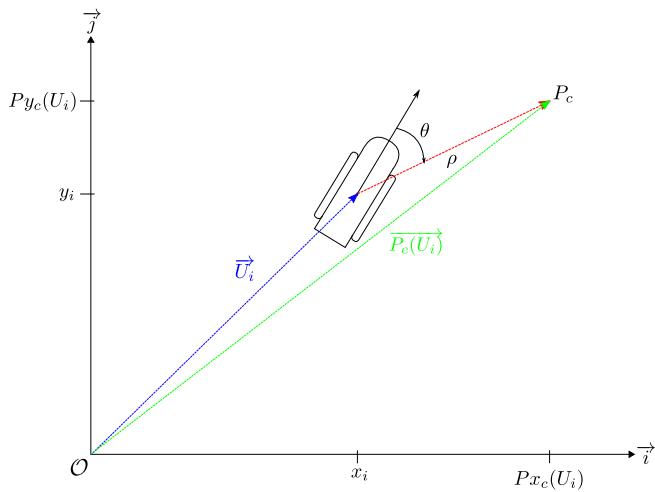


FIGURE A.2 – Représentation des vecteurs

point cible P_c :

$$\begin{aligned}
 P_c(U_i) &= (\theta, \rho) \\
 \overrightarrow{P_c(U_i)} &= Px_c(U_i) \overrightarrow{i} + Py_c(U_i) \overrightarrow{j} \\
 Px_c(U_i) &= x_i + \rho \cdot \cos\left(\frac{\pi}{2} - (\theta + \alpha_i)\right) \\
 Py_c(U_i) &= y_i + \rho \cdot \sin\left(\frac{\pi}{2} - (\theta + \alpha_i)\right)
 \end{aligned}$$

A.1.3 Projection sur la trajectoire

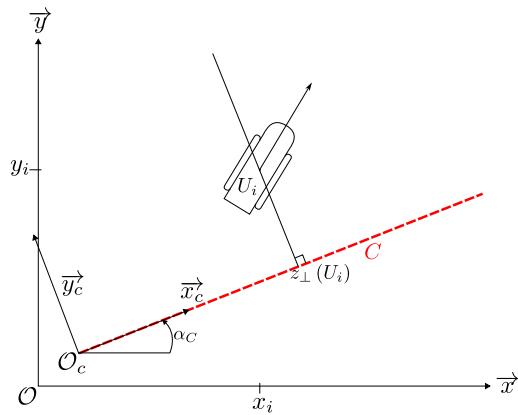


FIGURE A.3 – Projection $z_{\perp}(U_i)$ du point U_i sur la droite C

La figure Fig. A.3 illustre la construction du point $z_{\perp}(U_i)$ par projection orthogonale sur la droite C , trajectoire de l'essaim.

A.2 RÉSULTATS DU RÉGULATEUR

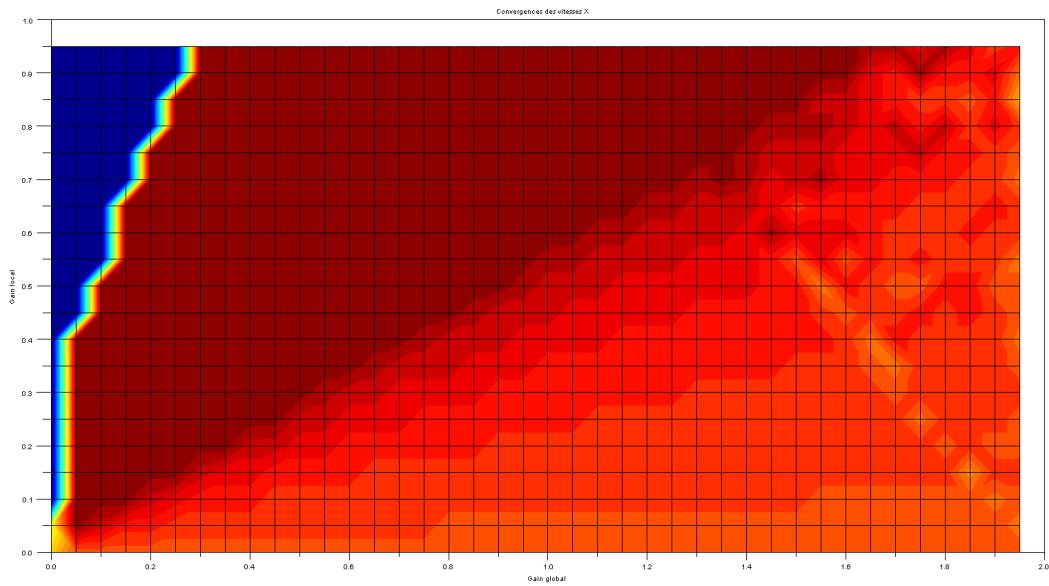


FIGURE A.4 – Convergence des vitesses en X

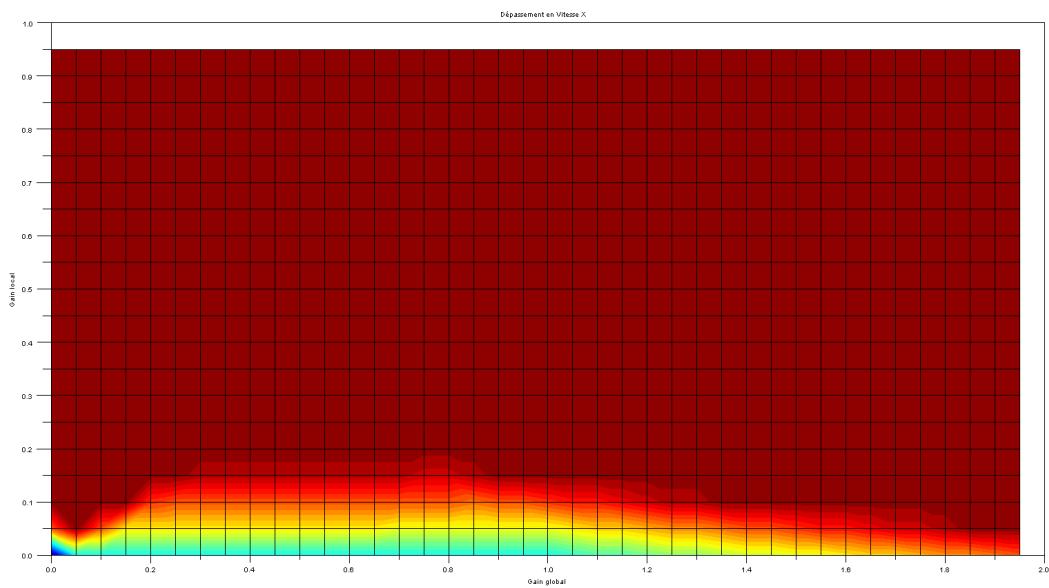


FIGURE A.5 – Dépassement maximal de la vitesse de consigne en X

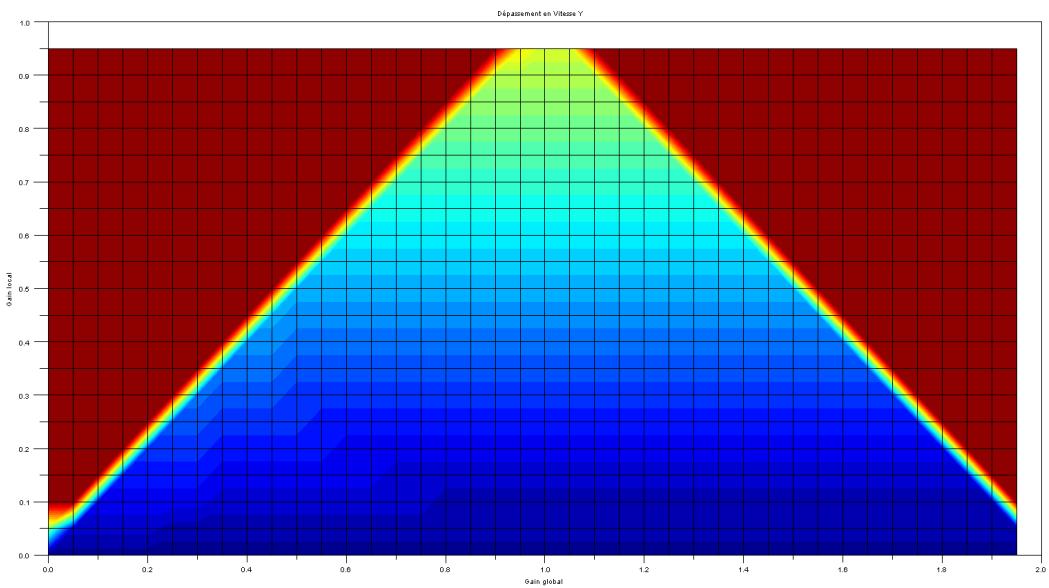


FIGURE A.6 – Dépassement maximal de la vitesse de consigne en Y

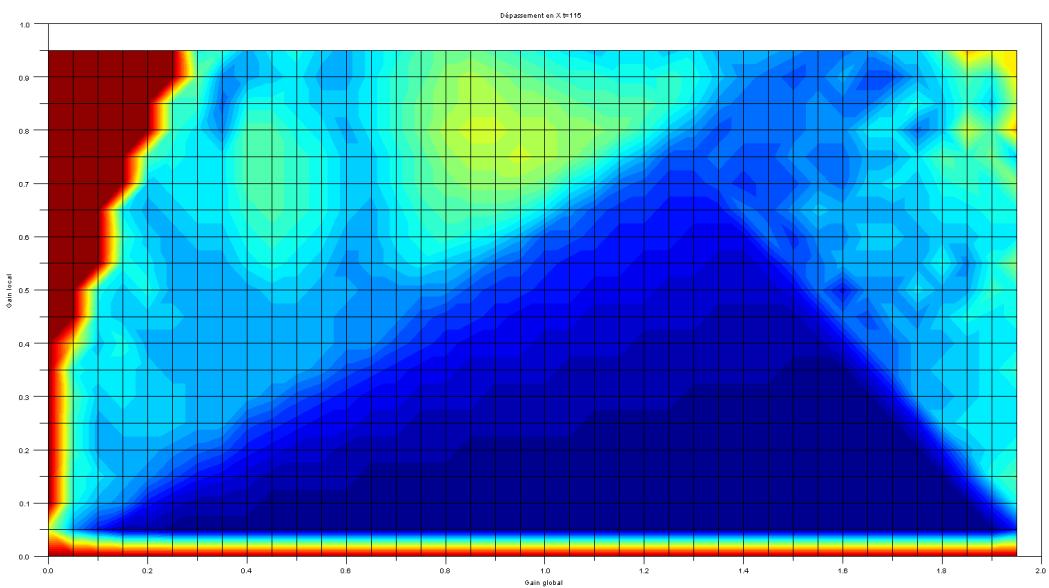


FIGURE A.7 – Erreur maximale par rapport aux positions théoriques sur l'axe X pour t = 115 s

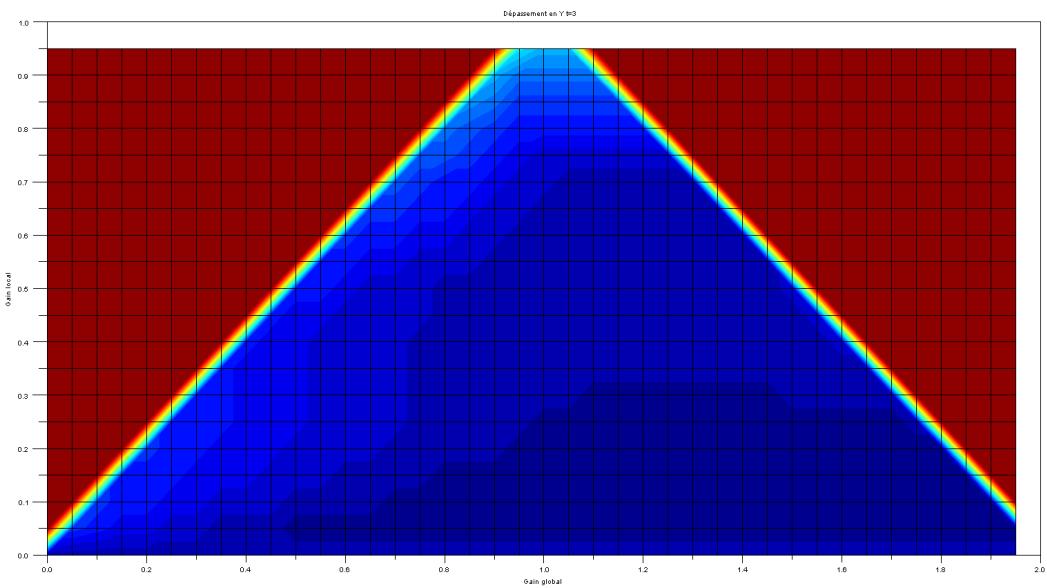


FIGURE A.8 – Erreur maximale par rapport aux positions théoriques sur l'axe Y pour $t = 115$ s

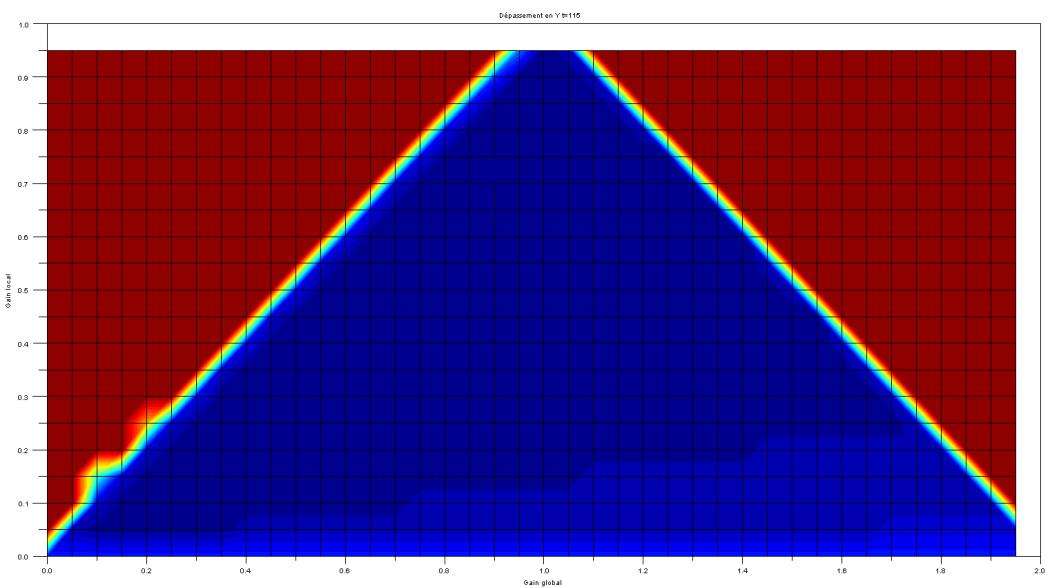


FIGURE A.9 – Erreur maximale par rapport aux positions théoriques sur l'axe Y pour $t = 115$ s

A.3 OUTILS DE SIMULATION

A.3.1 Moteur de simulation openESub

Le simulateur que nous avons conçu afin de tester notre algorithme est en grande partie basé sur le moteur de simulation de openESub¹. OpenESub est un jeu multijoueurs de combat de sous-marins nucléaires d'attaque (SNA). C'est un jeu gratuit asynchrone et open source.

Le moteur "Rorqual"² développé pour ce jeu simule les dynamiques de base d'un engin sous-marin. Les objets sous-marins sont commandés en cap et en vitesse. Les coordonnées et les vitesses des objets traités sont notées en complexe, ce qui permet une manipulation informatique plus simple. Les caractéristiques techniques des engins (braquage maximal, accélération maximale etc.) sont à renseigner en fonction de l'engin que nous souhaitons simuler.

Le moteur de simulation pas-à-pas gère les collisions entre les submersibles et les collisions entre les îles et les sous-marins. Dans notre cas, nous avons réglé l'intervalle de temps séparant deux états du simulateur à 10 ms. Ce choix est motivé par la couverture SONAR et les temps de calcul nécessaires pour simuler l'évolution d'un essaim sur une période 5 min au minimum. Si nous optons pour un Δt de l'ordre de 0,1 s, nous aurions des trous dans la couverture SONAR, car deux positions consécutives seraient trop éloignées l'une de l'autre. *A contrario*, un intervalle de temps trop petit nécessitera de nombreux calculs en plus, ce qui rendrait nos simulations longues à exécuter. La valeur choisie est un bon compromis entre la précision requise et le temps d'exécution de nos simulations.

Le moteur de openESub propose d'autres capacités que nous n'avons pas exploitées, mais qui sont intéressantes dans la continuité de nos travaux. Le moteur permet la simulation des pings acoustiques. Dans notre étude, nous avons considéré que les distances étaient suffisamment courtes pour que la localisation des UUV voisins soit quasi-instantanée. Bien que nous ne remettions pas en cause notre approximation, qui nous semble tout à fait crédible, nous pensons que l'intégration de la vitesse de propagation des pings sera incontournable dans l'étude d'autres méthodes de mise en formation, faisant intervenir des UUV plus éloignés.

Nous n'avons apporté que très peu de modifications au moteur de simulation. Nous avons adapté ses paramètres à nos besoins et avons développé une architecture autour de ce simulateur, pour intégrer l'intelligence artificielle dans nos UUV et ajouter des outils statistiques.

A.3.2 Flexibilité du simulateur

Le développement de nos outils de simulations a également été marqué par la nécessité de prendre en compte le besoin lié au contexte opérationnel. Ainsi, nous avons souhaité proposer dans notre étude un simulateur flexible, permettant de lancer facilement de nouvelles simulations en changeant un ou plusieurs paramètres.

Un certain nombre de paramètres (les consignes, le nombre d'UUV initial etc.) sont à renseigner en ligne de commande, ou dans un fichier de configuration ou stocké dans une base de données. L'utilisateur choisit sa façon de renseigner les paramètres, et ceux-ci seront pris en compte.

Mais certains paramètres ne sont pas descriptibles en nombre. Le terrain de la mission, par exemple, comporte de nombreuses données notamment la zone de largage, la trajectoire à suivre ou les obstacles. Pour faciliter l'emploi de notre simulateur par des tiers, le terrain de la mission ainsi que la couverture SONAR sont décrits de manière graphique. Un logiciel de dessin vectoriel permet alors de modifier très rapidement les paramètres souhaités. Il devient alors très simple de tester l'influence d'un paramètre sur l'efficacité de l'essaim, l'ensemble des métriques d'efficacité pouvant être exécuté automatiquement après une simulation.

Nous avons souhaité par cette démarche offrir un simulateur simple d'emploi, afin que cet outil puisse être exploité dans un vaste éventail de situations.

1. www.openesub.org

2. <svn://openesub.org/openesub2/trunk> – openESub rev 995

A.3.3 Scénarios du plan d'expérience

Nous présentons ici les différents scénarios exploités dans notre plan d'expérience. Chaque scénario est dérivé selon les trois différentes zones d'initialisation (voir les figures A.19, A.20 et A.21).

L'ensemble des données calculées lors des simulations numériques est stocké dans une base de données. Le total de nos simulations représente un volume approximatif de 350 Go.

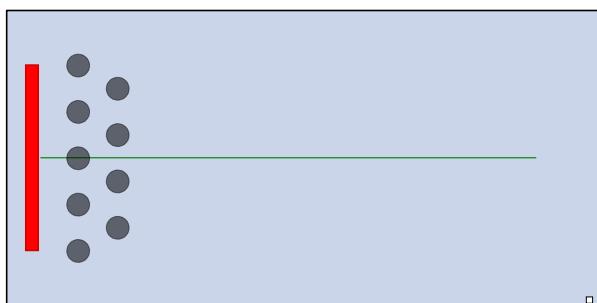


FIGURE A.10 – Scénario régulier



FIGURE A.11 – Scénario régulier inversé

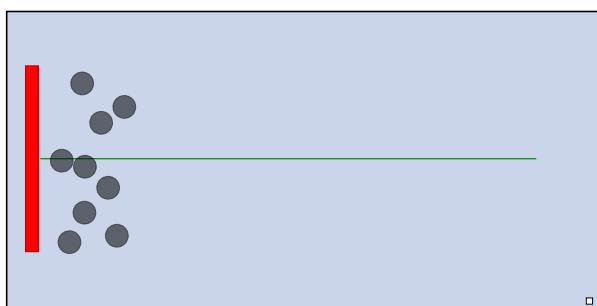


FIGURE A.12 – Scénario aléatoire 1

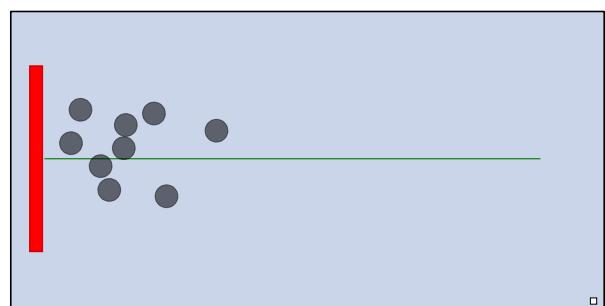


FIGURE A.13 – Scénario aléatoire 2

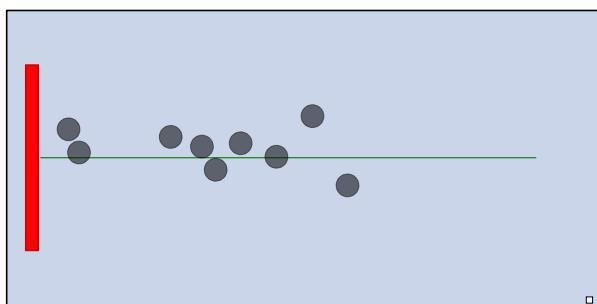


FIGURE A.14 – Scénario aléatoire 3

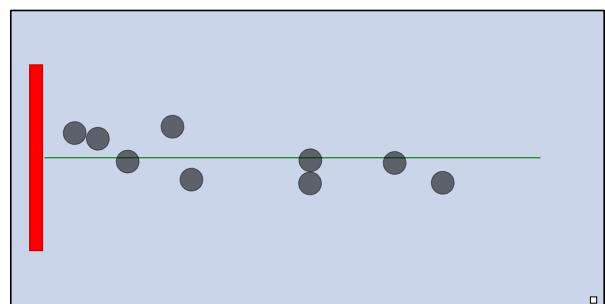


FIGURE A.15 – Scénario aléatoire 4

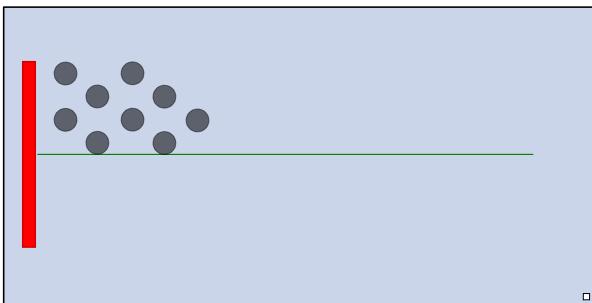


FIGURE A.16 – Scénario régulier latéral

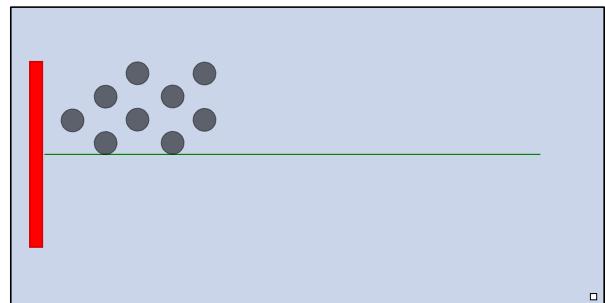


FIGURE A.17 – Scénario régulier latéral inversé

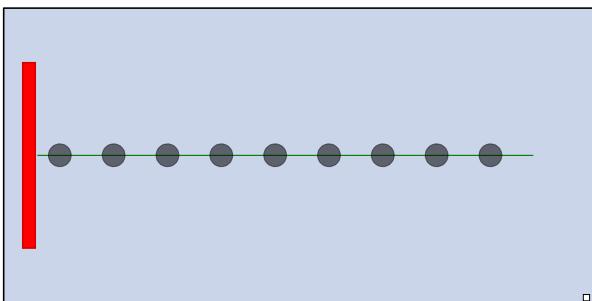


FIGURE A.18 – Scénario régulier centré

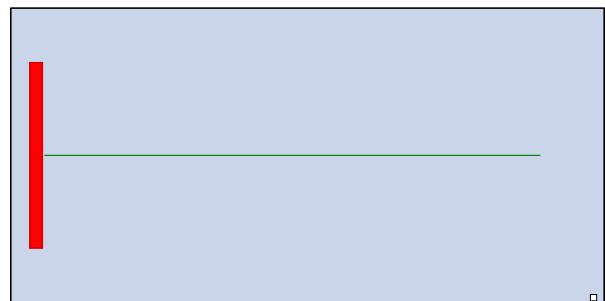


FIGURE A.19 – Scénario vierge

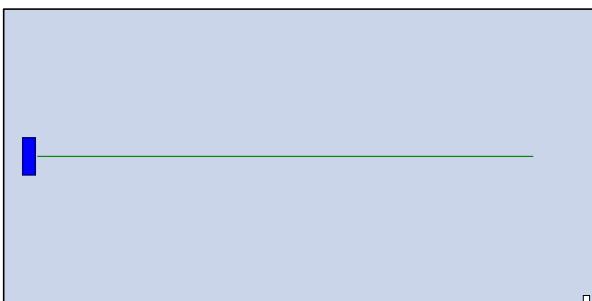


FIGURE A.20 – Scénario vierge – Petite zone d'initialisation centrée

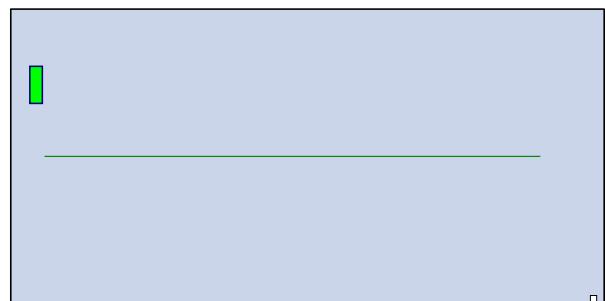


FIGURE A.21 – Scénario – Petite zone d'initialisation décentrée

A.4 CARACTÉRISTIQUES TECHNIQUES DES UUV

Vitesse maximale : 4 m/s

Vitesse angulaire maximale à l'arrêt : $300^\circ/\text{s}$

Accélération et décélération maximales : 12 N/s

Autonomie énergétique : 2 h de mission, illimitée dans les simulations, car le temps de simulation est très inférieur au temps de mission maximal

Dimension : Collision si un obstacle ou un UUV est à moins de 20 cm des coordonnées de l'UUV

Communication : Aucune

Géolocalisation Position absolue connue avec une erreur de 20 m

Détection des voisins Positions relatives des voisins mesurées en coordonnées polaires, avec une erreur de 4 cm et $0,1^\circ$

A.5 STABILITÉ DE L'ESSAIM AUTOUR DE LA TRAJECTOIRE

Nous démontrons ici la stabilité du centrage de l'essaim sur la trajectoire.

A.5.1 Cas d'un potentiel constant

Démonstration. Nous supposons que N , le nombre d'UUV dans l'essaim, est pair. Nous posons k le nombre d'UUV au-dessus de l'axe central C . Nous notons \mathcal{A} le potentiel d'attraction de l'axe. Nous appliquons $-\mathcal{A}$ à un robot au-dessus de l'axe, 0 à un robot sur l'axe, et \mathcal{A} pour un robot sous l'axe. Calculons \mathcal{A}_e le potentiel appliqué à l'ensemble de l'essaim.

$$\begin{aligned}\mathcal{A}_e &= \sum_{i=1}^k -\mathcal{A} + \sum_{i=1}^{N-k} \mathcal{A} \\ &= (N - 2k)\mathcal{A}\end{aligned}\tag{A.1}$$

Supposons l'essaim centré sur l'axe, ceci équivaut à $k = \frac{N}{2}$ qui implique $\mathcal{A}_e = 0$. Le potentiel d'attraction est donc bien nul si l'essaim est centré. En traçant $\mathcal{A}_e(k)$ il est trivial de montrer que l'équilibre est stable, car nous obtenons une fonction en escalier et convexe admettant un minimum global pour $k = \frac{N}{2}$.

Supposons désormais que N soit impair. Supposons que nous sommes à l'équilibre. Nous avons alors un UUV sur l'axe, qui se voit appliquer un potentiel d'attraction nul. Nous trouvons ainsi :

$$\begin{aligned}\mathcal{A}_e &= \sum_{i=1}^k -\mathcal{A} + \sum_{i=1}^{N-k-1} \mathcal{A} + 0 \\ &= (N - 2k - 1)\mathcal{A}\end{aligned}\tag{A.2}$$

Or, à l'équilibre, nous avons $k = \frac{N-1}{2}$, nous obtenons bien $\mathcal{A}_e = 0$. La fonction $\mathcal{A}_e(k)$ est également convexe et présente un minimum global pour $k = \frac{N-1}{2}$, valeur pour laquelle l'équilibre est stable. \square

A.5.2 Cas d'un potentiel linéaire

Démonstration. Dans toute notre démonstration, nous supposons que l'essaim a atteint sa formation en ligne. L'essaim est perpendiculaire à l'axe C et deux UUV consécutifs sont séparés d'une distance r .

Nous supposons que N , le nombre d'UUV dans l'essaim, est pair. Nous posons k le nombre d'UUV au-dessus de l'axe central C . Nous notons $\mathcal{A}(x) = Ax$ le potentiel d'attraction de l'axe en fonction de la distance x à l'axe central C . Nous appliquons $-\mathcal{A}(x)$ à un robot au-dessus de l'axe, et \mathcal{A} pour un robot sous l'axe. Soit \mathcal{U}_{\sqcap} l'ensemble des UUV au-dessous de l'axe central, nous notons x_m la distance entre l'UUV de \mathcal{U}_{\sqcap} le plus proche de l'axe et l'axe C . Selon nos hypothèses, x_m est défini sur $[0, r]$. Calculons $\mathcal{A}_e(x_m, k)$ le potentiel appliqué à l'ensemble de l'essaim.

$$\begin{aligned}\mathcal{A}_e(x_m, k) &= \sum_{i=1}^k -\mathcal{A}(x_i) + \sum_{j=1}^{N-k} \mathcal{A}(x_j) \\ &= \sum_{i=1}^k -A(-x_m + (i-1)r) + \sum_{j=1}^{N-k} A(x_m + jr) \\ &= kAx_m - \frac{k(k-1)}{2}r + (N-k)Ax - m + \frac{(N-k)(N-k+1)}{2}r \\ &= NAx_m + \frac{(N+1)(N-2k)}{2}r\end{aligned}\tag{A.3}$$

Supposons l'essaim centré sur l'axe, ceci équivaut à $k = \frac{N}{2}$ et $x_m = 0$, ce qui implique $\mathcal{A}_e(0, 0) = 0$. Le potentiel d'attraction est donc bien nul si l'essaim est centré. En traçant $\mathcal{A}_e(x_m, k)$ avec x_m constant, nous obtenons une fonction en escalier et convexe admettant un minimum global pour $k = \frac{N}{2}$. La convexité nous assure que l'équilibre est stable. De même, pour $\mathcal{A}_e(x_m, k)$ avec k constant, nous obtenons une fonction potentielle convexe, avec un point d'équilibre stable en 0.

Le cas pour N impair est tout à fait semblable. Nous obtenons :

$$\mathcal{A}_e(x_m, k) = N A x_m + \frac{N(N-1-2k)}{2} r \quad (\text{A.4})$$

Le point d'équilibre est trouvé pour $k = \frac{N-1}{2}$. Ce point d'équilibre est stable, par la convexité de $\mathcal{A}_e(x_m, k)$.

1

A.6 EXEMPLE DE MATRICE DE CORRÉLATION

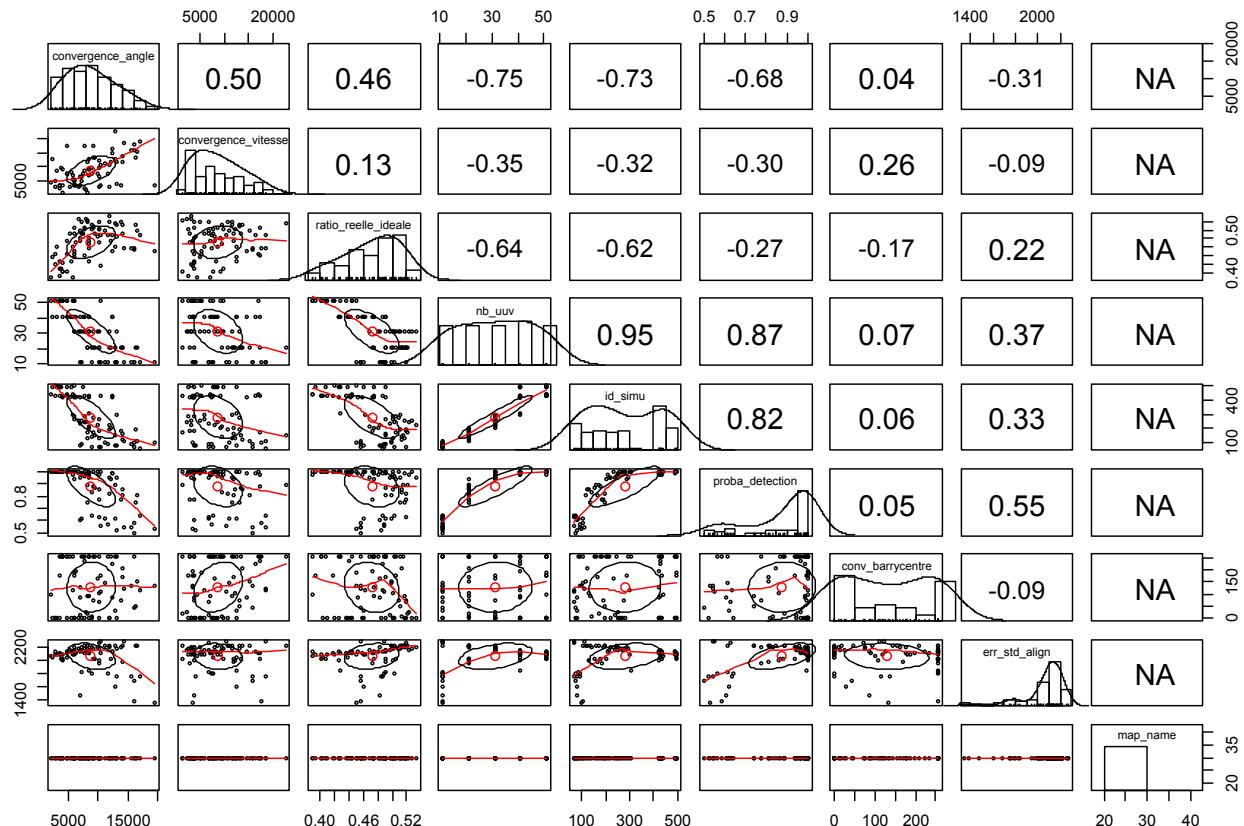


FIGURE A.22 – Matrice de corrélation pour un scénario sans obstacle et une grande zone d'initialisation centrée sur l'axe

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- ARKIN, E. M., BENDER, M. A., DEMAINE, E. D., FEKETE, S. P., MITCHELL, J. S. et SETHIA, S. (2005). Optimal covering tours with turn costs. *SIAM Journal on Computing*, 35(3):531–566. (Cité page 37.)
- ARKIN, E. M., FEKETE, S. P. et MITCHELL, J. S. (2000). Approximation algorithms for lawn mowing and milling. *Computational Geometry*, 17(1):25–50. (Cité page 37.)
- ARNON, S. (2010). Underwater optical wireless communication network. *Optical Engineering*, 49(1): 015001. (Cité page 24.)
- BAJEC, I. L. et HEPPNER, F. H. (2009). Organized flight in birds. *Animal Behaviour*, 78(4):777–789. (Cité page 17.)
- BALCH, T. et ARKIN, R. C. (1998). Behavior-based formation control for multirobot teams. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 14(6):926–939. (Cité pages 17 et 20.)
- BALCH, T. et HYBINETTE, M. (2000). Social potentials for scalable multi-robot formations. In *Robotics and Automation, 2000. Proceedings. ICRA'00. IEEE International Conference on*, volume 1, page 73–80. (Cité pages ix, 17, 18, 20, 40, 51 et 56.)
- BEA (2010). REMUS 6000 AUV search for AF447. (Cité page 14.)
- BECKERS, R., HOLLAND, O. et DENEUBOURG, J.-L. (1994). From local actions to global tasks: Stigmergy and collective robotics. In *Artificial life IV*, volume 181, page 189. (Cité page 15.)
- BENI, G. (2005). From swarm intelligence to swarm robotics. In *Swarm Robotics*, page 1–9. Springer. (Cité page 15.)
- BENI, G. et WANG, J. (1993). Swarm intelligence in cellular robotic systems. In *Robots and Biological Systems : Towards a New Bionics ?*, page 703–712. Springer. (Cité page 15.)
- BOYD, J. R. (1964). Aerial attack study. Rapport technique, USAF Fighter Weapons School. (Cité page 10.)
- BROOKS, R. (1986). A robust layered control system for a mobile robot. *Robotics and Automation, IEEE Journal of*, 2(1):14–23. (Cité page 19.)
- BURGARD, W., MOORS, M., STACHNISS, C. et SCHNEIDER, F. E. (2005). Coordinated multi-robot exploration. *Robotics, IEEE Transactions on*, 21(3):376–386. (Cité page 20.)
- CANEPA, D. et POTOP-BUTUCARU, M. G. (2007). Stabilizing flocking via leader election in robot networks. In *Stabilization, Safety, and Security of Distributed Systems*, page 52–66. Springer. (Cité page 15.)
- CHEN, S. et MONTGOMERY, J. (2013). Particle swarm optimization with threshold convergence. In *Congress on Evolutionary Computation CEC2013, IEEE Proceedings of*, Cancun, Mexico. (Cité page 18.)
- COX JR, W. C. (2008). *A 1 Mbps Underwater Communication System Using a 405 nm Laser Diode and Photomultiplier Tube*. Thèse de doctorat. (Cité page 23.)
- DALGALARRONDO, A. (2003). A propos de l'autonomie des robots. Rapport de veille technique CTA/02350108/TIEX/807, Délégation Générale de l'Armement. (Cité page 11.)

- DIXON, S. R., WICKENS, C. D. et CHANG, D. (2005). *Mission control of multiple unmanned aerial vehicles: A workload analysis.* *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 47(3):479–487. (Cité page 9.)
- DUDENHOEFFER, D. D. et JONES, M. P. (2000). *A formation behavior for large-scale micro-robot force deployment.* In *Simulation Conference, 2000. Proceedings. Winter*, volume 1, pages 972–982 vol.1, Orlando, USA. (Cité page 17.)
- EBERHART, R. C. et KENNEDY, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. In *Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on*, page 39–43. (Cité page 18.)
- EBERHART, R. C. et SHI, Y. (2004). Particle swarm optimization. *IEEE Trans. Evol. Comput*, 8(3):201–203. (Cité page 18.)
- EGERSTEDT, M. et HU, X. (2001). *Formation constrained multi-agent control.* *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 17(6):947–951. (Cité page 20.)
- EROL, M., VIEIRA, L. F. et GERLA, M. (2007). *Localization with Dive'N'Rise (DNR) beacons for underwater acoustic sensor networks.* In *Proceedings of the second workshop on Underwater networks*, page 97–100, Montréal, Canada. (Cité page 26.)
- EUSTICE, R. M., WHITCOMB, L. L., SINGH, H. et GRUND, M. (2007). Experimental results in synchronous-clock one-way-travel-time acoustic navigation for autonomous underwater vehicles. In *Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on*, page 4257–4264, Rome, Italy. (Cité page 26.)
- FONG, T., THORPE, C. et BAUR, C. (2001). *Collaborative control: A robot-centric model for vehicle teleoperation.* Thèse de doctorat, Carnegie Mellon University, The Robotics Institute. (Cité page 13.)
- FUTURE, B. (2012). *Robots replace costly US Navy mine-clearance dolphins.* <http://www.bbc.com/future/story/20121108-final-dive-for-us-navy-dolphins>. (Cité page 14.)
- GALCERAN, E. et CARRERAS, M. (2013). *Planning coverage paths on bathymetric maps for in-detail inspection of the ocean floor.* In *Proc. International Conference on Robotics and Automation*, Karlsruhe, Germany. (Cité page 37.)
- GRIFFITHS, G., JAMIESON, J., MITCHELL, S. et RUTHERFORD, K. (2004). Energy storage for long endurance AUVs. In *ATUV international conference*, London, UK. (Cité page 29.)
- HETTIARACHCHI, S. et SPEARS, W. M. (2009). *Distributed adaptive swarm for obstacle avoidance.* *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2(4):644–671. (Cité page 59.)
- HIGGINS, F., TOMLINSON, A. et MARTIN, K. M. (2009). *Survey on security challenges for swarm robotics.* In *Autonomic and Autonomous Systems, 2009. ICAS'09. Fifth International Conference on*, page 307–312, Valencia, Spain. (Cité page 15.)
- HOROWITZ, I. (1959). Fundamental theory of automatic linear feedback control systems. *Automatic Control, IRE Transactions on*, 4(3):5–19. (Cité pages 39 et 68.)
- HUANG, H.-M., ALBUS, J., MESSINA, E., WADE, R. et ENGLISH, W. (2004). *Specifying autonomy levels for unmanned systems: Interim report.* In *Proc. of SPIE Vol*, volume 5422, page 387. (Cité page 9.)
- HUGHES, D. T., BARALLI, F., KEMNA, S., LE PAGE, K., HAMILTON, M. et VERMEIJ, A. (2009). Collaborative multistatic ASW using AUVs : demonstrating necessary technologies. *Proceedings of Mast 2009*. (Cité page 14.)
- JANE'S (2009). Safe and sound : UUV-based sonar gets closer to mines. *Jane's Navy International*, pages 26–31. (Cité pages 8 et 86.)

- JANE'S (2010). **UV classification.** <http://search.janes.com/Search/documentView.do?doId=/content1/janesdata/binder/jumv/jumvoo10.htm>. (Cité page 8.)
- JAULIN, L. (2011). Controleurs et observateurs. Rapport technique, ENSTA-Bretagne. (Cité page 68.)
- JAULIN, L. (2012). Robotique mobile. Rapport technique, ENSTA-Bretagne. (Cité pages 41 et 54.)
- JOHNSON, R., LEEN, M., GOLDBERG, D. et CHIU, M. (2005). Adaptive levels of autonomy (aloa) for uav supervisory control. Rapport technique, DTIC Document. (Cité page 8.)
- KENNEDY, J. et EBERHART, R. C. (1995). Particle swarm optimization. In *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*, volume 4, page 1942–1948, Perth, Australia. (Cité page 18.)
- KENNEDY, J. et EBERHART, R. C. (2001). *Swarm Intelligence*. Morgan Kaufmann. (Cité page 18.)
- KONDO, H. et URA, T. (2004). **Navigation of an AUV for investigation of underwater structures.** *Control Engineering Practice*, 12(12):1551–1559. (Cité page 58.)
- KORNIENKO, S., KORNIENKO, O. et LEVI, P. (2006). Swarm embodiment - new way for deriving emergent behavior in artificial swarms. *Autonome Mobile Systeme 2005*, page 25–32. (Cité pages ix, 17, 20, 36, 38 et 56.)
- KOTTEGE, N. et ZIMMER, U. R. (2011). **Underwater acoustic localization for small submersibles.** *Journal of Field Robotics*, 28(1):40–69. (Cité page 26.)
- LABONTÉ, G. (2010). Self organization of formations and swarms. Rapport technique, Defence R&D Canada. (Cité page 15.)
- LEE, G. et CHONG, N. Y. (2008). **Flocking controls for swarms of mobile robots inspired by fish schools.** *Recent advances in multi robot systems*, A. Lazinica, editor, I-Tech Education and Publishing, Vienna, Austria. (Cité page 59.)
- LEGRAS, F., GLAD, A., SIMONIN, O. et CHARPILLET, F. (2008). **Partage d'autorité dans un essaim de drones auto-organisé.** In *16es Journées Francophones des Systèmes Multi-Agents - JFSMA'08*, Brest, France. (Cité page 18.)
- LIANG, X. et LI, X. (2010). **A new decentralized planning strategy for flocking of swarm robots.** *Journal of Computers*, 5(6). (Cité page 51.)
- MARCHANT, J. (2012). **Underwater archaeology: Hunt for the ancient mariner.** *Nature*, 481(7382):426–428. (Cité page 14.)
- MATARIC, M. J. (1994). **Interaction and intelligent behavior.** Rapport technique, DTIC Document. (Cité pages 15 et 20.)
- MAYE, J. et HAGMANN, E. (2009). **Design of a high speed, short range underwater communication system.** Rapport technique, Swiss Federal Institute of Technology Zurich. (Cité page 25.)
- MOESLINGER, C., SCHMICKL, T. et CRAILSHEIM, K. (2011). **A minimalist flocking algorithm for swarm robots.** In *Advances in Artificial Life. Darwin Meets von Neumann*, page 375–382. Springer. (Cité page 17.)
- NAVY, U. (2004). The navy unmanned undersea vehicle (UUV) master plan. Rapport technique, US Departement Of Defense. (Cité page 7.)
- NOVITZKY, M., PIPPIN, C., COLLINS, T. R., BALCH, T. R. et WEST, M. E. (2012). **Bio-inspired multi-robot communication through behavior recognition.** In *Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2012 IEEE International Conference on*, pages 771–776, Guangzhou, China. (Cité page 25.)
- OLFATI-SABER, R. (2003). **A unified analytical look at reynolds flocking rules.** Rapport technique CIT-CDS 03-014. (Cité page 17.)

- OLFATI-SABER, R. (2006). *Flocking for multi-agent dynamic systems: Algorithms and theory*. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 51(3):401–420. (Cité page 17.)
- PARASURAMAN, R., SHERIDAN, T. B. et WICKENS, C. D. (2000). *A model for types and levels of human interaction with automation*. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on*, 30(3):286–297. (Cité pages 9 et 13.)
- PARKER, L. E. (1994). *Heterogeneous multi-robot cooperation*. Rapport technique, DTIC Document. (Cité page 20.)
- PARZEN, E. (1962). On estimation of a probability density function and mode. *The annals of mathematical statistics*, 33(3):1065–1076. (Cité page 79.)
- PUGH, J. et MARTINOLI, A. (2007). Inspiring and modeling multi-robot search with particle swarm optimization. In *Swarm Intelligence Symposium, 2007. SIS 2007. IEEE*, page 332–339, Honolulu, USA. (Cité pages 18 et 73.)
- REIF, J. H. et WANG, H. (1999). *Social potential fields: A distributed behavioral control for autonomous robots*. *Robotics and Autonomous Systems*, 27(3):171–194. (Cité pages 40, 51 et 56.)
- REYNOLDS, C. (1987). Flocks, herds and schools : A distributed behavioral model. In *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, volume 21, page 25–34. (Cité pages 7, 15, 20, 40, 56 et 62.)
- REYNOLDS, C. (1999). Steering behaviors for autonomous characters. volume 1999, page 763–782, San Jose, USA. (Cité pages 53 et 57.)
- RICHARD, D. (2011). Enjeux stratégiques de la guerre des mines. Rapport technique, Centre d'études supérieures de la Marine. (Cité pages 27 et 86.)
- SANTAMARIA, E., SEGOR, F., TCHOUCHENKOV, I. et SCHÖNBEIN, R. (2013). *Path planning for rapid aerial mapping with unmanned aircraft systems*. In *ICONS 2013, The Eighth International Conference on Systems*, pages 82–87, Seville, Spain. (Cité page 37.)
- SCHMID, T., CHARBIWALA, Z., FRIEDMAN, J., CHO, Y. H. et SRIVASTAVA, M. B. (2008). Exploiting manufacturing variations for compensating environment-induced clock drift in time synchronization. In *ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review*, volume 36, page 97–108. (Cité page 26.)
- SHEN, W., WILL, P., GALSTYAN, A. et CHUONG, C. (2004). Hormone-inspired self-organization and distributed control of robotic swarms. *Autonomous Robots*, 17(1):93–105. (Cité page 18.)
- SHERIDAN, T. B. (1992). *Telerobotics, automation and human supervisory control*. The MIT press. (Cité pages 9 et 10.)
- SHERIDAN, T. B. et VERPLANK, W. L. (1978). *Human and computer control of undersea teleoperators*. Rapport technique, DTIC Document. (Cité page 9.)
- SHI, Y. et EBERHART, R. C. (1998). *A modified particle swarm optimizer*. In *Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on*, pages 69–73. Anchorage, USA. (Cité page 18.)
- SHIA, A. (2010). Introduction to swarm robotics. Rapport technique, IEEE Robotics and Automation Society. (Cité page 15.)
- SOUSELIER, T., DREO, J. et BRUNET, J.-P. (2012). *Line formation algorithm in a self-organized swarm of micro-underwater unmanned vehicles*. In *Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2012 IEEE International Conference on*, pages 520–525, Guangzhou, China. (Cité page 118.)
- SUBSEATECH (2011). *ROV Observer 3.2 Data Sheet*. (Cité pages 28, 35 et 54.)

- TONER, J., TU, Y. et RAMASWAMY, S. (2005). *Hydrodynamics and phases of flocks*. *Annals of Physics*, 318(1):170–244. (Cité page 17.)
- TURGUT, A., ÇELIKKANAT, H., GÖKÇE, F. et S, ahin, E. (2008). Self-organized flocking with a mobile robot swarm. In *Proceedings of the 7th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems-Volume 1*, pages 39–46, Estoril, Portugal. (Cité page 17.)
- VUILMET, C. (2011). Utilisation des drones navals dans le contexte de la guerre des mines. Rapport technique, GdR Robotique. (Cité page 27.)
- WOOLDRIDGE, M. et JENNINGS, N. R. (1995). *Intelligent agents: theory and practice*. *The Knowledge Engineering Review*, 10:115–152. (Cité page 19.)
- WOOLRIDGE, M. et WOOLDRIDGE, M. J. (2001). *Introduction to Multiagent Systems*. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA. (Cité page 19.)
- YAGIMLI, M. (2011). Design of LASER based underwater communication system. *Journal of Naval Science and Engineering*, 7(2):1–10. (Cité page 24.)
- YAO, J., ORDONEZ, R. et GAZI, V. (2007). Swarm tracking using artificial potentials and sliding mode control. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 129:749. (Cité page 56.)
- YUH, J. (2000). Design and control of autonomous underwater robots : A survey. *Autonomous Robots*, 8(1):7–24. (Cité page 9.)
- ZANOLI, S. M. et CONTE, G. (2003). *Remotely operated vehicle depth control*. *Control engineering practice*, 11(4):453–459. (Cité page 26.)
- ZIEGLER, J. G. et NICHOLS, N. B. (1942). Optimum settings for automatic controllers. *ASME Trans.*, 64(11). (Cité pages 39 et 68.)
- ZIMMER, U. R. et KOTTEGE, N. (2008). *Acoustical methods for azimuth, range and heading estimation in underwater swarms*. *Journal of the Acoustical Society of America*, 123(5):3007. (Cité page 26.)

Titre Conception et validation d'un algorithme de mise en formation d'essaim de micro-robots sous-marins auto-organisés. Application à l'exploration de zone en guerre des mines

Résumé La convergence des besoins en mission de guerre des mines et des avancées scientifiques dans le domaine de la robotique nous a amenés à explorer une méthode innovante pour résoudre ce problème. Contrairement aux solutions de l'état de l'art, nous proposons de prendre en compte l'ensemble des contraintes opérationnelles de la mission et d'utiliser de nombreux UUV. Dans nos travaux, nous proposons une solution originale : le comportement d'essaim. Le comportement réactif des robots permet de faire émerger un comportement de groupe, effectuant la mission. Nous justifions l'approche en essaim de micro-robots par une étude technico-opérationnelle. Nous nous appuyons sur une méthode partant du général vers le particulier pour concevoir notre algorithme. Cet algorithme est capable d'aligner un essaim et de le faire progresser le long d'une trajectoire sans aucune communication. Nos résultats montrent que notre solution est robuste. L'essaim parvient à reconstituer la formation en cas de perte. La présence d'obstacles ne dégrade pas l'efficacité opérationnelle de l'essaim. L'application des méthodes en essaim à un domaine très contraint reste très peu explorée. Nous estimons que nos travaux montrent leurs capacités sur des missions complexes.

Mots-clés robotique, comportement émergent, essaim, UUV, guerre des mines

Title Line formation algorithm in a self-organized swarm of micro-underwater unmanned vehicles. Application to area exploration in mine warfare

Abstract Convergence of mine warfare needs and scientific advances in the field of robotics lead us to explore an innovative method to solve this issue. In our work, we propose a solution never applied to this specific area: the swarm behavior. The reactive behavior of robots leads to an emergent behavior, performing the mission. Our technical and operational study allows us to justify the micro-robots swarm approach. Before designing our algorithm by a method starting from the general to the particular, we specify the operational need. Our algorithm drives the swarm to form a line and to advance along a path without using any communication. We analyze the results of our algorithm to draw various conclusions. We demonstrate that our solution is robust. The swarm manages to reconstruct the formation in case of loss. The presence of obstacles does not decrease the operational efficiency of the swarm. Application of swarm methodologies to a very constrained environment remains largely unexplored. We believe that our research shows their capacity for complex missions.

Keywords robotics, emergent behavior, swarm, UUV, mine warfare