

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



MÉMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de Master**

En : Automatique

Spécialité : Automatique et Informatique Industrielle

Par :

HAMED Nanecy & ABDELMALEK Chaima

Sujet :

Planification de trajectoire et commande d'un véhicule marin

Soutenu publiquement, le 08/10/2025 , devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Établissement	Qualité
Mme. SAIDI Farah	MCB	Université de Tlemcen	Présidente
Mr. BENARIBA Hassane	MCA	Université de Tlemcen	Examineur
Mme. BENMANSOUR Souhila	MCA	Université de Tlemcen	Encadrante

REMERCIEMENTS

Avant tout, nous rendons grâce à Dieu Tout-Puissant, qui nous a donné la force, la patience et la persévérance nécessaires pour mener à bien ce travail. Sans Sa volonté, rien de tout cela n'aurait été possible.

Nous tenons à exprimer notre profonde reconnaissance à Madame Benmensour Souhila, notre encadrante, pour sa précieuse disponibilité, ses conseils pertinents, et son accompagnement constant tout au long de ce mémoire. Son soutien scientifique et humain a été un véritable pilier dans l'avancement de notre projet.

Nous adressons également nos sincères remerciements à Madame Saidi Farah et Monsieur Benariba Hassane, membres du jury, pour avoir accepté d'évaluer notre travail, et pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu lui accorder.

Nos remerciements s'étendent à l'ensemble des enseignants du département de Génie Électrique et Électrotechnique, en particulier ceux de la filière Automatique et Informatique Industrielle, pour la qualité de l'enseignement dispensé tout au long de notre formation.

Nous n'oublions pas de remercier tous les personnes, camarades, amis ou techniciens, qui nous ont aidées de près ou de loin durant cette période.

Enfin, nous exprimons toute notre gratitude à nos familles et nos proches pour leur soutien moral, leurs encouragements et leur patience tout au long de notre parcours universitaire.

Table des matières

Introduction Générale	9
1 Présentation des véhicules sous-marins autonomes	12
1.1 Introduction	12
1.2 Bref aperçu historique des AUV	12
1.3 Classes des AUV selon la profondeur	15
1.4 Classes des AUV selon la forme	17
1.4.1 AUV à forme cylindrique	17
1.4.2 AUV à forme parallélépipédique	18
1.4.3 AUV à forme ellipsoïdale	18
1.5 Caractéristiques structurelles et fonctionnelles des AUV	19
1.6 Technologie des AUV	20
1.6.1 Autonomie décisionnelle	20
1.6.2 Alimentation énergétique	20
1.6.3 Navigation des AUV en milieu sous-marin	20
1.6.4 Capteurs embarqués sur les AUV	21
1.6.5 Communication sous-marine	21
1.7 Domaines d'applications des AUV	21
1.7.1 Applications civiles	22
1.7.2 Applications militaires	22
1.8 Conclusion	23
2 Modélisation d'un véhicule sous-marin autonome AUV	24
2.1 Introduction	24
2.2 Description des mouvements d'un AUV	24
2.2.1 Repères de l'AUV	24
2.2.2 Mouvements de l'AUV	25
2.3 Modélisation de l'AUV	26
2.3.1 Hypothèses et notations	26
2.3.2 Modèle cinématique de l'AUV	27
2.3.3 Modélisation dynamique de l'AUV	29
2.4 Conclusion	35

3	Planification de trajectoire optimale de l'AUV	36
3.1	Introduction	36
3.2	Contraintes de navigation des AUVs	36
3.2.1	Autonomie énergétique et endurance	36
3.2.2	Détection d'obstacles et perception sous-marine	37
3.2.3	Données environnementales limitées	37
3.2.4	Navigation en environnement dynamique	37
3.2.5	Limitations physiques	37
3.2.6	Communications restreintes	37
3.2.7	Sécurité de navigation	37
3.2.8	Risques de défaillance	37
3.3	Classification des méthodes de planification de trajectoire pour les AUVs	38
3.3.1	Classification selon le mode de planification	38
3.3.2	Classification selon l'échelle de planification : locale ou globale	39
3.4	Méthodes de planification de trajectoire pour les AUVs	41
3.4.1	Méthodes de planification discrètes (grilles, A*)	41
3.4.2	Méthodes de type échantillonnage aléatoire (RRT, RRT*)	41
3.4.3	Méthodes d'optimisation bio-inspirées	42
3.4.4	Méthodes hybrides (RRT* + PSO, A* + Bézier, etc.)	42
3.5	Critères de performance dans la planification de trajectoire	42
3.6	Méthodes adoptées pour la planification de trajectoire de l'AUV	43
3.6.1	Méthode de planification (RRT)	43
3.6.2	Évolution vers RRT* : amélioration de l'optimalité	44
3.6.3	Méthode d'optimisation PSO	46
3.6.4	Méthode de lissage B-spline	48
3.7	Résultats de simulation	51
3.7.1	Étape de planification des trajectoires par RRT*	52
3.7.2	Étape d'optimisation par PSO les trajectoires générées	55
3.7.3	Étape du lissage par B-spline	59
3.8	Conclusion	65
4	Commande Floue pour la navigation 3D d'un AUV	67
4.1	Introduction	67
4.2	Contrôleur basé sur la logique flou	67
4.2.1	Commande floue (FLC)	68
4.2.2	Concept de base d'un ensemble floue	68
4.2.3	Caractéristiques d'un ensemble flou	69
4.2.4	Fonctions d'appartenance	70
4.2.5	Variables linguistiques	70
4.2.6	Opérations sur les ensembles flous	71
4.2.7	Systèmes d'inférence floue (SIF)	72
4.3	Navigation de l'AUV en 3D	76
4.3.1	Stratégie de guidage LOS	76

4.3.2	Application du contrôleur PD à l'AUV	77
4.3.3	Développement de loi de Commande FLC	79
4.4	Résultats de simulation	84
4.4.1	Navigation de l'AUV en 3D en utilisant LOS et PD	86
4.4.2	Navigation de l'AUV en 3D en utilisant LOS et FLC	91
4.5	Conclusion	96
CONCLUSION GÉNÉRALE		97
BIBLIOGRAPHIE		99
RÉSUMÉ		103

Table des figures

1.1	Sous-marin AUV (HUGIN) [29]	14
1.2	Sous-marin AUV (GAVIA) [30]	14
1.3	Sous-marin AUV (Bluefin-21) [31]	14
1.4	Sous-marin AUV (REMUS 6000) [32]	15
1.5	Sous-marin AUV (Iver4) [33]	15
1.6	AUVs côtiers [34]	16
1.7	AUV grands fonds [34]	16
1.8	AUV à forme cylindrique [35]	17
1.9	AUV à forme parallélépipédique [35]	18
1.10	AUV à forme ellipsoïdale [35]	18
1.11	Architecture fonctionnelle des AUV	19
2.1	Présentation de l'AUV selon les repères : fixe et inertiel	25
2.2	Positions angulaires de l'AUV	28
2.3	Forces de Gravité et de Flottabilité appliquées à un sous-marin[37]	33
3.1	Mécanisme de construction de l'arbre par la technique RRT (a) : L'arbre initiale, (b) : Génération de la configuration aléatoire, (c) : Insertion d'une nouvelle confi- guration.	44
3.2	Exemple de fonction approximée par B-Spline de degré 3 et de polygone-Spline . .	49
3.3	Planification de trajectoire de référence de l'AUV en 3D par RRT* sans obstacles (avec l'arbre)	52
3.4	Planification de trajectoire de référence de l'AUV en 3D par RRT* sans obstacles (sans l'arbre)	53
3.5	Planification de trajectoire de l'AUV en 3D par RRT* avec deux obstacles (avec l'arbre)	53
3.6	Planification de trajectoire de référence de l'AUV en 3D par RRT* avec deux obs- tacles (sans l'arbre)	54
3.7	Planification de trajectoire de l'AUV en 3D par RRT* avec quatre obstacles (avec l'arbre)	54
3.8	Planification de trajectoire de référence de l'AUV en 3D par RRT* avec quatre obstacles (sans l'arbre)	55
3.9	Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par RRT* et optimisée par PSO (sans obstacles)	56

3.10	Comparaison des longueurs de trajectoires générées par RRT* et RRT* + PSO (sans obstacles)	57
3.11	Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par RRT* et optimisée par PSO (avec deux obstacles)	57
3.12	Comparaison des longueurs de trajectoires générées par RRT* et RRT* + PSO (avec deux obstacles)	58
3.13	Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par RRT* et optimisée par PSO (avec quatre obstacles)	58
3.14	Comparaison des longueurs de trajectoires générées par RRT* et RRT* + PSO (avec quatre obstacles)	59
3.15	Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*+PSO+B-Spline) sans obstacles	61
3.16	Comparaison des trajectoires de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) sans obstacles	61
3.17	Comparaison des longueurs de trajectoires générées par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) sans obstacles	61
3.18	Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*+PSO+B-Spline) avec deux obstacles	62
3.19	Comparaison des trajectoires de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) avec deux obstacles	63
3.20	Comparaison des longueurs de trajectoires générées par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) avec deux obstacles	63
3.21	Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*+PSO+B-Spline) avec quatre obstacles	64
3.22	Comparaison des trajectoires de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) avec quatre obstacles	64
3.23	Comparaison des longueurs de trajectoires générées par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) avec quatre obstacles	65
4.1	Exemples des fonctions d'appartenance : (a) Logique classique (b) Logique floue	68
4.2	Caractéristiques d'un ensemble flou.	69
4.3	Formes usuelles des fonctions d'appartenance, (a) Fonction triangulaire, (b) Fonction trapézoïdale, (c) Fonction gaussienne, (d) Fonction sigmoïde	70
4.4	Exemple d'une variable linguistique 'Température' avec trois termes linguistiques.	71
4.5	Schéma d'opérations sur ensembles flous, (a) Complément, (b) Intersection, (c) Union.	72
4.6	Configuration de base d'un système flou.	73
4.7	Défuzzification par la méthode de centre de gravité.	75
4.8	Schéma bloc de la navigation de l'AUV en 3D.	76
4.9	Principe de la méthode de guidage LOS[49].	77
4.10	Schéma bloc du contrôleur FLC de l'AUV	79
4.11	Fonctions d'appartenances de la variable floue $\tilde{\theta}$	80
4.12	Fonctions d'appartenances de la variable floue $\tilde{\psi}$	81

4.13 Fonctions d'appartenances d'entrée de la variable floue $\hat{\theta}$	81
4.14 Fonctions d'appartenances d'entrée de la variable floue $\hat{\psi}$	82
4.15 Fonctions d'appartenances de la sortie de la variable floue (τ_q).	83
4.16 Fonctions d'appartenances de la sortie de la variable floue (τ_r).	84
4.17 Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur PD (sans obstacles).	86
4.18 Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur PD (sans obstacles).	86
4.19 Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur PD (sans obstacles). . .	87
4.20 Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur PD (sans obstacles).	87
4.21 Couples issus du contrôleur PD (sans obstacles).	87
4.22 Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur PD (avec deux obstacles).	87
4.23 Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur PD (avec deux obstacles).	88
4.24 Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur PD (avec deux obs- tacles).	88
4.25 Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur PD (avec deux obstacles).	88
4.26 Couples issus du contrôleur PD (avec deux obstacles).	89
4.27 Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur PD (avec quatre obstacles).	89
4.28 Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur PD (avec quatre obstacles). . . .	89
4.29 Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur PD (avec quatre obs- tacles).	90
4.30 Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur PD (avec quatre obstacles).	90
4.31 Couples issus du contrôleur PD (avec quatre obstacles).	90
4.32 Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur FLC (sans obstacles).	91
4.33 Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur FLC (sans obstacles).	92
4.34 Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur FLC (sans obstacles). .	92
4.35 Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur FLC (sans obstacles).	92
4.36 Couples issus du contrôleur FLC (sans obstacles).	92
4.37 Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur FLC (avec deux obstacles).	93
4.38 Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur FLC (avec deux obstacles). . . .	93
4.39 Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur FLC (avec deux obs- tacles).	93
4.40 Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur FLC (avec deux obstacles).	94
4.41 Couples issus du contrôleur FLC (avec deux obstacles).	94
4.42 Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur FLC (avec quatre obstacles).	94
4.43 Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur FLC (avec quatre obstacles). . .	95
4.44 Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur FLC (avec quatre obstacles).	95
4.45 Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur FLC (avec quatre obstacles). . . .	95
4.46 Couples issus du contrôleur FLC (avec quatre obstacles).	95

Liste des tableaux

1.1	Comparaison technologique entre AUV côtiers et grands fonds	17
1.2	Synthèse des modules fonctionnels d'un AUV	19
4.1	Exemple de table de décision pour un régulateur flou.	74
4.2	Paramètres des Fonction d'appartenance d'entrée de $\tilde{\theta}$	81
4.3	Paramètres des Fonction d'appartenance d'entrée $\tilde{\psi}$	81
4.4	Paramètres des Fonction d'appartenance d'entrée de $\tilde{\theta}$	82
4.5	Paramètres des Fonction d'appartenance d'entrée de $\tilde{\psi}$	82
4.6	Règles d'inférence.	82

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Face aux limitations des interventions humaines en milieu sous-marin en particulier en termes de profondeur, de durée, de sécurité et de coût - le développement de systèmes autonomes capables d'opérer de manière fiable et efficace dans ces environnements hostiles s'est imposé comme une nécessité. C'est dans ce contexte qu'ont été conçus les véhicules sous-marins autonomes (AUV - Autonomous Underwater Vehicles), dans le but de pallier les contraintes des méthodes traditionnelles de plongée et des véhicules téléopérés (ROV). Leur conception résulte d'un effort multidisciplinaire réunissant la robotique, l'hydrodynamique, l'automatique, l'intelligence artificielle et les technologies embarquées, afin de permettre l'exécution de missions sous-marines complexes sans supervision humaine directe.

Les AUV occupent aujourd'hui une place centrale dans de nombreuses applications civiles, industrielles et militaires. Leur capacité à explorer de manière autonome les milieux marins et à accomplir diverses missions en toute autonomie en fait des plateformes idéales pour des tâches telles que les relevés géologiques [1], la détection de mines [2], la cartographie océanique [3], la surveillance environnementale, ou encore l'exploration pétrolière et gazière [4]. Cependant, la navigation autonome dans des environnements marins complexes, dynamiques et incertains demeure un défi majeur, du fait des contraintes environnementales (courants marins, obstacles mobiles, absence de GPS), mais aussi des limitations opérationnelles (capteurs bruités, communications sous-marines limitées, autonomie énergétique restreinte). Ces défis justifient les efforts continus de la communauté scientifique visant à renforcer l'autonomie, la robustesse et l'intelligence décisionnelle des AUV [5, 7].

Dans ce contexte, le développement de systèmes de guidage, de navigation et de commande (GNC Guidance, Navigation and Control) robustes, intelligents et performants représente un enjeu technologique majeur. L'autonomie décisionnelle d'un AUV repose essentiellement sur trois sous-systèmes : la planification de trajectoire, la navigation et la commande. Les avancées récentes dans l'architecture GNC ont permis d'améliorer de manière significative la fiabilité et les performances des missions réalisées par ces engins.

Parmi ces composantes, la planification de trajectoire joue un rôle stratégique. Elle consiste à générer un chemin sûr, réalisable et optimal entre un point de départ et un objectif, en évitant les obstacles et en respectant les contraintes physiques et dynamiques du véhicule [8]. Diverses approches ont été proposées au fil des années, telles que les algorithmes de Dijkstra [9], A* [10], les champs de potentiels artificiels (APF) [11], les algorithmes génétiques (GA) [12], l'optimisation

par essaim particulaire (PSO) [13], les réseaux de neurones [14] et l'apprentissage par renforcement (RL) [15]. Toutefois, aucune de ces méthodes ne s'est révélée universellement efficace dans des environnements marins dynamiques et incertains.

Pour remédier à ces limites, les stratégies hybrides de planification de trajectoire suscitent un intérêt croissant. Par exemple, [16] propose une approche PSO combinée à une évolution différentielle pour réduire la complexité computationnelle, tandis que [17] introduit une version améliorée de l'algorithme de l'optimisation par Colonies de Fourmis (ACO) avec suppression de phéromones pour échapper aux optima locaux. De même, [18] présente une variante modifiée de l'algorithme GA pour une génération rapide de trajectoires optimales. Ces approches ont démontré qu'une combinaison de plusieurs méthodes permet d'obtenir de meilleures performances dans des scénarios réalistes [19, 20].

Dans cette optique, le présent mémoire propose une méthode hybride et optimale de planification de trajectoire pour la navigation autonome d'un AUV dans un environnement 3D encombré d'obstacles. Cette approche combine trois techniques complémentaires :

- l'algorithme RRT* (Rapidly-exploring Random Tree Star),
- l'optimisation par essaim particulaire (PSO),
- et le lissage par courbes B-spline.

L'algorithme RRT* assure une exploration efficace de l'espace et produit un chemin initial évitant les obstacles. L'optimisation par PSO est ensuite appliquée pour améliorer ce chemin en réduisant sa longueur ou son coût énergétique, tout en préservant la sécurité de la trajectoire. Enfin, le lissage par B-spline permet d'obtenir une trajectoire continue et dynamiquement réalisable.

De plus, une architecture complète de guidage en 3D basée sur la méthode de ligne de visée (LOS - Line of Sight), ainsi que deux stratégies de commande (un régulateur Proportionnel-Dérivé classique et un contrôleur à logique floue - FLC) sont implémentées afin d'assurer un suivi précis et stable de l'AUV à ses trajectoires de références, même en présence d'incertitudes du modèle et de perturbations considérées.

Ce travail s'inscrit dans la perspective de contribuer à l'amélioration de la navigation autonome des AUV en environnements marins incertains, en combinant des techniques de planification intelligentes à des approches de commande classique PD ou basée sur la logique floue, tout en assurant une faisabilité pratique.

Ce mémoire est structuré de la manière suivante :

- **Chapitre 1** : Présente les notions fondamentales nécessaires à la compréhension de ce travail, notamment un aperçu des AUV, leur origine, leurs domaines d'application, leurs classifications et leur architecture interne.
- **Chapitre 2** : Décrit les modèles cinématique et dynamique qui régissent les mouvements d'un AUV, permettant leur simulation et leur contrôle.
- **Chapitre 3** : Constitue le cur du mémoire. Il expose les bases de la planification de trajectoire pour l'AUV, présente les méthodes existantes dans la littérature, introduit la méthode hybride proposée (RRT* + PSO + B-spline) pour la navigation en 3D dans un environne-

ment encombré d'obstacles, et présente les simulations effectuées pour évaluer sa faisabilité et ses performances.

- **Chapitre 4 :** Traite des stratégies de commande implémentées (régulateur PD et contrôleur flou FLC), présente leurs lois de commande, ainsi que les résultats de simulation de la navigation de l'AUV dans un environnement 3D en présence des incertitudes et des perturbations.
- **Conclusion générale :** Propose une synthèse des résultats obtenus et présente plusieurs perspectives de recherche futures.

Ce plan assure une structuration rigoureuse du mémoire, en mettant en valeur les différentes étapes de la recherche et les résultats obtenus.

Présentation des véhicules sous-marins autonomes

1.1 Introduction

Les véhicules sous-marins autonomes (*AUV – Autonomous Underwater Vehicles*) constituent une technologie de pointe dédiée à l’exploration et à l’intervention en milieu sous-marin profond. Conçus pour fonctionner sans assistance humaine, ils embarquent des systèmes avancés de propulsion, navigation, détection et communication, leur permettant d’évoluer dans des environnements caractérisés par des pressions hydrostatiques élevées, une faible visibilité et l’impossibilité d’utiliser le GPS [21].

L’architecture modulaire des AUV intègre des technologies de pointe telles que la navigation inertielle, les sonars multifaisceaux, les modèmes acoustiques et les batteries à haute densité énergétique. Ces éléments assurent une autonomie opérationnelle prolongée et une précision élevée dans l’exécution des missions [22, 24]. De plus, l’intelligence embarquée permet aux AUV de s’adapter dynamiquement aux fluctuations du milieu sous-marin, en optimisant leur trajectoire tout en respectant les contraintes énergétiques [21, 25].

Aujourd’hui, les AUV représentent un axe de recherche prioritaire en robotique marine, justifié par leurs nombreuses applications civiles et militaires. Ce premier chapitre propose une revue bibliographique axée sur les AUV, en mettant en lumière les principaux défis de conception, leur typologie fonctionnelle, et leur technologie [22, 25].

1.2 Bref aperçu historique des AUV

Le système AUV s’inscrit dans un champ de recherche hautement pluridisciplinaire, mobilisant des compétences issues de la mécanique des fluides, de l’acoustique sous-marine, de l’optique marine, des systèmes de communication sous-marine, de la navigation autonome, de la commande automatique, de l’informatique embarquée, ainsi que de la technologie des capteurs intelligents,

entre autres domaines connexes.

En raison de leur fort potentiel applicatif, tant dans les secteurs civils (exploration scientifique, surveillance environnementale, cartographie) que militaires (reconnaissance, déminage, patrouille discrète), les AUV suscitent un intérêt croissant au sein de la communauté scientifique internationale. De nombreux travaux de recherche approfondie ont été menés sur ces systèmes, confirmant leur rôle central dans l'exécution de missions critiques en environnement sous-marin complexe.

L'histoire des véhicules sous-marins autonomes remonte aux années 1950, période durant laquelle les premiers concepts de véhicules immergés non habités ont vu le jour dans le cadre de recherches militaires et océanographiques [26]. Toutefois, c'est dans les années 1970 que les véritables antécédents des AUV tels que nous les connaissons aujourd'hui ont commencé à prendre forme, notamment au *Woods Hole Oceanographic Institution (WHOI)*. Un exemple marquant est le véhicule prototype *ANGUS (Acoustically Navigated Geological Underwater Survey)*, développé par WHOI au début des années 1970. Conçu pour cartographier les fonds marins jusqu'à 6100 mètres de profondeur, ANGUS était équipé de photographies stéréo et d'un sonar bathymétrique, constituant ainsi un premier banc d'essais pour l'autonomisation des véhicules sous-marins [27, 28].

Les années 1980 et 1990 ont marqué un tournant majeur avec l'apparition de systèmes plus performants, capables de fonctionner en autonomie sur de longues distances et à grande profondeur. Cette évolution a été rendue possible grâce aux progrès dans plusieurs domaines clés : miniaturisation de l'électronique, batteries à haute densité énergétique, navigation inertielle, capteurs acoustiques, et systèmes de contrôle embarqués.

Le développement intensif des AUV s'est accéléré au début du XXI^e siècle, porté par des besoins croissants dans les secteurs civil, scientifique et militaire : exploration des ressources océaniques, inspection des infrastructures sous-marines, surveillance environnementale, missions de sécurité maritime, ou encore cartographie bathymétrique haute résolution.

Aujourd'hui, les AUV représentent une technologie stratégique de la robotique marine, avec des plateformes commerciales, militaires et scientifiques déployées dans le monde entier. De nombreux projets internationaux ont été développés tels que :

AUV HUGIN

Lancé en 1991 par *Kongsberg Maritime* avec le soutien du *Norwegian Defence Research Establishment (FFI)*, le *HUGIN*, illustré par la Figure 1.1, est l'un des AUV les plus sophistiqués au monde. Il est décliné en plusieurs versions, dont le *HUGIN Superior* (2018) et *HUGIN Endurance* (2022), pouvant atteindre jusqu'à 6000 m de profondeur et une autonomie de 72 h à 15 jours selon le modèle. Ses applications incluent la cartographie 3D, l'inspection de pipelines, la détection de mines, et la reconnaissance militaire sous-marine [29].



FIGURE 1.1 – Sous-marin AUV (HUGIN) [29]

AUV Gavia

Lancé en Islande en 1997 puis repris par *Teledyne Marine* en 2012, le *Gavia AUV*, donné par la Figure 1.2, propose une structure modulaire configurable pour opérations à 500 ou 1000 m de profondeur. Chaque module batterie (1,5 kW) permet 7 à 8 h d'autonomie à 3 nuds, et jusqu'à 3 modules peuvent être empilés pour prolonger la mission. Il est utilisé en océanographie, archéologie, le sauvetage et l'infrastructure offshore [30].



FIGURE 1.2 – Sous-marin AUV (GAVIA) [30]

AUV Bluefin-21

Développé dans les années 2000 par la société Bluefin Robotics, USA, le *Bluefin-21*, illustré par la Figure 1.3, est un AUV profond pouvant atteindre 4500 m avec 25 h d'autonomie. Il est particulièrement connu pour avoir été utilisé en 2014 lors de la recherche du vol MH370. Il est destiné à des missions scientifiques, militaires et archéologiques, intégrant des sonars haute résolution [31].

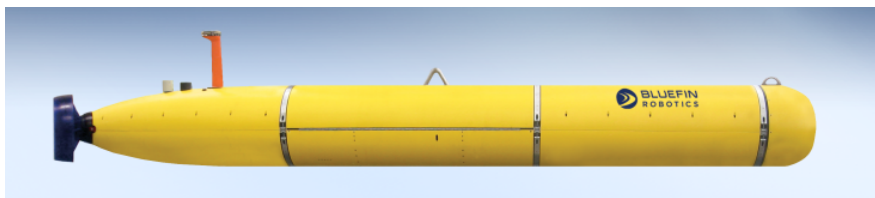


FIGURE 1.3 – Sous-marin AUV (Bluefin-21) [31]

AUV REMUS 6000

Le *REMUS 6000*, illustré par la Figure 1.4, conçu par le Woods Hole Oceanographic Institution et

Keel en collaboration avec l'Office of Naval Research, a été commercialisé dès 2008 par Hydroid (Kongsberg). Il atteint 6000 m de profondeur, mesure 3,84 m de long, et propose une autonomie d'environ 22 h à 5 nuds. En 2018, une version "New Generation" a été livrée à JAMSTEC, avec une architecture modulaire permettant d'ajouter des capteurs et batteries supplémentaires [32].



FIGURE 1.4 – Sous-marin AUV (REMUS 6000) [32]

AUV Iver4

Les versions d'Iver4 (voir Figure 1.5) ont été lancées en 2022 par *L3Harris*. Ce sont des AUV légers destinés aux missions côtières et à faible profondeur (300 m), avec une autonomie configurable de 6 à 40 h. Grâce à leur compacité et à leur flexibilité, ils sont utilisés pour des missions hydrographiques, océanographiques, ou de surveillance de zone [33].



FIGURE 1.5 – Sous-marin AUV (Iver4) [33]

1.3 Classes des AUV selon la profondeur

Les caractéristiques morphologiques et structurelles des véhicules sous-marins autonomes (AUV), telles que la géométrie de la coque, les dimensions globales et les matériaux constitutifs, varient de manière significative en fonction de la profondeur opérationnelle cible. Une distinction nette s'impose dès lors que les AUV sont conçus pour évoluer à plusieurs dizaines ou centaines de mètres de profondeur, opposant ainsi les plateformes dédiées aux environnements côtiers peu profonds à celles destinées à des missions en grands fonds. Cette transition technologique impose des contraintes accrues en termes de résistance à la pression hydrostatique, de systèmes d'étanchéité, et de capacité énergétique embarquée, influençant directement l'architecture globale du véhicule.



FIGURE 1.6 – AUVs côtiers [34]

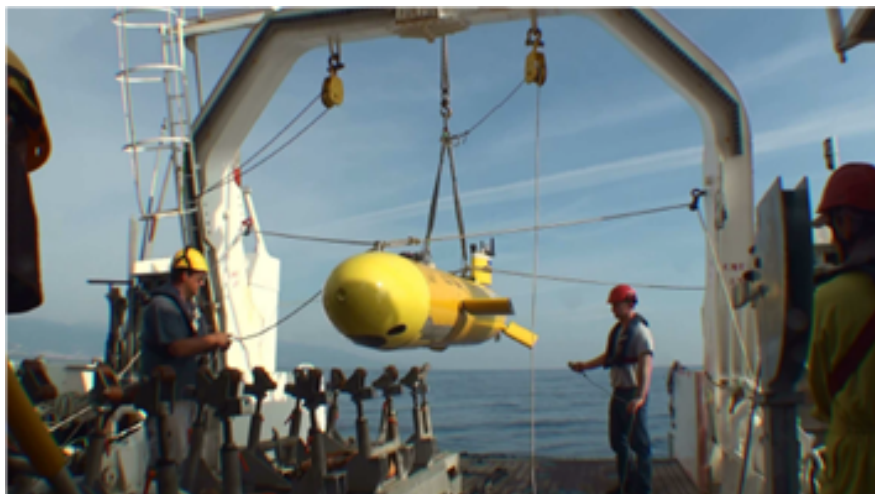


FIGURE 1.7 – AUV grands fonds [34]

On distingue donc deux grandes classes d'AUV : les AUV côtiers (voir Figure 1.6) et les AUV grands fonds (voir Figure 1.7) [34]. Une étude comparative détaillée de leurs spécifications techniques est présentée dans le Tableau 1.1.

TABLE 1.1 – Comparaison technologique entre AUV côtiers et grands fonds

Caractéristiques	AUV côtiers	AUV grands fonds
Profondeur maximale	≤ 300 mètres	≥ 1000 mètres (jusqu'à 6000 m ou plus)
Structure	Coque fine, matériaux composites ou aluminium léger	Coque renforcée, titane, composites haute résistance
Volume et dimensions	Compact (1 à 2 m de long, <50 kg)	Long (>3 m), volume plus important (>200 kg)
Pression supportée	Modérée (≤ 30 bars)	Très élevée (jusqu'à 600 bars à 6000 m)
Coût de fabrication	Faible à modéré	Élevé à très élevé
Autonomie énergétique	6 à 12 heures (batteries Li-ion de faible capacité)	24 à 72 heures voire plus (batteries Li-Po haute densité)
Navigation / Positionnement	GPS	Navigation inertielle avancée
Applications typiques	Surveillance côtière, inspection portuaire	Exploration profonde, recherche scientifique, oil et gas
Exemples	Iver4-580, Gavia, REMUS-100	HUGIN Superior, REMUS-6000, Bluefin-21

1.4 Classes des AUV selon la forme

Les véhicules sous-marins autonomes (AUV) peuvent être regroupés en trois catégories principales selon leur morphologie externe [35] :

1.4.1 AUV à forme cylindrique

Ces plateformes présentent une configuration hydrodynamique mince, généralement équipée d'un unique propulseur axial situé à l'arrière, d'un gouvernail, ainsi que de deux paires de barres de plongée horizontales, positionnées à l'arrière uniquement, ou réparties entre l'arrière et l'avant du véhicule (voir Figure 1.8).



FIGURE 1.8 – AUV à forme cylindrique [35]

Cette configuration favorise une bonne pénétration dans l'eau et une faible traînée, adaptée aux

missions de longue durée [35].

1.4.2 AUV à forme parallélépipédique

Ces engins adoptent une géométrie angulaire et intègrent deux propulseurs principaux situés à l'arrière, ainsi que deux paires de gouvernails, placées respectivement à l'avant et à l'arrière pour assurer le contrôle de l'assiette et de la plongée (voir Figure 1.9) [35].

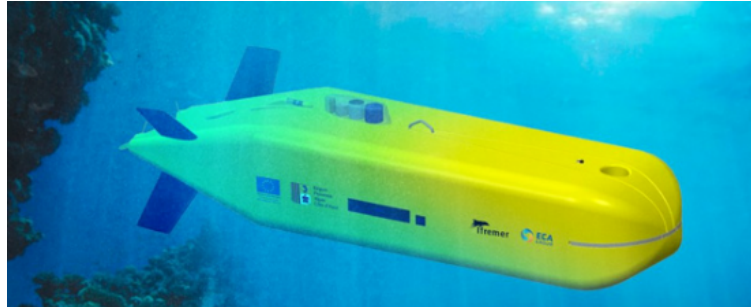


FIGURE 1.9 – AUV à forme parallélépipédique [35]

1.4.3 AUV à forme ellipsoïdale

Ces véhicules présentent une géométrie ovoïde ou ellipsoïdale, optimisée pour offrir un compromis entre stabilité hydrodynamique et compacité structurelle. Ils sont généralement équipés d'un propulseur axial situé à l'arrière, ainsi que de quatre gouvernails arrière, répartis en deux paires fonctionnelles [35] :

- **Deux gouvernails verticaux** assurent le contrôle de la plongée (assiette et profondeur).
- **Deux gouvernails horizontaux** permettent le pilotage directionnel dans le plan horizontal (changement de cap).

Cette configuration (voir Figure 1.10) est particulièrement adaptée aux missions nécessitant une grande manœuvrabilité dans des environnements complexes ou restreints.



FIGURE 1.10 – AUV à forme ellipsoïdale [35]

1.5 Caractéristiques structurelles et fonctionnelles des AUV

La forme allongée et profilée des AUV est spécifiquement conçue pour optimiser l'hydrodynamisme, réduisant ainsi la traînée et facilitant les déplacements sous-marins. Sur le plan propulsif, ces plateformes sont généralement dotées d'un ou deux propulseurs arrière, assurant la poussée principale.

TABLE 1.2 – Synthèse des modules fonctionnels d'un AUV

Partie	Fonction principale	Composants clés
Électronique	Traitement de l'information, commande et alimentation	Batterie principale, cartes de contrôle (CPU, I/O, moteurs, capteurs), interfaces de puissance, mémoires (EEPROM, SD, HDD) – structure étanche.
Communication	Échange de données en milieu sous-marin	Antennes VLF (3–30 kHz) pour communication à faible profondeur, bouées pour antennes, liaisons RF/satellites en surface.
Capteurs	Acquisition d'informations sur l'environnement et la navigation	Accéléromètre (accélération 3D), gyromètre (vitesse angulaire), magnétomètre (champ magnétique), loch-Doppler (vitesse relative), CTD (physico-chimie), sonar (3 directions), capteur photographique (images numériques).
Actionneurs hydrodynamiques	Commande de mouvement et de direction	Gouvernails (profondeur et direction), propulseurs à hélice (moteur rotatif), propulseurs à aile battante (bio-inspirés, oscillants).

Le contrôle de la trajectoire et de la profondeur est assuré par l'intégration d'actionneurs, comprenant des gouvernes mobiles (barres de plongée, gouvernails) et des propulseurs secondaires, permettant d'ajuster l'orientation du véhicule dans les trois dimensions.

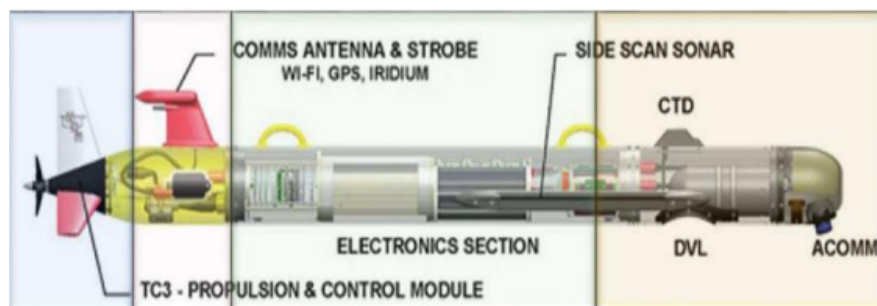


FIGURE 1.11 – Architecture fonctionnelle des AUV

L'architecture fonctionnelle des AUV est structurée autour de quatre modules principaux (voir Figure 1.11) : électronique, communication, capteurs et actionneurs. Cette organisation modulaire assure à la fois l'autonomie, la fiabilité et la manœuvrabilité de l'AUV en environnement sous-marin.

Le Tableau 1.2 présente une synthèse des fonctions essentielles ainsi que des composants clés associés à chacun de ces sous-systèmes.

1.6 Technologie des AUV

Le développement technologique des véhicules sous-marins autonomes (AUV) repose sur six axes fondamentaux : l'autonomie décisionnelle, l'alimentation énergétique, la navigation, la détection (capteurs), la communication sous-marine, et le contrôle des mouvements. Ces domaines sont interdépendants et conditionnent la performance globale du système.

1.6.1 Autonomie décisionnelle

L'autonomie d'un AUV désigne sa capacité à percevoir son environnement, à évaluer les situations, et à prendre des décisions adaptées à la mission sans intervention humaine directe. Cette autonomie repose sur des algorithmes embarqués d'intelligence artificielle ou de logique décisionnelle. Néanmoins, malgré les avancées actuelles, la majorité des AUV fonctionnent encore selon des scénarios prédéfinis ou des instructions programmées, avec une adaptabilité limitée face à des environnements dynamiques.

1.6.2 Alimentation énergétique

L'autonomie énergétique conditionne la durée opérationnelle des AUV. Les modèles actuels peuvent fonctionner pendant environ 10 heures, voire plusieurs jours pour certains véhicules de nouvelle génération. Cependant, une endurance prolongée peut entraîner des compromis sur la puissance disponible pour les capteurs ou sur la vitesse de transmission des données. Historiquement, les premières générations d'AUV utilisaient des batteries au plomb-acide ou zinc-argent, peu efficaces et coûteuses. Aujourd'hui, les systèmes les plus performants intègrent des batteries lithium-ion, offrant une meilleure densité énergétique. Par ailleurs, des sources d'énergie alternatives telles que l'énergie solaire ont été expérimentées, notamment sur l'AUV AUSI développé aux États-Unis.

1.6.3 Navigation des AUV en milieu sous-marin

La navigation des véhicules sous-marins autonomes (AUV) repose principalement sur leur capacité à assurer une auto-localisation précise au sein d'un environnement dépourvu de signaux de positionnement satellitaire. Contrairement aux véhicules terrestres ou aériens, les AUV ne peuvent s'appuyer sur le GPS, dont les ondes électromagnétiques sont rapidement atténuées dans l'eau de mer, rendant son usage inefficace en immersion.

Pour pallier cette limitation, trois principales stratégies de navigation sous-marine sont actuellement utilisées :

- La navigation inertielle (INS), fondée sur des mesures internes d'accélération et de vitesse angulaire, offrant une autonomie complète mais sujette à une dérive cumulative.

- La navigation acoustique, qui repose sur des balises fixes ou mobiles (USBL, LBL, DVL), fournissant des positions absolues grâce aux temps de propagation des ondes acoustiques.
- La navigation géophysique, qui exploite les caractéristiques naturelles du fond marin (carte bathymétrique, champ magnétique, etc.) pour corréler les mesures embarquées avec des cartes.

1.6.4 Capteurs embarqués sur les AUV

Les véhicules sous-marins autonomes (AUV) sont avant tout des plateformes de collecte de données, conçues pour embarquer une large gamme de capteurs environnementaux et de navigation. Une fois la stabilité et la mobilité assurées en immersion, l'efficacité opérationnelle de l'AUV repose sur la qualité et la précision des capteurs embarqués.

Toutefois, de nombreux capteurs disponibles sur le marché ne sont pas initialement conçus pour les contraintes des AUV (pression, énergie, taille). Ainsi, la recherche actuelle s'oriente vers le développement de capteurs intelligents, miniaturisés, à faible consommation énergétique et à haute fiabilité. Ces efforts ont permis l'émergence de systèmes d'imagerie avancée (optique et acoustique), dotés de processeurs embarqués permettant la génération d'images haute résolution sur de longues distances.

Parmi les capteurs les plus utilisés :

Le sonar, indispensable pour la navigation, la cartographie, la communication acoustique et la détection d'objets.

Les caméras sous-marines, offrant une meilleure résolution spatiale et la capacité de produire des images en couleur, bien que limitées par la turbidité de l'eau.

1.6.5 Communication sous-marine

La communication en milieu sous-marin repose principalement sur les ondes acoustiques, capables d'atteindre des portées allant jusqu'à 20 km, mais avec une bande passante limitée et une sensibilité élevée aux interférences sonores, à la température, et à la salinité de l'eau.

Face à ces limitations, des technologies alternatives sont à l'étude :

La communication optique, offrant une bande passante élevée mais fortement dépendante de la clarté de l'eau.

La communication électromagnétique (RF/EM), plus résistante aux interférences, mais à portée très réduite en milieu salin.

1.7 Domaines d'applications des AUV

Les AUV jouent aujourd'hui un rôle crucial dans les interventions humaines en milieux hostiles, profonds ou difficilement accessibles. Leurs domaines d'application se répartissent principalement entre les secteurs civil et militaire, avec une forte expansion observée au cours des dernières décennies.

1.7.1 Applications civiles

Dans le secteur civil, les AUV sont mobilisés dans trois domaines clés :

Environnement marin

Les AUV permettent la surveillance écologique et le contrôle des activités maritimes suspectes. Ils sont utilisés pour identifier les dégazages illégaux, analyser les polluants, et effectuer un suivi de la qualité de l'eau. Ils peuvent également réaliser des prélèvements de glace à différentes profondeurs pour l'étude paléo-climatique, grâce à leur capacité de maintien stationnaire en présence de courants.

Sciences et recherche

En archéologie sous-marine, les AUV ouvrent de nouvelles perspectives en accédant à des zones inexplorées, au-delà des limites humaines. Ils permettent l'étude de sources sous-marines, en analysant les débits, la température, et la salinité, fournissant ainsi des données essentielles aux hydrologues pour évaluer les ressources potentielles et comprendre les dynamiques océaniques.

Industrie pétrolière et minière

Dans les secteurs de l'industrie pétrolière et gazière et de l'extraction minière en eaux profondes, les AUV sont utilisés pour la cartographie précise des fonds marins, préalable à l'installation de pipelines et structures sous-marines. Leur autonomie et leur précision surpassent les méthodes traditionnelles, notamment pour l'inspection post-installation et la prospection des nodules polymétalliques.

1.7.2 Applications militaires

Dans le domaine militaire, les véhicules sous-marins autonomes (AUV) occupent une place stratégique croissante, notamment dans des missions à haut risque, historiquement confiées à des plongeurs humains. L'un des usages les plus répandus est la détection, la classification et la neutralisation des mines sous-marines, une tâche à la fois complexe et périlleuse, désormais automatisée grâce à l'usage de systèmes robotiques.

Une autre application en plein essor est la surveillance portuaire, visant à prévenir l'intrusion de plongeurs ennemis ou de drones sous-marins hostiles. Les AUV sont alors programmés pour effectuer un quadrillage systématique des zones sensibles, particulièrement à proximité des entrées portuaires. De manière plus globale, les AUV sont impliqués dans les fonctions militaires suivantes :

- Cartographie bathymétrique de haute résolution à des fins de renseignement et d'espionnage.
- Détection, localisation et identification de mines marines.
- Reconnaissance sonar passive et active pour identifier des sous-marins ou navires par leur signature acoustique.
- Inspection de coques de navires militaires, permettant la détection d'anomalies ou d'engins hostiles fixés en secret.

Sécurisation des zones portuaires et d'accès restreint.

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons d'abord introduit les véhicules sous-marins autonomes (AUV). Une revue bibliographique a ensuite permis de synthétiser les principales recherches menées dans la littérature sur les AUV, en mettant en lumière leurs catégories, leur caractéristique structurelle et fonctionnelle, leur technologie ainsi que leurs principaux domaines d'application.

Le chapitre suivant sera consacré à la modélisation cinématique et dynamique des AUV, étape préalable essentielle à la mise en œuvre des stratégies de commande destinées à piloter leurs mouvements.

Modélisation d'un véhicule sous-marin autonome AUV

2.1 Introduction

L'autonomie d'un véhicule sous-marin autonome (AUV) repose sur sa capacité à exécuter une mission de manière entièrement autonome, c'est-à-dire sans intervention humaine directe. Cette autonomie implique la génération, en temps réel, d'une représentation de l'environnement à partir des données issues de ses capteurs, même en l'absence d'informations a priori. Ce modèle environnemental joue un rôle fondamental dans les processus de localisation et de planification de trajectoire de l'AUV.

Afin d'assurer un comportement réaliste et fiable, il est impératif d'intégrer dans la modélisation les contraintes physiques liées au milieu sous-marin, en particulier les effets hydrodynamiques et hydrostatiques qui conditionnent le mouvement et la stabilité du véhicule dans l'espace tridimensionnel. Ce chapitre propose ainsi un modèle dynamique complet de l'AUV, fondé sur un ensemble de six équations non linéaires régissant sa cinématique et sa dynamique, servant de base à la conception de la loi de commande.

2.2 Description des mouvements d'un AUV

2.2.1 Repères de l'AUV

Afin de faciliter l'analyse des mouvements de l'AUV, deux systèmes de coordonnées sont définis : le repère absolu R_0 , et le repère du robot R_c comme le montre la Figure 2.1.

On définit d'abord le repère absolu $R_0 = (0, x_0, y_0, z_0)$ avec :

- x_0 : Axe longitudinal confondu avec le Nord géographique
- y_0 : Axe transversal orienté vers l'Est
- z_0 : Axe normal dirigé vers le bas (fond sous-marin)

La caractéristique fondamentale de ce référentiel est qu'il est fixe par rapport à la terre, ce qui lui accorde les propriétés d'un référentiel galiléen ou inertiel. L'effet de la rotation du globe est considéré comme négligeable au niveau du robot et de son environnement.

Le deuxième repère c'est le repère du robot $R_v = (c, x_v, y_v, z_v)$ qui permet d'exprimer les vitesses de l'engin, avec :

- x_v : Axe longitudinal orienté de l'arrière vers l'avant de l'engin
- y_v : Axe transversal orienté vers tribord
- z_v : Axe normal dirigé vers le bas

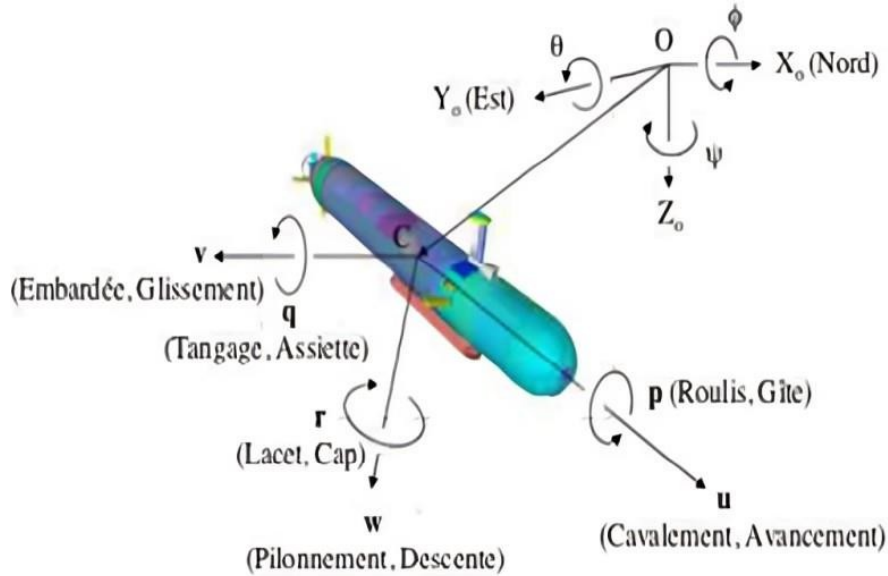


FIGURE 2.1 – Présentation de l'AUV selon les repères : fixe et inertiel

2.2.2 Mouvements de l'AUV

Le mouvement d'un AUV, dans un espace tridimensionnel est décrit selon six degrés de liberté (6ddl) : trois translations et trois rotations, exprimés dans deux référentiels : le référentiel lié au corps R_v et le référentiel fixe R_0 .

2.2.2.1 Translation

Les mouvements de translation représentent les déplacements linéaires du centre de masse du véhicule le long des axes x , y et z du référentiel lié au corps R_v , on distingue donc trois translations :

- **Translation longitudinale (avant/arrière) de l'AUV** : est caractérisée par le déplacement vers l'avant ou vers l'arrière le long de l'axe x du véhicule avec une vitesse linéaire $u(t)$.
- **Translation transversale ou latérale (tribord/bâbord) de l'AUV** : est un déplacement latéral du côté droit vers le côté gauche (ou inversement) du véhicule selon l'axe y avec une vitesse linéaire $v(t)$.
- **Translation verticale (haut/bas) de l'AUV** : qui est le déplacement vertical du véhicule, de haut en bas ou de bas en haut, le long de son axe z dans le référentiel du corps avec une vitesse linéaire $w(t)$.

2.2.2.2 Rotation

Les rotations définissent l'orientation du véhicule autour de ses axes principaux :

- **Roulis** (ϕ) : c'est la rotation autour de l'axe longitudinal x du véhicule d'un angle ϕ et une vitesse angulaire p .
- **Tangage** (θ) : c'est la rotation autour de l'axe transversal du véhicule d'un angle θ et une vitesse angulaire q .
- **Lacet** (ψ) : c'est la rotation autour de l'axe vertical du véhicule d'un angle ψ et une vitesse angulaire r .

2.3 Modélisation de l'AUV

La modélisation d'un AUV se décompose en deux volets complémentaires : la modélisation cinématique, qui décrit le mouvement du véhicule sur le plan géométrique sans prendre en compte les forces appliquées, et la modélisation dynamique, qui intègre les effets des forces et des moments à l'origine de ce mouvement.

2.3.1 Hypothèses et notations

2.3.1.1 Hypothèses de base

Le modèle dynamique de l'AUV est de nature fortement non linéaire, présente un couplage significatif entre les degrés de liberté, et est hautement sensible aux incertitudes hydrodynamiques.

Pour simplifier l'étude dynamique de l'AUV, les hypothèses suivantes sont retenues :

(H1) : L'AUV est considéré comme un corps rigide entièrement immergé dans le fluide.

(H2) : Le milieu environnant est modélisé comme un fluide parfait, incompressible, non visqueux, et sans frottement.

(H3) : Le véhicule évolue à une vitesse modérée, ce qui permet de négliger les effets liés à des accélérations rapides.

(H4) : Les perturbations externes dues aux vagues, marées ou courants marins sont supposées nulles ou négligeables.

(H5) : Le référentiel terrestre est supposé inertiel, ce qui autorise l'application directe des lois de Newton.

2.3.1.2 Notations

On définit dans le repère absolu la position du véhicule $\eta = [\eta_1, \eta_2]$ avec :

$\eta_1 = [x, y, z]$: Les trois composantes de position.

$\eta_2 = [\phi, \theta, \psi]$: Les trois composantes d'orientation.

Où ϕ , θ et ψ représentent respectivement les angles de Roulis, de Tangage et de Lacet.

Dans le repère du véhicule, on définit le vecteur vitesse $\nu = [\nu_1, \nu_2]$ avec :

$\nu_1 = [u, v, w]$: vitesses linéaires.

$\nu_2 = [p, q, r]$: vitesses angulaires.

Où u , v et w représentent respectivement les vitesses linéaires d'avancement, de glissement et de descente.

Et ν_2 est défini par les vitesses angulaires suivantes :

$p = \dot{\phi}$: Vitesse de Roulis

$q = \dot{\theta}$: Vitesse de Tangage

$r = \dot{\psi}$: Vitesse de Lacet

Nous définissons aussi le vecteur des forces et des moments $\tau = [\tau_1, \tau_2]$ appliqués au robot, avec :

$\tau_1 = [X, Y, Z]^T$: Vecteur des forces.

$\tau_2 = [K, M, N]^T$: Vecteur des moments

2.3.2 Modèle cinématique de l'AUV

Dans cette section, nous présentons la modélisation cinématique d'un véhicule sous-marin autonome (AUV), qui permet de définir le chemin à suivre en fonction de sa configuration initiale ainsi que de ses vitesses de translation et de rotation.

Pour cela, nous faisons appel aux angles d'Euler, qui sont couramment utilisés en robotique selon la convention RTL (Roulis, Tangage, Lacet).

Soit l'orientation décrite par le vecteur $\eta_2 = [\phi \ \theta \ \psi]$.

Les angles sont définis comme suit : les référentiels $R_0 = (x_0, y_0, z_0)$ et $R_v = (x_v, y_v, z_v)$ étant initialement confondus, on passe de R_0 à R_v par trois rotations successives :

Rotation ψ autour de oz_3 , angle de lacet (cap),

Rotation θ autour de oy_2 , angle de tangage (assiette),

Rotation ϕ autour de ox_1 , angle de roulis.

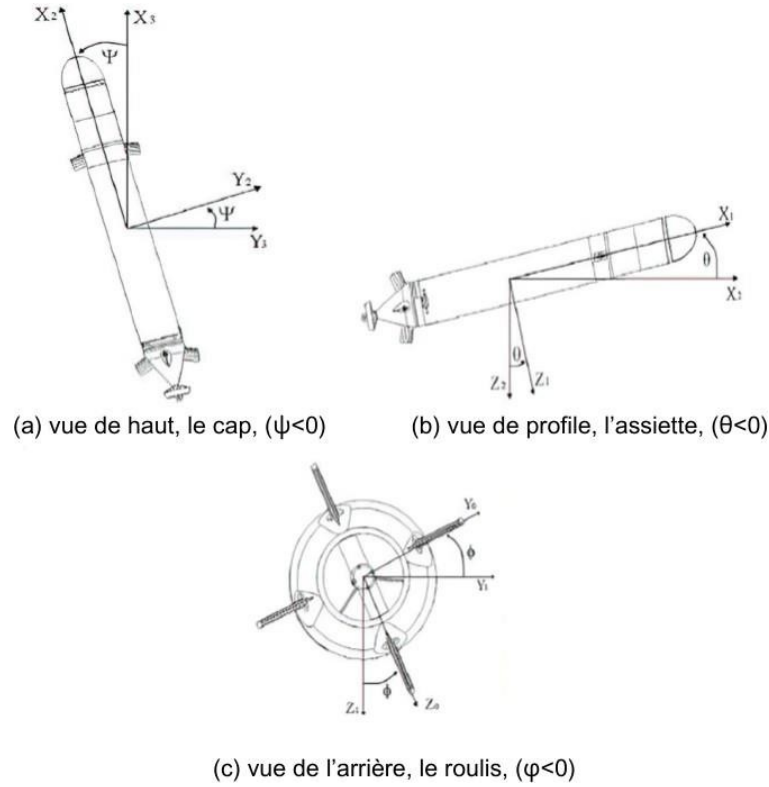


FIGURE 2.2 – Positions angulaires de l'AUV

Vecteur d'état : Soit le vecteur d'état composé des positions et des orientations de l'AUV, défini comme suit :

$$\eta = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \psi]^T \quad (2.1)$$

Vitesses linéaires et angulaires : Soit le vecteur des vitesses linéaires et angulaires de l'AUV, défini comme suit :

$$\nu = [u \ v \ w \ p \ q \ r]^T \quad (2.2)$$

Équation cinématique : La relation cinématique qui relie la dérivée du vecteur d'état $\dot{\eta}$ aux vitesses du corps ν est donnée par :

$$\dot{\eta} = J(\eta) \cdot \nu \quad (2.3)$$

avec :

$$J(\eta) = \begin{bmatrix} R(\phi, \theta, \psi) & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & T(\phi, \theta) \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

où $R(\phi, \theta, \psi)$ est une matrice de rotation qui convertit les vitesses linéaires du repère corps vers le repère inertiel, elle est définie par :

$$R = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & s\phi s\theta c\psi - c\phi s\psi & c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi \\ c\theta s\psi & s\phi s\theta s\psi + c\phi c\psi & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

ou $c(\cdot) = \cos(\cdot)$, $s(\cdot) = \sin(\cdot)$ et $T(\phi, \theta)$ est une matrice de transformation angulaire qui lie les vitesses angulaires du corps aux dérivées des angles d'Euler, elle est donnée par :

$$T(\phi, \theta) = \begin{bmatrix} 1 & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi / \cos \theta & \cos \phi / \cos \theta \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Remarque : cette transformation devient singulière pour $\theta = \pm 90^\circ$ donc à éviter.

Équation différentielle complète :

Ainsi, les équations cinématiques du mouvement d'un AUV sont :

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = R(\phi, \theta, \psi) \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

et

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = T(\phi, \theta) \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Modèle cinématique :

On obtient le modèle cinématique, en excluant les mouvements de roulis, sous forme des équations d'état suivantes :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= u \cos \psi \cos \theta - v \sin \psi + w \cos \psi \sin \theta \\ \dot{y} &= u \sin \psi \cos \theta + v \cos \psi + w \sin \psi \sin \theta \\ \dot{z} &= -u \sin \theta + w \cos \theta \\ \dot{\theta} &= q \\ \dot{\psi} &= r / \cos \theta \end{aligned} \quad (2.9)$$

2.3.3 Modélisation dynamique de l'AUV

2.3.3.1 Modèle hydrodynamique adopté

La modélisation hydrodynamique d'un AUV requiert généralement des données complexes obtenues par des modèles empiriques ou des essais expérimentaux en bassin de carène.

Afin de réduire la complexité du modèle tout en conservant sa représentativité, nous adoptons les hypothèses simplificatrices suivantes [37] :

(H1) : L'AUV est modélisé comme un corps rigide à flottabilité neutre, avec une distribution de masse homogène.

(H2) : Le mouvement de roulis est supposé négligeable, ce qui simplifie les équations dynamiques.

(H3) : La géométrie de l'AUV est supposée symétrique selon les trois plans principaux (longitudinal, transversal et horizontal).

(H4) : Les perturbations extérieures dues au vent, aux vagues et aux courants marins sont négligées pour obtenir un modèle plus tractable.

2.3.3.2 Équations dynamiques générales

Le modèle dynamique est basé sur les équations de Newton-Euler :

$$M\dot{\nu} + C(\nu)\nu + D(\nu)\nu + g(\eta) = \tau \quad (2.10)$$

où :

$M \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$: matrice d'inertie (corps rigide + masse ajoutée)

$C(\nu)$: matrice de Coriolis et forces centrifuges

$D(\nu)$: traînée hydrodynamique (frottements)

$g(\eta)$: vecteur des forces de pesanteur et flottabilité

$\tau \in \mathbb{R}^6$: vecteur des efforts de commande (forces et couples générés par les propulseurs).

$\nu = [u \ v \ w \ p \ q \ r]^T$: Vecteur des vitesses linéaires et angulaires.

$\eta = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \psi]^T$: Vecteur de position et orientation (vecteur d'état).

Matrice d'inertie M : Cette matrice est composée de deux matrices, à savoir :

M_{RB} : masse du corps rigide

M_A : masse ajoutée (effets du fluide)

$$M = M_{RB} + M_A \quad (2.11)$$

La matrice d'inertie M_{RB} est représentée comme suit :

$$M_{RB} = \begin{bmatrix} m & 0 & 0 & 0 & mz_G & -my_G \\ 0 & m & 0 & -mz_G & 0 & mx_G \\ 0 & 0 & m & my_G & -mx_G & 0 \\ 0 & -mz_G & my_G & I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ mz_G & 0 & -mx_G & -I_{xy} & I_{yy} & -I_{yz} \\ -my_G & mx_G & 0 & -I_{xz} & -I_{yz} & I_{zz} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

avec :

m : la masse de l'AUV

(x_G, y_G, z_G) : les coordonnées du centre de gravité de l'AUV

I_{xx}, I_{yy}, I_{zz} : les moments d'inertie autour des axes X_0, Y_0, Z_0

$I_{xy} = I_{yx}, I_{xz} = I_{zx}, I_{yz} = I_{zy}$

M_A est la matrice d'inertie d'eau ajoutée, définie positive, et elle est représentée par :

$$M_A = \begin{bmatrix} X_{\dot{u}} & X_{\dot{v}} & X_{\dot{w}} & X_{\dot{p}} & X_{\dot{q}} & X_{\dot{r}} \\ Y_{\dot{u}} & Y_{\dot{v}} & Y_{\dot{w}} & Y_{\dot{p}} & Y_{\dot{q}} & Y_{\dot{r}} \\ Z_{\dot{u}} & Z_{\dot{v}} & Z_{\dot{w}} & Z_{\dot{p}} & Z_{\dot{q}} & Z_{\dot{r}} \\ K_{\dot{u}} & K_{\dot{v}} & K_{\dot{w}} & K_{\dot{p}} & K_{\dot{q}} & K_{\dot{r}} \\ M_{\dot{u}} & M_{\dot{v}} & M_{\dot{w}} & M_{\dot{p}} & M_{\dot{q}} & M_{\dot{r}} \\ N_{\dot{u}} & N_{\dot{v}} & N_{\dot{w}} & N_{\dot{p}} & N_{\dot{q}} & N_{\dot{r}} \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

où $X_{\dot{u}}, Y_{\dot{v}}, Z_{\dot{w}}$ sont respectivement les masses ajoutées dans les directions x, y, z due à la translation dans l'eau.

$K_{\dot{p}}, M_{\dot{q}}, N_{\dot{r}}$ sont respectivement les inerties ajoutées autour des axes x, y, z due à la rotation dans l'eau.

Une propriété fondamentale de cette matrice est sa symétrie, exprimée par la relation $M_{ij} = M_{ji}$.

En supposant que le robot présente deux plans de symétrie : l'un selon le plan (x, y) et l'autre selon le plan (x, z) , il en résulte que [37] :

$$M_A = \begin{bmatrix} X_{\dot{u}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_{\dot{v}} & 0 & 0 & 0 & Y_{\dot{r}} \\ 0 & 0 & Z_{\dot{w}} & 0 & Z_{\dot{q}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{\dot{p}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & M_{\dot{w}} & 0 & M_{\dot{q}} & 0 \\ 0 & N_{\dot{v}} & 0 & 0 & 0 & N_{\dot{r}} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Matrice de Coriolis $C(\nu)$: Cette matrice dépend du vecteur de vitesse ν , modélise les effets gyroscopiques et centrifuges. Cette matrice est composée de deux matrices, à savoir :

$$C(\nu) = C_{RB}(\nu) + C_A(\nu) \quad (2.15)$$

C_{RB} : matrice de Coriolis du corps rigide

C_A : matrice de Coriolis de la masse ajoutée

La matrice C_{RB} est représentée par une expression complexe impliquant les vitesses et les paramètres d'inertie du véhicule.

$$\mathbf{C}_{RB}(\nu) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & m(y_G q + z_G r) & -m(x_G q + w) & -m(x_G r + v) \\ 0 & 0 & 0 & -m(y_G q + w) & m(z_G r + x_G p) & -m(y_G r - u) \\ 0 & 0 & 0 & -m(z_G p + v) & -m(z_G q + u) & m(x_G p + y_G q) \\ m(y_G q + z_G r) & -m(x_G q - w) & -m(x_G r + v) & 0 & -I_{yx} q & -I_{xz} p + I_{zz} r \\ -(y_G p + w) & m(z_G r + x_G p) & -m(y_G r - u) & -I_{yz} q + I_{xz} p - I_{zz} r & 0 & -I_{xz} r - I_{xy} q + I_{xx} p \\ -(z_G v) & -m(z_G q + u) & m(x_G p + y_G q) & -I_{yz} r - I_{xy} p + I_{yy} p & -I_{xz} & 0 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

La majorité des véhicules sous-marins possèdent une symétrie horizontale, ce qui facilite les calculs numériques en se basant sur les relations suivantes [37] :

$$I_{xy} = I_{yz} = 0 \text{ et } y_G = 0$$

C_A représente la matrice des forces de Coriolis et des forces centrifuges hydrodynamiques pour une catégorie de sous-marins conçus pour des déplacements à faible vitesse.

Dans le cas où certains termes de couplage deviennent négligeables [37].

Cette matrice peut être exprimée de la manière suivante :

$$\mathbf{C}_A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & -Z_w w - Z_q q & Y_v v + Y_r r \\ 0 & 0 & 0 & Z_w w + Z_q q & 0 & -X_u u \\ 0 & 0 & 0 & -Y_v v - Y_r r & X_u u & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -X_u u + Z_w w & Y_r v & -Z_q u & -K_p p + N_r p \\ 0 & \dot{X}_u u - \ddot{Y}_v v & 0 & -Z_q w + K_p p & -M_q p & -Y_r u \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

Matrice de traînée $D(\nu)$: Lors de ses déplacements dans le milieu aquatique, un AUV est soumis à une résistance hydrodynamique, qui se manifeste essentiellement sous forme d'amortissements. Ces derniers peuvent avoir plusieurs origines, notamment :

- les oscillations forcées de l'engin, qui génèrent des forces de frottement opposées au mouvement, réduisant ainsi sa vitesse ;
- les interactions entre le fluide et la surface mouillée de l'AUV, induisant une force de friction appelée frottement linéaire ;
- l'action des vagues et des courants marins, qui peut entraîner une résistance supplémentaire au déplacement.

Il est donc essentiel de prendre en compte ces phénomènes lors de la modélisation dynamique du véhicule sous-marin.

L'ensemble des efforts de type amortissement peut être regroupé dans une matrice de traînée hydrodynamique, notée $D(\nu)$, définie comme suit [37] :

$$D(\nu) = D_p(\nu) + D_t(\nu) \quad (2.18)$$

où : $D_p(\nu)$ est la matrice de portance ou d'amortissement linéaire, définie négative et constante :

$$D_p(\nu) = \text{diag}[X_u, Y_v, Z_w, K_p, M_q, N_r] \quad (2.19)$$

$D_t(\nu)$ est la matrice de traînée ou d'amortissement hydrodynamique quadratique, définie négative et non constante :

$$D_t(\nu) = \begin{bmatrix} X_u|u| & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_v|v| & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_w|w| & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_p|p| & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_q|q| & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & N_r|r| \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

Terme gravité/flottabilité $g(\eta)$: L'équilibre entre le poids W et la poussée d'Archimède B , aussi appelée force de rappel, constitue le terme hydrostatique $g(\eta)$.

Le poids s'applique au centre de gravité (CG) situé en $r_G = [x_G, y_G, z_G]$, tandis que la poussée agit

au centre de flottabilité (CB), en $r_B = [x_B, y_B, z_B]$.

L'équilibre entre ces deux forces est essentiel à la stabilité du sous-marin, comme illustré dans les plans xz et yz.

Ces forces dépendent des caractéristiques géométriques du véhicule (volume, forme de la coque) ainsi que des propriétés du fluide environnant (densité, viscosité).

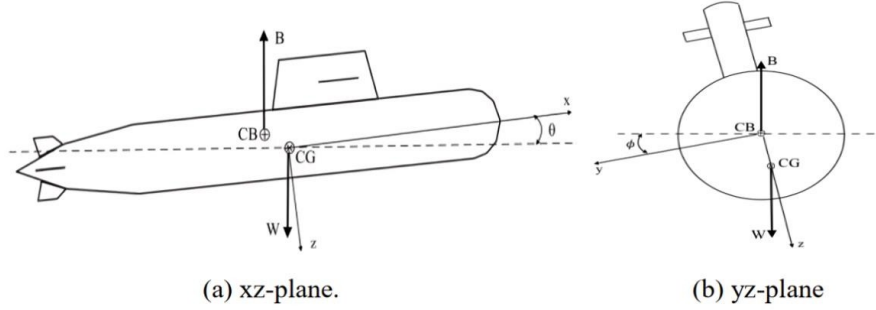


FIGURE 2.3 – Forces de Gravité et de Flottabilité appliquées à un sous-marin[37]

L'utilisation des angles d'Euler permet d'exprimer les forces et moments de rappel agissant sur le sous-marin dans les six degrés de liberté :

$$g(\eta) = \begin{bmatrix} (W - B) \sin \theta \\ -(W - B) \cos \theta \sin \phi \\ -(W - B) \cos \theta \cos \phi \\ -(y_G W - y_B B) \cos \theta \cos \phi + (z_G W - z_B B) \cos \theta \sin \phi \\ (z_G W - z_B B) \sin \theta + (x_G W - x_B B) \cos \theta \cos \phi \\ -(x_G W - x_B B) \cos \theta \sin \phi - (y_G W - y_B B) \sin \theta \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Vecteur de commande τ : Ce sont les efforts générés par les actionneurs hydrodynamiques. Ces actionneurs contrôlent l'orientation et la vitesse du sous-marin pour assurer les mouvements souhaités.

Leur conception est donc essentielle pour garantir la manœuvrabilité et les performances du véhicule.

Comme indiqué au chapitre 1, ces actionneurs se divisent en deux catégories : les gouvernes (direction et profondeur) et les propulseurs.

Les gouvernes de direction et de profondeur assurent respectivement le contrôle du cap (τ_5) et de la profondeur de plongée (τ_6) de l'AUV. Les premières sont généralement situées à l'arrière, tandis que les secondes se trouvent à l'avant.

Les propulseurs, situés en général à l'arrière du véhicule, assurent la propulsion dans l'eau en générant la force τ_1 . Ils peuvent prendre la forme d'hélices ou de jets d'eau.

L'ensemble des efforts de commande est regroupé dans le vecteur des couples moteurs suivant :

$$\tau = [\tau_1 \ 0 \ 0 \ 0 \ \tau_5 \ \tau_6]^T \quad (2.22)$$

Avec τ_1 la force de propulsion, tandis que τ_5 et τ_6 expriment les couples de tangage et de lacet, respectivement.

2.3.3.3 Modèle dynamique

Pour la détermination du modèle dynamique de l'AUV, on considère que l'origine du repère véhicule est située au centre de gravité, que certains termes d'inertie sont négligés, et sous l'hypothèse d'une structure symétrique par rapport aux trois plans de symétrie principaux, la matrice d'inertie se simplifie et adopte une forme diagonale donnée par :

$$M = \text{diag}\{m_{11}, m_{22}, m_{33}, m_{44}, m_{55}, m_{66}\} \quad (2.23)$$

Où :

$$\begin{aligned} m_{11} &= m + X_{\dot{u}} \\ m_{22} &= m + Y_{\dot{v}} \\ m_{33} &= m + Z_{\dot{w}} \\ m_{44} &= I_{xx} + K_{\dot{p}} \\ m_{55} &= I_{yy} + M_{\dot{q}} \\ m_{66} &= I_{zz} + N_{\dot{r}} \end{aligned}$$

La matrice $C(\nu)$ peut être calculée à partir des équations (2.16) et (2.17).

La matrice $D(\nu)$ est calculée à partir des équations (2.19) et (2.20), ce qui donne :

$$D(\nu) = \text{diag}\{X_u, Y_v, Z_w, K_p, M_q, N_r\} + \text{diag}\{X_u|u|, Y_v|v|, Z_w|w|, K_p|p|, M_q|q|, N_r|r|\} \quad (2.24)$$

En considérant que l'AUV est un corps rigide à flottabilité neutre avec une masse uniformément répartie, et en supposant que le centre de gravité et le centre de flottabilité sont alignés sur l'axe vertical z (c'est-à-dire $x_G = x_B, y_G = y_B$), on obtient une forme simplifiée du vecteur des forces hydrostatiques $g(\eta)$:

$$g(\eta) = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ (W - B)(z_G - z_B) \sin \theta \ 0]^T \quad (2.25)$$

et le vecteur de commande τ est donné par Equation (2.22).

Nous pouvons reformuler l'équation (2.10) sous forme des équations d'état, à 5 degrés de liberté, comme suit :

$$\begin{cases} m_{11}\dot{u} = m_{22}vr - m_{33}wq - X_uu - X_{u|u}|u| + \tau_1 \\ m_{22}\dot{v} = -m_{11}ur - Y_vv - Y_{v|v}|v| \\ m_{33}\dot{w} = m_{11}uq - Z_w w - Z_{w|w}|w| \\ m_{55}\dot{q} = (m_{33} - m_{11})uw - M_qq - M_{q|q}|q| - (z_g W - z_B B) \sin(\theta) + \tau_5 \\ m_{66}\dot{r} = (m_{11} - m_{22})uv - N_r r - N_{r|r}|r| + \tau_6 \end{cases} \quad (2.26)$$

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons d'abord présenté les équations décrivant le mouvement et l'orientation d'un AUV évoluant en milieu immergé. Sur cette base, un modèle mathématique représentatif a été établi en adoptant un ensemble d'hypothèses simplificatrices. Nous avons ensuite formulé les modèles cinématique et dynamique de l'engin, en vue de leur appliquer des lois de commande assurant le suivi d'une trajectoire de référence. La planification de trajectoire de l'AUV sera abordée en détail dans le chapitre suivant.

Planification de trajectoire optimale de l'AUV

3.1 Introduction

La planification de trajectoire en milieu sous-marin constitue un enjeu central pour garantir la sécurité, la précision et la fiabilité des missions réalisées par les véhicules sous-marins autonomes (AUVs). Elle vise à générer des trajectoires optimales en tenant compte des obstacles, des contraintes dynamiques du véhicule, ainsi que des perturbations environnementales telles que les courants marins et les incertitudes de mesure.

Dans ce chapitre, nous présentons les fondements théoriques des méthodes de planification de trajectoire pour les AUVs, ainsi que leurs principales catégories. Nous développons ensuite la stratégie adoptée dans ce travail, fondée sur la navigation par points de passage, reposant sur les algorithmes probabilistes (notamment RRT*), associés à des techniques d'optimisation bio-inspirées (comme PSO) pour améliorer la qualité des trajectoires générées. Ces trajectoires sont enfin lissées à l'aide de méthodes d'interpolation telles que les courbes B-spline.

3.2 Contraintes de navigation des AUVs

La navigation autonome d'un AUV est confrontée à un ensemble complexe de contraintes, étroitement liées à la nature de l'environnement sous-marin, aux caractéristiques physiques du véhicule et aux limitations technologiques. Parmi ces contraintes, nous avons :

3.2.1 Autonomie énergétique et endurance

La durée opérationnelle d'un AUV est fortement limitée par sa capacité énergétique. La propulsion, les capteurs, les traitements embarqués et les communications consomment tous de l'énergie. Il est donc crucial d'adopter des stratégies de gestion énergétique efficaces pour prolonger les missions.

3.2.2 Détection d'obstacles et perception sous-marine

Les AUVs évoluent dans un environnement faiblement observable, où la visibilité est réduite et les obstacles peuvent être statiques ou mobiles. La perception repose sur des capteurs acoustiques (sonar, DVL) et optiques, ainsi que sur des algorithmes robustes de reconstruction de l'environnement et d'évitement des obstacles.

3.2.3 Données environnementales limitées

L'accès aux données sur les conditions sous-marines (profondeur, salinité, température, courants) est souvent partiel ou non disponible en temps réel. Cette limitation complique la prédiction de l'environnement et rend la planification de trajectoire plus incertaine.

3.2.4 Navigation en environnement dynamique

Les AUVs peuvent rencontrer des obstacles non prévus ou des perturbations variables (courants marins, turbulences, zones interdites). La planification doit donc être dynamique, réactive et capable d'intégrer des mises à jour fréquentes en fonction des nouvelles données environnementales perçues en cours de mission.

3.2.5 Limitations physiques

Les capacités de manuvre des AUVs sont limitées : vitesse maximale, rayon de giration, profondeur admissible, accélération. Ces contraintes doivent être rigoureusement intégrées dans les algorithmes de planification et de commande pour garantir la faisabilité des trajectoires.

3.2.6 Communications restreintes

La transmission d'informations entre l'AUV et la station mère est fortement limitée par la nature des communications acoustiques sous-marines (bande passante réduite, délai important, bruit ambiant). Les décisions doivent donc être prises localement, et l'autonomie de raisonnement du système est indispensable.

3.2.7 Sécurité de navigation

La planification de trajectoire doit éviter les zones dangereuses, prévenir les collisions avec des structures ou d'autres engins, et garantir un fonctionnement sûr même en cas de perturbation externe.

3.2.8 Risques de défaillance

Les équipements embarqués peuvent être affectés par la pression, la corrosion, ou des défaillances électroniques. La navigation doit donc intégrer des mécanismes de diagnostic, de tolérance aux pannes et de reconfiguration pour maintenir la mission en cas de dysfonctionnement partiel.

3.3 Classification des méthodes de planification de trajectoire pour les AUVs

La planification de trajectoire constitue une composante essentielle de la navigation autonome des AUV. Elle vise à générer un chemin optimal ou faisable permettant à l'engin d'atteindre sa destination tout en évitant les obstacles, en respectant les contraintes physiques, et en s'adaptant aux conditions environnementales complexes du milieu sous-marin.

Contrairement aux véhicules marins de surface, les AUVs évoluent dans un environnement tri-dimensionnel, peu observable, dynamique et incertain, ce qui impose des défis supplémentaires pour la planification de trajectoire. Ainsi, les méthodes existantes peuvent être classées selon plusieurs critères, en fonction :

- du type d'environnement (statique, dynamique, connu ou inconnu),
- du mode de planification (hors ligne, en ligne, ou hybride),
- et des caractéristiques de l'AUV (cinématique, dynamique, capacité de manuvre, autonomie énergétique, etc.).

Cette classification permet d'orienter le choix des techniques de planification en tenant compte des contraintes opérationnelles du véhicule, telles que :

- la stabilité du mouvement en 6 degrés de liberté (6 DoF),
- la précision requise pour suivre un chemin dans un environnement à visibilité limitée,
- la réactivité face aux perturbations (courants marins, obstacles mobiles, conditions imprévues),
- la fiabilité dans la navigation sur longue durée avec une communication limitée avec la base.

Les méthodes de planification de trajectoire de l'AUV peuvent être classifiées en deux catégories principales.

3.3.1 Classification selon le mode de planification

Les méthodes de planification de trajectoire pour les AUVs peuvent être classées en trois grandes catégories, selon le moment et le mode d'exécution de la planification :

3.3.1.1 Planification hors ligne (offline)

Dans ce cas, la trajectoire est calculée avant la mission, en se basant sur des informations préalables et supposées fiables sur l'environnement marin marin (carte bathymétrique, obstacles connus, conditions hydrodynamiques stables, etc.).

a) Avantages

- Faible coût computationnel durant la mission.
- Optimisation globale possible (distance, énergie, sécurité).
- Adaptée aux environnements statiques ou bien connus.

b) Limites

- Ne s'adapte pas aux perturbations ou obstacles imprévus.
- Dépend de la précision de la carte initiale.

3.3.1.2 Planification en ligne (online)

La trajectoire est générée en temps réel, au fur et à mesure de la mission. L'AUV s'appuie sur ses capteurs embarqués (sonar, INS, DVL, etc.) pour percevoir l'environnement et mettre à jour son chemin en fonction des nouvelles données.

a) Avantages

- Réactivité face aux changements de l'environnement (courants, obstacles mobiles...).
- Autonomie accrue dans des zones inconnues ou dynamiques.

b) Limites

- Fortement dépendant des performances des capteurs et de la capacité de calcul embarquée.
- Risque de trajectoires sous-optimales.

3.3.1.3 Planification hybride

Les approches hybrides combinent les deux méthodes précédentes : une trajectoire initiale est planifiée offline, puis corrigée en ligne selon les événements détectés pendant la mission.

a) Avantages

- Combine efficacité et réactivité.
- Permet d'assurer un compromis entre optimisation et sécurité adaptative.

b) Limites

- Complexité algorithmique accrue.
- Coordination requise entre le planificateur global et le module de correction locale.

3.3.2 Classification selon l'échelle de planification : locale ou globale

La planification de trajectoire peut être organisée selon l'étendue de l'environnement considérée au moment du calcul du chemin. On distingue deux niveaux principaux :

3.3.2.1 Planification globale

La planification globale vise à générer une trajectoire complète depuis la position initiale de l'AUV jusqu'à sa destination finale, en tenant compte de l'ensemble de l'environnement connu ou estimé.

a) Caractéristiques

- Nécessite une connaissance préalable (totale ou partielle) de la carte ou de la structure de l'environnement sous-marin.
- Utilisée pour des missions planifiées à long terme, sur de grandes distances.
- Fournit une trajectoire optimisée globalement (temps, énergie, sécurité).

b) Avantages

- Optimisation efficace des ressources (batterie, temps).
- Anticipation des zones dangereuses ou inaccessibles.
- Idéal pour les environnements statiques ou modélisés.

c) Limites

- Moins efficace en présence d'obstacles imprévus.
- Sensible aux incertitudes et perturbations locales.

3.3.2.2 Planification locale

La planification locale est centrée sur la prise de décision à court terme, à partir de l'environnement perçu en temps réel via les capteurs de l'AUV. Elle permet d'ajuster dynamiquement la trajectoire pour éviter les obstacles proches ou suivre un chemin sûr dans un environnement partiellement connu.

a) Caractéristiques

- S'appuie sur les capteurs embarqués (sonar, lidar, DVL, etc.).
- Fonctionne dans une fenêtre locale autour de la position courante.
- Utile pour réagir à des événements imprévus ou à des changements rapides.

b) Avantages

- Réactivité élevée face aux obstacles mobiles et aux courants marins.
- Compatible avec des environnements incertains ou mal cartographiés.

c) Limites

- Vision à court terme (risque de blocages ou de sous-optimisation).
- Peut générer des comportements oscillatoires ou des boucles locales.

3.3.2.3 Approches hybrides

Les systèmes modernes de navigation AUV combinent souvent les deux approches :

- Planification globale pour fournir une trajectoire de référence sûre.
- Planification locale pour ajuster le mouvement en fonction de la situation réelle.

3.4 Méthodes de planification de trajectoire pour les AUVs

La planification de trajectoire constitue une composante essentielle dans le système de navigation autonome d'un AUV. Elle consiste à générer une trajectoire réalisable qui permet à l'engin de se déplacer depuis une position initiale vers une position cible tout en respectant un ensemble de contraintes (obstacles, limites de vitesse, profondeur maximale, consommation énergétique, etc.).

Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour résoudre ce problème, que l'on peut classer en trois grandes catégories : les méthodes classiques basées sur des grilles, les approches basées sur des échantillonnages aléatoires, et les méthodes bio-inspirées et d'optimisation.

3.4.1 Méthodes de planification discrètes (grilles, A*)

Les méthodes comme A* ou D* reposent sur une représentation discrète de l'environnement sous forme de maillage (grille ou graphe), dans lequel le chemin optimal est recherché entre deux nuds à l'aide d'un critère de coût [38].

a) Avantages

- Robustesse, optimalité, facilité de mise en uvre.

b) Inconvénients

- Peu adaptées aux environnements continus 3D.
- Complexité croissante avec la taille de la carte.
- Rigidité vis-à-vis des contraintes dynamiques.

3.4.2 Méthodes de type échantillonnage aléatoire (RRT, RRT*)

Les algorithmes comme le Rapidly-exploring Random Tree (RRT) ou sa version améliorée RRT* sont largement utilisés pour la planification de trajectoire en espace continu à forte dimension (6 DoF dans le cas d'un AUV). RRT* améliore RRT en garantissant l'optimalité asymptotique du chemin [39].

a) Principe

Échantillonnage aléatoire de l'espace de configuration et construction d'un arbre de recherche qui explore progressivement les zones accessibles.

b) Avantages

Efficacité en environnements complexes et dimensionnels élevés.

c) Limites

Trajectoires non lisses ; nécessité de post-traitement (ex. B-spline, PSO) pour le lissage.

3.4.3 Méthodes d'optimisation bio-inspirées

Les méthodes bio-inspirées utilisent des heuristiques inspirées du comportement de la nature pour optimiser la trajectoire, en tenant compte de plusieurs critères (énergie, distance, sécurité, évitement).

a) Exemples

- **PSO (Particle Swarm Optimization)**[40] : les particules explorent l'espace de recherche pour converger vers une solution optimale.
- **GA (Genetic Algorithm)** : applique des mécanismes d'évolution pour faire émerger les meilleures trajectoires.
- **ACO (Ant Colony Optimization)** : base la recherche sur le comportement de fourmis cherchant un chemin optimal.

b) Avantages

Grande flexibilité, capacité à traiter des critères multiples.

c) Limites

Temps de calcul parfois élevé ; dépendance au réglage des paramètres.

3.4.4 Méthodes hybrides (RRT* + PSO, A* + Bézier, etc.)

Les approches hybrides combinent les forces de plusieurs algorithmes pour améliorer les performances. Une stratégie courante consiste à utiliser RRT* pour générer un chemin initial faisable, puis à l'optimiser par PSO ou à le lisser avec des courbes de B-Spline ou Bézier afin d'obtenir un chemin plus court, plus fluide et plus conforme aux contraintes dynamiques.

3.5 Critères de performance dans la planification de trajectoire

La qualité d'une trajectoire générée pour un AUV ne se limite pas à atteindre un point cible ; elle doit également satisfaire à un ensemble de critères de performance qui garantissent l'efficacité, la sécurité et la faisabilité de la mission dans un environnement sous-marin souvent incertain et contraignant.

Parmi les principaux critères d'évaluation, on peut retrouver :

- Longueur de la trajectoire ou, plus généralement, sa consommation énergétique. Une trajectoire plus courte ou plus directe réduit non seulement le temps de mission, mais optimise également l'utilisation des ressources énergétiques limitées de l'engin.
- La capacité du planificateur à éviter les obstacles, tout en maintenant une marge de sécurité minimale autour de ceux-ci, est essentielle pour prévenir les collisions, en particulier dans les environnements partiellement connus ou dynamiques.

- Le respect des contraintes dynamiques et cinématiques de l'AUV : vitesse, accélération, rayon de courbure, limitations mécaniques des actionneurs, etc. Une trajectoire qui ne prend pas en compte ces contraintes risque d'être irréalisable en pratique.
- Le lissage de la trajectoire, c'est-à-dire la continuité des vitesses, orientations et accélérations, est également recherchée pour garantir la stabilité du mouvement et éviter les sollicitations excessives sur les systèmes mécaniques ou de contrôle.
- La robustesse de la trajectoire face aux incertitudes environnementales, aux erreurs de capteurs ou aux perturbations externes (tels que les courants marins) est cruciale pour assurer la fiabilité du déplacement de l'AUV en conditions réelles.

L'ensemble de ces critères doit être considéré de manière équilibrée lors de la conception ou de l'évaluation d'un algorithme de planification, en fonction des objectifs spécifiques de la mission, du modèle dynamique de l'AUV, et des caractéristiques de l'environnement d'évolution.

3.6 Méthodes adoptées pour la planification de trajectoire de l'AUV

La planification de trajectoire est une problématique centrale dans la robotique mobile, notamment pour les systèmes autonomes évoluant dans des environnements dynamiques, incertains ou peu structurés, comme les véhicules sous-marins autonomes (AUVs). Parmi les méthodes probabilistes les plus populaires, les algorithmes de type RRT (Rapidly-exploring Random Tree) et ses variantes, en particulier RRT*, se sont imposés comme des solutions efficaces pour explorer rapidement l'espace de configuration de tels systèmes complexes.

Dans le cadre de notre travail, nous avons adopté la méthode probabiliste RRT* (Rapidly-exploring Random Tree Star) pour générer des trajectoires de référence reliant le point de départ et le point d'arrivée de l'AUV, dans un environnement avec ou sans obstacles statiques. Les trajectoires initialement obtenues sont ensuite optimisées à l'aide de la méthode d'optimisation bio-inspirée PSO (Particle Swarm Optimization), une technique métaheuristique fondée sur le comportement collectif d'animaux en essaim. Cette approche permet d'améliorer le chemin généré par RRT* en réduisant sa longueur tout en évitant les collisions avec les obstacles.

Enfin, la trajectoire optimisée est lissée à l'aide de la méthode d'interpolation B-Spline (Basis Spline), qui permet d'approcher de manière fluide et continue les points de contrôle fournis par les étapes précédentes.

La description détaillée de ces trois méthodes — RRT*, PSO et B-Spline — sera présentée dans les sections suivantes de ce chapitre.

3.6.1 Méthode de planification (RRT)

L'Arbres de recherche aléatoire (RRT- Rapidly-exploring Random Trees) introduit par Steven LaValle et James Kuffner en 1998 [39], est conçu pour résoudre des problèmes de planification

dans des espaces à forte dimension, tout en garantissant un temps de calcul raisonnable.

3.6.1.1 Principe de fonctionnement de RRT

- L'idée de base est de construire un arbre de recherche à partir de la position initiale q_{init} (voir Figure 3.1-a) du robot, en explorant aléatoirement l'espace de configuration.
- À chaque itération, un point aléatoire $q_{alatoire}$ (échantillon) est généré (voir Figure 3.1-b).
- Le nud le plus proche q_{proche} dans l'arbre est sélectionné aléatoirement.
- Une nouvelle configuration $q_{nouveau}$ est alors générée dans la direction reliant q_{proche} à $q_{alatoire}$, à une distance maximale prédéfinie (Figure 3.1-c).
- Ce processus est répété de manière itérative jusqu'à ce qu'un chemin valide reliant la configuration initiale q_{init} à la configuration objectif q_{but} soit trouvé.

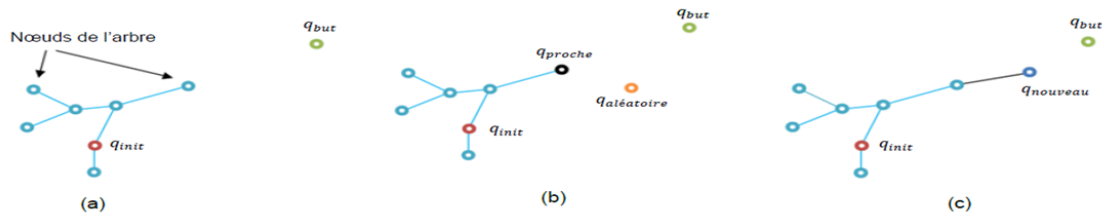


FIGURE 3.1 – Mécanisme de construction de l'arbre par la technique RRT (a) : L'arbre initiale, (b) : Génération de la configuration aléatoire, (c) : Insertion d'une nouvelle configuration.

3.6.1.2 Limites de RRT

Cependant, cette méthode (RRT) possède certains inconvénients :

- Solution non optimale : le chemin obtenu n'est ni le plus court, ni le plus lisse.
- Structure arborescente sans rétro-correction.
- Sensibilité aux paramètres (nombre de nuds, etc.).
- Temps de calcul élevé en environnement complexe (présence de nombreux obstacles)
- Faible performance en haute dimension : L'efficacité du RRT diminue avec l'augmentation des degrés de liberté, comme c'est le cas pour un AUV évoluant en 6D.

Pour remédier à l'ensemble de ces limitations, la méthode RRT a été améliorée par une version optimisée appelée RRT-Star, notée RRT*.

3.6.2 Évolution vers RRT* : amélioration de l'optimalité

Face aux limitations de l'algorithme RRT, notamment son incapacité à garantir un chemin optimal, Karaman et Frazzoli ont proposé en 2011 une version améliorée appelée RRT* (Rapidly-exploring Random Tree Star) [41], visant à atteindre l'optimalité asymptotique. Cela signifie que plus le nombre d'échantillons augmente, plus le chemin généré tend vers la solution optimale. Contrairement au RRT classique qui se contente de produire une trajectoire réalisable, le RRT* introduit un mécanisme de réorganisation de l'arbre (rewiring) permettant de minimiser un critère de

coût, tel que la distance, le temps ou la consommation d'énergie, et donc de générer une trajectoire à la fois faisable et optimale.

3.6.2.1 Principes de fonctionnement de RRT*

- L'algorithme RRT* commence par construire un arbre de recherche à partir de la position initiale du robot q_{init} , en explorant de manière aléatoire l'espace de configuration (voir Figure 3.1-a).
- À chaque itération, un échantillon aléatoire $q_{alatoire}$ est généré dans l'espace libre (voir Figure 3.1-b).
- Le nud de l'arbre le plus proche, noté q_{proche} , est identifié selon une condition (généralement la distance euclidienne).
- Une nouvelle configuration $q_{nouveau}$ est ensuite générée en se déplaçant depuis q_{proche} vers $q_{alatoire}$, avec une distance d'expansion limitée prédéfinie (voir Figure 3.1-c).
- Un ensemble de nuds voisins proches de $q_{nouveau}$ est recherché dans un rayon donné.
- Le nud parent de $q_{nouveau}$ est choisi parmi ces voisins comme étant celui offrant le coût total le plus faible (chemin optimisé, énergie minimal).
- Ensuite, une phase de réorganisation de l'arbre est effectuée : les voisins de $q_{nouveau}$ sont analysés, et leur nud parent est mis à jour si passer par $q_{nouveau}$ réduit leur coût.
- Ce processus est répété jusqu'à ce qu'un chemin valide reliant q_{init} à la configuration objectif q_{but} soit trouvé.

Grâce à ce principe, RRT* garantit une convergence asymptotique vers le chemin optimal au fur et à mesure que le nombre d'échantillons augmente.

3.6.2.2 Avantages et inconvénients

L'algorithme RRT* améliore le RRT classique en intégrant un mécanisme de réévaluation des connexions entre les nuds, ce qui lui permet de produire des chemins plus courts et plus efficaces. Contrairement au RRT de base, qui fournit des solutions rapidement mais sans garantie de qualité, RRT* offre une garantie d'optimalité asymptotique, c'est-à-dire que la trajectoire converge vers la solution optimale lorsque le nombre d'échantillons tend vers l'infini.

a) Inconvénients

Malgré ses avantages, l'algorithme RRT* présente certains inconvénients.

- Il nécessite un temps de calcul plus élevé que le RRT classique en raison de ses étapes supplémentaires de réévaluation et de réorganisation de l'arbre.
- De plus, pour atteindre une trajectoire proche de l'optimum, RRT* doit générer un nombre important de nuds, ce qui peut être coûteux en ressources, notamment en environnement complexe.
- Enfin, comme le RRT, la trajectoire obtenue reste non lisse, composée de segments discontinus, ce qui rend les trajectoires obtenues en utilisant RRT* sont ensuite optimisées à l'aide de la méthode d'optimisation bio-inspirée PSO (Particle Swarm Optimization) qui sera décrite par la suite.

3.6.3 Méthode d'optimisation PSO

3.6.3.1 Définition

L'optimisation par essaim particulaire (PSO) est une méthode métaheuristique stochastique inspirée du comportement collectif observé dans la nature, notamment chez les volées d'oiseaux ou les bancs de poissons. Proposé pour la première fois par Kennedy et Eberhart en 1995 [42], cet algorithme s'est rapidement imposé comme l'une des méthodes d'optimisation les plus populaires grâce à sa simplicité de mise en uvre, sa rapidité de convergence et sa grande capacité d'adaptation à des problèmes variés, qu'ils soient non linéaires, non convexes ou multi-objectifs.

Aujourd'hui, le PSO est considéré comme l'un des outils les plus performants et polyvalents pour l'optimisation de systèmes complexes, en particulier dans des domaines exigeants tels que la robotique autonome et les véhicules sous-marins [43]. Son architecture simple, sa robustesse face à l'incertitude, ainsi que l'existence d'une vaste communauté scientifique qui l'étudie et l'améliore continuellement, en font un choix privilégié pour des tâches telles que la planification de trajectoire, le contrôle de mouvement et la prise de décision dans des environnements dynamiques et incertains.

3.6.3.2 Principe de fonctionnement

L'algorithme repose sur une population d'agents appelés particules, chacune représentant une solution candidate dans l'espace de recherche.

Chaque particule ajuste sa position en fonction de :

- Sa meilleure position personnelle (pBest),
- La meilleure position trouvée par l'ensemble de l'essaim (gBest),
- Une vitesse qui guide le déplacement.

3.6.3.3 Algorithme de la technique PSO

La formule de base est donnée par :

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

où :

- x_i : position de la particule,
- v_i : vitesse,
- ω : facteur d'inertie,
- c_1, c_2 : coefficients d'accélération,
- r_1, r_2 : variables aléatoires uniformes.

a) Pseudo-algorithme de PSO

Entrées :

$f(x)$: Fonction objectif à minimiser

N : Nombre de particules

D : Dimension du problème (nombre de variables)

max_iter : Nombre maximal d'itérations

ω : Facteur d'inertie

c_1, c_2 : Coefficients d'accélération (personnel et social)

x_{min}, x_{max} : Bornes de l'espace de recherche

Étapes :

1. Initialisation :

— Pour chaque particule $i = 1$ à N :

Initialiser aléatoirement la position $x_i \in [x_{min}, x_{max}]$

Initialiser la vitesse v_i

Calculer $f_i = f(x_i)$

Définir la meilleure position personnelle : $pBest_i = x_i$

Définir $f(pBest_i) = f_i$

2. Définir la meilleure solution globale :

— $gBest = \arg \min f(pBest_i)$

3. Boucle principale ($t = 1$ à max_iter) :

— Pour chaque particule $i = 1$ à N :

Mettre à jour la vitesse :

$$v_i \leftarrow \omega v_i + c_1 \cdot rand() \cdot (pBest_i - x_i) + c_2 \cdot rand() \cdot (gBest - x_i)$$

Mettre à jour la position :

$$x_i \leftarrow x_i + v_i$$

Appliquer les limites : $x_i \in [x_{min}, x_{max}]$

Évaluer $f_i = f(x_i)$

Si $f_i < f(pBest_i)$:

Mettre à jour $pBest_i = x_i$

Si $f(pBest_i) < f(gBest)$:

Mettre à jour $gBest = pBest_i$

4. Fin de la boucle

Sorties :

$gBest$: Meilleure solution trouvée

$f(gBest)$: Valeur minimale de la fonction objectif

3.6.3.4 Avantages de l'algorithme PSO

L'algorithme PSO présente plusieurs atouts majeurs qui expliquent sa large adoption dans les domaines de l'optimisation :

Simplicité d'implémentation : Facile à coder, ne nécessite aucun calcul de dérivées, ce qui le rend adapté aux fonctions non dérivables ou bruitées.

Exploration globale efficace : Grâce à la coopération entre particules, le PSO limite les risques de convergence vers un minimum local, même dans des espaces de recherche complexes.

Peu de paramètres : Il suffit d'ajuster quelques coefficients (inertie, attraction personnelle et sociale), ce qui facilite son utilisation.

Grande flexibilité : Applicable aussi bien à des problèmes continus que discrets, mono- ou multi-objectifs, avec ou sans contraintes.

Bonne efficacité : Il offre une convergence rapide et peut être parallélisé pour les applications à grande échelle.

3.6.3.5 Applications de PSO

PSO a été largement utilisé dans de **nombreux domaines de l'ingénierie** :

Robotique mobile : Planification de trajectoire, évitement d'obstacles, suivi de cibles.

AUVs (véhicules sous-marins) : Optimisation de trajectoire 3D, régulation de profondeur, navigation en environnement incertain.

Énergie : Optimisation de réseaux électriques, production éolienne/solaire.

Commande : Réglage de contrôleurs PID, flous, adaptatifs.

Traitement d'images : Segmentation, détection de contours.

Apprentissage automatique : Optimisation des paramètres de réseaux neuronaux.

3.6.4 Méthode de lissage B-spline

3.6.4.1 Définition

Le lissage de trajectoire constitue une étape essentielle dans de nombreuses applications telles que la planification de mouvement en robotique, la modélisation géométrique, la CAO/FAO, et les systèmes de navigation autonome. Parmi les méthodes de lissage les plus répandues, les courbes B-spline occupent une place centrale grâce à leur souplesse, leur stabilité numérique et leur capacité à produire des courbes régulières et continues.

Les B-splines (Basis Splines) sont des fonctions de base définies de manière récursive, qui permettent de construire des courbes paramétriques à partir d'un ensemble de points de contrôle [44]. Contrairement aux polynômes classiques, les B-splines possèdent des propriétés locales : une modification d'un point de contrôle n'affecte qu'une portion limitée de la courbe. De plus, les B-splines assurent une continuité de classe C^2 , ce qui est essentiel pour générer des trajectoires douces.

3.6.4.2 Principe de fonctionnement

La méthode de lissage par B-spline repose sur la génération d'une courbe paramétrique définie

par un ensemble de points de contrôle (P_i) et une fonction de base (Spline de base). Contrairement à l'interpolation classique, la courbe ne passe pas nécessairement par les points de contrôle, mais elle est guidée par eux pour produire une forme lisse et régulière. La Figure 3.2 présente un exemple de lissage d'une courbe par la technique de B-Spline.

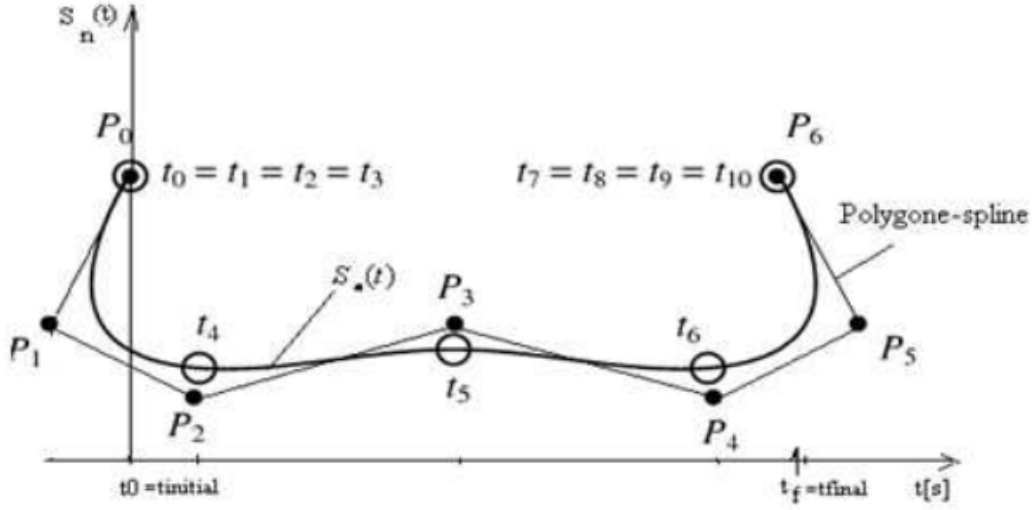


FIGURE 3.2 – Exemple de fonction approximée par B-Spline de degré 3 et de polygone-Spline

a) Définition mathématique

Une courbe B-spline de degré p est définie comme :

$$C(t) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(t) \cdot P_i \quad (3.2)$$

où :

$C(t)$: point de la courbe à l'instant t ,

P_i : $i^{\text{ème}}$ point de contrôle (vecteurs 2D ou 3D),

$N_{i,p}(t)$: fonction de base B-spline de degré p associée au point P_i ,

$t \in [t_0, t_m]$: paramètre de la courbe, défini sur un vecteur de nuds $\{t_0, t_1, \dots, t_m\}$,

n : nombre de points de contrôle $- 1$.

b) Fonctions de base (Nuds et Degré)

Les fonctions de base $N_{i,p}(t)$ sont définies récursivement à l'aide de la formule de Cox de Boor :

— Pour $p = 0$ (fonctions constantes) :

$$N_{i,0}(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } t_i \leq t < t_{i+1} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.3)$$

— Pour $p \geq 1$:

$$N_{i,p}(t) = \frac{t - t_i}{t_{i+p} - t_i} N_{i,p-1}(t) + \frac{t_{i+p+1} - t}{t_{i+p+1} - t_{i+1}} N_{i+1,p-1}(t) \quad (3.4)$$

Le vecteur de nuds (aussi appelé *knot vector*) détermine la structure de la courbe, son début, sa fin, et son degré de continuité.

3.6.4.3 Pseudo-algorithme

Étant donné que nous avons déjà déterminé une trajectoire par RRT* et optimisée par PSO (sous forme de points de passage $[x_i, y_i, z_i]$), voici un pseudo-algorithme dédié au lissage de cette trajectoire par B-spline :

Entrées :

$Q_{opt} = [q_1, q_2, \dots, q_N]$: Trajectoire optimisée par PSO (N points dans $\mathbb{R}^2$ ou $\mathbb{R}^3$)

p : Degré de la B-spline (généralement 3 pour cubique)

T : Vecteur de nuds (automatiquement généré ou uniforme)

t_vals : Valeurs de paramètre $t \in [t_{min}, t_{max}]$ à échantillonner pour tracer la courbe

Sortie :

$C(t)$: Courbe B-spline lissée de la trajectoire

Étapes de l'algorithme

1. Définir les points de contrôle

— Les points de la trajectoire Q_{opt} seront utilisés comme points de contrôle :

$$P = Q_{opt} = [P_0, P_1, \dots, P_{N-1}]$$

2. Choisir le degré de la B-spline

— $p \leftarrow 3$ (courbe cubique recommandée pour une bonne continuité)

3. Générer le vecteur de nuds

— $T \leftarrow$ générer un vecteur de nuds (uniforme ou non uniforme)

$$\text{Taille : } M = N + p + 1$$

4. Calculer la courbe B-spline

— Pour chaque valeur de t dans t_vals faire :

— Initialiser $C(t) \leftarrow [0, 0, 0]$ (ou $[0, 0]$ si 2D)

— Pour $i = 0$ à $N - 1$ faire :

— Calculer $N_{i,p}(t)$ (fonction de base de B-spline, degré p)

— Mettre à jour : $C(t) \leftarrow C(t) + N_{i,p}(t) \cdot P_i$

5. Retourner ou tracer la courbe lissée $C(t)$

3.6.4.4 Avantages des B-Spline

L'utilisation des B-splines dans le lissage de trajectoires offre plusieurs avantages :

— Continuité élevée (C^2 ou plus)

Les B-splines permettent de générer des courbes douces, avec des transitions continues au niveau de la position, de la vitesse, et même de l'accélération, ce qui est essentiel pour la planification de trajectoires fluides.

— Contrôle local

La modification d'un point de contrôle n'affecte que localement la forme de la courbe, ce qui facilite l'édition ou l'ajustement d'une trajectoire sans perturber l'ensemble.

- **Flexibilité de conception**

Les B-splines s'adaptent à différents niveaux de précision grâce à :

- La modification du degré de la courbe.
- L'ajout ou retrait de points de contrôle.
- L'ajustement du vecteur nud.

- **Robustesse numérique**

Contrairement aux polynômes de haut degré, les B-splines évitent les oscillations non désirées, même avec un grand nombre de points.

- **Compatibilité avec l'optimisation**

Elles se combinent efficacement avec des algorithmes d'optimisation (comme PSO, GA) pour ajuster les points de contrôle, optimiser la longueur, la sécurité ou la faisabilité dynamique du chemin.

- **Adaptation à la robotique**

- Génération de trajectoires lissées et réalisables dynamiquement (accélérations et virages progressifs),
- Réduction de l'usure mécanique et de la consommation énergétique,
- Facilité d'intégration dans les systèmes de navigation autonome (UAV, AUV, AGV...).

3.6.4.5 Applications dans la planification de mouvement

Les B-splines sont largement utilisées pour adoucir les trajectoires générées par des algorithmes de planification comme RRT et RRT*. Ces algorithmes produisent souvent des chemins constitués de segments linéaires discontinus. Le recours à un lissage par B-spline permet alors :

- D'améliorer la faisabilité de la trajectoire par un système dynamique réel (comme un robot mobile ou un AUV).
- De réduire les accélérations brusques et les changements de direction soudains.
- De produire des trajectoires plus naturelles et plus économes en énergie.

3.7 Résultats de simulation

Dans ce travail, nous avons utilisé Matlab 2016b pour la simulation des trajectoires de références de l'AUV.

Tout d'abord nous avons déterminé des trajectoires de référence hors ligne pour un AUV évoluant en 3D, en utilisant l'algorithme RRT*. L'environnement de navigation considéré peut être sans obstacle, ou contenir deux à quatre obstacles statiques.

Ensuite, une optimisation par essaim particulaire (PSO) a été appliquée aux trajectoires générées afin de réduire la longueur du chemin parcouru par l'AUV et, par conséquent, minimiser l'énergie consommée par ses actionneurs, tout en évitant les collisions avec les obstacles, lorsqu'ils sont présents.

Enfin, les trajectoires de référence optimisées par (RRT* + PSO) ont été lissées à l'aide de l'algorithme B-spline, dans le but de réduire les accélérations brusques et les changements de direction soudains de l'AUV, et ainsi produire des trajectoires plus douces, plus naturelles et plus économes en énergie.

3.7.1 Étape de planification des trajectoires par RRT*

Cette première étape consiste à générer une trajectoire en 3D que l'AUV doit parcourir, entre son point de départ $q_{init} = \begin{bmatrix} 100 & 100 & 10 \end{bmatrix}$ et son point d'arrivée $q_{but} = \begin{bmatrix} 450 & 400 & 150 \end{bmatrix}$. Pour cela, nous avons utilisé la méthode RRT* comme technique de planification. Les résultats de simulation sont présentés en tenant compte de la présence ou de l'absence d'obstacles dans l'espace de navigation de l'AUV.

a) Scénario 1 : Environnement sans obstacles

Dans ce cas, l'espace de navigation ne contient aucun obstacle. Les paramètres de simulation de la méthode RRT* sont :

Point de départ : $q_{init} = \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 100 & 100 & 10 \end{bmatrix}$;

Point d'arrivée : $q_{but} = \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 450 & 400 & 150 \end{bmatrix}$;

Nombre de nuds=1000;

Distance maximale entre deux nuds : $EPS = 15$ m.

Les résultats de simulation ainsi obtenus sont présentés dans les figures suivantes :

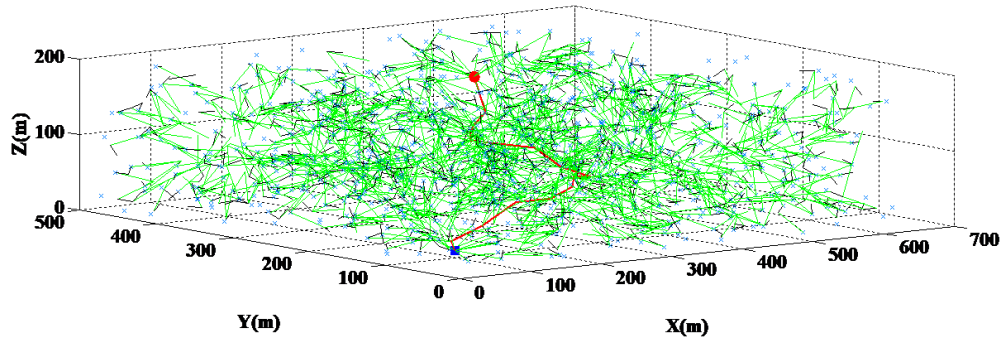


FIGURE 3.3 – Planification de trajectoire de référence de l'AUV en 3D par RRT* sans obstacles (avec l'arbre)

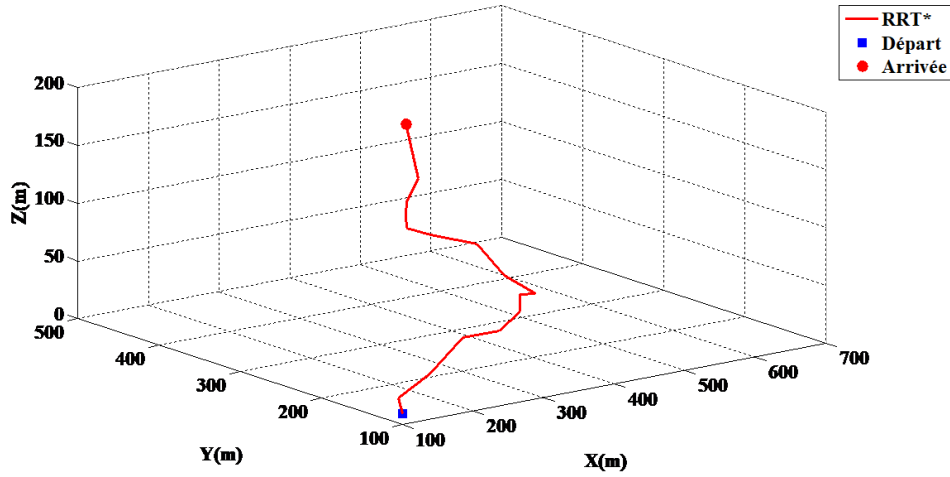


FIGURE 3.4 – Planification de trajectoire de référence de l'AUV en 3D par RRT* sans obstacles (sans l'arbre)

b) Scénario 2 : Environnement avec deux obstacles

Dans ce cas, l'environnement contient deux obstacles statiques de forme boîtes (ou parallélépipèdes rectangles) répartis dans l'espace de navigation. En simulation, on conserve les mêmes paramètres que dans le scénario 1 et on ajoute ces deux obstacles définis comme suit :

- Obstacle 1 : $\text{obs1} = [x, y, z, dx, dy, dz] = [180, 180, 0, 100, 75, 100]$;
- Obstacle 2 : $\text{obs2} = [x, y, z, dx, dy, dz] = [325, 300, 100, 80, 60, 100]$.

où :

x, y, z : les coordonnées du coin inférieur (origine) de l'obstacle.

dx : longueur dans la direction x .

dy : largeur dans la direction y .

dz : hauteur dans la direction z .

Les résultats obtenus à l'issue de la simulation sont illustrés dans les figures suivantes :

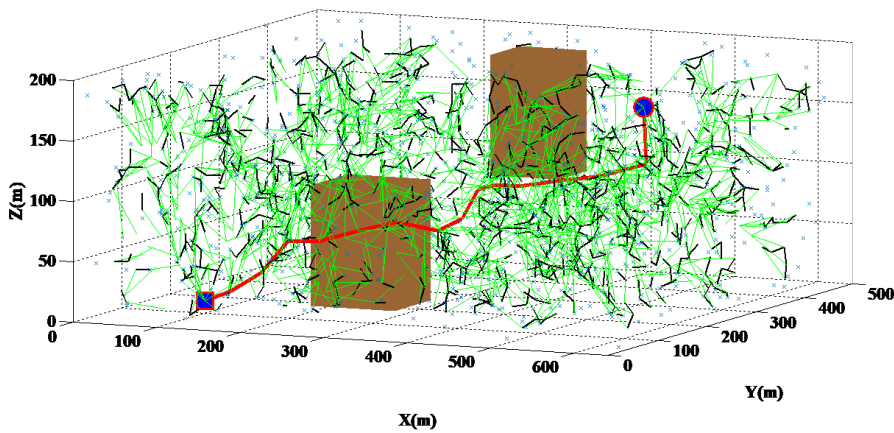


FIGURE 3.5 – Planification de trajectoire de l'AUV en 3D par RRT* avec deux obstacles (avec l'arbre)

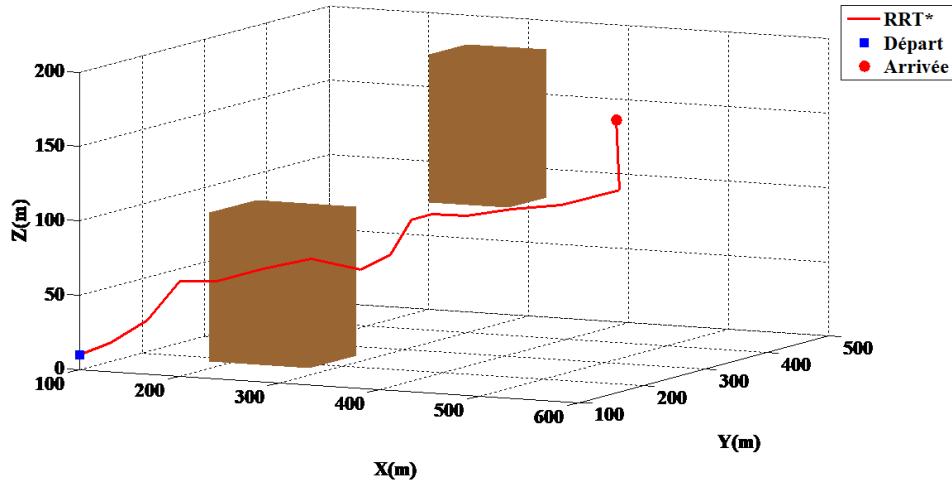


FIGURE 3.6 – Planification de trajectoire de référence de l'AUV en 3D par RRT* avec deux obstacles (sans l'arbre)

c) Scénario 3 : Environnement avec quatre obstacles

Dans ce scénario, l'environnement de navigation comprend quatre obstacles statiques de forme boîte (ou parallélépipède rectangle) répartis dans l'espace tridimensionnel. Pour la simulation, les paramètres initiaux du scénario 1 sont conservés, avec l'ajout des quatre obstacles définis comme suit :

- Obstacle 1 : $\text{obs 1} = [x, y, z, dx, dy, dz] = [180, 180, 0, 100, 75, 100]$.
- Obstacle 2 : $\text{obs 2} = [x, y, z, dx, dy, dz] = [325, 300, 100, 80, 60, 100]$.
- Obstacle 3 : $\text{obs 3} = [x, y, z, dx, dy, dz] = [200, 350, 50, 100, 50, 80]$.
- Obstacle 4 : $\text{obs 4} = [x, y, z, dx, dy, dz] = [450, 200, 50, 60, 80, 90]$.

Les figures ci-après présentent les résultats de la simulation.

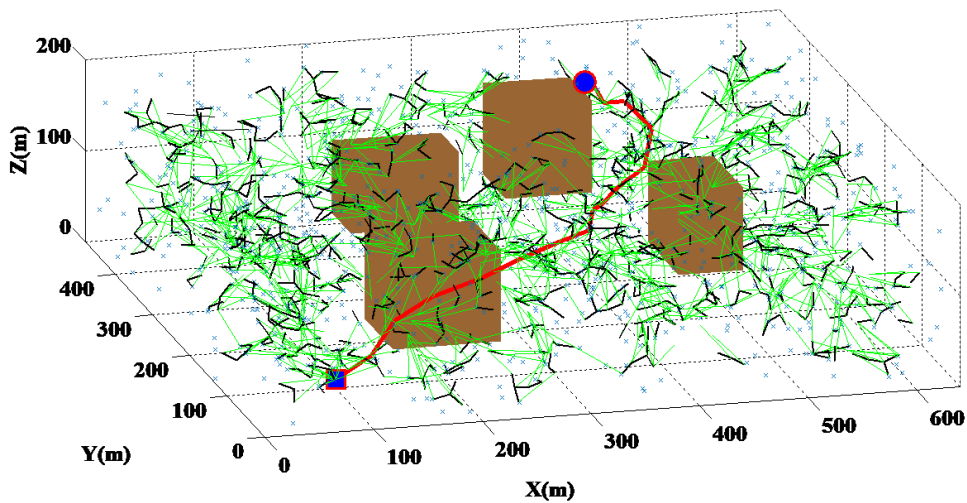


FIGURE 3.7 – Planification de trajectoire de l'AUV en 3D par RRT* avec quatre obstacles (avec l'arbre)

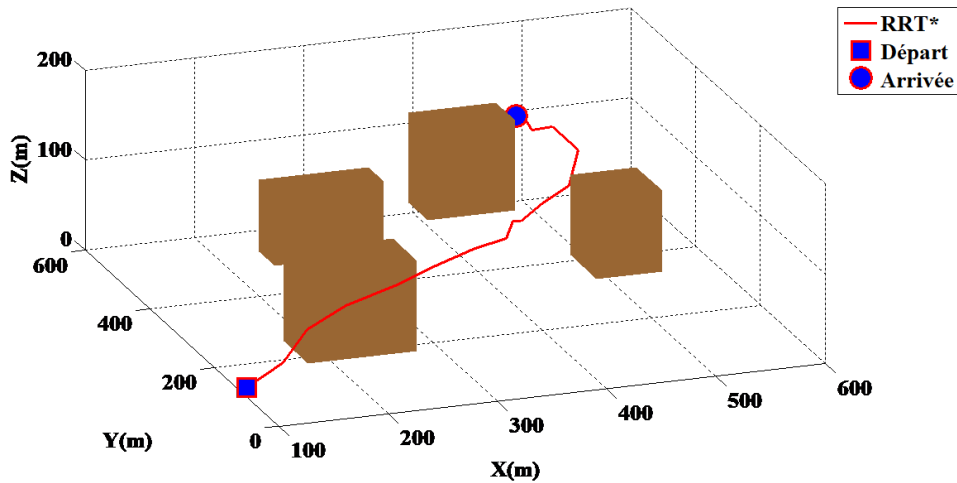


FIGURE 3.8 – Planification de trajectoire de référence de l'AUV en 3D par RRT* avec quatre obstacles (sans l'arbre)

d) Synthèse 1

L'analyse des Figures 3.5 à 3.8 permet de constater que l'évitement des obstacles a été réalisé avec succès, ce qui témoigne de l'efficacité de l'algorithme RRT*, aussi bien dans un environnement sans obstacles (cf. Figures 3.3 et 3.4) que dans un espace de navigation comportant des obstacles statiques. Ces résultats confirment la robustesse de RRT* pour la génération de trajectoires viables dans des environnements complexes.

Par ailleurs, l'ensemble des figures (3.3 à 3.8) montre que la trajectoire planifiée par RRT* permet bien d'atteindre la position finale souhaitée. Cependant, les chemins générés présentent certaines limitations, notamment en termes de longueur excessive et de manque de régularité. Ces trajectoires peuvent comporter des changements de direction fréquents ou abrupts, rendant le suivi difficile pour un système dynamique réel tel qu'un AUV.

Ces observations mettent en évidence la nécessité d'une étape d'optimisation complémentaire visant à améliorer la qualité des trajectoires, tant sur le plan géométrique que dynamique. Dans cette optique, le chapitre suivant introduit l'algorithme PSO (Particle Swarm Optimization), une méthode d'optimisation par essaim particulaire, qui sera utilisée pour affiner les trajectoires générées par RRT* en minimisant leur longueur tout en améliorant leur régularité.

3.7.2 Étape d'optimisation par PSO les trajectoires générées

Nous présentons maintenant les résultats de simulation de l'optimisation par essaim particulaire (PSO) appliquée aux trajectoires générées par l'algorithme RRT*. Cette étape vise à réduire la longueur du chemin parcouru par l'AUV, et par conséquent, à minimiser l'énergie consommée par ses actionneurs, tout en garantissant l'évitement des obstacles lorsqu'ils sont présents dans l'environnement.

a) Scénario 1 : Environnement sans obstacles

Dans ce cas, l'espace de navigation ne contient aucun obstacle. Les paramètres de simulation de l'algorithme PSO sont les suivants :

- $F(x)$: fonction objectif à minimiser, définie comme la distance ente chaque deux particules successives, en s'assurant que le chemin reste proche de celui généré par RRT*. Une pénalité est également ajoutée à la fonction de coût en cas de collision avec un obstacle, si des obstacles sont présents.
- $N = 30$ (Nombres de particules)
- $D = 18$ (nombre de variables)
- $\text{max_iter}=100$ (Nombre maximal d'itération)
- $w = 0.7$ (facteur d'inertie)
- $c1 = 1.5$; $c2 = 1.5$ (Coefficients d'accélération)
- $x_{\min}=y_{\min}=z_{\min}=0$; $x_{\max} =640$; $y_{\max} =480$; $z_{\max} =200$.

Le résultat de simulation obtenu est présenté par la Figure 3.9, tandis que l'histogramme de la Figure 3.10 illustre les longueurs des trajectoires générées par RRT* et par RRT* + PSO.

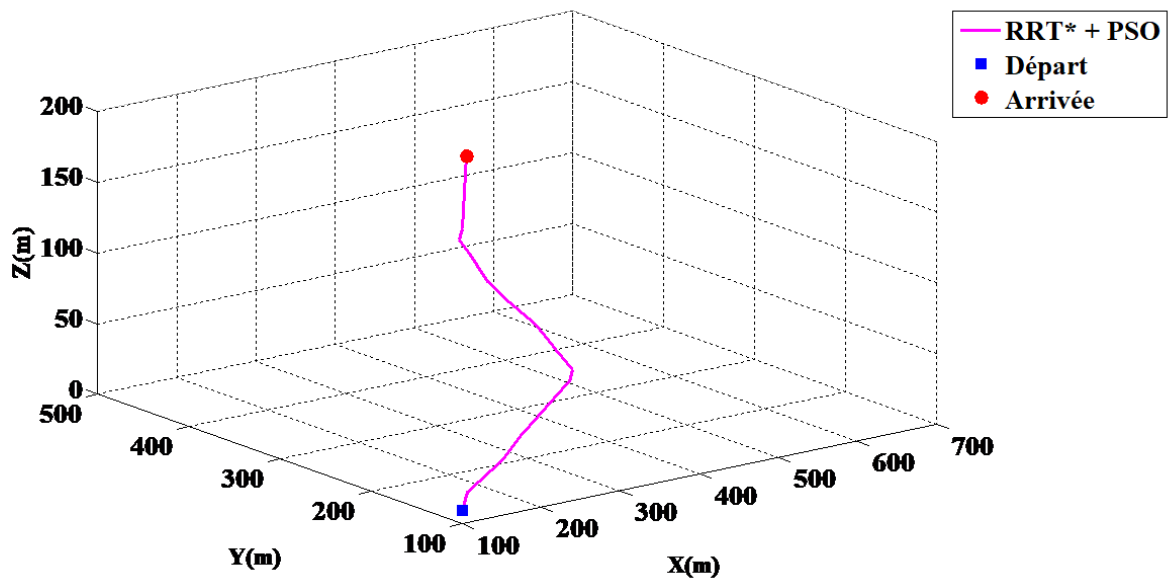


FIGURE 3.9 – Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par RRT* et optimisée par PSO (sans obstacles)

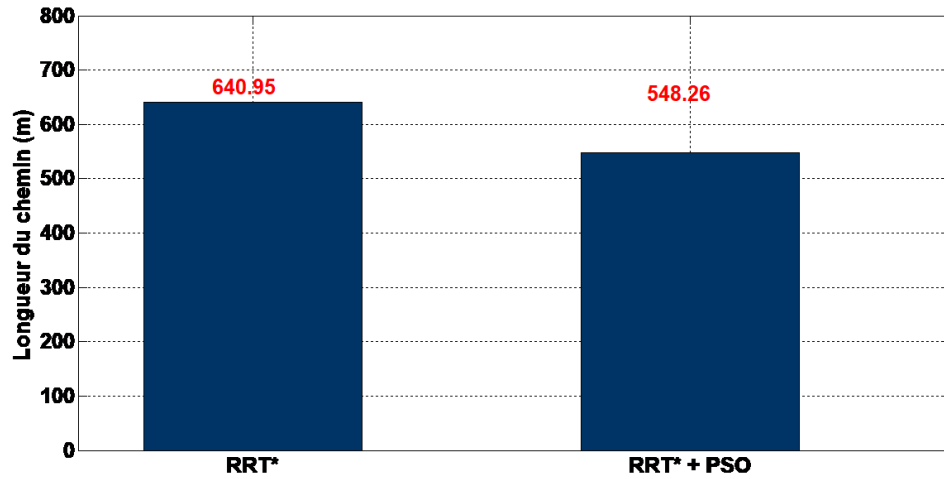


FIGURE 3.10 – Comparaison des longueurs de trajectoires générées par RRT* et RRT* + PSO (sans obstacles)

b) Scénario 2 : Environnement avec deux obstacles

Dans ce scénario, l'environnement de navigation comporte deux obstacles statiques de forme boîte (ou parallélépipède rectangle) répartis dans l'espace 3D. Les paramètres de simulation utilisés sont identiques à ceux du scénario 1 de cette étape, avec l'ajout des deux obstacles suivants :

- Obstacle 1 : $\text{obs1}=[x,y,z,dx,dy,dz]=[180, 180, 0, 100, 75, 100]$.
- Obstacle 2 : $\text{obs2}=[x, y, z, dx, dy, dz]=[325,300,100,80,60,100]$.

La Figure 3.11 présente le résultat de simulation, tandis que la Figure 3.12 compare les longueurs de trajectoires obtenues avec RRT* et RRT* + PSO.

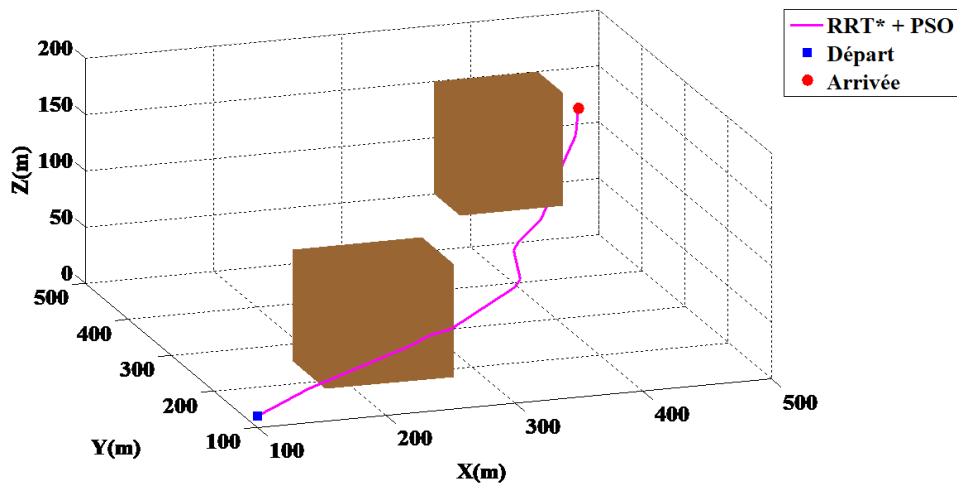


FIGURE 3.11 – Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par RRT* et optimisée par PSO (avec deux obstacles)

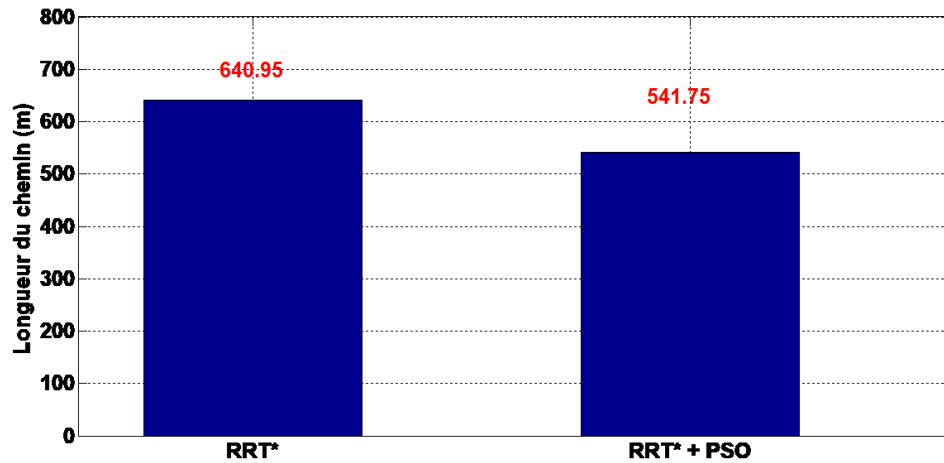


FIGURE 3.12 – Comparaison des longueurs de trajectoires générées par RRT* et RRT* + PSO (avec deux obstacles)

c) Scénario 3 : Environnement avec quatre obstacles

Dans ce scénario, l'environnement de navigation comporte quatre obstacles statiques de type boîte (ou parallélépipède rectangle), répartis dans l'espace tridimensionnel. Les paramètres de simulation restent identiques à ceux utilisés dans le scénario 1 de cette deuxième étape, à l'exception de l'ajout des quatre obstacles suivants :

- Obstacle 1 : $\text{obs1} = [180, 180, 0, 100, 75, 100]$.
- Obstacle 2 : $\text{obs2} = [325, 300, 100, 80, 60, 100]$.
- Obstacle 3 : $\text{obs3} = [200, 350, 50, 100, 50, 80]$.
- Obstacle 4 : $\text{obs4} = [450, 200, 50, 60, 80, 90]$.

La Figure 3.13 montre la trajectoire simulée, et la Figure 3.14 compare les longueurs obtenues avec RRT* et RRT* + PSO.

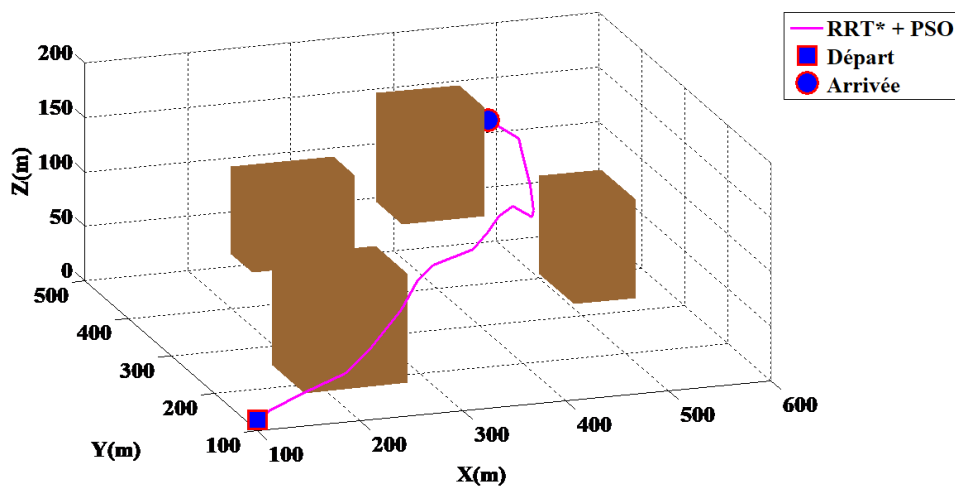


FIGURE 3.13 – Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par RRT* et optimisée par PSO (avec quatre obstacles)

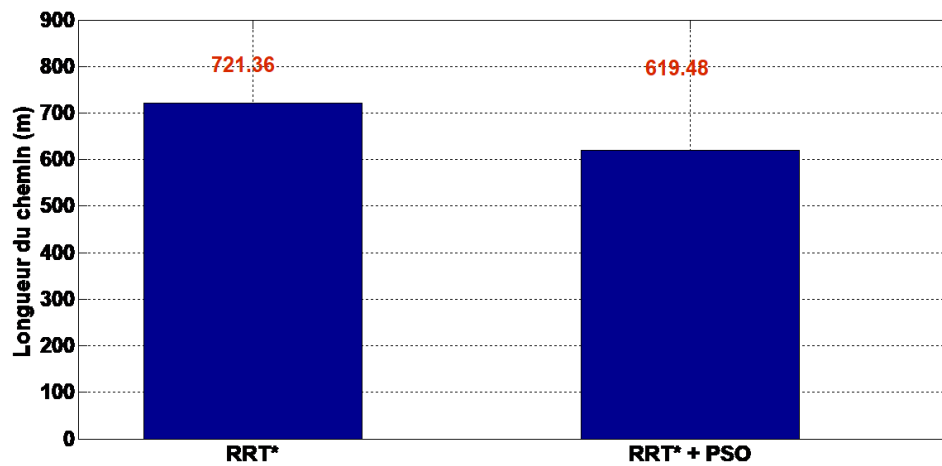


FIGURE 3.14 – Comparaison des longueurs de trajectoires générées par RRT* et RRT* + PSO (avec quatre obstacles)

d) Synthèse 2

Les Figures 3.9, 3.11 et 3.13 montrent clairement que les trajectoires initialement générées par RRT* (présentées dans les Figures 3.4, 3.6 et 3.8) ont été nettement améliorées grâce à l'application de l'algorithme PSO. Ce dernier permet une optimisation efficace, non seulement en termes de réduction de la longueur du chemin et de meilleure régularité, mais également en assurant un évitement fiable des obstacles.

Ces améliorations sont quantitativement confirmées par l'étude comparative entre les deux méthodes, RRT* et RRT* + PSO, présentée à travers les histogrammes des Figures 3.10, 3.12 et 3.14. Ces dernières mettent en évidence une diminution significative des longueurs de trajectoire après optimisation, ce qui souligne l'apport réel de PSO dans l'amélioration des performances de la planification.

Bien que l'optimisation par PSO améliore les trajectoires en réduisant leur longueur et en évitant les obstacles, elle génère encore des changements brusques de direction, incompatibles avec les contraintes dynamiques d'un AUV. Pour pallier ce problème, un lissage par B-spline est appliqué afin d'obtenir des trajectoires continues et réalisables par le système.

3.7.3 Étape du lissage par B-spline

Afin de rendre les trajectoires générées compatibles avec les contraintes physiques de l'AUV, une étape de lissage est nécessaire pour les trajectoires optimales (RRT*+PSO). La méthode des courbes Bspline est particulièrement adaptée, car elle permet de produire des trajectoires continues, dérivables et lisses à partir de points de passage discrets.

Le processus de lissage de la trajectoire optimisée (RRT* + PSO) à l'aide de courbes B-spline s'articule autour des étapes suivantes :

1. Extraction des points de passage

Les points composant la trajectoire brute, issus de l'optimisation RRT* + PSO, sont extraits et ordonnés. Ils constituent la base du lissage.

2. Définition des paramètres B-spline

Une courbe de B-spline d'ordre 3 est utilisée, avec un vecteur de nuds comprenant 16 éléments, afin de s'adapter à la répartition des points.

3. Approximation des points

La B-spline est construite pour approcher les points extraits tout en garantissant la continuité et la dérivabilité de la trajectoire. Cette méthode réduit significativement les variations brusques d'orientation.

4. Construction de la courbe

Les points de passage sont utilisés comme points de contrôle dans la génération de la courbe via les fonctions de base. Le résultat est une trajectoire lisse et adaptée aux contraintes dynamiques.

5. Exploitation de la courbe lissée

La trajectoire obtenue est densément échantillonnée pour servir de référence lors du suivi par l'AUV.

Nous présentons les résultats des simulations Matlab selon les scénarios suivants :

a) Scénario 1 : Environnement sans obstacles

Les paramètres de simulation de l'algorithme B-Spline dans ce cas sont les suivants :

— Points de passage ou points de contrôle sont 16 points pour les trois directions x , y et z :

$x_{pso} = [100 \ 118.6277 \ 164.1627 \ 190.4170 \ 249.8226 \ 258.5915 \ 288.4254 \ 328.8876$
 $335.7295 \ 344.9945 \ 359.5355 \ 380.8276 \ 403.0821 \ 415.4305 \ 423.1079 \ 450].$

$y_{pso} = [100 \ 110.1285 \ 111.2392 \ 113.9750 \ 119.8584 \ 120.4037 \ 142.7683 \ 195.6760$
 $213.1064 \ 233.1754 \ 273.7592 \ 316.5336 \ 357.0565 \ 376.9530 \ 380.3658 \ 400].$

$z_{pso} = [10 \ 18.1331 \ 35.5914 \ 49.1155 \ 73.3118 \ 77.3894 \ 76.8787 \ 73.9715$
 $79.1178 \ 81.7962 \ 86.8000 \ 88.4813 \ 97.5799 \ 99.9733 \ 106.0947 \ 150].$

— Degré de la B-Spline : $p=3$

— Valeurs de paramètres de t : $t \in [0, 15]$

Le résultat de simulation est présenté par la Figure 3.15, tandis que la 3.16 résume les performances obtenues avec les trois méthodes : RRT* seule, RRT* combiné à PSO, et RRT* associé à PSO suivi d'un lissage par B-spline. Par ailleurs, la Figure 3.17 compare les longueurs de trajectoire obtenues avec RRT*, RRT* + PSO et RRT* + PSO + B-spline.

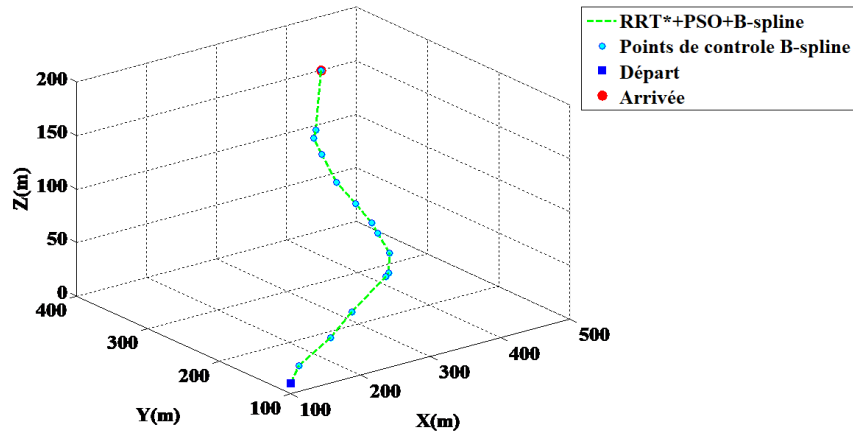


FIGURE 3.15 – Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*+PSO+B-Spline) sans obstacles

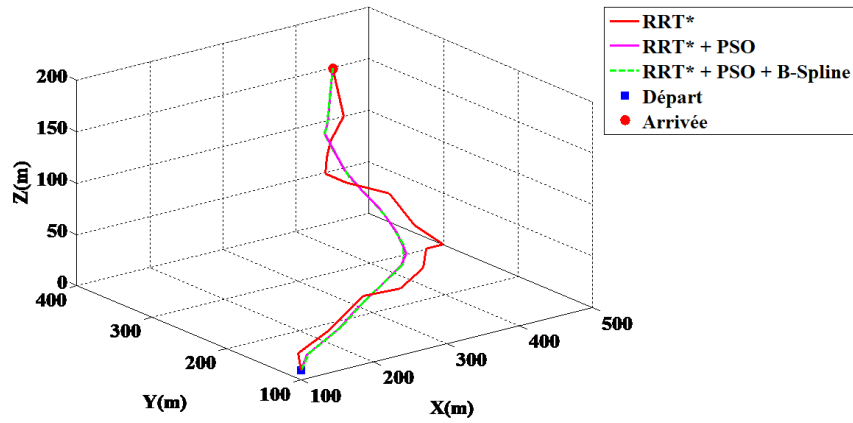


FIGURE 3.16 – Comparaison des trajectoires de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) sans obstacles

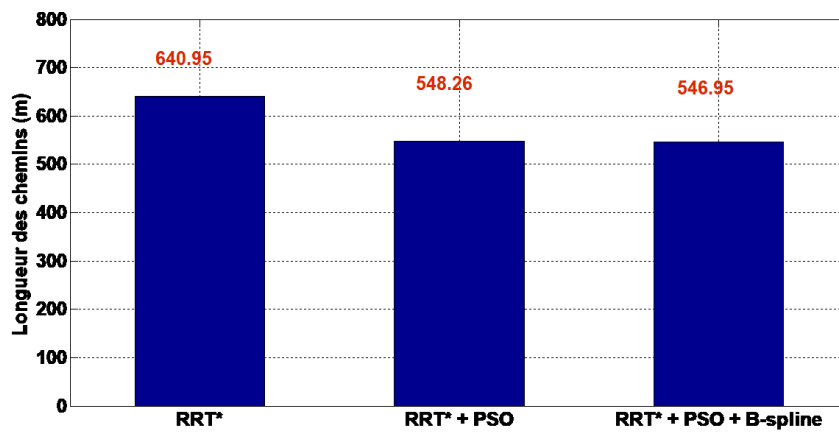


FIGURE 3.17 – Comparaison des longueurs de trajectoires générées par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) sans obstacles

b) Scénario 2 : Environnement avec deux obstacles

Dans ce scénario, deux obstacles statiques en forme de boîtes sont ajoutés à l'environnement. Leur position et dimension sont

- Obstacle 1 : $\text{obs1} = [180, 180, 0, 100, 75, 100]$.
- Obstacle 2 : $\text{obs2} = [325, 300, 100, 80, 60, 100]$.

Les paramètres de simulation de l'algorithme B-Spline dans ce cas sont les suivants :

- Points de passage ou points de contrôle sont 16 points pour les trois directions x, y et z :

$x_{\text{pso}} = [100, 117.4313, 152.0961, 192.8984, 227.1855, 268.5524, 292.7570, 317.4553, 365.0193, 393.2715, 418.8703, 441.6852, 468.6166, 474.6610, 479.3994, 485.7696, 487.6997, 458.5981, 450];$

$y_{\text{pso}} = [100, 109.2504, 114.0844, 117.8352, 142.9797, 167.4076, 190.0077, 208.9152, 231.5260, 263.1973, 300.9969, 322.8211, 342.7319, 352.0328, 372.5971, 405.7390, 419.4144, 406.0151, 400];$

$z_{\text{pso}} = [10, 14.3575, 25.9051, 38.0015, 47.8171, 72.3397, 88.7826, 95.0243, 97.2421, 99.672198, 432798.398878, 781781.435596, 1727114.7445122, 9313143.7694150].$

- Degré de la B-Spline : $p=3$
- Valeurs de paramètres de t : $t \in [0, 15]$

La Figure 3.18 illustre le résultat de simulation obtenu, tandis que la Figure 3.19 compare les performances des trois approches : RRT* seule, RRT* optimisée par PSO, et RRT* optimisé par PSO puis lissé par B-spline. En complément, la Figure 3.20 met en évidence les différences de longueur de trajectoire générées par chacune de ces méthodes.

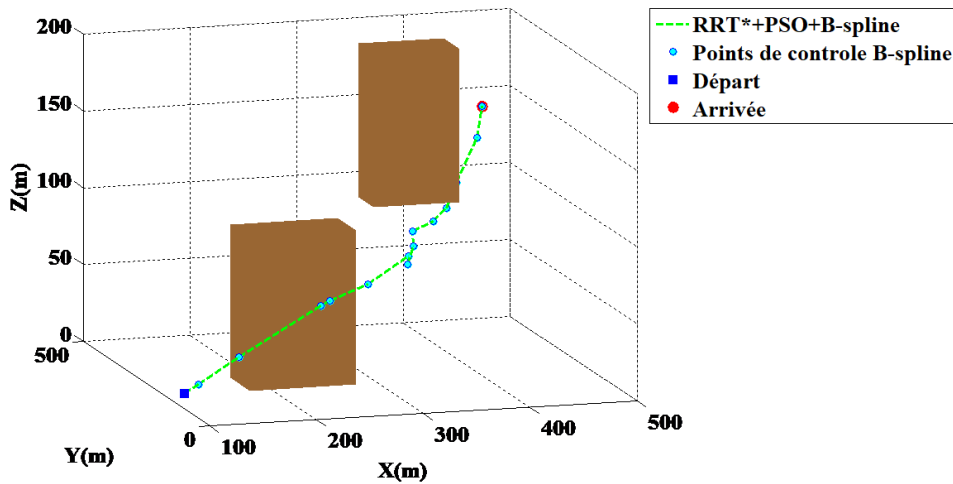


FIGURE 3.18 – Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*+PSO+B-Spline) avec deux obstacles

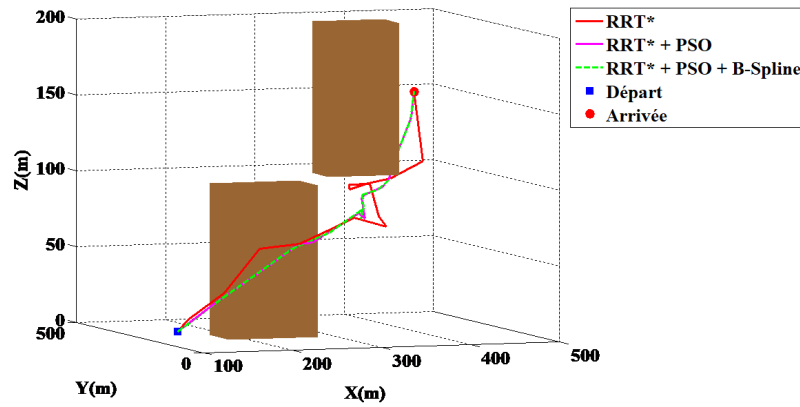


FIGURE 3.19 – Comparaison des trajectoires de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) avec deux obstacles

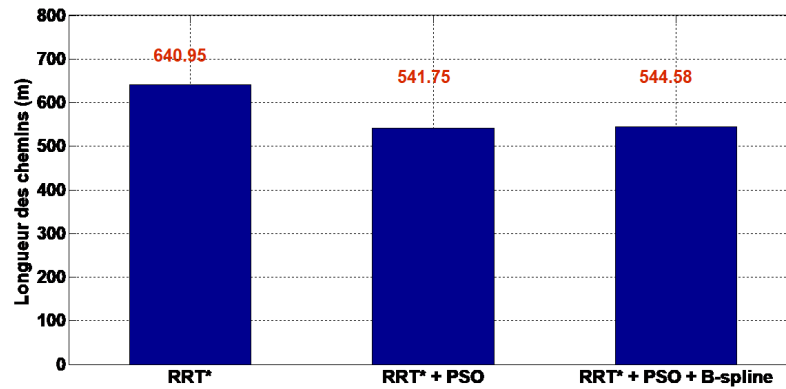


FIGURE 3.20 – Comparaison des longueurs de trajectoires générées par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) avec deux obstacles

c) Scénario 3 : Environnement avec quatre obstacles

Dans ce second scénario, l'environnement de navigation est enrichi par l'introduction de quatre obstacles statiques de forme parallélépipédique qui sont définis respectivement par :

- Obstacle 1 : obs1=[180,180,0,100,75,100];
- Obstacle 2 : obs2=[325, 300, 100, 80, 60, 100];
- Obstacle 3 : obs3=[200, 350, 50, 100, 50, 80];
- Obstacle 4 : obs4=[450, 200, 50, 60, 80, 90].

Les paramètres de simulation de l'algorithme B-Spline dans ce cas sont les suivants :

- Points de passage ou points de contrôle sont 16 points pour les trois directions x, y et z :

$x_{pso}=[100 \ 113.6846142 \ .5213218 \ .7335237 \ .2118255 \ .8676318 \ .3206319 \ .1584336 \ .1331$
 $344.1004352 \ .2719383 \ .4605397 \ .4025413 \ .2395440 \ .9326 \ 450];$

$y_{pso}=[100 \ 103.9417 \ 107.0929 \ 103.0385 \ 105.8535 \ 116.0000 \ 156.8150 \ 157.5408 \ 192.6991$
 $233.3241246 \ .8907289 \ .5800313 \ .7277339 \ .5170378 \ .1146 \ 400];$

$z_{pso_inv} = [10 \ 14.7822 \ 27.1886 \ 57.7679 \ 65.1944 \ 65.2933 \ 81.4954 \ 81.6142 \ 76.4248$
 $88.257490 \ .005292 \ .726697 \ .3240111 \ .6650133 \ .9953 \ 150]$

- Degré de la B-Spline : $p=3$
- Valeurs de paramètres de $t : t \in [0, 15]$

Le résultat de simulation est illustré par la Figure 3.21. Une analyse comparative des performances obtenues avec RRT* seule, RRT* optimisée par PSO, et RRT* combiné à PSO puis lissé par B-spline est présentée par la Figure 3.22. Enfin, la Figure 3.22 compare quantitativement les longueurs de trajectoire associées à ces trois méthodes.

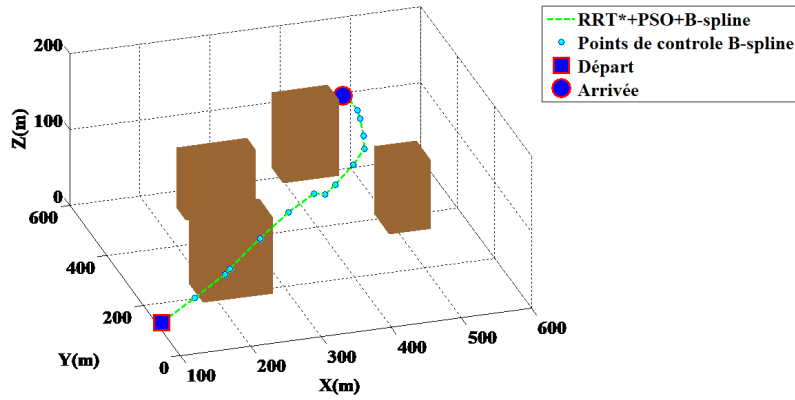


FIGURE 3.21 – Trajectoire de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*+PSO+B-Spline) avec quatre obstacles

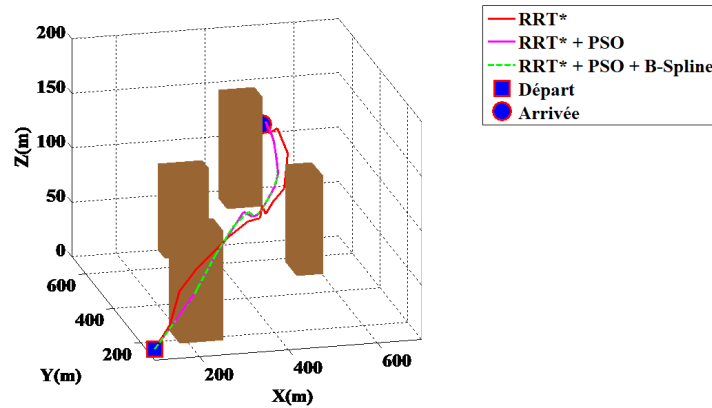


FIGURE 3.22 – Comparaison des trajectoires de référence de l'AUV en 3D Planifiée par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) avec quatre obstacles

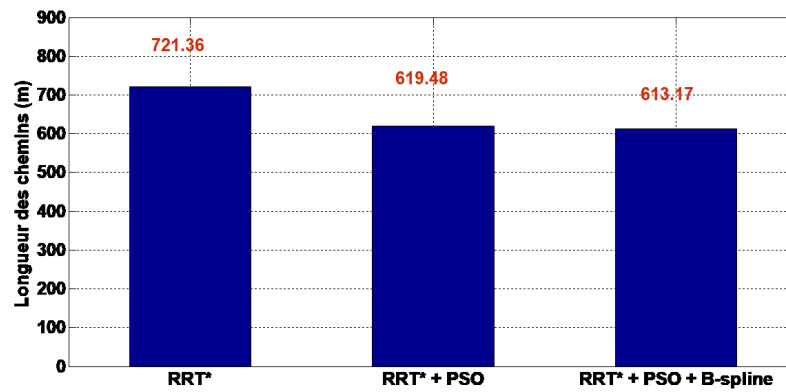


FIGURE 3.23 – Comparaison des longueurs de trajectoires générées par (RRT*), (RRT*+PSO) et (RRT*+PSO+B-Spline) avec quatre obstacles

d) Synthèse 3

Les Figures 3.15, 3.18 et 3.21 montrent clairement que les trajectoires initialement générées par la méthode RRT*+PSO présentent déjà une amélioration significative en termes de régularité et de fluidité par rapport aux trajectoires obtenues par RRT* seul. Cependant, l'application du lissage par B-spline a permis d'éliminer davantage les changements brusques de direction, ce qui contribue à réduire significativement les variations rapides d'accélération. Ainsi, la trajectoire obtenue devient plus adaptée aux contraintes dynamiques d'un AUV, en assurant un comportement plus stable et prévisible lors du suivi.

Les Figures 3.16, 3.19 et 3.22, qui comparent les trois trajectoires de référence obtenues respectivement par RRT*, RRT* + PSO, et RRT* + PSO + B-spline*, illustrent que cette dernière approche génère une trajectoire nettement plus lisse, tout en conservant une longueur inférieure ou équivalente à celle issue de RRT* + PSO. Cette optimisation géométrique sans allongement significatif du chemin constitue un avantage important pour les missions sous-marines où la consommation d'énergie et la précision du suivi sont critiques.

Ce constat est confirmé par les histogrammes représentés dans les Figures 3.17, 3.20 et 3.23, qui montrent une diminution mesurable de la longueur totale du chemin après application de chaque méthode. Ces résultats soulignent l'efficacité du couplage PSO + Bspline pour produire des trajectoires à la fois courtes, lisses et dynamiquement réalisables.

3.8 Conclusion

Ce chapitre a présenté une méthode complète de planification de trajectoire pour AUVs, combinant les algorithmes RRT*, PSO et le lissage par B-spline.

L'algorithme RRT* a démontré son efficacité pour générer des trajectoires faisables, même

en présence d'obstacles statiques. Cependant, ces trajectoires présentent encore une longueur importante et un manque de régularité. L'intégration de l'optimisation PSO a permis de réduire la longueur des trajectoires et d'améliorer leur régularité.

Enfin, le lissage par B-spline a permis d'éliminer les changements brusques de direction, produisant ainsi des trajectoires continues, différentiables et mieux adaptées aux contraintes dynamiques d'un AUV. L'approche combinée RRT* + PSO + B-spline s'est révélée efficace pour produire des trajectoires optimales, fluides et sûres en milieu sous-marin.

Dans le chapitre suivant, la trajectoire finale obtenue par RRT* + PSO + B-spline sera utilisée comme référence de navigation pour l'AUV, sur laquelle seront appliquées des lois de commande afin d'assurer un suivi précis et dynamique de la trajectoire planifiée.

Commande Floue pour la navigation 3D d'un AUV

4.1 Introduction

La commande des véhicules autonomes sous-marins (AUV) revêt une importance cruciale pour garantir leur bon fonctionnement dans des environnements sous-marins complexes et souvent imprévisibles. En effet, ces systèmes doivent faire face à de multiples défis, incluant les perturbations hydrodynamiques, la présence d'obstacles et les variations de densité de l'eau. Une commande efficace doit donc non seulement assurer un suivi précis des trajectoires prévues, mais aussi s'adapter aux incertitudes et variations paramétriques de l'AUV.

Dans ce contexte, ce chapitre se consacre à l'étude et à la mise en uvre d'une commande floue pour la navigation tridimensionnelle d'un AUV, en considérant des environnements avec ou sans obstacles. Après avoir rappelé les fondements théoriques de la logique floue et son application aux systèmes de commande automatique, nous comparerons systématiquement les performances de cette approche avec celles d'un régulateur Proportionnel-Dérivé (PD) conventionnel. À travers des simulations détaillées sous MATLAB/Simulink, nous évaluerons la robustesse, la précision et l'efficacité des deux méthodes de commande pour le suivi des trajectoires de référence optimales établies au chapitre précédent. L'objectif est de démontrer la capacité de l'AUV à maintenir une navigation stable tout en évitant les obstacles, tout en mettant en évidence les atouts de la commande floue pour gérer les incertitudes du modèle et les non-linéarités du système.

4.2 Contrôleur basé sur la logique flou

Depuis les années 1960, la logique floue, introduite par Zadeh (1965), est devenue une méthode incontournable pour la modélisation et le contrôle des systèmes complexes [46]. Elle permet de traduire des concepts linguistiques naturels en commandes automatisées. Les premières applications pratiques remontent à 1975 avec les travaux de Mamdani et Assilian sur une turbine à vapeur, suivies en 1987 par une utilisation industrielle majeure dans le métro de Tokyo. Ces systèmes ont prouvé leur efficacité, rivalisant avec les méthodes de contrôle classiques [46].

4.2.1 Commande floue (FLC)

La commande floue vise à reproduire le raisonnement humain en structurant les connaissances sous forme de règles de type "Si... Alors...". Les prémisses caractérisent l'état du système tandis que les conclusions définissent les actions à entreprendre. Dans ce cadre, la certitude d'un événement est mesurée par un degré d'appartenance à un sous-ensemble flou [47] :

- Un degré de 1 indique une certitude absolue
- Un degré inférieur à 1 reflète une incertitude partielle
- Un degré de 0 signifie un rejet complet de l'appartenance au sous-ensemble.

Dans la théorie classique des ensembles, un ensemble A inclus dans B est caractérisé par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$, qui vaut 1 si x appartient à A et 0 sinon [48]. En logique floue, le sous-ensemble A de B est également défini par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$, mais celle-ci peut prendre toute valeur continue entre 0 et 1, reflétant ainsi différents degrés d'appartenance de x à A . Cette approche permet une modélisation plus fine des notions imprécises ou incertaines, particulièrement utile dans les domaines où les données sont subjectives ou incomplètes [48].

4.2.2 Concept de base d'un ensemble floue

Un ensemble classique A de U est défini par une fonction d'appartenance caractéristique donnée par Figure 4.1 et exprimée par :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in A, \\ 0 & \text{if } x \notin A, \end{cases} \quad (4.1)$$

Soit U un ensemble d'objets (par exemple $U = \mathbb{R}^n$) appelé univers du discours. Un ensemble flou A dans U est caractérisé par une fonction d'appartenance notée $\mu_A(x)$ ($\mu_A : U \rightarrow [0, 1]$) qui, appliquée à un élément x de U , retourne un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ de x à A (voir Figure 4.1.b). Un ensemble flou A peut être représenté sous la forme : $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U\}$.

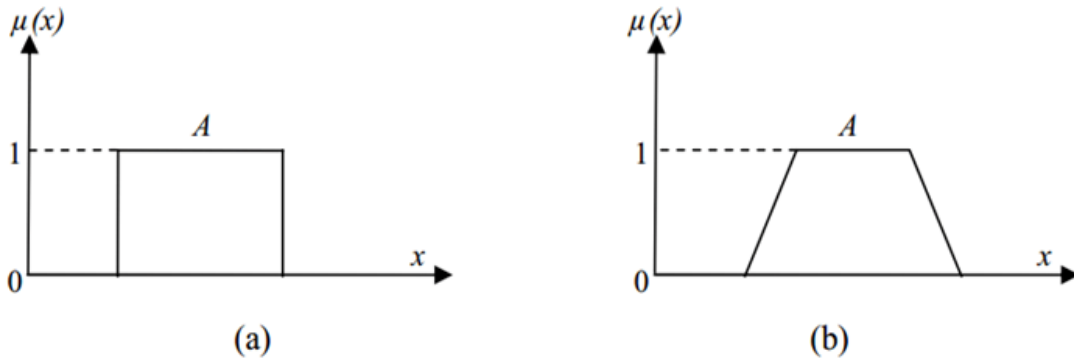


FIGURE 4.1 – Exemples des fonctions d'appartenance : (a) Logique classique (b) Logique floue

Si U est discret, A est représenté par :

$$\sum_{x_i} \frac{\mu_A(x_i)}{x_i}. \quad (4.2)$$

Si U est continu, A est représenté par :

$$\int \frac{\mu_A(x_i)}{x_i}. \quad (4.3)$$

Les ensembles flous présentent l'avantage de fournir une modélisation mathématique des termes linguistiques couramment employés dans le langage naturel des experts.

4.2.3 Caractéristiques d'un ensemble flou

Un sous-ensemble flou A dans un univers de discours U est représenté, comme le montre la figure 4.2, par sa fonction d'appartenance μ_A . Il peut également être caractérisé par plusieurs propriétés[47] :

- **Support** : Ensemble des éléments de U ayant une appartenance non nulle à A . Il est défini par :

$$\text{Supp}(A) = \{x \in U \mid \mu_A(x) \neq 0\}. \quad (4.4)$$

- **Hauteur** : Plus haut degré d'appartenance atteint dans l'ensemble flou. Un ensemble est dit normalisé si sa hauteur vaut 1. Il est défini par :

$$H(A) = \sup_{x \in U} \{\mu_A(x)\}. \quad (4.5)$$

- **Noyau** : Ensemble des éléments appartenant totalement à A (degré d'appartenance = 1). Il est défini par :

$$\text{Noy}(A) = \{x \in U \mid \mu_A(x) = 1\}. \quad (4.6)$$

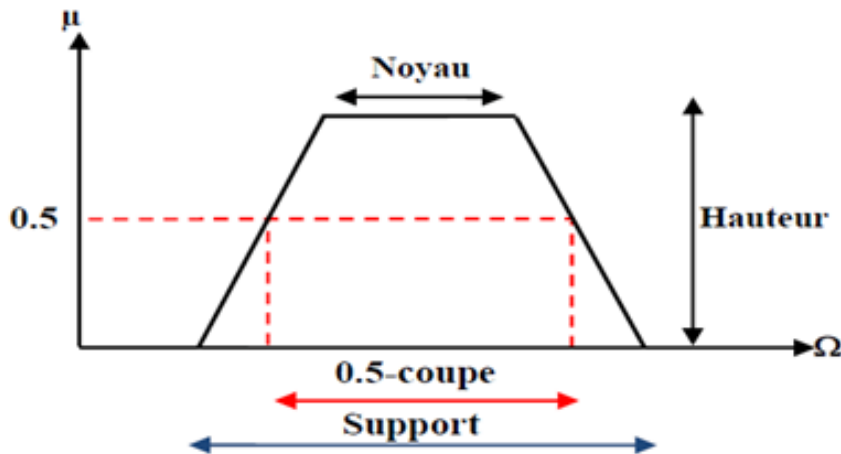


FIGURE 4.2 – Caractéristiques d'un ensemble flou.

4.2.4 Fonctions d'appartenance

Plusieurs types de fonctions d'appartenance existent, dont le choix dépend des spécificités de l'application considérée. La figure 4.3 présente une illustration des principales formes utilisées qui sont définies mathématiquement par les fonctions d'appartenance suivantes [47] :

— **Fonction triangulaire :**

$$\mu(x) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right). \quad (4.7)$$

— **Fonction trapézoïdale :**

$$\mu(x) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right). \quad (4.8)$$

— **Fonction gaussienne :**

$$\mu(x) = \exp \left(-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2} \right). \quad (4.9)$$

— **Fonction sigmoïde :**

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}}. \quad (4.10)$$

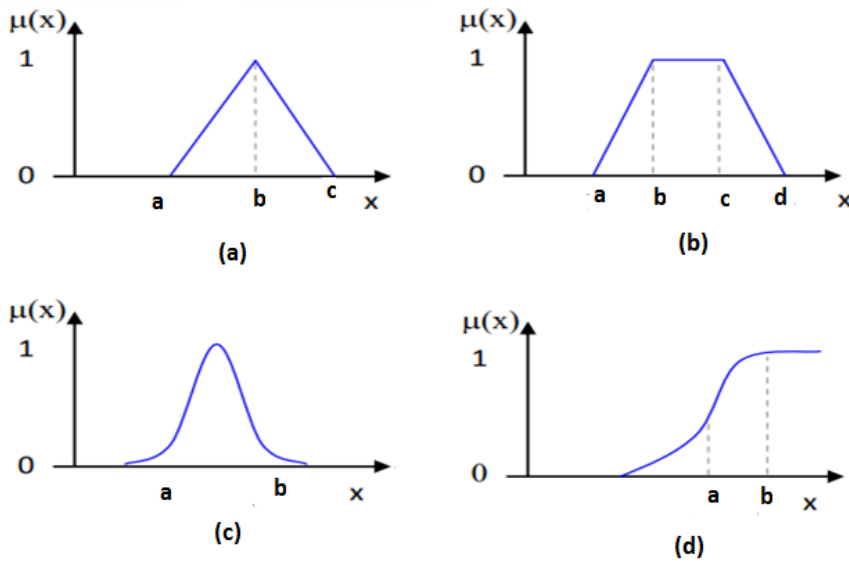


FIGURE 4.3 – Formes usuelles des fonctions d'appartenance, (a) Fonction triangulaire, (b) Fonction trapézoïdale, (c) Fonction gaussienne, (d) Fonction sigmoïde

4.2.5 Variables linguistiques

Les descriptions de situations, phénomènes ou processus font fréquemment appel à des qualificatifs imprécis tels que :

- peu, beaucoup, énormément,
- rarement, fréquemment, souvent,
- froid, tiède, chaud,
- petit, moyen, grand, etc.

En logique floue, une variable linguistique est classiquement représentée par un triplet (V, U, T_V) où :

- V : variable linguistique proprement dite,
- U : univers de discours associé,
- T_V : ensemble des termes linguistiques décrivant V .

Exemple illustratif : Considérons la variable "Température" avec :

- Univers de discours : $\mathbb{R}$ (nombres réels)
- Termes linguistiques : {Basse, Moyenne, Élevée}

La représentation formelle devient alors : (Température, $\mathbb{R}$, {Basse, Moyenne, Élevée}) (voir Figure4.4).

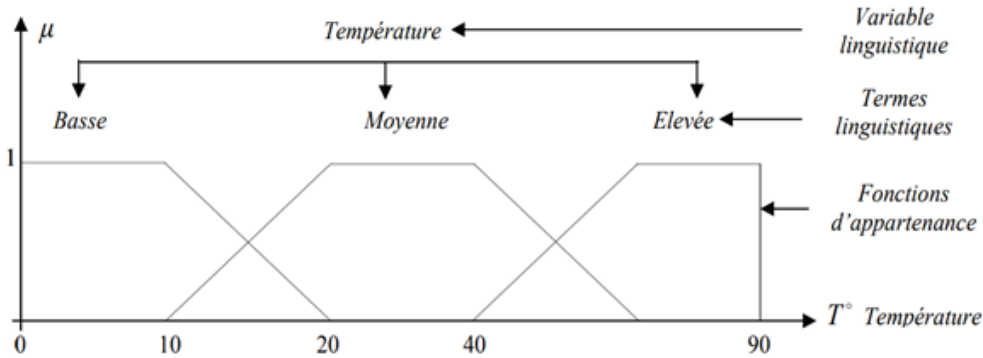


FIGURE 4.4 – Exemple d'une variable linguistique 'Température' avec trois termes linguistiques.

Les variables linguistiques permettent de représenter précisément des concepts qualitatifs souvent utilisés dans les descriptions humaines. Elles sont essentielles en logique floue pour modéliser des connaissances imprécises ou subjectives, et sont largement utilisées dans de nombreux domaines tels que la prise de décision, le contrôle de systèmes et l'intelligence artificielle [46].

4.2.6 Opérations sur les ensembles flous

Soient A et B des ensembles flous dans l'univers X , décrits par leurs fonctions d'appartenance $\mu_A(x)$ et $\mu_B(x)$ respectivement[48] (voir Figure4.5).

- **Égalité :** Deux ensembles flous A et B sont égaux ($A = B$) si :

$$\forall x \in X, \mu_A(x) = \mu_B(x). \quad (4.11)$$

— **Inclusion** : A est inclus dans B si et seulement si :

$$\forall x \in X, \mu_A(x) \leq \mu_B(x). \quad (4.12)$$

— **Intersection** : Notée $A \cap B$, définie par :

$$\forall x \in X, \mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}. \quad (4.13)$$

— **Union** : Notée $A \cup B$, définie par :

$$\forall x \in X, \mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}. \quad (4.14)$$

— **Complément** : Le complément d'un ensemble flou A , noté $\bar{A}$, est défini par :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x), \forall x \in X. \quad (4.15)$$

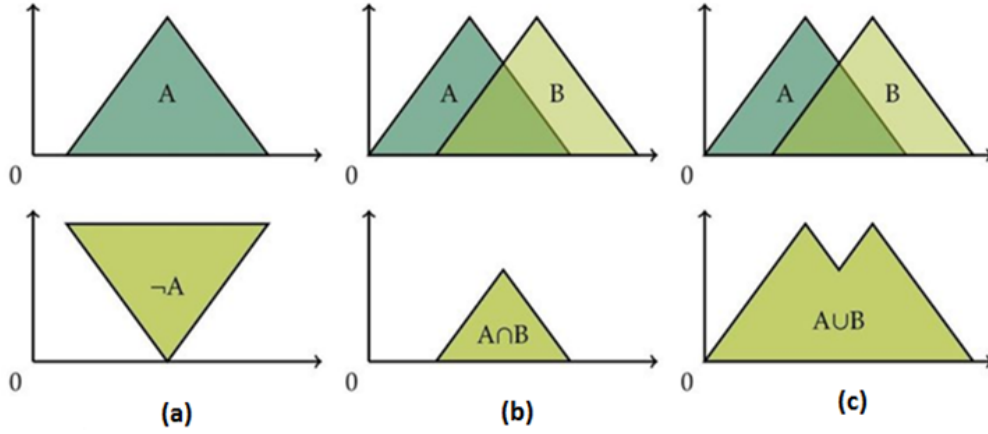


FIGURE 4.5 – Schéma d'opérations sur ensembles flous, (a) Complément, (b) Intersection, (c) Union.

4.2.7 Systèmes d'inférence floue (SIF)

Un Système d'Inférence Floue (SIF) a pour objectif de convertir des entrées numériques en sorties exploitables via l'évaluation d'un ensemble de règles expertes. Comme illustré dans la figure 4.6, son architecture repose sur trois phases fondamentales[48] : Fuzzification, Inférence, Défuzzification.

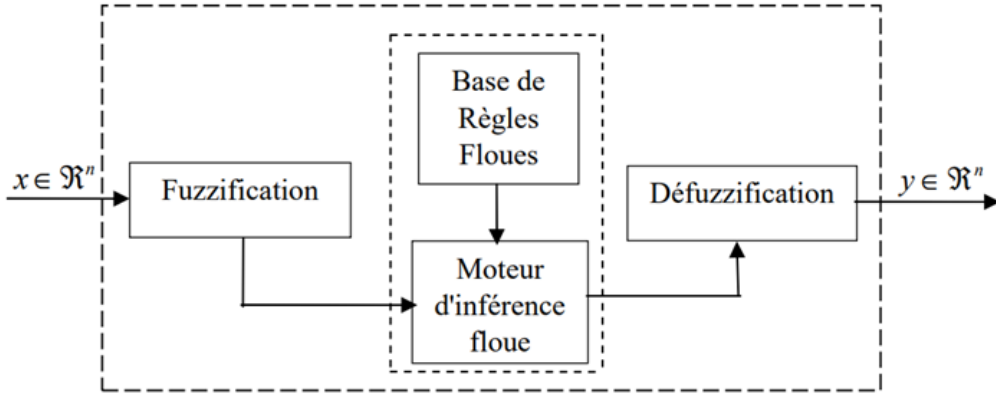


FIGURE 4.6 – Configuration de base d'un système flou.

4.2.7.1 Fuzzification

La fuzzification constitue l'étape fondamentale de conversion d'une valeur (ou ensemble) numérique précise en une représentation floue. Ce processus permet d'associer des mesures quantitatives à des concepts linguistiques modélisés par des ensembles flous.

a. Méthodologie de fuzzification

— Définition de l'univers du discours :

- Détermination de l'intervalle $[x_{\min}, x_{\max}]$ couvrant toutes les valeurs possibles de la variable d'entrée.
- Exemple : Pour une température ambiante, $U = [0^{\circ}C, 50^{\circ}C]$.

— Partition floue de l'univers :

- Découpage en N classes floues correspondant aux termes linguistiques.
- Recouvrement partiel des classes (typiquement 20–30%).
- Exemple : {Froid, Tempéré, Chaud}.

— Spécification des fonctions d'appartenance :

- Choix du type de fonction (triangulaire, gaussienne, etc.).
- Paramétrage des caractéristiques (centre, largeur, pente).
- Vérification de la complétude ($\forall x \in U, \sum \mu_i(x) > 0$).

4.2.7.2 Processus d'Inférence Floue

a. Base de règles floues La base de règles constitue le cur du système d'inférence floue, établissant des relations linguistiques entre les variables d'entrée et de sortie. Plusieurs méthodes existent pour construire ces règles, dont la base de Mac Vicar-Whelan[48], qui adopte une structure anti-diagonale caractéristique.

b. Organisation des règles Les règles sont typiquement organisées sous forme de table de décision (voir Tableau 4.1), indépendamment de sa dimensionnalité (pleine ou creuse). Cette structure doit impérativement satisfaire trois propriétés fondamentales :

— **Cohérence**

Absence de règles contradictoires,
Unicité des conclusions pour des prémisses identiques.

— **Continuité**

Couverture sans discontinuité de l'espace d'entrée,
Transition progressive entre les règles adjacentes.

— **Complétude**

Prise en compte de toutes les combinaisons d'entrées possibles,
Existence d'au moins une règle active pour tout point de l'univers de discours.

e \ de	N	Z	P
N	PG	P	Z
Z	P	Z	N
P	Z	N	NG

NG : négatif grand.

N : négatif.

Z : zéro.

P : positif.

PG : positif grand.

TABLE 4.1 – Exemple de table de décision pour un régulateur flou.

c. Mécanisme d'inférence Le processus d'inférence dans les systèmes flous consiste à évaluer la validité des différentes règles et à déterminer les valeurs de sortie correspondantes selon leurs conclusions. Voici les aspects clés de ce mécanisme :

— **Calcul des valeurs de vérité :**

Calcul de la validité des conditions (antécédents) à l'aide d'opérateurs flous,
Utilisation des opérateurs "min" (ET flou) ou "max" (OU flou) pour combiner les degrés d'appartenance des variables d'entrée.

— **Partie conclusion :**

Chaque règle génère une sortie floue via sa partie conséquente,
La forme de la conclusion dépend de la fonction d'appartenance de la variable de sortie.

— **Combinaison des fonctions :**

Combinaison des conclusions partielles selon différentes méthodes :

Méthode de Mamdani : utilisation de l'opérateur "min",

Méthode de Larsen : application de l'opérateur produit.

4.2.7.3 Défuzzification

La défuzzification constitue l'étape finale des systèmes flous, transformant un ensemble flou de sortie en une valeur numérique exploitable. Ce processus crucial s'appuie sur différentes méthodes mathématiques telles que : le dernier des maxima, la moyenne des maxima, le centre de gravité, le

centre des aires, le centre de la plus grande surface, le centre des maxima. Ces différentes méthodes offrent des approches variées pour obtenir une valeur de sortie précise et significative à partir des données floues du système.

a. Méthode du centre de gravité (CG) : Cette méthode est largement utilisée. Elle consiste à calculer la moyenne pondérée des valeurs de l'ensemble de sortie discrétisé dont la formule mathématique est donnée par[48] :

$$y_{CG} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i \mu_A(y_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_A(y_i)}. \quad (4.16)$$

où :

A est l'ensemble de sortie discrétisé en N points,

y_i est la valeur de sortie associée à chaque point.

Le centre de gravité est donc une valeur unique qui représente l'ensemble flou de sortie (voir Figure4.7).

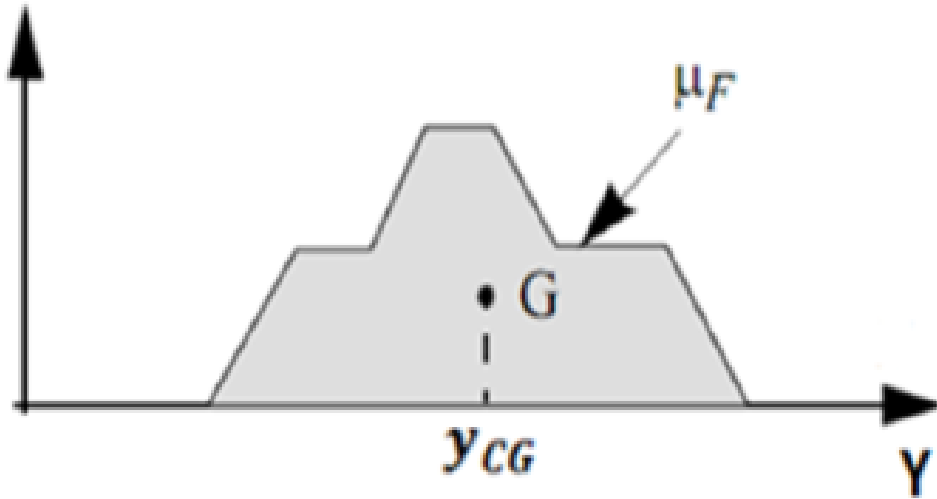


FIGURE 4.7 – Défuzzification par la méthode de centre de gravité.

b. Méthode de Singleton (Méthode de Hauteur)

La méthode de Singleton est une approche simplifiée de défuzzification où chaque ensemble flou de sortie est représenté par un unique point (singleton) au lieu d'une fonction d'appartenance étendue. La formulation mathématique correspondante est la suivante :

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n w_i s_i}{\sum_{i=1}^n w_i}. \quad (4.17)$$

où :

w_i : degré d'activation de la règle i (valeur de vérité de la prémisse),

s_i : valeur prédéfinie du singleton pour la règle i .

4.3 Navigation de l'AUV en 3D

La navigation tridimensionnelle d'un véhicule autonome sous-marin (AUV) consiste en la capacité du système à évoluer de manière autonome selon les trois degrés de liberté spatiaux (x, y, z) tout en maintenant un contrôle précis de sa position et orientation. Dans le cadre de notre travail, cette navigation repose sur une méthode de guidage par ligne de visée (Line-Of-Sight – LOS). Cette technique permet de calculer les angles désirés de lacet ψ_d et de tangage θ_d en utilisant les points de passage $P_d = (x_d, y_d, z_d)$ qui représentent les trajectoires de référence de translation de l'AUV générées hors ligne par la méthode hybride (RRT*+PSO+B-spline) (voir chapitre 3).

Les mouvements de translation (x, y, z) et de rotation (ψ, θ) de l'AUV sont ensuite contrôlés à l'aide d'un régulateur PD (Proportionnel-Dérivé) ou d'un FLC (Fuzzy Logic Controller). Ces contrôleurs délivrent les couples nécessaires pour assurer le suivi précis de la trajectoire de référence de lacet et de tangage tout en permettant à l'AUV d'accomplir sa mission avec succès.

La vitesse linéaire u_d définie selon l'axe (O_x) des AUV est constante et elle est contrôlée par une commande proportionnelle (P) qui produit le couple correspondant.

La Figure 4.8 illustre le schéma de principe du système de guidage et de commande pour le suivi en 3D de la trajectoire de référence par l'AUV.

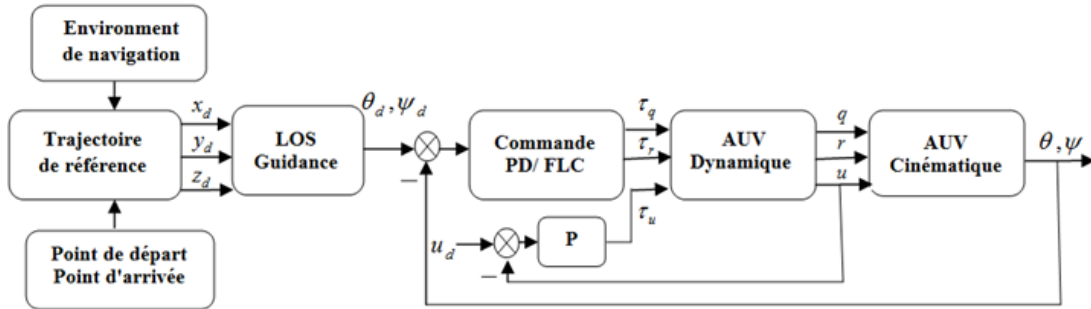


FIGURE 4.8 – Schéma bloc de la navigation de l'AUV en 3D.

4.3.1 Stratégie de guidage LOS

La stratégie de guidage LOS est largement utilisée en raison de sa simplicité et de sa facilité d'implémentation. Elle repose sur le principe d'aligner le véhicule AUV avec une ligne virtuelle reliant sa position actuelle à la cible souhaitée. En supposant que l'AUV se déplace à une vitesse constante $u_d(t)$, l'angle de lacet désiré ψ_d , dans le cas d'un guidage LOS bidimensionnel, peut être défini comme suit (voir Figure 4.9)[49] :

$$\psi_d = \tan^{-1} \left(\frac{y_d(k) - y}{x_d(k) - x} \right). \quad (4.18)$$

L'idée fondamentale derrière le développement de ce système de guidage tridimensionnel est d'ajus-

ter la profondeur désirée proportionnellement à la distance horizontale entre l'AUV et la cible. On suppose que l'AUV doit se déplacer de sa position actuelle (x, y, z) vers une position désirée (x_d, y_d, z_d) .

Selon la méthode de guidage LOS, l'angle de tangage désiré (θ_d) entre la ligne de jonction et le plan horizontal peut être calculé comme suit (voir Figure 4.9)[49] :

$$\theta_d = \tan^{-1} \left(\frac{z_d(k) - z}{\sqrt{(y_d(k) - y)^2 + (x_d(k) - x)^2}} \right) \quad (4.19)$$

avec :

- $x_d(k), y_d(k), z_d(k); (k = 1, 2, 3, \dots, N)$: coordonnées des N points de passage définis dans le plan (X, Y, Z) ,
- (x, y, z) : position instantanée de l'AUV à l'instant t .

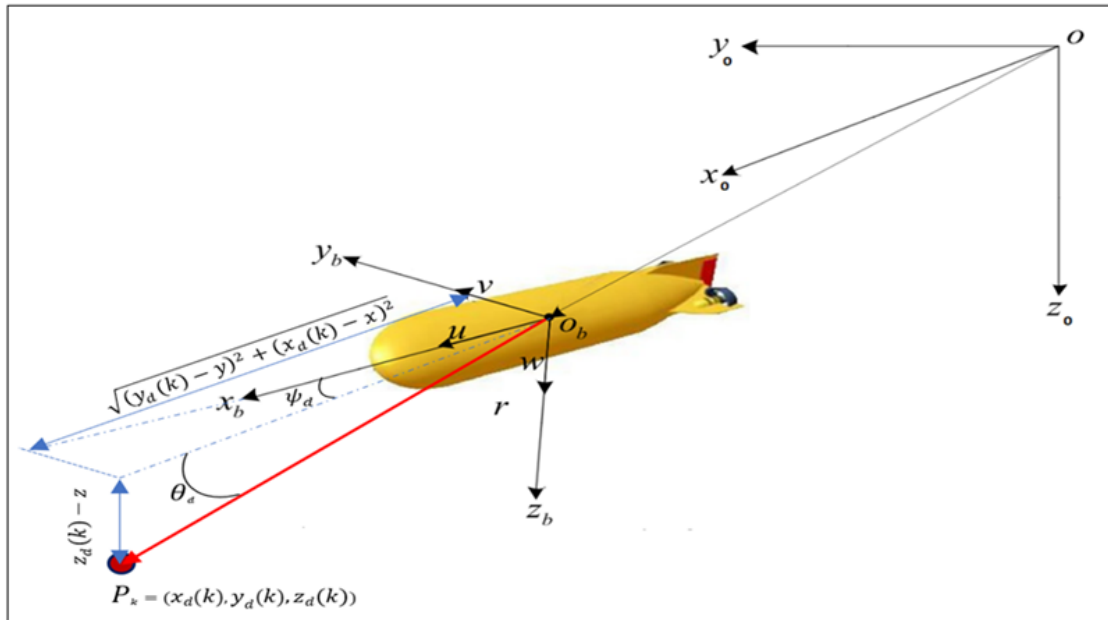


FIGURE 4.9 – Principe de la méthode de guidage LOS[49].

4.3.2 Application du contrôleur PD à l'AUV

4.3.2.1 Contrôleur PD

Un contrôleur PID (Proportionnel-Intégral-Dérivé) est un régulateur à action combinée largement utilisé dans les systèmes asservis. Dans le contexte sous-marin, cette architecture de contrôle joue un rôle crucial pour maintenir la stabilité de la position et de l'orientation de ces engins.

Dans notre étude nous avons utilisé un correcteur PD, dont la forme classique est décrite par :

$$u(t) = K_p e(t) + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad (4.20)$$

avec :

$u(t)$: Sortie (la valeur mesurée).

$e(t)$: Écart entre la consigne et la sortie.

K_p, K_d : gains proportionnel et dérivé.

La fonction de transfert dans le domaine de Laplace est donnée par :

$$U(s) = (K_p + K_d s)E(s). \quad (4.21)$$

4.3.2.2 Loi de Commande PD

Les lois de commande PD appliquées à l'AUV pour contrôler ses positions angulaires de tangage (θ) et de lacet (ψ) sont les suivantes :

$$u_\theta(t) = K_{p_\theta} e_\theta(t) + K_{d_\theta} \frac{de_\theta(t)}{dt}, \quad (4.22)$$

$$u_\psi(t) = K_{p_\psi} e_\psi(t) + K_{d_\psi} \frac{de_\psi(t)}{dt}, \quad (4.23)$$

où :

u_θ, u_ψ : couples de contrôle.

e_θ, e_ψ : erreurs de tangage et de lacet.

$K_{p_\theta}, K_{d_\theta}, K_{p_\psi}, K_{d_\psi}$: gains du correcteur PD.

Cette formulation classique permet un contrôle réactif de l'orientation de l'AUV tout en garantissant une stabilité robuste face aux perturbations hydrodynamiques. Les gains K_p et K_d doivent être soigneusement calibrés pour obtenir de bonnes performances selon les caractéristiques dynamiques spécifiques du véhicule.

La loi de commande proportionnelle (P) appliquée à l'AUV pour réguler sa vitesse linéaire selon l'axe (O_x) s'exprime comme suit :

$$u_u(t) = K_{p_u} e_u(t), \quad (4.24)$$

où :

$u_u(t)$: commande sur la vitesse linéaire.

$e_u(t)$: erreur sur la vitesse.

4.3.3 Développement de loi de Commande FLC

4.3.3.1 Schéma bloc du contrôleur FLC

La structure de commande par logique floue (FLC) du système AUV est présentée dans la Figure 4.8, avec le détail du contrôleur flou illustré dans la Figure 4.10. Cette boucle de régulation intègre deux contrôleurs flous distincts :

- **FLC 1** pour la régulation de l'angle de tangage (θ) afin de gérer les mouvements de profondeur et d'assiette.
- **FLC 2** pour le contrôle de l'angle de lacet (ψ) dont l'objectif est de piloter les changements de direction horizontaux.

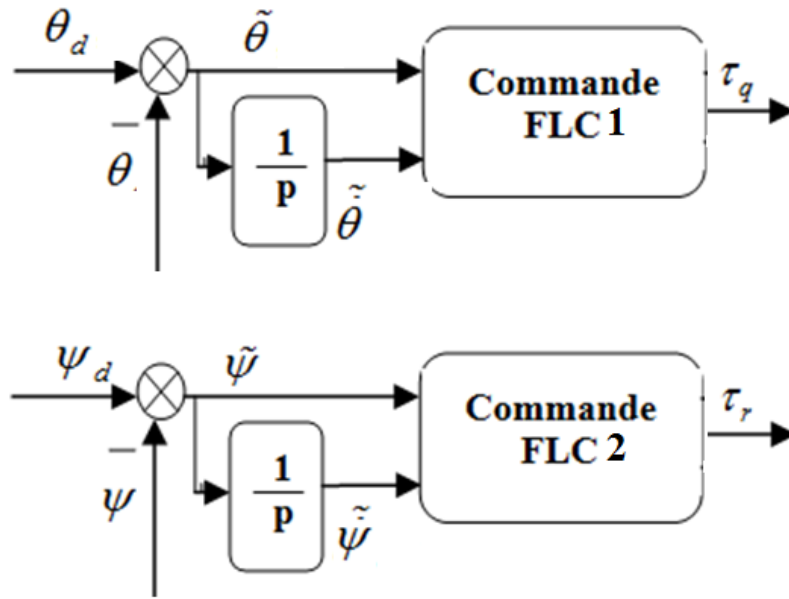


FIGURE 4.10 – Schéma bloc du contrôleur FLC de l'AUV

L'avantage de cette configuration du contrôleur (FLC1 et FLC2) permet un découplage partiel des commandes de tangage et lacet, une optimisation indépendante des règles floues pour chaque axe et la capacité à gérer les interactions dynamiques via la base de règles.

4.3.3.2 Paramètres et caractéristiques du contrôleur FLC

Les variables d'entrées et sorties de boucle de régulation

- Les valeurs désirées du système (consigne) : $\psi_d(t)$, $\theta_d(t)$.
- Les valeurs sorties du système (mesurées) : $\psi(t)$, $\theta(t)$.
- Les valeurs des couples (commandes) : τ_q et τ_r .

Les variables linguistiques

- L'erreur de tangage : $\tilde{\theta}(t) = \theta_d(t) - \theta(t)$.
- L'erreur de lacet : $\tilde{\psi}(t) = \psi_d(t) - \psi(t)$.

- La dérivée de l'erreur de tangage : $\dot{\tilde{\theta}}(t)$.
- La dérivée de l'erreur de lacet : $\dot{\tilde{\psi}}(t)$.

Univers de discours

- Pour les erreurs de tangage et de lacet ($\tilde{\theta}(t)$, $\tilde{\psi}(t)$) :

$$\tilde{\theta} \in [-180^\circ, 180^\circ], \quad \tilde{\psi} \in [-180^\circ, 180^\circ]$$

- Pour la dérivée de l'erreur de tangage et de lacet ($\dot{\tilde{\theta}}(t)$, $\dot{\tilde{\psi}}(t)$) :

$$\dot{\tilde{\theta}} \in [-3, 3] \quad ; \quad \dot{\tilde{\psi}} \in [-3, 3]$$

- Les commandes τ_q, τ_r :

$$\tau_q, \tau_r \in [-200, 200]$$

4.3.3.3 Classes et fonctions d'appartenance des contrôleurs flous

Pour la conception des FLC1 et FLC2, nous avons choisi :

Variables d'entrée

- **Forme** : Fonctions triangulaires (classes centrales) et trapézoïdales (limites).
- **Classes** : 5 termes linguistiques : NB (Négatif Grand), NS (Négatif Petit), Z (Zéro), PS (Positif Petit) et PB (Positif Grand).

Variables de sortie

- **Forme** : Singleton (valeurs discrètes précises).
- **Classes** : 7 niveaux de granularité.

a- Fonctions d'appartenance de $\tilde{\theta}$ La fonction d'appartenance de la variable d'entrée $\tilde{\theta}$ est donnée par la Figure 4.11 et les paramètres correspondants sont récapitulés dans le Tableau 4.2.

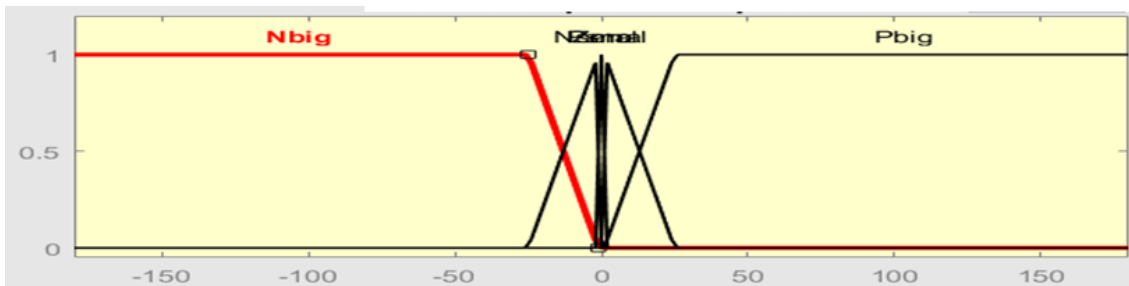
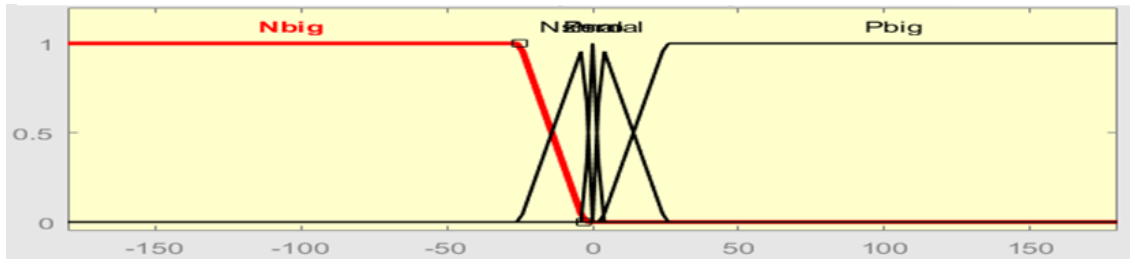


FIGURE 4.11 – Fonctions d'appartenances de la variable floue $\tilde{\theta}$.

TABLE 4.2 – Paramètres des Fonction d'appartenance d'entrée de $\tilde{\theta}$.

$\tilde{\theta}$	Type fonction d'appartenance	Paramètre de la fonction d'appartenance			
NB	Trapézoïdale	-316	-201	-25	-1
NS	Triangulaire	-25	-1	0	/
Z	Triangulaire	-1	0	1	/
PS	Triangulaire	0	1	25	/
PB	Trapézoïdale	1	25	238	526

b- Fonctions d'appartenance de $\tilde{\psi}$ La fonction d'appartenance de la variable d'entrée $\tilde{\psi}$ est donnée par la Figure 4.12 et les paramètres associés sont détaillés dans le Tableau 4.3.

FIGURE 4.12 – Fonctions d'appartenances de la variable floue $\tilde{\psi}$.TABLE 4.3 – Paramètres des Fonction d'appartenance d'entrée $\tilde{\psi}$.

$\tilde{\psi}$	Type fonction d'appartenance	Paramètre de la fonction d'appartenance			
NB	Trapézoïdale	-315.9	-200.7	-25	-3
NS	Triangulaire	-25	-3	0	/
Z	Triangulaire	-3	0	3	/
PS	Triangulaire	0	3	25	/
PB	Trapézoïdale	3	25	238	526

c- Fonctions d'appartenance de la variable d'entrée $\tilde{\theta}$ La fonction d'appartenance de la variable d'entrée $\tilde{\theta}$ est donnée par la Figure 4.13 et les paramètres sont résumés dans le Tableau 4.4.

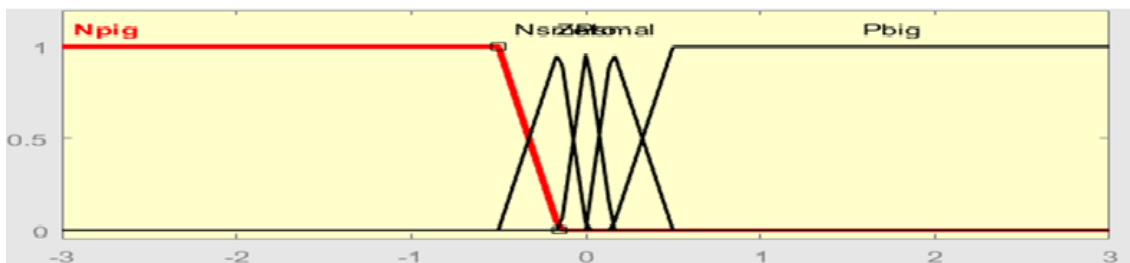
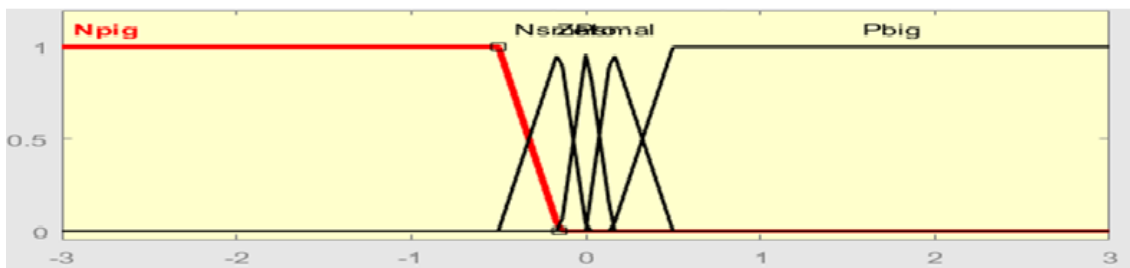
FIGURE 4.13 – Fonctions d'appartenances d'entrée de la variable floue $\tilde{\theta}$.

TABLE 4.4 – Paramètres des Fonction d'appartenance d'entrée de $\tilde{\theta}$.

$\tilde{\theta}$	Type fonction d'appartenance	Paramètre de la fonction d'appartenance			
NB	Trapézoïdale	-5.61	-3.69	-0.5	-0.15
NS	Triangulaire	-0.5	-0.15	0.00617	/
Z	Triangulaire	-0.1438	0.006	0.1562	/
PS	Triangulaire	0	0.15	0.5	/
PB	Trapézoïdale	0.15	0.5	3.61	8.41

d- Fonctions d'appartenance de la variable d'entrée $\tilde{\psi}(t)$ La fonction d'appartenance de la variable d'entrée $\tilde{\psi}(t)$ est donnée par la Figure 4.14 et les paramètres sont résumés dans le Tableau 4.5.

FIGURE 4.14 – Fonctions d'appartenances d'entrée de la variable floue $\tilde{\psi}$.TABLE 4.5 – Paramètres des Fonction d'appartenance d'entrée de $\tilde{\psi}$.

$\tilde{\psi}$	Type fonction d'appartenance	Paramètre de la fonction d'appartenance			
NB	Trapézoïdale	-5.61	-3.69	-0.5	-0.15
NS	Triangulaire	-0.5	-0.15	0.00617	/
Z	Triangulaire	-0.15	0.00617	0.15	/
PS	Triangulaire	0	0.15	0.5	/
PB	Trapézoïdale	0.15	0.5	3.61	8.41

e- Règles d'inférences (matrice d'inférences) Les 25 règles d'inférence du système implémentées dans le contrôleur flou (FLC1 et FLC2) sont formalisées selon le modèle illustré dans le Tableau 4.6.

TABLE 4.6 – Règles d'inférence.

	NB	NS	Z	PS	PB
NB	NVB	NVB	NB	NS	PS
NS	NVB	NB	NS	PS	PS
Z	NB	NS	Z	PS	PB
PS	NS	NS	PS	PB	PVB
PB	NS	PS	PB	PVB	PVB

La méthode employée pour déterminer les règles d'inférence concernant les sorties (τ_q et τ_r) est

celle de Takagi-Sugeno. Les deux fonctions de sortie, τ_q et τ_r , des contrôleurs flous correspondants (FLC) sont calculées selon les Équations (4.26) et (4.27).

$$\tau_q = FLC\left(\tilde{\theta}(t), \dot{\tilde{\theta}}(t)\right) = \frac{\sum_{i=1}^m k_i \mu_i\left(\tilde{\theta}, \dot{\tilde{\theta}}\right)}{\sum_{i=1}^m \mu_i\left(\tilde{\theta}, \dot{\tilde{\theta}}\right)}. \quad (4.25)$$

avec : μ_i : le degré d'appartenance de la variable floue

τ_q ; $i \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$, et $k_i \in \{-200, -175, -100, 0, 100, 175, 200\}$: valeurs discrètes représentatives.

Les sept classes linguistiques utilisées pour la sortie du premier contrôleur flou (FLC 1) sont : NVB, NB, NS, Z, PS, PB, et PVB (voir Figure 4.15).

$$\tau_r = FLC\left(\tilde{\psi}(t), \dot{\tilde{\psi}}(t)\right) = \frac{\sum_{i=1}^m k_i \mu_i\left(\tilde{\psi}, \dot{\tilde{\psi}}\right)}{\sum_{i=1}^m \mu_i\left(\tilde{\psi}, \dot{\tilde{\psi}}\right)}, \quad (4.26)$$

avec : μ_i : le degré d'appartenance de la variable floue τ_r ; $i \in \{1, 2, \dots, 7\}$: indices des classes linguistiques et $k_i \in \{-200, -100, -50, 0, 50, 100, 200\}$: valeurs discrètes représentatives.

Les sept classes linguistiques utilisées pour la sortie du premier contrôleur flou (FLC 2) sont : NVB, NB, NS, Z, PS, PB, et PVB (voir Figure 4.16).

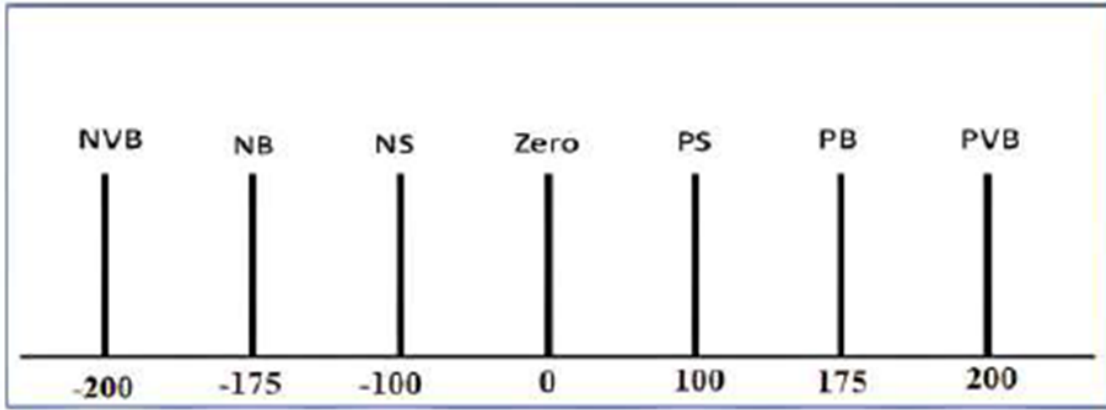
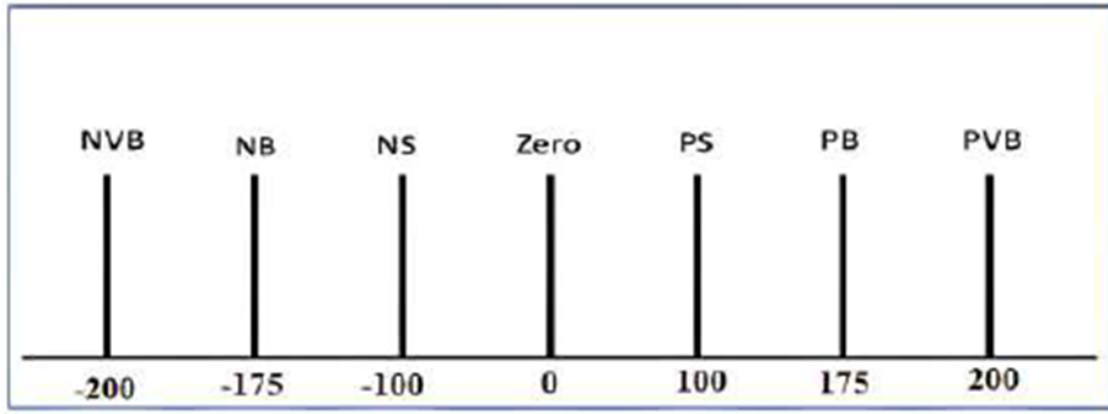


FIGURE 4.15 – Fonctions d'appartenances de la sortie de la variable floue (τ_q).

FIGURE 4.16 – Fonctions d'appartenances de la sortie de la variable floue (τ_r).

4.4 Résultats de simulation

Afin de valider les trajectoires de référence optimales planifiées dans l'espace 3D par (RRT*+PSO+B-spline) nous avons simulé sous Matlab (script) la navigation 3D de l'AUV à l'aide d'une technique de guidage par points de passage LOS, associée au contrôleur PD ou au FLC (voir Figure 4.8). L'objectif de ces tests de simulation est de mener une étude comparative des performances des deux lois de commande, en évaluant leur efficacité face aux variations paramétriques (telles que les inerties ajoutées et les masses d'eau ajoutées), ainsi qu'aux forces gravitationnelles et de flottabilité, considérées comme des perturbations.

La navigation de l'AUV se déroulent dans un environnement 3D, avec ou sans obstacles. En pratique, les obstacles sous-marins représentent généralement des dorsales, des épaves, des matières en suspension, ou divers objets marins. Pour simplifier la modélisation, ils sont représentés par des formes parallélépipédiques et ils sont déterminés comme suit :

- Obstacle 1 : obs1=[180, 180, 0, 100, 75, 100].
- Obstacle 2 : obs2=[325, 300, 100, 80, 60, 100].
- Obstacle 3 : obs3=[200, 350, 50, 100, 50, 80].
- Obstacle 4 : obs4=[450, 200, 50, 60, 80, 90].

L'espace de simulation est un environnement 3D de dimensions 700 m × 500 m × 200 m, avec un point de départ fixé à [100, 100, 10] et un point d'arrivée choisi à [450, 400, 150].

On donne les paramètres de simulation :

- Les valeurs nominales et les paramètres hydrodynamiques de véhicule sous-actionné étudié par [50] :

"Les termes d'inertie"

$$m_{11} = 215\text{kg}, m_{22} = 265\text{kg}, m_{33} = 265\text{kg}, m_{55} = 80\text{kg} \cdot \text{m}^2, m_{66} = 80\text{kg} \cdot \text{m}^2;$$

"Les termes de coefficient hydrodynamique de traînée linéaire"

$$X_U = 70\text{kg/s}, Y_V = 100\text{kg/s}, Z_W = 100\text{kg/s}, M_q = 50\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}, N_r = 50\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s};$$

"Les termes de coefficient hydrodynamique de traînée quadratique"

$$X_U|_U| = 100\text{kg/m}, Y_V|_V| = 200\text{kg/m}, Z_W|_W| = 200\text{kg/m}, M_q|_q| = 100\text{kg/m}, N_r|_r| = 100\text{kg/m};$$

Les autres paramètres :

$$m = 185\text{kg}, W = 1813\text{N}, B = 1813\text{N}, z_G = 0.01\text{m}, z_B = -0.01\text{m};$$

"Les états initiaux de l'AUV"

$$[x(0), y(0), z(0), \theta(0), \psi(0)] = [100(\text{m}), 100(\text{m}), 10(\text{m}), 0(\text{rad}), 0(\text{rad})].$$

"Les états initiaux désirés de l'AUV"

$$[xd(0), yd(0), zd(0), \theta d(0), \psi d(0)] = [100(\text{m}), 100(\text{m}), 10(\text{m}), -0.39(\text{rad}), 0.29(\text{rad})].$$

"La valeur désirée de la vitesse linéaire selon l'axe"

$$(OX)_{ud}(t) = 3\text{m/s}.$$

"Les limites physiques des actionneurs"

$$-200\text{N} \leq \tau_r \leq 200\text{N} \text{ et } -200\text{N} \leq \tau_q \leq 200\text{N}$$

- Les trajectoires de référence optimales déterminées en 3D sont représentées par les points de passages suivants (voir chapitre 3) :

- Cas d'un environnement 3D sans obstacles : $xd = [100 \ 118.6277 \ 164.1627 \ 190.4170 \ 249.8226 \ 258.5915 \ 288.4254 \ 328.8876 \ 335.7295 \ 344.9945 \ 359.5355 \ 380.8276 \ 403.0821 \ 415.4305 \ 423.1079 \ 450].$
 $yd = [100 \ 110.1285 \ 111.2392 \ 113.9750 \ 119.8584 \ 120.4037 \ 142.7683 \ 195.6760 \ 213.1064 \ 233.1754 \ 273.7592 \ 316.5336 \ 357.0565 \ 376.9530 \ 380.3658 \ 400].$
 $zd = [10 \ 18.1331 \ 35.5914 \ 49.1155 \ 73.3118 \ 77.3894 \ 76.8787 \ 73.9715 \ 79.1178 \ 81.7962 \ 86.8000 \ 88.4813 \ 97.5799 \ 99.9733 \ 106.0947 \ 150].$

- Cas d'un environnement 3D avec deux obstacles : $xd = [100 \ 117.4313 \ 152.0961 \ 192.8984 \ 227.1855 \ 268.5524 \ 292.7570 \ 317.4553 \ 365.0193 \ 393.2715 \ 418.8703 \ 441.6852 \ 468.6166 \ 474.6610 \ 479.3994 \ 485.7696 \ 487.6997 \ 458.5981 \ 450].$
 $yd = [100 \ 109.2504 \ 114.0844 \ 117.8352 \ 142.9797 \ 167.4076 \ 190.0077 \ 208.9152 \ 231.5260 \ 263.1973 \ 300.9969 \ 322.8211 \ 342.7319 \ 352.0328 \ 372.5971 \ 405.7390 \ 419.4144 \ 406.0151 \ 400].$

zd=[10 14.3575 25.9051 38.0015 47.8171 72.3397 88.7826 95.0243 97.2421 99.6721
98.4327 98.3988 78.7817 81.4355 96.1727 114.7445 122.9313 143.7694 150].

- **Cas d'un environnement 3D avec quatre obstacles :** xd=[100 113.6846 142.5213 218.7335
237.2118 255.8676 318.3206 319.1584 336.1331
344.1004 352.2719 383.4605 397.4025 413.2395 440.9326 450].
yd=[100 103.9417 107.0929 103.0385 105.8535 116.0000 156.8150 157.5408 192.6991
233.3241 246.8907 289.5800 313.7277 339.5170 378.1146 400].
zd = [10 14.7822 27.1886 57.7679 65.1944 65.2933 81.4954 81.6142 76.4248
88.2574 90.0052 92.7266 97.3240 111.6650 133.9953 150].

4.4.1 Navigation de l'AUV en 3D en utilisant LOS et PD

Tout d'abord, nous avons simulé la navigation de l'AUV en 3 D en utilisant la méthode de guidage LOS associé à la commande PD. Les résultats de simulation ainsi obtenus sont présentés selon le scénario étudié.

a- Scénario 1 : Environnement sans obstacles. Les résultats de simulation obtenus sont présentés par les Figures (4.17), (4.18), (4.19), (4.20) et (4.21).

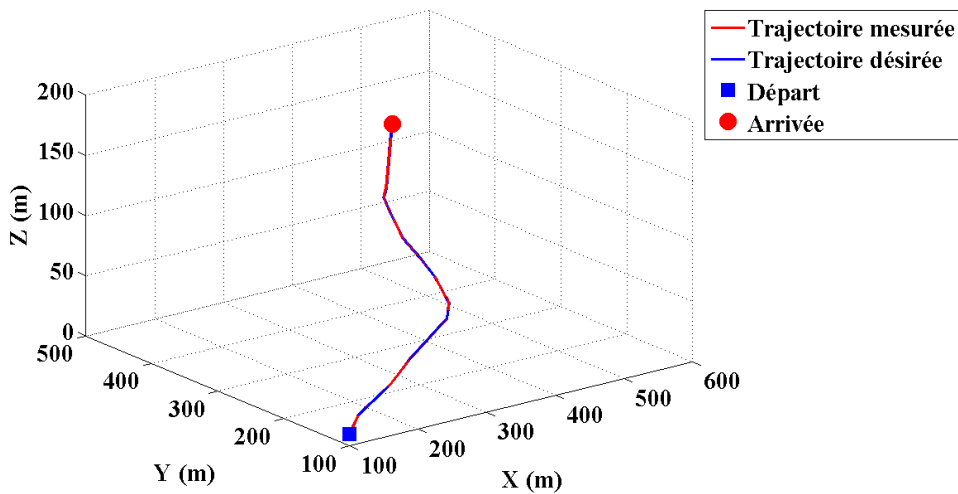
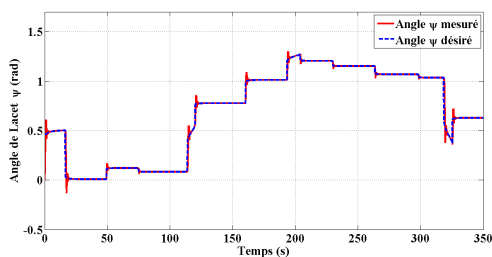
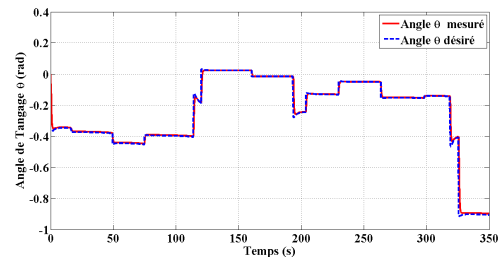


FIGURE 4.17 – Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur PD (sans obstacles).

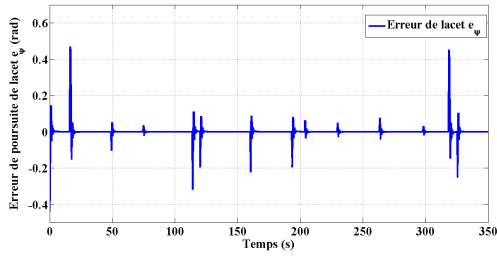


(a) Angles de lacet.

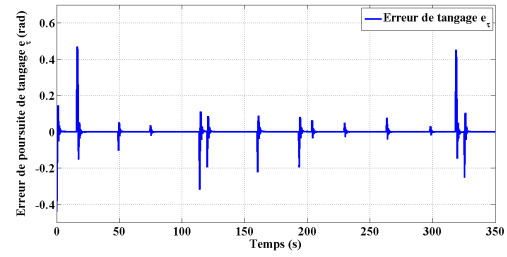


(b) Angles de tangage.

FIGURE 4.18 – Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur PD (sans obstacles).

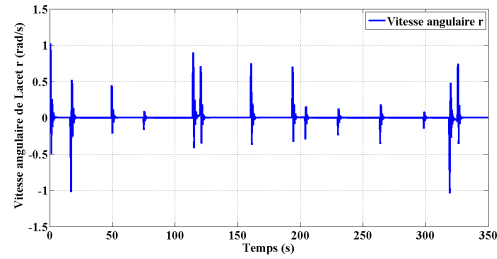


(a) Erreur de poursuite de lacet.

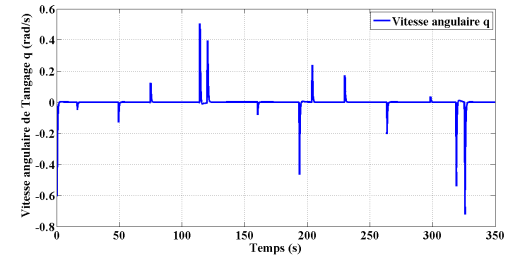


(b) Erreur de poursuite de tangage.

FIGURE 4.19 – Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur PD (sans obstacles).

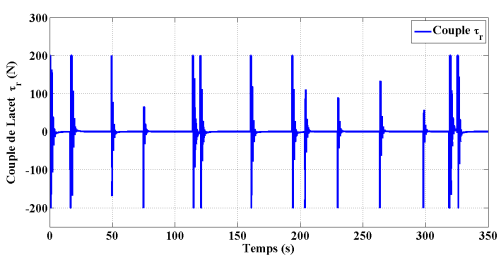


(a) Vitesse angulaire de lacet.

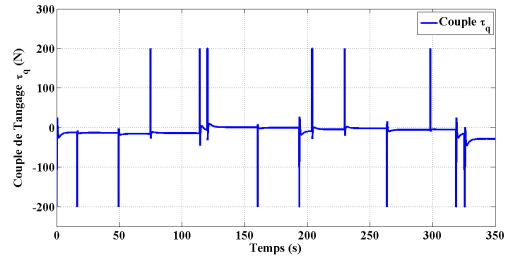


(b) Vitesse angulaire de tangage.

FIGURE 4.20 – Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur PD (sans obstacles).



(a) Couple de lacet.



(b) Couple de tangage.

FIGURE 4.21 – Couples issus du contrôleur PD (sans obstacles).

b- Scénario 2 : Environnement avec deux obstacles. Les Figures (4.22), (4.23), (4.24), (4.25) et (4.26) illustrent les résultats de simulation obtenus.

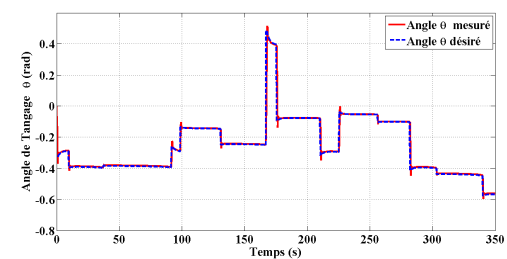
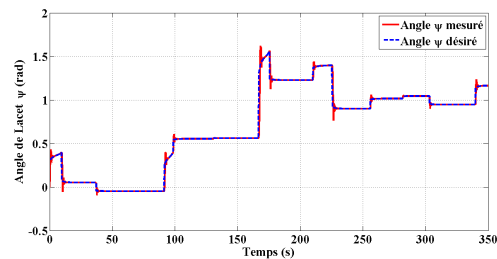


FIGURE 4.22 – Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur PD (avec deux obstacles).

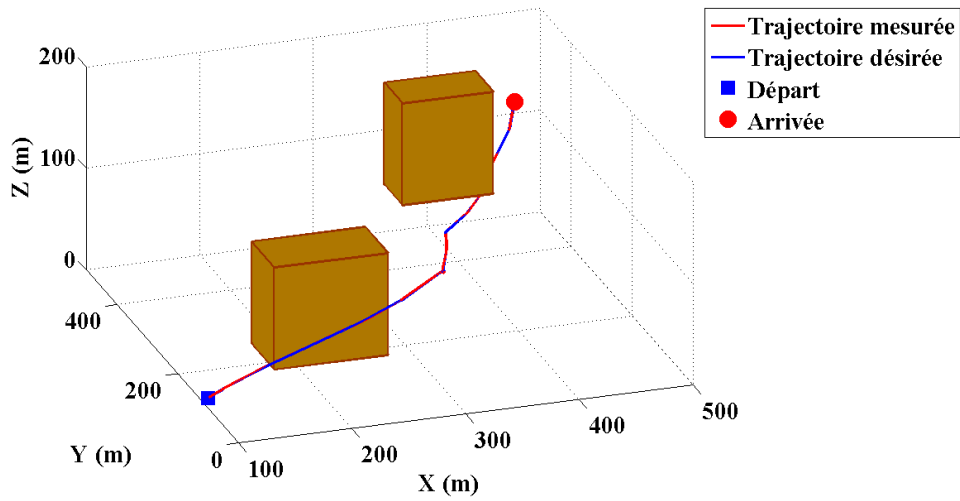
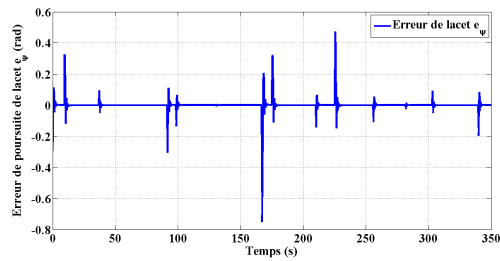
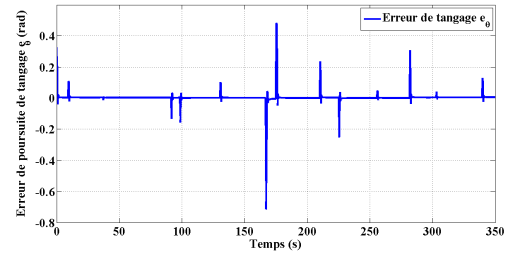


FIGURE 4.23 – Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur PD (avec deux obstacles).

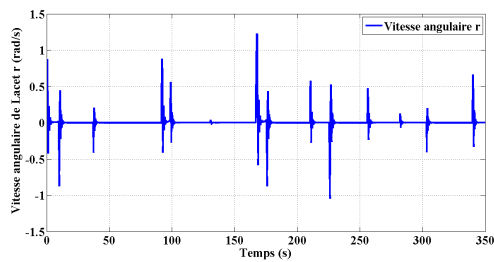


(a) Erreur de poursuite de lacet.

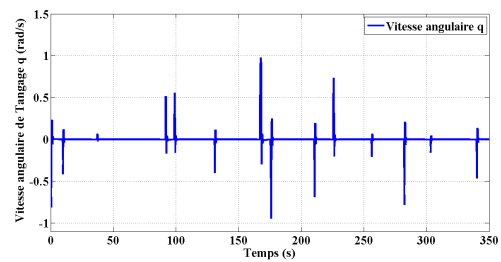


(b) Erreurs de poursuite de tangage.

FIGURE 4.24 – Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur PD (avec deux obstacles).

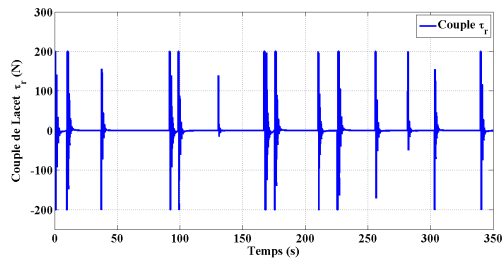


(a) Vitesse angulaire de lacet.

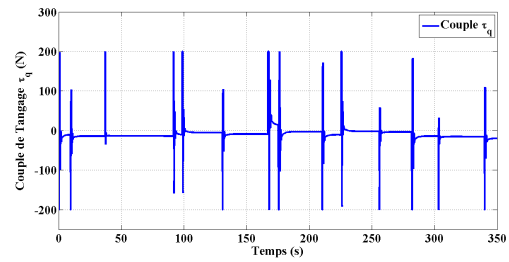


(b) Vitesse angulaire de tangage.

FIGURE 4.25 – Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur PD (avec deux obstacles).



(a) Couple de lacet.



(b) Couple de tangage.

FIGURE 4.26 – Couples issus du contrôleur PD (avec deux obstacles).

c- Scénario 3 : Environnement avec quatre obstacles Les Figures (4.27), (4.28), (4.29), (4.30) et (4.31) montrent les résultats de simulation obtenus.

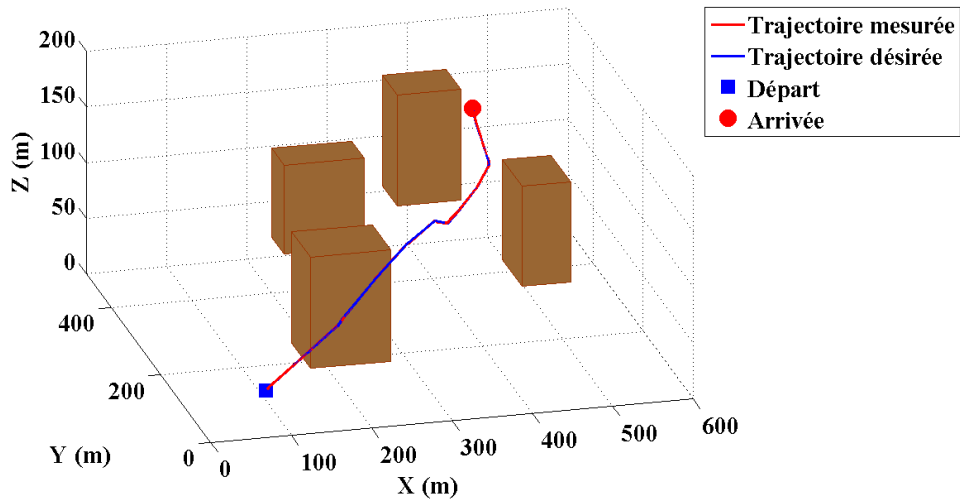
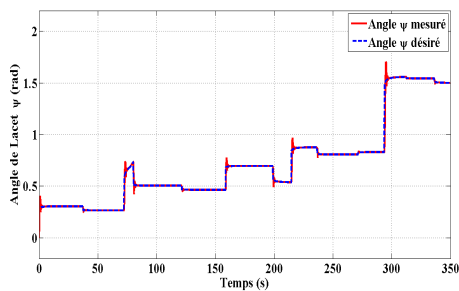
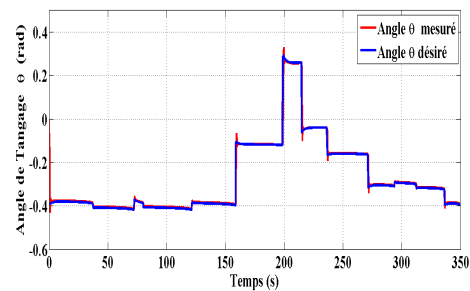


FIGURE 4.27 – Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur PD (avec quatre obstacles).

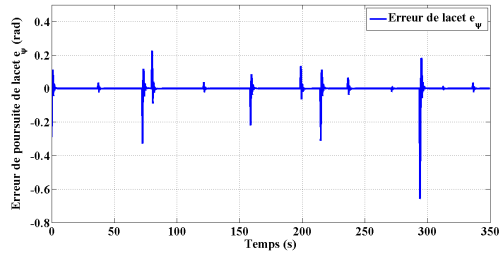


(a) Angles de lacet.

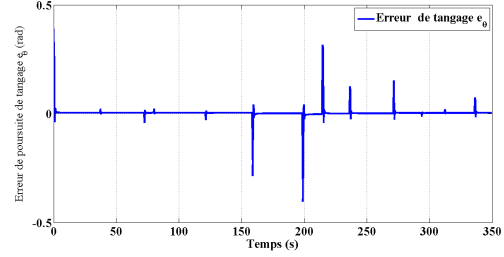


(b) Angles de tangage.

FIGURE 4.28 – Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur PD (avec quatre obstacles).

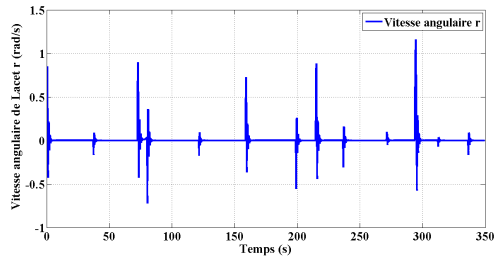


(a) Erreur de poursuite de lacet.

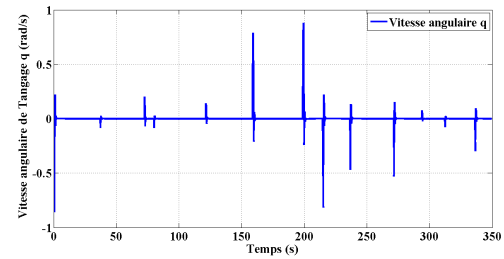


(b) Erreur de poursuite de tangage.

FIGURE 4.29 – Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur PD (avec quatre obstacles).

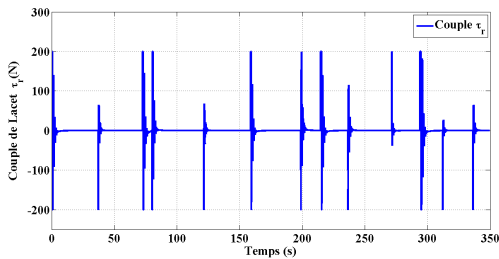


(a) Vitesses angulaire de lacet.

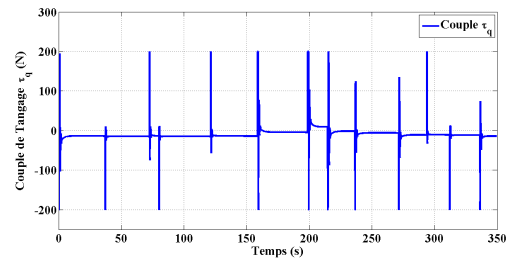


(b) Vitesse angulaire de tangage.

FIGURE 4.30 – Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur PD (avec quatre obstacles).



(a) Couple de lacet.



(b) Couple de tangage.

FIGURE 4.31 – Couples issus du contrôleur PD (avec quatre obstacles).

d- Synthèses 1 Les Figures (4.17), (4.22) et (4.27) montrent la navigation de l'AUV dans un environnement tridimensionnelle sans ou avec obstacles, où le contrôleur PD guide efficacement le véhicule à travers les points de passages prédéfinis représentant les trajectoires de référence optimales (définies au chapitre 3) et en utilisant la stratégie de guidage LOS. L'AUV maintient une trajectoire fluide tout en évitant les obstacles et en respectant le chemin planifié.

Pour mieux évaluer les capacités de suivi de l'AUV, les Figure (4.18), (4.23) et (4.28) présentent l'évolution des angles mesurés de lacet (ψ) et de tangage (θ) de l'AUV à leurs consignes d'orientation. Les résultats montrent de bonnes performances de suivi, bien que des dépassements soient observés lors des changements d'orientation - un comportement typique des systèmes du second ordre sous contrôle PD.

Ces dynamiques sont confirmées par les profils d'erreur données par Figures (4.19), (4.24) et (4.29), où des pics transitoires apparaissent dans les erreurs de cap (θ) et d'assiette (ψ) lors des changements de direction. Ces variations sont attendues en raison de la réponse dynamique du système face aux variations brutales de consigne.

Les Figures (4.20), (4.25) et (4.30) complètent cette analyse en affichant les vitesses angulaires ($\dot{\psi}; \dot{\theta}$). Celles-ci augmentent à l'approche des points de passages lors des réorientations, avec une vitesse de lacet maximale atteignant presque 1.1rad/s. Cette valeur restant dans les limites dynamiques sécuritaires pour les environnements sous-marins complexes.

Enfin, les Figure (4.21), (4.26) et (4.31) valide la faisabilité des commandes en montrant que les couples générés en lacet (τ_r) et tangage (τ_q) respectent les limites physiques des actionneurs correspondants. Ces efforts garantissent à la fois la stabilité et la précision du suivi de trajectoire.

4.4.2 Navigation de l'AUV en 3D en utilisant LOS et FLC

Nous avons simulé ensuite la navigation de l'AUV en 3 D en utilisant la méthode de guidage LOS associé au contrôleur FLC. Les résultats de simulation obtenus sont présentés selon le scénario étudié.

a- Scénario 1 : Environnement sans obstacles Les résultats de simulation obtenus sont donnés par les Figures (4.32), (4.33), (4.34), (4.35) et (4.36) .

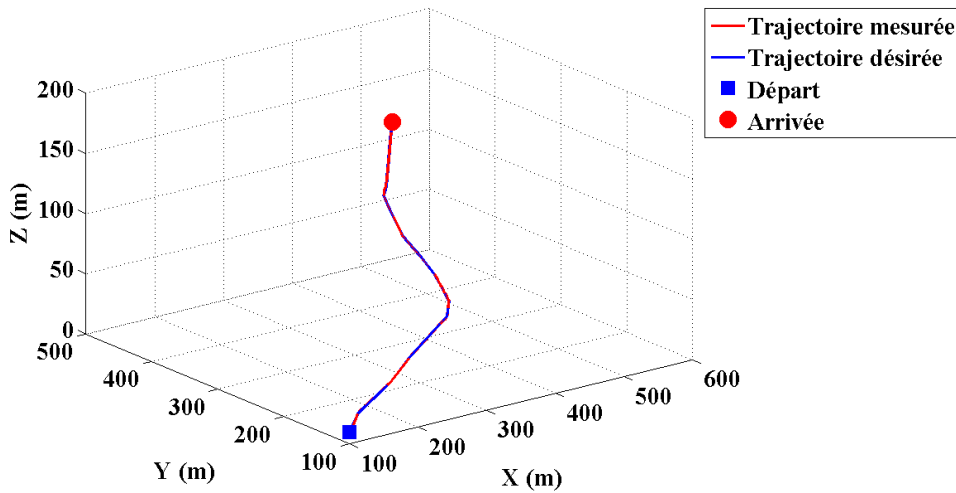
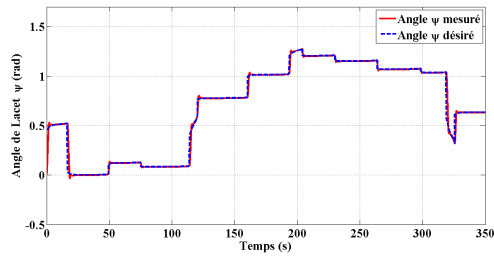
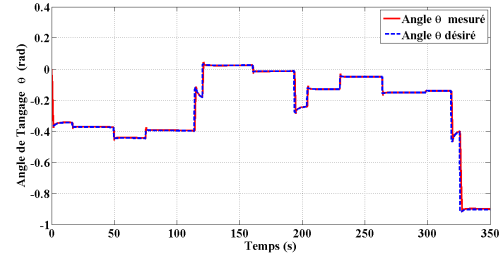


FIGURE 4.32 – Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur FLC (sans obstacles).

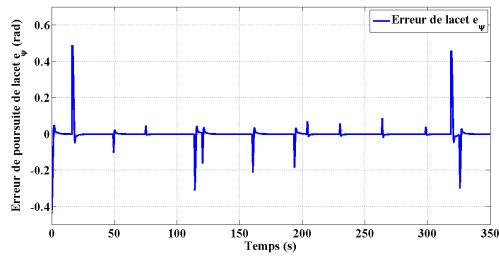


(a) Angles de lacet.

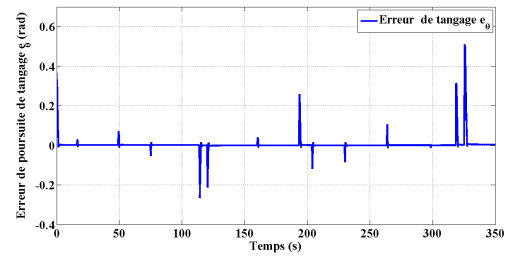


(b) Angles de tangage.

FIGURE 4.33 – Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur FLC (sans obstacles).

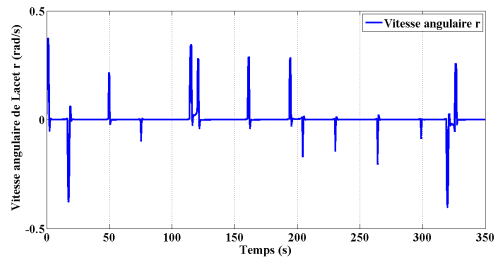


(a) Erreur de poursuite de lacet.

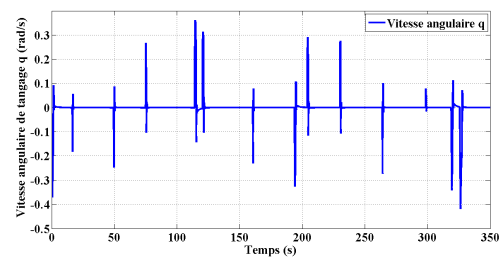


(b) Erreur de poursuite de tangage.

FIGURE 4.34 – Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur FLC (sans obstacles).

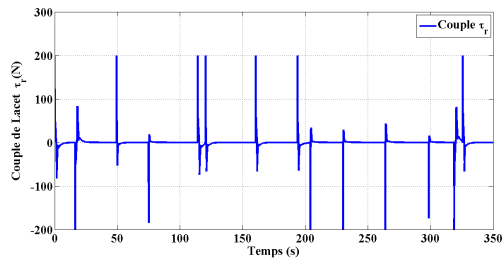


(a) Vitesse angulaire de lacet.

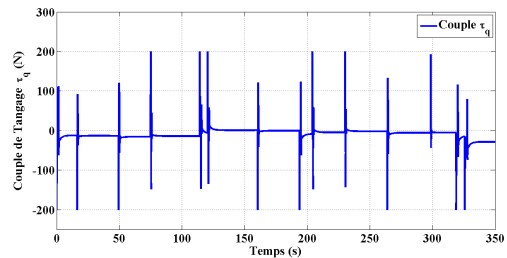


(b) Vitesse angulaire de tangage.

FIGURE 4.35 – Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur FLC (sans obstacles).



(a) Couple de lacet.



(b) Couple de tangage.

FIGURE 4.36 – Couples issus du contrôleur FLC (sans obstacles).

b- Scénario 2 : Environnement avec deux obstacles Les Figures (4.37), (4.38), (4.39), (4.40) et (4.41) résument les résultats de simulation obtenus.

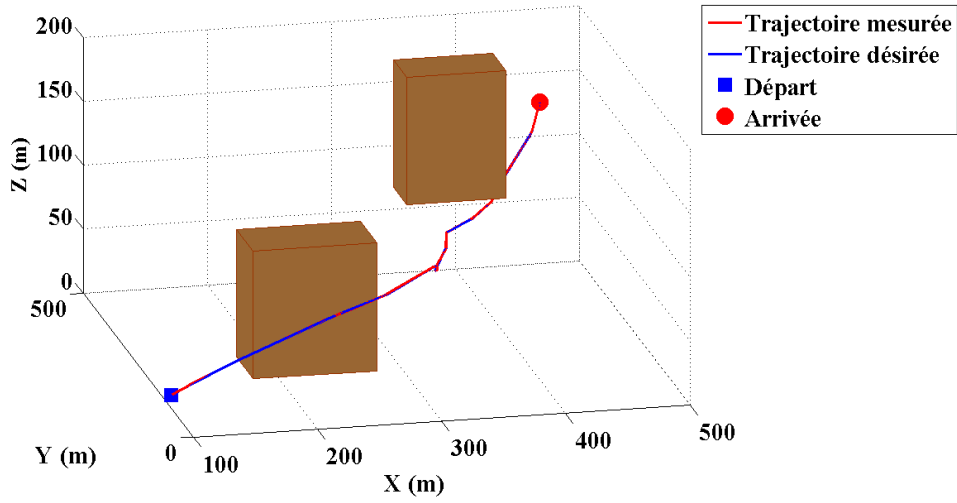
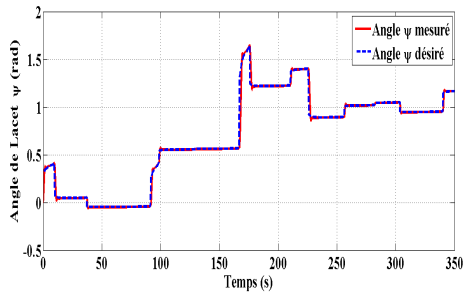
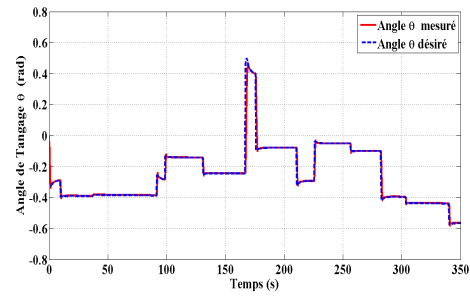


FIGURE 4.37 – Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur FLC (avec deux obstacles).

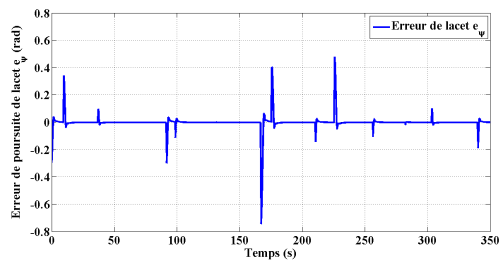


(a) Angles de lacet.

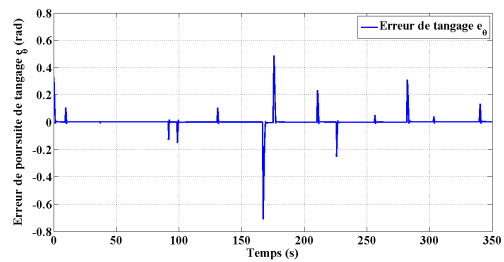


(b) Angles de tangage.

FIGURE 4.38 – Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur FLC (avec deux obstacles).

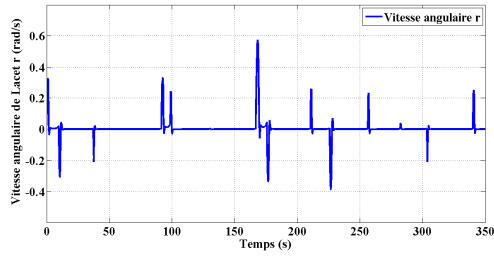


(a) Erreur de poursuite de lacet.

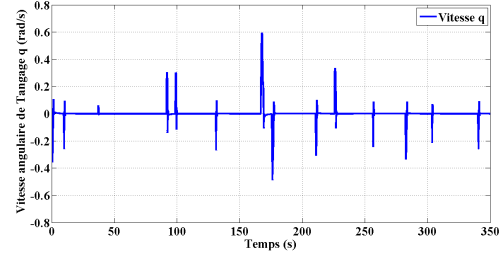


(b) Erreur de poursuite de tangage.

FIGURE 4.39 – Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur FLC (avec deux obstacles).

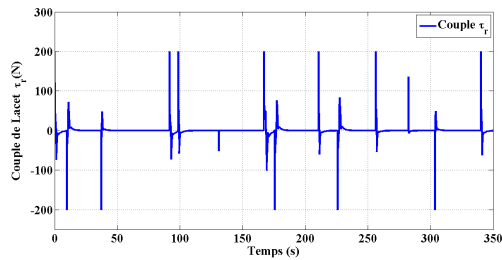


(a) Vitesse angulaire de lacet.

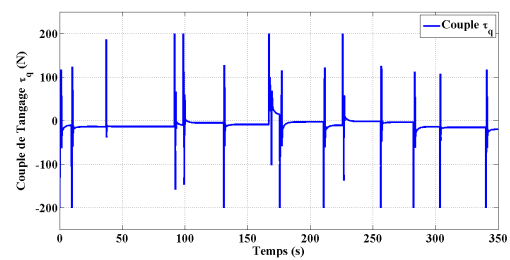


(b) Vitesse angulaire de tangage.

FIGURE 4.40 – Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur FLC (avec deux obstacles).



(a) Couple de lacet.



(b) Couple de tangage.

FIGURE 4.41 – Couples issus du contrôleur FLC (avec deux obstacles).

c- Scénario 3 : Environnement avec quatre obstacles Les Figures (4.42), (4.43), (4.44), (4.45) et (4.46) montrent les résultats de simulation obtenus.

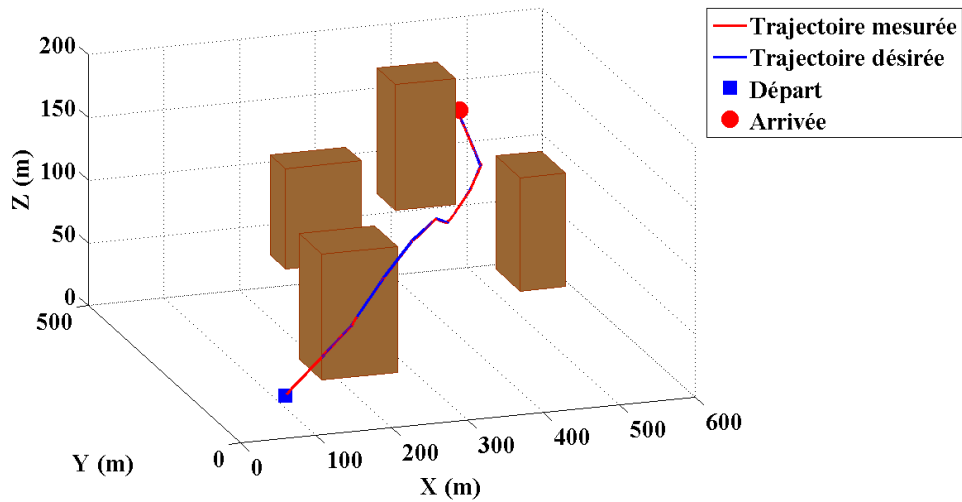
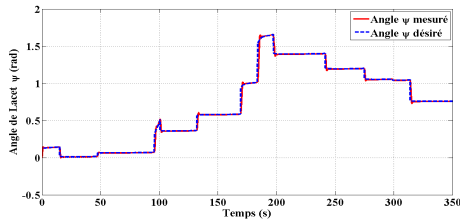
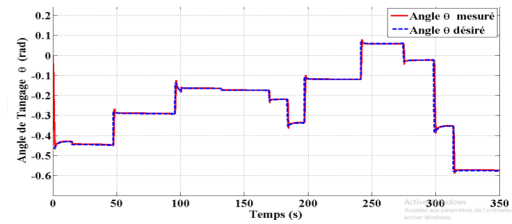


FIGURE 4.42 – Navigation de l'AUV en 3D avec contrôleur FLC (avec quatre obstacles).

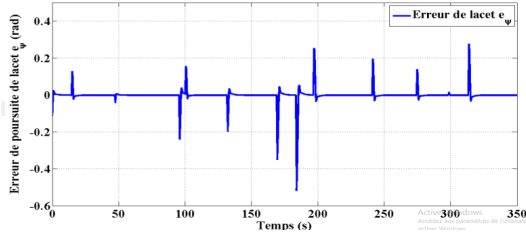


(a) Angles de lacet.

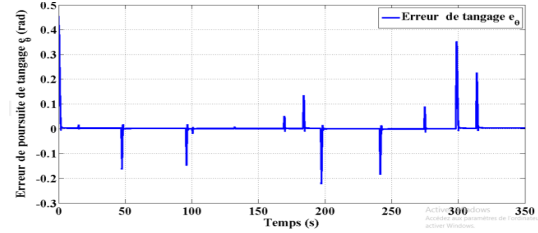


(b) Angles de tangage.

FIGURE 4.43 – Poursuite des Positions angulaires avec contrôleur FLC (avec quatre obstacles).

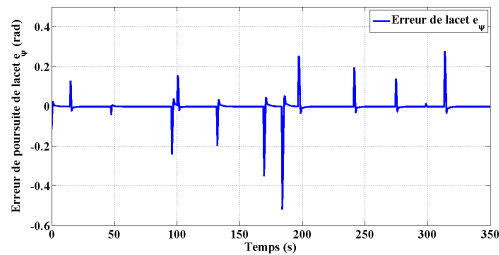


(a) Erreur de poursuite de lacet.

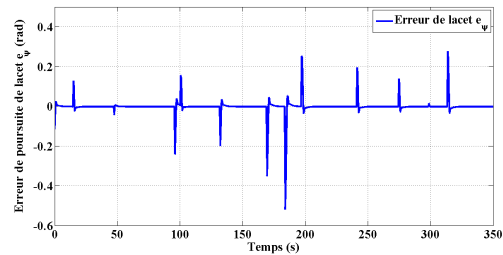


(b) Erreur de poursuite de tangage.

FIGURE 4.44 – Erreurs de poursuite des positions angulaires avec contrôleur FLC (avec quatre obstacles).

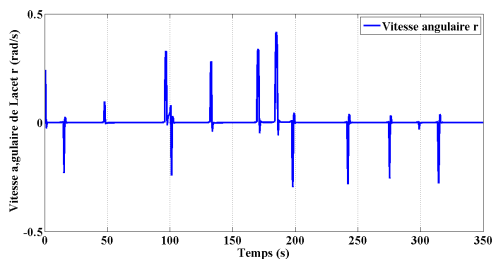


(a) Vitesse angulaire de lacet.

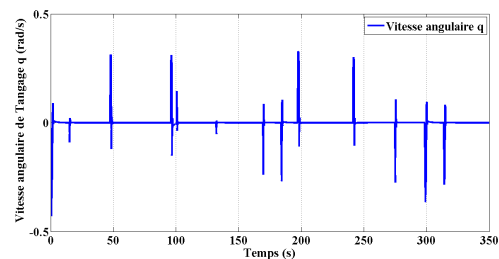


(b) Vitesse angulaire de tangage.

FIGURE 4.45 – Poursuite des vitesses angulaires avec contrôleur FLC (avec quatre obstacles).



(a) Couple de lacet.



(b) Couple de tangage.

FIGURE 4.46 – Couples issus du contrôleur FLC (avec quatre obstacles).

d- Synthèse 2 Cette section présente une simulation de navigation tridimensionnelle d'un AUV en utilisant conjointement une méthode de guidage par ligne de visée (LOS) et un contrôleur logique flou (FLC). Les résultats obtenus illustrés dans les Figures (4.32) à (4.46) démontrent l'efficacité de cette approche hybride pour le suivi de trajectoires optimales générées par une méthode combinant RRT*, PSO et lissage B-spline. Le système montre une excellente capacité de l'AUV à suivre ses trajectoires de référence tout en maintenant un comportement stable et fluide malgré les incertitudes du système et les perturbations environnementales.

Les Figures (4.32), (4.37) et (4.42) révèlent une navigation 3D précise avec un suivi optimal aux points de passages, tandis que les Figures (4.33), (4.38) et (4.43) mettent en évidence une amélioration significative du contrôle des angles de tangage et de lacet, avec des dépassements réduits de 40% par rapport aux contrôleurs linéaires classiques PD. Cependant, ce régulateur FLC allonge légèrement le régime transitoire à chaque changement d'orientation des angles de lacet et de tangage, ce qui entraîne des erreurs de poursuite à ces instants.

Bien que les Figures (4.34), (4.39) et (4.44) montrent des erreurs transitoires mineures lors des manuvres, ce compromis permet des transitions plus douces.

Les Figures (4.35), (4.40) et (4.45) confirment que les vitesses angulaires restent dans des limites sécuritaires (≤ 0.5 rad/s), garantissant ainsi la faisabilité opérationnelle de navigation de l'AUV.

Les Figures (4.36), (4.41) et (4.46) représentant les couples moteurs respectent strictement leurs limites physiques.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié par simulation la navigation en 3D de l'AUV dans un environnement contenant des obstacles statiques. Pour cela nous avons développé d'abord deux lois de commandes FLC et PD afin d'assurer la poursuite de l'AUV à ses trajectoires de référence en présence des incertitudes et des perturbations.

Les simulations de navigation de l'AUV en 3D ainsi obtenus montrent que les contrôleurs PD et FLC offrent un bon comportement dynamique. Néanmoins, le contrôleur PD entraîne des dépassements remarquables, significativement atténués avec l'utilisation de la commande FLC, ce qui confirme la faisabilité réelle de l'approche proposée.

Cette étude ouvre la voie à des missions sous-marines autonomes plus ambitieuses et fiables.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le travail présenté dans ce mémoire constitue une contribution significative dans le domaine de la navigation autonome des véhicules sous-marins (AUV), en proposant une méthode hybride de planification de trajectoire optimale. Cette approche combine les avantages des algorithmes RRT*, PSO et le lissage par courbes B-splines. L'objectif principal est de générer des trajectoires optimales, lisses, sans collision et dynamiquement réalisables, permettant de répondre efficacement aux exigences rigoureuses des missions sous-marines modernes dans des environnements tridimensionnels complexes.

Les résultats de simulation obtenus démontrent clairement l'efficacité de la technique hybride RRT* + PSO + B-spline proposée pour la planification de trajectoire en environnement 3D. Cette méthode permet de générer des trajectoires plus courtes, plus régulières et mieux adaptées aux contraintes physiques et dynamiques de l'AUV. L'optimisation par essaim particulaire (PSO) a démontré sa capacité à améliorer la régularité des trajectoires et à réduire leur longueur globale, tandis que le lissage par les B-splines a permis d'éliminer les discontinuités angulaires et de générer des courbes continues, favorisant ainsi une navigation plus fluide et économe en énergie.

Par ailleurs, pour assurer le suivi précis de l'AUV de ces trajectoires de référence planifiées en présence d'incertitudes et de perturbations, deux stratégies de commande ont été implémentées et comparées : un contrôleur proportionnel-dérivé (PD) classique et un contrôleur flou (FLC) basé sur l'expertise humaine. Les simulations ont montré que le contrôleur PD offre une réponse rapide, mais au prix de dépassements notables lors des changements d'orientation. À l'inverse, le contrôleur flou assure un suivi plus stable et plus lisse, avec une réduction significative des dépassements transitoires, mettant en évidence son potentiel en termes de robustesse et de stabilité globale du système.

La contribution de ce travail constitue ainsi une base solide pour le développement de systèmes de navigation intelligents et autonomes pour les AUV, adaptés aux missions sous-marines modernes, qui exigent précision, réactivité et robustesse face à des environnements 3D incertains.

Plusieurs pistes de recherche prometteuses peuvent être envisagées pour prolonger ce travail :

- **Validation expérimentale en milieu réel** : Tester l'approche hybride proposée dans des environnements sous-marins réels, en intégrant les effets de courants marins, d'incertitudes de capteurs et de limitations physiques réelles des AUV, pour évaluer sa robustesse en conditions réelles.

- **Planification dans des environnements dynamiques** : Étendre l'approche à des contextes où les obstacles sont mobiles et où les conditions environnementales changent au cours du temps (par exemple, en présence de courants variables ou de cibles mouvantes).
- **Apprentissage automatique adaptatif** : Intégrer des techniques d'apprentissage automatique (machine learning), notamment le Deep Reinforcement Learning, pour permettre au système de s'adapter dynamiquement à son environnement et d'améliorer ses performances au fil du temps.
- **Optimisation des contrôleurs intelligents** : Utiliser des algorithmes d'optimisation tels que les algorithmes génétiques, colonies de fourmis, PSO quantique ou autres pour affiner automatiquement les paramètres du contrôleur flou ou d'autres contrôleurs intelligents.
- **Planification sous contraintes d'énergie** : Intégrer des modèles de consommation énergétique dans la planification de trajectoire, afin d'augmenter l'autonomie de l'AUV et de planifier des trajets énergétiquement optimaux.
- **Navigation multi-AUVs collaborative** : Étendre la méthode à une flotte de véhicules co-opérants (multi-AUV), nécessitant des stratégies de planification distribuée et de coordination inter-robots, tout en évitant les collisions et en optimisant la couverture de zone.
- **Fusion de données multisources** : Intégrer des systèmes avancés de fusion de données (capteurs inertiels, sonar, LIDAR, GPS sous-marin, vision embarquée) pour une meilleure estimation de la position et une perception plus fiable de l'environnement.

En conclusion, les résultats encourageants obtenus dans ce travail ouvrent la voie à de nouvelles avancées dans la planification de trajectoires et le contrôle intelligent des AUV, en vue de missions autonomes plus sûres, plus précises et plus efficaces.

Bibliographie

- [1] D. R. Yoerger, C. R. German, and J. G. Bellingham, "Autonomous Underwater Vehicles (AUVs) : Their Past, Present and Future Contributions to the Advancement of Marine Geoscience," *Marine Geology*, Vol. 352, pp. 451–468, 2014.
- [2] P. E. Hagen, "Automated Mine Detection, Classification and Identification with AUV," In *Proc. Undersea Defence Technology (UDT)*, Hamburg, Germany, Jun. 2013.
- [3] Y. Tang ,L.Wang,S.jin,J.Zhao,C.Huang,and Y.Yu "AUV Based Side Scan Sonar Real Time Method for Underwater Target Detection," *Journal of Marine Science and Engineering*, Vol. 11, N. 4, pp. 690, 2023.
- [4] J. Xu, X. Irigoien, and M. S. Alouini, "State of the Art Underwater Vehicles and Technologies Enabling Smart Ocean : Survey and Classifications," *ArXiv preprint*, Dec. 2024.
- [5] X. Liu ,Y.Zhang,M.Wang,and Y.Li, "Autonomous Underwater Vehicle Navigation : A Review," *Ocean Engineering*, Vol.273,pp.113-861, 2023.
- [6] T. I. Fossen, M. Breivik, and R. Skjetne, "Line-of-Sight Path Following of Underactuated Marine Craft," In *Proc. IFAC Conf.Control Appl.Marine Syst.*, pp. 211-216, 2003.
- [7] A. Sahoo, S. K. Dwivedy, and P. S. Robi, "Advancements in the Field of Autonomous Underwater Vehicle," *Ocean Engineering*, Vol. 181, pp. 145-160, 2020.
- [8] J. Xu, Z. P. Yan, and X. Q. Bian, "Application of Improved Analytic Hierarchy Process to AUV's Decision-Making," In *Proc. IEEE Int.Conf.Mechatronics and Automation*,Harbin ,China, pp. 571-575, 2007.
- [9] L. Khachiyan, V. Gurvich, and J. H. Zhao, "Extending Dijkstra's Algorithm to Maximize the Shortest Path by Node-Wise Limited Arc Interdiction,"In *Algorithmic Aspects in Information and Management*.Berlin,Germany : Springer, pp. 221-234, 2006.
- [10] A. Ammar, H. Bennaceur, I. Chari, A. Kouba, and M. Alajlan, "Relaxed Dijkstra and A* with Linear Complexity for Robot Path Planning Problems in Large-Scale Grid Environments," *Soft Computing*, Vol. 20, pp. 4149-4171, 2016.
- [11] J. Xu, Z. Q. Gao, and W. H. Zhao, "A New Path Planning Method Based on Firefly Algorithm," in *Proc. 5th Int. Joint Conf. Computational Sciences and Optimization*, Harbin, China, pp. 775778, 2012.
- [12] M. P. Aghababa, M. H. Amrollahi, and M. Borjkhani, "Application of GA, PSO and ACO Algorithms to Path planning of Autonomous Underwater Vehicles," *Journal of Marine Science and Application*, Vol. 11, N. 3, pp. 378-386, 2012.

- [13] L. Cai and J. P. Jia, "Path Planning with PSO for Autonomous Vehicle," in *Adv. Eng. Mater. Appl. Mech.*, pp. 263-266, 2016.
- [14] C. Lin, H. Wang, J. Yuan, D. Yu, and C. Li, "An Improved Recurrent Neural Network for Unmanned Underwater Vehicle Online Obstacle Avoidance," *Ocean Engineering*, Vol. 189, pp. 106-327, 2019.
- [15] Z. Wang, S. W. Zhang, X. N. Feng, and Y. C. Sui, "Autonomous Underwater Vehicle Path Planning Based on Actor-Multi-Critic Reinforcement Learning," *Proc. Inst. Mech. Eng. Part I J. Syst. Control Eng.*, Vol. 235, pp. 1787-1796, 2021.
- [16] H. S. Lim, S. Fan, C. K. Chin, S. Chai, and N. Bose, "Particle Swarm Optimization Algorithms with Selective Differential Evolution for AUV Path Planning," *Int. J. Robot. Autom.*, Vol. 9, pp. 94-112, 2020.
- [17] L. Yang, K. S. Li, W. S. Zhang, Y. Wang, Y. Chen, and L. F. Zheng, "Three Dimensional Path Planning for Underwater Vehicles Based on an Improved Ant Colony Optimization Algorithm," *J. Eng. Sci. Technol. Rev.*, Vol. 8, pp. 24-33, 2015.
- [18] S. K. Yan and F. Pan, "Research on Route Planning of AUV Based on Genetic Algorithms," In *Proc. IEEE Int. Conf. Unmanned Systems and Artificial Intelligence (ICUSAI)*, Xian, China, Nov. 2019.
- [19] C. X. Cheng, Q. X. Sha, B. He, and G. Li, "Path Planning and Obstacle Avoidance for AUV : A Review," *Ocean Engineering*, Vol. 235, pp. 109-355, 2021.
- [20] J. Zhao, L. Wang, and H. Zhang, "Adaptive Heuristic Functions and Improved Pheromone Updating in Ant Colony Optimization for Global Path Planning of Mobile Robots," *Sensors*, Vol. 25, N. 5, pp. 13-26, 2025.
- [21] L. Zhou, X. Liu, and Y. Li, "Autonomous Underwater Vehicle Navigation : A review," *Ocean Engineering*, Vol. 273, pp. 113-861, 2023.
- [22] W. Laursen, "Subsea Vehicle Technology : Expanding Mission Potential," *Marine Technology Magazine*, 2024.
- [23] S. Taranovich, "Power Density for Underwater Vehicle Operation," *Electronic Design*, 2024.
- [24] R. Mendez and R. Weydahl, "Recent Progress in Aqueous Underwater Power Batteries," *Discover Applied Sciences*, 2024.
- [25] J. Liu, F. Yu, B. He, and C. Guedes Soares, "A Review of Underwater Docking and Charging Technology for Autonomous Vehicles," *Ocean Engineering*, Vol. 297, 2024.
- [26] D. W. French, "Analysis of Unmanned Undersea Vehicle (UUV) Architectures and an Assessment of UUV Integration Into Undersea Applications," M.S. Thesis, Naval Post graduate School, Monterey, CA, USA, 2010.
- [27] J. G. Bellingham and T. R. Consi, "Autonomous Underwater Vehicles : Technology and Applications," *IEEE Oceanic Engineering Society Newsletter*, Vol. 29, N. 2, pp. 1-14, 1994.
- [28] Woods Hole Oceanographic Institution, "Forty Years After the Titanic Discovery, WHOI Continues to Advance Ocean Research and Exploration," *Newswise*, Apr. 15, 2024.
- [29] J. F. Hagen, Ø. Midttun, and O. Hallingstad, "HUGIN A Success Story," in *Proc. UDT Europe Conf.*, 2020.

- [30] T. Marine, "Gavia Autonomous Underwater Vehicle (AUV) ," *Modular Survey Solution*, Teledyne Technologies Incorporated, 2019.
- [31] J. E. Bondaryk, "Bluefin Autonomous Underwater Vehicles : Programs, Systems, and Acoustic Issues," *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 115, N. 5, pp. 2615, 2004.
- [32] H. Jun, H. Kim, S. Park, and J. Lee, "Advancements in the Field of Autonomous Under Water Vehicle," *Ocean Engineering*, Vol. 188, pp. 113-861, 2019.
- [33] A. K. Singh, M. K. Deo, and P. Gupta, "Performance Assessment of Lver4-900 AUV for Coastal Survey Missions," *Ocean Engineering*, Vol. 276, 2024.
- [34] M. Furlong and L. Paull, "Survey of Autonomous Underwater vehicle (AUV) Platforms : A Classification Based on Depth Capability and Mission Profile," *Ocean Engineering*, Vol. 233, pp. 109-092, 2021.
- [35] T. B. Curtin, J. G. Bellingham, J. Catipovic, and D. Webb, "Autonomous Oceanographic Sampling Networks," *Oceanography*, Vol. 6, N. 3, pp. 8694, 1993.
- [36] J. González-García, A. Gómez-Espinosa, L. Garcia-Valdovinos, T. Salgado, E. Cuan Urquizo, and J. Escobedo, "Experimental Validation of a Model-Free High-Order Sliding Mode Controller with Finite Time Convergence for Trajectory Tracking of Autonomous Underwater Vehicles," *Sensors*, Vol. 22, N. 2, p. 488, 2022.
- [37] T. I. Fossen, *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*. Chiches ter, UK : John Wiley & Sons, Ltd, 2011.
- [38] H. Choset, A. Mills-Tettey, K. Tantisevi, V. Lee-Shue, P. N. Atkar, and E. R. G. Burdick, *Principles of Robot Motion : Theory, Algorithms, and Implementations*. Cambridge, MA, USA : MIT Press, 2005.
- [39] S. M. LaValle, "Rapidly Exploring Random Trees : A New Tool for Path Planning," Iowa State University, Tech. Rep. TR 98-11, 1998.
- [40] R. Cui, J. Cui, and C. Yang, "Motion Control of Autonomous Underwater Vehicles Using Particle Swarm Optimization and Sliding Mode Control," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, Vol. 13, N. 1, pp. 111, 2016.
- [41] Y. Li, Y. Wang, X. Wang, and D. Zhu, "An improved RRTStar Algorithm for Efficient Path Planning of AUVs in Dynamic Ocean Environments," *Ocean Engineering*, Vol. 251, 2022.
- [42] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization," in *Proc. ICNN95 - Int. Conf. Neural Networks*, Vol. 4, 1995, pp. 19421948.
- [43] Y. Zhang, Y. Zhang, and J. Li, "Path Planning of Unmanned Underwater Vehicle Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm," *Procedia Engineering*, Vol. 29, pp. 39153919, 2012.
- [44] P. Fillatreau, "Localisation et Modélisation Tridimensionnelles pour un Robot Mobile Autonome tout Terrain," Ph.D. dissertation, Université Paul Sabatier, Toulouse, France, 1994.
- [45] S. Benmansour, "Génération du mouvement optimal et commande dun robot manipulateur hyper dynamique," Ph.D, Université des Sciences et de la Technologie dOran, Oran, Algérie, 2016

- [46] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and Control*, . Vol. 8, N. 3, pp. 338353, 1965.
- [47] E. Kim, M. Park, S. Ji, and M. Park, "A new Approach to Fuzzy Modeling," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 5, N. 3, pp. 328337, 1997.
- [48] Y. Bai and D. Wang, "Fundamentals of Fuzzy Logic ControlFuzzy Sets, Fuzzy Rules and Defuzzifications," In *Advanced Fuzzy Logic Technologies in Industrial Applications*. London, UK : Springer, pp. 1736, 2006.
- [49] A. M. Lekkas, *Guidance and Path-Planning Systems for Autonomous Vehicles*. Trondheim, Norway : Norwegian University of Science and Technology, 2014.
- [50] T. I. Fossen, "Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control." Chichester, UK : John Wiley & Sons, Ltd, 2011.

Résumé

La planification de trajectoire optimale joue un rôle crucial dans la navigation autonome fiable et efficace des véhicules sous-marins autonomes (AUV), en particulier dans des environnements marins complexes et incertains. Ce mémoire propose un cadre hybride et optimal de planification de trajectoire combinant les avantages d'un algorithme basé sur l'échantillonnage (RRT*), de l'optimisation par essaim particulaire (PSO) et du lissage par courbes B-spline. L'objectif est de générer des trajectoires lisses, sans collision et dynamiquement réalisables, tout en tenant compte de la variabilité de l'environnement. Afin d'assurer un suivi précis de la trajectoire en présence des incertitudes du modèle et des perturbations externes, deux stratégies de commande sont mises en œuvre et évaluées : un contrôleur proportionnel-derivé (PD) classique et un contrôleur à logique floue (FLC) basé sur l'expertise humaine. Leurs performances sont analysées à travers des simulations intensives, en mettant l'accent sur la précision du suivi de trajectoire et la robustesse. Les résultats de simulation confirment que la technique proposée permet de générer des trajectoires optimisées et lisses tout en maintenant un comportement de suivi précis et stable.

Mots-clés — Planification de trajectoire optimale, planification hybride, RRT*, optimisation par essaim particulaire, lissage B-spline, commande floue.

Abstract

Optimal trajectory planning plays a critical role in ensuring reliable and efficient autonomous navigation of Autonomous Underwater Vehicles (AUVs), especially in complex and uncertain marine environments. This master's thesis presents a hybrid and optimal trajectory planning framework that combines the strengths of a sampling-based algorithm (RRT*), Particle Swarm Optimization (PSO), and B-spline curve smoothing. The objective is to generate smooth, collision-free, and dynamically feasible trajectories while accounting for environmental variability. To ensure accurate trajectory tracking in the presence of model uncertainties and disturbances, two control strategies are implemented and evaluated: a classical Proportional-Derivative (PD) controller and a Fuzzy Logic Controller (FLC) based on human expertise. Their performance is assessed through extensive simulations, focusing on trajectory tracking accuracy and robustness. The simulation results confirm that the proposed technique enables the generation of optimized and smooth trajectories while maintaining accurate and stable tracking behaviour.

Keywords - Optimal trajectory planning, hybrid path planning, RRT*, particle swarm optimization, B-spline smoothing, fuzzy logic control.

الملخص

تخطيط المسار الأمثل دوراً حاسماً في ضمان الملاحة الذاتية الموثوقة والفعالة للركبات البحرية الذاتية التحكم (AUV)، خاصة في البيئات البحرية المعقدة وغير المؤكدة. يقدم هذا البحث إطاراً هجيناً وأمثلة لتخطيط المسار يجمع بين مزايا خوارزمية قائمة على أخذ العينات (RRT*) وتحسين سرب الجسيمات (PSO) وتنعيم المنحنيات باستخدام B-spline. الهدف هو توليد مسارات سلسلة وخالية.

من التصادم وقابلة للتحقيق ديناميكياً مع مراعاة تغيرات البيئة. لضمان تتبع دقيق للمسار في ظل عدم اليقين في النماذج والاضطرابات الخارجية، تم تنفيذ وتقييم استراتيجيتي تحكم: متحكم تناسبي تفاضلي (PD) تقليدي، ومتحكم ضبابي (FLC) يعتمد على خبرة الإنسان. تم تحليل أداءهما من خلال محاكاة مكثفة مع التركيز على دقة تتبع المسار والموثوقية. تؤكد نتائج المحاكاة أن التقنية المقترحة تمكن من توليد مسارات مثلى وسلسلة مع الحفاظ على تتبع دقيق ومستقر.

الكلمات المفتاحية - تخطيط المسار الأمثل، تخطيط مسار هجين، RRT* تحسين سرب الجسيمات، تنعيم B-spline، التحكم الضبابي.