

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



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de MASTER en

Automatique

Spécialité : Automatique et informatique industrielle

Par : **Abdi Amira et Merazi Anes Omar**

Sujet de :

**Étude comparative et hybridation des méthodes
optimales de génération de trajectoire pour un robot
mobile autonome**

Soutenu publiquement, le / /, devant le jury composé de :

Mme KAHOUADJI Salima

MCA

Université de Tlemcen

Président

Mr BENARIBA Hassan

MCA

Université de Tlemcen

Examineur

Mme BENMANSOUR Souhila

MCA

Université de Tlemcen

Encadrante

Année universitaire : 2025 / 2026

Remerciements

Tout d'abord, nous remercions Allah le Tout-Puissant de nous avoir donné le courage, la patience et la persévérance nécessaires pour mener ce travail à son terme.

Au terme de ce travail, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à Madame Benmansour Souhila pour son encadrement, sa disponibilité, ses précieux conseils ainsi que son soutien constant tout au long de la réalisation de ce mémoire. Son accompagnement et la qualité de ses orientations ont grandement contribué à l'aboutissement de ce travail.

Nous adressons également nos sincères remerciements aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous font en acceptant d'examiner et d'évaluer ce mémoire. Nous leur sommes reconnaissants pour le temps consacré à sa lecture ainsi que pour leurs remarques et suggestions constructives.

Nos remerciements s'étendent aussi à l'ensemble de l'équipe pédagogique de l'université, dont les enseignements, les conseils et les efforts ont contribué à notre formation académique et à l'enrichissement de nos connaissances tout au long de notre parcours universitaire.

Enfin, nous témoignons notre reconnaissance à toutes les personnes qui ont participé, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

À toutes et à tous, nous adressons nos plus vifs remerciements.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à ma très chère mère, que Dieu la protège, pour son amour infini, ses sacrifices, ses conseils précieux et son soutien inconditionnel tout au long de mon parcours.

À la mémoire de mon cher père, que Dieu lui accorde Sa Sainte Miséricorde et l'accueille dans Son vaste paradis. Son souvenir demeure à jamais gravé dans mon cœur.

*À ma sœur **Asma**, à ma petite sœur **Qamar**, ainsi qu'à ma grande sœur **Leïla**, avec toute mon affection et ma reconnaissance.*

*À **Zegrar Bel Hadri**, le cœur battant de notre famille, pour son soutien indéfectible.*

*À mon cher oncle **Seghiri Kader**, ses encouragements et l'intérêt qu'il a toujours porté à ma réussite. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude et de mon respect.*

À ma chère grand-mère, dont l'affection, les prières et la bienveillance ont toujours été une source de réconfort et de motivation. Que Dieu la protège et lui accorde santé et bonheur.

*J'adresse mes sincères remerciements et ma profonde gratitude à **Mon binôme Merazi Anes**, qui m'a accompagnée dans la réalisation de ce mémoire. Son aide précieuse, sa disponibilité, ses conseils et son soutien ont grandement contribué à l'aboutissement de ce travail.*

*À **Boudjella Mohammed**, merci pour votre aide précieuse, votre présence à nos côtés dans toutes les circonstances.*

*À **Boushaba Aimene**, le frère que la vie m'a offert, merci pour tous les moments que nous avons partagés ensemble, merci d'avoir toujours été présent chaque fois que j'ai eu besoin de toi. Je te souhaite une vie remplie de bonheur et de réussite.*

*Une pensée toute particulière à ma meilleure amie **Boukhatem Djihene**, pour sa présence constante, sa gentillesse, ses encouragements et son soutien moral qui m'ont apporté force et réconfort durant cette aventure académique.*

*À mes chers amis **Faiza**, **Ilyes** et **Nacer**, pour leur amitié sincère et les précieux moments partagés.*

Enfin, à toute ma famille, à mes proches et à toutes les personnes qui ont cru en moi, m'ont encouragée et soutenue de près ou de loin.

Je dédie ce travail avec amour, respect et profonde gratitude.

Abdi Amira

Dédicace

À mes chers parents, Aucune parole ne saurait exprimer pleinement ma gratitude pour votre amour, vos sacrifices, votre patience et votre soutien inconditionnel. Vous avez toujours été ma source de force et de motivation. Que Dieu vous protège et vous accorde santé et bonheur.

*À mes chères sœurs **Ines** et **Souad**, pour votre affection, votre présence et tous les moments partagés. Merci d'avoir toujours été à mes côtés. Je vous porte dans mon cœur avec toute ma tendresse et ma reconnaissance.*

*À mon meilleur ami **Ilyes**, merci pour ton amitié sincère, ton soutien et les précieux souvenirs que nous avons construits ensemble. Je te souhaite le meilleur dans tout ce que tu entreprendras.*

*À ma binôme **Amira**, merci pour ton sérieux, ta coopération, ta patience et tous les efforts fournis durant la réalisation de ce mémoire. Ce travail est aussi le fruit de notre collaboration et de notre persévérance commune.*

*À mes chers amis **Aymen**, **Nacer**, **Rayen**, **Abdeladim** et **Walid**, merci pour votre amitié, votre bonne humeur, votre soutien et tous les moments de joie que nous avons partagés. Votre présence a rendu ce parcours plus agréable et mémorable.*

À mes chers chats, compagnons silencieux de mes longues heures de travail, merci pour votre présence réconfortante, votre affection et les instants de douceur que vous m'avez apportés tout au long de cette aventure.

Je dédie ce travail avec amour, respect et profonde gratitude.

Merazi Anes

Table des matières

Liste des Abréviations

Introduction Générale	1
1 Généralités sur les Robots mobiles autonomes	3
1.1 Introduction	3
1.2 Robots mobiles autonomes	4
1.2.1 Bref historique	4
1.2.2 Cycle de fonctionnement	6
1.2.3 Contraintes opérationnelles	7
1.2.4 Classification des robots mobiles autonomes	8
1.2.4.1 Classification des robots mobiles selon le milieu d'évolution	8
1.2.4.2 Classification des robots mobiles selon la structure mécanique	8
1.2.4.3 Classification des robots mobiles selon l'application	8
1.3 Robot de surface maritime (USV)	9
1.3.1 Importance et défis des USV en environnement marin	9
1.3.2 Historique et évolution des USV	10
1.3.3 Architecture fondamentale des USVs	11
1.3.4 Classification des USVs	14
1.4 Conclusion	20
2 Modélisation du véhicule de surface autonome	21
2.1 Introduction	21
2.2 Description des mouvements d'un USV	21
2.3 Modélisation de l'USV	23
2.3.1 Type de l'USV Adopté	23
2.3.2 Hypothèses de base	24
2.3.3 Modèle réduit de l'USV-LSS01	25
2.3.4 Cadres de référence	25
2.3.5 Modèle cinématique de l'USV LSS-01	26
2.3.6 Modélisation Dynamique de l'USV-LSS01	27
2.4 Conclusion	31
3 Planification de Trajectoire pour Véhicules de Surface Autonomes	32
3.1 Introduction	32
3.2 Problème de la planification de trajectoire	32
3.2.1 Définition	32
3.2.2 Contraintes opérationnelles des USVs en environnement maritime	33
3.3 Classification des méthodes de planification de trajectoire de l'USV	34
3.3.1 Classification selon l'environnement	34
3.3.2 Classification selon l'échelle	34
3.3.2.1 Planification de trajectoire globale	35
3.3.2.2 Planification de trajectoire locale	35
3.4 Critères de performance	36
3.5 Méthodes de planification de trajectoire adoptées	37
3.5.1 Choix des méthodes de planification	37
3.5.2 Approche de A*	37
3.5.2.1 Définition de A*	37
3.5.2.2 Principe de fonctionnement de A*	38

3.5.2.3	Performances et limites de l'algorithme A*	40
3.5.3	Approche de RRT*	41
3.5.3.1	Définition de RRT*	41
3.5.3.2	Principe de fonctionnement	41
3.5.3.3	Propriétés de l'algorithme RRT*	44
3.5.4	Étude Comparative entre A* et RRT*	44
3.5.5	Approche RRT* Énergétique	45
3.5.5.1	Passage de RRT* à RRT* Énergétique	45
3.5.5.2	Principe de fonctionnement de RRT* Énergétique	46
3.5.5.3	Carte de résistance	47
3.5.5.4	Algorithme : ENERG-RRT*	48
3.5.5.5	Avantages de l'approche ENERG-RRT*	51
3.5.5.6	Étude comparative : RRT* et ENERG-RRT*	51
3.6	Résultats de simulations	52
3.6.1	Environnement de navigation	52
3.6.2	Évaluation des méthodes A* et RRT*	54
3.6.3	Planification de trajectoires dans un environnement de mer calme sans courant marin	56
3.6.4	Planification de trajectoires dans un environnement marin calme avec courant	61
3.6.4.1	Modélisation de la carte de résistance de courant marin	61
3.6.4.2	Évaluation des performances des algorithmes RRT* et A*	62
3.6.4.3	Passage au RRT* énergétique	63
3.7	Conclusion	66
4	Navigation Autonome Maritime de l'USV par Commande Prédictive	67
4.1	Introduction	67
4.2	Commande Prédictive par Modèle (MPC)	67
4.2.1	Principe et Fondements	67
4.2.2	Horizon glissant et optimisation	68
4.2.3	Formulation MPC du problème de suivi de trajectoire de l'USV	68
4.2.3.1	Problème d'optimisation MPC	69
4.2.3.2	Contraintes	70
4.2.4	Architecture algorithmique du contrôleur MPC pour le suivi de trajectoire de l'USV	70
4.2.5	Architecture fonctionnelle du contrôleur MPC pour le suivi de trajectoire de l'USV.	71
4.2.6	Règles de pénalité COLREG	72
4.2.6.1	Intégration COLREG dans le MPC pour l'évitement d'obstacles	72
4.2.6.2	Application des règles COLREG	72
4.2.6.3	Principaux règles COLREG	73
4.2.7	Avantages de la commande MPC	74
4.3	Lissage des trajectoires de référence par courbes B-splines : prérequis pour la commande MPC	75
4.3.1	Nécessité d'une trajectoire régulière	75
4.3.2	Fondements théoriques des courbes B-splines	76
4.3.3	Propriétés des courbes B-splines pour le lissage des trajectoires	76
4.3.4	Algorithme de lissage d'une trajectoire RRT* par courbe B-spline	77
4.4	Résultat de simulation	78
4.4.1	Système USV adopté	78
4.4.2	Organigramme de navigation autonome de l'USV	79
4.4.3	Phase de lissage des trajectoires de référence de l'USV	80
4.4.4	Phase de suivi des trajectoires de référence lissées de l'USV	82
4.4.4.1	Paramétrage de la commande MPC	82
4.4.5	Résultats de simulation du suivi de trajectoire	83
4.4.5.1	Scénario 1: Situation face à face (Règle 14 COLREG)	84
4.4.5.2	Scénario 2: Croisement par tribord (Règle 15 COLREG)	86
4.4.5.3	Scénario 3: Dépassement par l'arrière d'un obstacle mobile (Règle 13 COLREG)	87
4.4.5.4	Scénario 4: Navigation de LSS-01 en croisant deux obstacles mobiles (USV)	89
4.5	Conclusion	92

Liste des figures

1.1	Robot mobile "Shakey"	4
1.2	Robots mobiles, (a): "HelpMate", (b): robots serpents de "Hirose"	5
1.3	Robots mobiles autonomes, (a): Véhicules autonomes, (b): Robot "Cheetah"	6
1.4	Cycle de fonctionnement d'un robot autonome	7
1.5	Exemples des USVs	10
1.6	USV "Woofus 120"	10
1.7	Architecture fondamentale d'un USV typique.	12
1.8	USV "SL40Y" levé bathymétrique des barrages de résidus.	15
1.9	USV mission environnemental, (a) "SAIL DRONE" pour surveillance, (b) "M80" pour mesures	16
1.10	USV "WAM-V" pour études hydrographiques.	16
1.11	USV de recherche et sauvetage : (a) USV des garde-côtes, (b) planche de sauvetage motorisée.	17
1.12	Fonctions militaires des USVs dans une guerre maritime.	18
1.13	USV LAM-F utilisé pour la lutte contre les mines	18
1.14	USV antiterroriste Ulaq de la Turquie.	19
1.15	USV de surveillance MANTAS T	19
1.16	USV-ASM Sea Hunter des États-Unis.	20
2.1	Mouvement d'un corps flottant libre(navire)	22
2.2	USV type LSS-01	24
2.3	Cadres de référence d'un USV.	25
3.1	Exécution de l'algorithme A*	38
3.2	Exécution de l'algorithme RRT*	42
3.3	Environnement mer calme, (a): Obstacles mu raux, (b): Obstacles circulaires, (c): Obstacles mixtes	53
3.4	Environnement mer calme avec courant marin, (a): Obstacles muraux, (b): Obstacles circulaires, (c): Obstacles mixtes	54
3.5	Trajectoires générées par les algorithmes de planification (a) A*, (b) RRT*.	55
3.6	Planification des trajectoires dans un environnement de mer calme avec des obstacles de type mur, (a) A*, (b) RRT*	56
3.7	Planification des trajectoires dans un environnement de mer calme avec des obstacles circulaires, (a) A*, (b) RRT*	57
3.8	Planification des trajectoires dans un environnement de mer calme avec des obstacles mixtes, (a) A*, (b) RRT*	58
3.9	Modélisation de la carte de résistance du courant marin	61
3.10	Planification des trajectoires dans un environnement marin calme avec courant marin, (a) A*, (b) RRT*	62
3.11	Planification des trajectoires dans un environnement marin calme avec de courant marin et des obstacles de type mur, (a) RRT*, (b) ENER-G-RRT*	63
3.12	Planification des trajectoires dans un environnement marin calme avec de courant marin et des obstacles circulaires, (a) RRT*, (b) ENER-G-RRT*	64
3.13	Planification des trajectoires dans un environnement marin calme avec de courant marin et des obstacles mixtes, (a) RRT*, (b) ENER-G-RRT*	65
4.1	Architecture fonctionnelle du contrôleur MPC pour le suivi de trajectoire de l'USV.	71
4.2	Navigation de l'USV dans un environnement encombré (obstacles dynamiques).	72
4.3	Positions relatives du navire par rapport à l'USV.	73
4.4	Positions relatives du navire par rapport à l'USV, (a) : Face à face, (b) Croisement tribord, (c) Croisement bâbord, (d) Dépassement.	74
4.5	Chemin brut (RRT*) vers trajectoire lissée par B-Spline	75
4.6	Influence locale d'un point de contrôle	77

4.7	Organigramme du processus global de navigation autonome du LSS-01	80
4.8	Lissage de la trajectoire par B-spline : (a) trajectoires RRT* et B-spline, (b) zoom sur la trajectoire RRT* et B-spline.	81
4.9	Teste du croisement frontal	84
4.10	Contrôle du cap (ψ) lors du scénario 1 par MPC	85
4.11	Teste du croisement par tribord	86
4.12	Contrôle du cap (ψ) lors du scénario 2 par MPC	87
4.13	Teste de dépassement par l'arrière de l'obstacle mobile	88
4.14	Contrôle du cap (ψ) lors du scénario 3 par MPC	89
4.15	Suivi de trajectoire dans un scénario de navigation avec deux obstacles mobiles	90
4.16	Contrôle du cap (ψ) lors du scénario 4 par MPC	91

Liste des tableaux

2.1	Mouvements de translation et de rotation de l'USV	22
2.2	Tableau 2-2 : Valeurs estimées des paramètres d'équations de mouvement.	31
3.1	Comparaison entre les algorithmes A* et RRT*	45
3.2	Comparaison entre les formulations linéaire et exponentielle de la fonction de coût énergétique de l'approche ENERG-RRT*	47
3.3	Étude comparative entre RRT* et ENERG-RRT*	52
3.4	Dimensionnement des obstacles de type mur	54
3.5	Dimensionnement des obstacles de type cercle	54
3.6	Longueur des trajectoires issues de l'algorithme RRT*	56
3.7	Résultats du premier scénario de planification de trajectoire (A* et RRT*)	57
3.8	Résultats du deuxième scénario de planification de trajectoire (A* et RRT*)	58
3.9	Résultats du troisième scénario de planification de trajectoire (A* et RRT*)	59
3.10	Résultats comparatifs de planification de trajectoire (A* et RRT*) dans un milieu marin avec courant marin	62
3.11	Résultats de quatrième scénario de planification de trajectoire (RRT* et ENERC-RRT*)	64
3.12	Résultats du cinquième scénario de planification de trajectoire (RRT* et ENERC-RRT*)	64
3.13	Résultats du sixième scénario de planification de trajectoire (RRT* et ENERG-RRT*)	65
4.1	Signification des pondérations du critère MPC	69
4.2	Plages de variation des vitesses et des couples de l'USV LSS-01	79
4.3	Paramètres de réglage de la commande MPC et justification de leur choix pour l'USV LSS-01	83

Liste des Abréviations

Abréviation	Signification
A*	A-Star, algorithme de recherche heuristique de chemin optimal
AGV	Véhicule à Guidage Automatique
AMR	Robot Mobile Autonome
ASM	Anti-Sous-Marine
ASV	Véhicule de Surface Autonome
AUV	Véhicule Sous-Marin Autonome
B-Spline	Courbe Paramétrique de Lissage par Fonctions de Base
COLREGs	Règlement International pour Prévenir les Abordages en Mer
DARPA	Agence pour les Projets de Recherche Avancée de Défense
DDL	Degrés de Liberté
3-DDL	Modèle à Trois Degrés de Liberté
DW	Fenêtre Dynamique, Méthode de Planification Locale
ENERG-RRT*	Arbre Aléatoire à Expansion Rapide Énergétique
GNC	Guidage, Navigation et Contrôle
GPS	Système de Positionnement Global
IMO	Organisation Maritime Internationale
IMU	Centrale Inertielle de Mesure
ISR	Renseignement, Surveillance et Reconnaissance
ITS	Institut Technologique Sepuluh Nopember, Indonésie
LIDAR	Système de Détection et Télémétrie par Laser
LSS-01	Navire de Surface Lintas Samudra 01
MASS	Navires de Surface Maritimes Autonomes
MCM	Lutte Contre les Mines
MPC	Commande Prédictive par Modèle

Abréviation	Signification
OMI	Organisation Maritime Internationale
PID	Régulateur Proportionnel-Intégral-Dérivé
RNA	Réseau de Neurones Artificiels
ROV	Véhicule Téléopéré
RRT	Arbre Aléatoire à Expansion Rapide
RRT*	Arbre Aléatoire à Expansion Rapide Optimal
SLAM	Localisation et Cartographie Simultanées
UAV	Drone Aérien Autonome
UGV	Véhicule Terrestre Sans Pilote
USV	Véhicule de Surface Sans Pilote
UUV	Véhicule Sous-Marin Sans Pilote
VO	Obstacle de Vitesse, Méthode d'Évitement Dynamique
VTOL	Aéronef à Décollage et Atterrissage Vertical
2D	Deux Dimensions
3D	Trois Dimensions

Notations Mathématiques et Symboles Principaux

Symbole	Signification
η	Vecteur d'état dans le référentiel inertiel $[x, y, \psi]^T$
ν	Vecteur de vitesse dans le référentiel lié au corps $[u, v, r]^T$
ψ	Angle de lacet (cap du véhicule)
u	Vitesse longitudinale (surge)
v	Vitesse latérale (sway)
r	Vitesse angulaire de lacet
τ_u	Poussée longitudinale appliquée au propulseur
τ_r	Moment de lacet généré par le gouvernail
M	Matrice d'inertie (masse rigide et masse ajoutée)
$C(\nu)$	Matrice des forces de Coriolis et centripètes
D	Matrice d'amortissement hydrodynamique linéaire
$D_n(\nu)$	Matrice d'amortissement hydrodynamique non linéaire
$J(\eta)$	Matrice de rotation cinématique
$R(q)$	Coefficient de résistance hydrodynamique normalisé $\in [0, 1]$
k	Coefficient de pondération énergétique de ENER-G-RRT*
$g(q)$	Fonction de coût du chemin
$d(q, q')$	Distance euclidienne entre deux nœuds
N_p	Horizon de prédiction du contrôleur MPC
N_c	Horizon de commande du contrôleur MPC
Q_p	Matrice de pondération du suivi de trajectoire
Q_c	Matrice de pondération de l'effort de commande
Q_s	Matrice de pondération des variations de commande
Q_t	Matrice de pondération terminale
J	Fonction de coût quadratique du contrôleur MPC
C_{COLREG}	Fonction de pénalisation conditionnelle des règles COLREGs
$f(n)$	Fonction d'évaluation totale de l'algorithme A*
$g(n)$	Coût réel parcouru dans l'algorithme A*
$h(n)$	Estimation heuristique dans l'algorithme A*
$C(t)$	Courbe B-Spline paramétrée
$N_{i,p}(t)$	Fonction de base B-Spline de degré p
P_i	Points de contrôle de la courbe B-Spline

Introduction Générale

L'émergence des systèmes autonomes intelligents constitue l'un des axes majeurs de recherche dans les domaines de la robotique, de l'automatique et des systèmes physiques. Dans le secteur maritime, cette évolution a conduit au développement des véhicules de surface autonomes (Autonomous Surface Vehicles – ASV) ou sans pilote (Unmanned Surface Vehicles – USV), capables d'exécuter des missions complexes avec un niveau élevé d'autonomie décisionnelle. Grâce aux progrès réalisés dans les technologies de perception, de navigation, de communication et de commande, ces plateformes représentent aujourd'hui une alternative efficace aux navires conventionnels pour de nombreuses applications civiles et militaires.

Les USV sont désormais utilisés dans des missions variées telles que la surveillance maritime, l'inspection d'infrastructures offshore, la collecte de données océanographiques, la bathymétrie, la surveillance environnementale, la sécurité portuaire ainsi que les opérations de recherche et de sauvetage. Toutefois, l'autonomie complète de ces systèmes demeure un défi scientifique majeur en raison de la complexité intrinsèque de l'environnement marin. Celui-ci est caractérisé par des phénomènes hydrodynamiques fortement non linéaires, des perturbations exogènes variables (courants marins, vagues et vent), des incertitudes de modélisation ainsi que des interactions dynamiques avec les autres usagers du domaine maritime.

Dans ce contexte, la conception d'un système de navigation autonome performant nécessite l'intégration de plusieurs fonctionnalités complémentaires. Le véhicule doit être capable de générer une trajectoire optimale reliant un point de départ à une destination tout en évitant les obstacles présents dans son environnement. Cette trajectoire doit ensuite être rendue compatible avec les contraintes cinématiques et dynamiques du navire grâce à des techniques de lissage garantissant la continuité géométrique du chemin. Enfin, un système de commande robuste doit assurer le suivi précis de la trajectoire en présence d'incertitudes paramétriques et de perturbations externes, tout en respectant les règles internationales de prévention des abordages en mer (International Regulations for Preventing Collisions at Sea – COLREGs).

Le présent mémoire s'inscrit dans cette problématique et propose une architecture hiérarchique de navigation autonome appliquée au véhicule de surface LSS-01 (Lintas Samudra Surface Ship), développé par l'Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) de Surabaya. L'objectif principal de ce travail est de développer une architecture de navigation intégrée combinant la modélisation dynamique du véhicule, la planification optimale de trajectoire, l'optimisation énergétique, la génération de trajectoires physiquement réalisables et leur suivi sous contraintes, en présence d'obstacles dynamiques évoluant dans un environnement maritime complexe.

Le plan de ce mémoire s'articule comme suit :

- **Le premier chapitre** présente une étude bibliographique consacrée aux robots mobiles autonomes et, plus particulièrement, aux véhicules de surface autonomes. Les architectures matérielles et logicielles, les systèmes de perception, les techniques de localisation ainsi que les problématiques spécifiques liées à la navigation maritime y sont présentés et analysés.
- **Le deuxième chapitre** est consacré à la modélisation dynamique de l'USV LSS-01. Le comportement du véhicule est décrit à l'aide d'un modèle hydrodynamique non linéaire à trois degrés de liberté (3 ddl), comprenant les mouvements de translation longitudinale (surge), de translation latérale (sway) et de rotation en lacet (yaw). Ce modèle est formulé

selon le cadre théorique développé par Fossen et intègre les principaux effets inertiels, dissipatifs et de couplage hydrodynamique.

- **Le troisième chapitre** traite le problème de la planification de trajectoire dans un environnement maritime encombré. Trois approches sont étudiées et comparées : l'algorithme déterministe A^* , l'algorithme probabiliste RRT* (Rapidly-exploring Random Tree Star) ainsi qu'une version énergétique dénommée ENERG-RRT*. Cette dernière reformule le problème de planification sous la forme d'un critère de minimisation du coût énergétique de propulsion en intégrant les effets des courants marins à travers une cartographie de résistance hydrodynamique. L'objectif est de produire des trajectoires non seulement sûres et optimales, mais également économes en énergie.
- **Le quatrième chapitre** est consacré à la génération et au suivi de trajectoire. Les chemins issus de l'algorithme de planification sont d'abord lissés à l'aide de courbes B-Splines cubiques afin de garantir leur continuité de courbure et leur compatibilité avec les contraintes dynamiques du véhicule. Une stratégie de commande prédictive basée sur le Model Predictive Control (MPC) est ensuite développée pour assurer le suivi de trajectoire en temps réel. Le contrôleur intègre explicitement les contraintes liées aux règles COLREGs afin de permettre une navigation sûre dans des environnements partagés. Plusieurs scénarios de rencontre maritime, incluant des situations de croisement, de dépassement, de face-à-face et de navigation en présence de multiples obstacles mobiles, sont finalement étudiés afin d'évaluer les performances de l'architecture proposée.
- Enfin, ce mémoire s'achève par une **conclusion générale** dans laquelle sont synthétisés les principaux résultats obtenus et les contributions scientifiques apportées. Les limites du travail réalisé sont discutées et plusieurs perspectives de recherche sont proposées afin d'étendre les développements effectués vers des systèmes de navigation autonome maritime encore plus performants.

Les travaux réalisés dans ce mémoire contribuent ainsi au développement d'une solution complète de navigation autonome destinée aux véhicules de surface sans pilote évoluant dans des environnements maritimes dynamiques. Ils mettent en évidence l'intérêt de combiner des techniques avancées de modélisation hydrodynamique, de planification optimale de trajectoire et de commande prédictive afin d'améliorer simultanément la sécurité de navigation, la robustesse du système, l'efficacité énergétique et l'autonomie décisionnelle des USV.

Chapitre 1

Généralités sur les Robots mobiles autonomes

1.1 Introduction

Les robots mobiles autonomes occupent aujourd’hui une place essentielle dans le développement des systèmes intelligents liés à l’Industrie 4.0, aux systèmes cyber-physiques et à l’automatisation avancée. Grâce aux progrès récents de l’intelligence artificielle, des capteurs intelligents, des systèmes embarqués et des technologies de communication, ces robots sont capables de se déplacer de manière autonome, de percevoir leur environnement et de planifier des trajectoires sûres sans intervention humaine directe.

Leurs applications couvrent plusieurs domaines stratégiques tels que la logistique intelligente, les véhicules autonomes, l’agriculture de précision, la surveillance, l’exploration de zones dangereuses, ainsi que les missions de recherche et de sauvetage. Le développement de ces systèmes répond aux besoins croissants de flexibilité, de sécurité, de productivité et d’efficacité dans les environnements modernes et dynamiques [1]-[3].

Par ailleurs, l’étude des robots mobiles autonomes nécessite le développement de méthodes avancées de modélisation, de localisation, de navigation, de perception et de commande afin de garantir une autonomie fiable dans des environnements complexes et incertains. Les avancées récentes en apprentissage automatique, en fusion de données multi-capteurs et en planification de trajectoire ont considérablement amélioré les performances et les capacités décisionnelles de ces robots [4]-[6].

Ce chapitre présente les notions fondamentales relatives aux robots mobiles autonomes, leurs différentes classifications ainsi que leurs principaux domaines d’application. Une attention particulière est portée aux véhicules de surface autonomes (Unmanned Surface Vehicles — USV), qui constituent l’application principale étudiée dans ce mémoire, notamment aux problématiques de navigation, de perception, d’évitement d’obstacles et de commande en environnement maritime complexe.

1.2 Robots mobiles autonomes

Les robots mobiles autonomes constituent une branche importante de la robotique moderne. Contrairement aux robots fixes, ils possèdent la capacité de se déplacer dans leur environnement de manière autonome grâce à l'utilisation de capteurs, d'algorithmes de perception, de navigation et de commande. Leur développement a connu une évolution rapide grâce aux avancées réalisées en intelligence artificielle, en électronique embarquée et en technologies de communication. Aujourd'hui, ces robots sont utilisés dans plusieurs domaines tels que l'industrie, le transport, la surveillance, l'agriculture et l'exploration maritime et spatiale.

1.2.1 Bref historique

- Années 1960 – Début de la robotique mobile autonome

Les premières recherches sur les robots mobiles autonomes apparaissent avec le développement du robot Shakey, illustré par Figure (1.1), par le Stanford Research Institute entre 1966 et 1972. Shakey est considéré comme le premier robot capable de percevoir son environnement, de prendre des décisions et de se déplacer de manière autonome grâce à l'intelligence artificielle et à des capteurs embarqués [7].



FIG. 1.1 : Robot mobile "Shakey"

- Années 1970–1980 – Développement des modèles de navigation et de commande

Durant cette période, les recherches se concentrent principalement sur la modélisation cinématique, la commande et la navigation des robots mobiles terrestres. Les premiers robots à roues autonomes apparaissent dans les laboratoires de recherche et certaines applications industrielles. Les progrès en électronique et en microprocesseurs permettent d'améliorer les capacités de calcul embarqué [8].

- Années 1990 – Apparition des systèmes de perception avancés

Les années 1990 marquent une avancée importante en robotique mobile, grâce au développement des télémètres laser et de la vision artificielle et des techniques de localisation et cartographie simultanées (SLAM), permettant aux robots de cartographier leur environnement tout en estimant leur position en temps réel [1].

Cette période se caractérise par l'apparition de robots mobiles majeurs comme **Navlab 1** / **Navlab 5** (*Carnegie Mellon University*) pour la conduite autonome, **HelpMate** (voir Figure (1.2.a)) pour les applications hospitalières, **Rhino** pour la navigation intérieure, ainsi que les plateformes **B21** / **B21R** développées par *iRobot* pour la recherche en robotique mobile[9].

Elle est également marquée par le développement de robots biomimétiques importants, notamment les humanoïdes **Honda P2** et **Honda P3** de *Honda*[10], les robots quadrupèdes de *Raibert*[11], ainsi que les robots serpents de *Hirose*, illustrés par la Figure (1.2.b)[2].

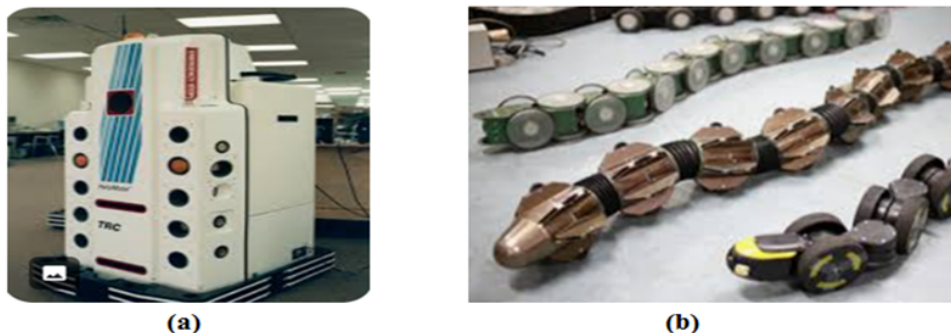


FIG. 1.2 : Robots mobiles, (a) : "HelpMate", (b) : robots serpents de "Hirose"

- Années 2000 – Essor des véhicules autonomes

Avec l'intégration du GPS, des lidars et des réseaux sans fil, les robots mobiles autonomes connaissent une forte expansion. Les compétitions organisées par la DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) qui est une agence de recherche et développement du département de la Défense des États-Unis, notamment le DARPA Grand Challenge (2004–2007), accélèrent le développement des véhicules autonomes terrestres [9].

Durant cette période apparaissent également les véhicules autonomes tels que : les drones aériens autonomes (Unmanned Aerial Vehicle - UAV), les véhicules de surface autonomes (Unmanned Surface Vehicle - USV) et les véhicules sous-marins autonomes (Autonomous Underwater Vehicle-AUV). Les robots biomimétiques inspirés des animaux connaissent aussi un important développement, comme le robot Cheetah illustré par Figure (1.3, b) et développé par le Massachusetts Institute of Technology [10].

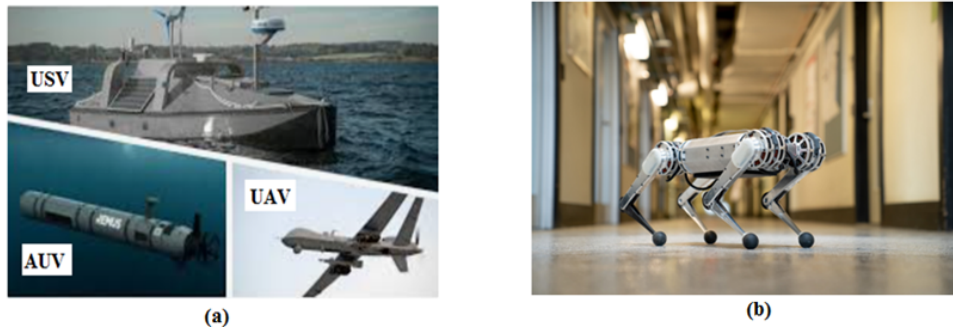


FIG. 1.3 : Robots mobiles autonomes, (a) : Véhicules autonomes, (b) : Robot "Cheetah"

- Années 2010 – Intégration de l'intelligence artificielle

Les progrès du deep learning, de la vision par ordinateur et de la fusion multi-capteurs améliorent considérablement les performances des robots mobiles autonomes. Les robots deviennent capables d'évoluer dans des environnements dynamiques complexes avec une meilleure prise de décision autonome [11].

Les drones multi-rotors, les robots de livraison et les véhicules autonomes intelligents commencent à être utilisés dans plusieurs secteurs industriels et civils.

- Années 2020 à aujourd'hui – Robots intelligents et collaboratifs

Les recherches actuelles portent essentiellement sur l'autonomie décisionnelle avancée, la coopération multi-robots, la navigation intelligente, l'apprentissage profond et l'interaction homme-robot.

Les robots mobiles autonomes sont désormais utilisés dans la logistique intelligente, l'agriculture de précision, la surveillance maritime, l'exploration de zones dangereuses, les opérations de secours et les villes intelligentes [2]. Les véhicules autonomes maritimes (USV) et les drones intelligents représentent aujourd'hui des axes majeurs de recherche et de développement.

1.2.2 Cycle de fonctionnement

Le fonctionnement d'un robot autonome repose sur un cycle fondamental appelé cycle de fonctionnement, qui décrit la manière dont le robot interagit en continu avec son environnement afin d'assurer son autonomie. Ce cycle est généralement structuré en trois étapes principales : perception, décision et action (Voir Figure 1.4)

- **La phase de perception** qui consiste à acquérir des informations sur l'environnement et sur l'état interne du robot à l'aide de capteurs. Ces données permettent soit de construire et mettre à jour une représentation de l'environnement, soit d'être exploitées directement pour générer des réactions immédiates.

- **La phase de décision** qui a pour objectif d'analyser les informations perçues afin de déterminer les actions à exécuter. Cette étape peut s'appuyer sur un modèle interne de l'environnement ou sur des stratégies réactives basées sur les données capteurs.

- **La phase d'action** qui correspond à l'exécution des décisions prises, à travers l'envoi de

commandes vers les actionneurs du robot, en utilisant des boucles de commande et d'asservissement permettant de garantir la précision et la stabilité du mouvement.

Ce cycle s'exécute de manière continue et constitue le principe de base permettant au robot autonome d'adapter son comportement en temps réel en fonction des variations de son environnement.

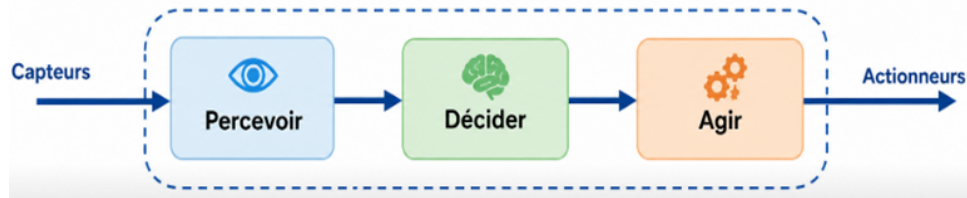


FIG. 1.4 : Cycle de fonctionnement d'un robot autonome

1.2.3 Contraintes opérationnelles

Les robots mobiles autonomes sont soumis à plusieurs contraintes liées à leur architecture, à leurs capacités de perception et aux conditions d'évolution dans des environnements réels. Ces contraintes influencent directement leurs performances, leur autonomie et leur robustesse.

- **Contraintes de locomotion**

La structure mécanique ainsi que le mode de locomotion imposent des limitations sur les mouvements réalisables par le robot. Ces contraintes concernent principalement la cinématique, la dynamique, la stabilité, la manœuvrabilité ainsi que la capacité de franchissement d'obstacles et d'adaptation au terrain [2]-[12].

- **Contraintes de perception**

Un robot mobile autonome doit percevoir son environnement pour assurer la localisation, la cartographie et la détection d'obstacles [4]. Cependant, les capteurs utilisés présentent plusieurs limitations (bruit de mesure, les occlusions ou la sensibilité aux conditions environnementales), ce qui nécessite souvent l'utilisation de techniques de fusion multi-capteurs afin d'améliorer la fiabilité et la robustesse du système [5]-[13].

- **Contraintes de localisation, navigation et prise de décision**

La localisation et la navigation des robots mobiles autonomes dans des environnements dynamiques ou inconnus constituent des défis majeurs, notamment pour le SLAM, le suivi de mouvement, la génération de trajectoires sûres et l'évitement d'obstacles en temps réel [4]-[14]-[1]. La prise de décision autonome, incluant la planification de tâches et la gestion des incertitudes, représente également une problématique importante [2]-[1]

- **Contraintes énergétiques et computationnelles**

Les ressources embarquées, notamment l'énergie disponible et la puissance de calcul, restent limitées. La gestion efficace de ces ressources conditionne directement l'autonomie, les performances temps réel et la durée opérationnelle du robot [15].

- **Contraintes de sécurité et d'environnement**

Les conditions d'exploitation imposent des exigences élevées en matière de sécurité, de robustesse et de fiabilité. Les robots doivent être capables de fonctionner dans des environnements parfois hostiles, incertains ou dynamiques .

1.2.4 Classification des robots mobiles autonomes

Les robots mobiles sont des systèmes capables de se déplacer de manière autonome dans des environnements connus ou inconnus, ce qui les rend essentiels dans plusieurs domaines comme l'industrie, la logistique, l'agriculture, le militaire et les services. Ils peuvent être classés selon des critères technologiques, mécaniques, cinématiques et applicatifs.

1.2.4.1 Classification des robots mobiles selon le milieu d'évolution

- **Robots mobiles terrestres (UGV – Unmanned Ground Vehicle)** : évoluent sur le sol et regroupent les robots à roues, à chenilles, biomimétiques (bipèdes et quadrupèdes), ainsi que les robots logistiques et de service.
- **Robots mobiles aériens (UAV)** : se déplacent dans l'air et incluent les multicopters, les aéronefs à voilure fixe, les systèmes *VTOL* (*Vertical Take-Off and Landing*) et les drones biomimétiques.
- **Robots mobiles de surface maritime (USV)** : évoluent à la surface de l'eau et sont utilisés pour la surveillance, la navigation autonome et les missions océanographiques.
- **Robots sous-marins (AUV)** : fonctionnent en milieu aquatique profond et comprennent les *ROV* téléopérés ainsi que les véhicules autonomes dédiés à l'inspection et à la cartographie.

1.2.4.2 Classification des robots mobiles selon la structure mécanique

- **Robots à roues** : catégorie la plus utilisée, comprenant le différentiel (type unicycle), le tricycle, les robots omnidirectionnels (roues Mecanum/suédoises), le *skid-steering* (type char) et les AGV guidés (laser ou bandes).
- **Robots à pattes (*Legged Robots*)** : inspirés de la locomotion animale, incluant les robots bipèdes, quadrupèdes et hexapodes.
- **Robots hybrides** : combinent plusieurs modes de locomotion, comme roues plus pattes ou roues plus systèmes de propulsion.
- **Robots aériens et aquatiques** : regroupent les UAV multicopters (forte manœuvrabilité), les USV à propulsion par hélices et les AUV équipés de propulseurs multi-axes.

1.2.4.3 Classification des robots mobiles selon l'application

- **Robots de service et logistiques** : utilisés pour la livraison autonome et le transport industriel (exemple : systèmes AMR et robots de type Kiva).
- **Robots militaires et de sécurité** : dédiés aux missions de déminage, de reconnaissance et de surveillance.
- **Robots agricoles** : employés pour la pulvérisation, la surveillance des cultures et la récolte automatisée.

- **Robots marins (USV/AUV)** : utilisés pour la surveillance maritime et les missions océanographiques.
- **Robots aériens (UAV)** : assurent des tâches de surveillance, d'intervention et d'inspection d'infrastructures.

Parmi les différentes catégories de robots mobiles autonomes citées précédemment, les USV constituent une solution importante en robotique marine, offrant de nombreuses applications tout en réduisant les risques humains et les coûts d'exploitation.

Ils présentent toutefois des défis majeurs liés à la navigation en environnement marin perturbé et à la robustesse du système.

Dans ce contexte, leur autonomie et leurs performances font l'objet de nombreux travaux de recherche.

Ainsi, nous avons choisi les USV comme application dans ce modeste travail afin d'étudier leurs caractéristiques et d'explorer les méthodes d'amélioration de leurs performances en environnement dynamique.

1.3 Robot de surface maritime (USV)

1.3.1 Importance et défis des USV en environnement marin

Environ les deux tiers de la surface de la Terre sont recouverts par les océans[16], mais ceux-ci restent encore largement sous-explorés. Cette situation suscite un intérêt croissant pour les véhicules de surface autonomes (**USV**), illustrés par la Figure (1.5), dans les domaines scientifique, industriel et militaire. Ces systèmes constituent une solution clé en robotique marine pour l'exploration, la surveillance et l'intervention en milieu aquatique, tout en réduisant les coûts et en améliorant la sécurité des opérations[17]. Ils sont notamment utilisés pour la surveillance maritime, la cartographie, la collecte de données océanographiques, l'inspection d'infrastructures et les missions de recherche et sauvetage.

Par ailleurs, les **USV** évoluent dans un environnement fortement contraint, caractérisé par une dynamique non linéaire, des perturbations externes importantes et des exigences strictes de navigation, notamment le respect des règles de navigation (*International Regulations for Preventing Collisions at Sea – COLREGs*)[18]. Ainsi, les **USV** représentent une solution technologique essentielle pour les applications maritimes modernes, combinant autonomie, robustesse et efficacité dans des environnements complexes et dynamiques[19].



FIG. 1.5 : Exemples des USVs

1.3.2 Historique et évolution des USV

Les véhicules de surface autonomes (*USV*) ont fortement évolué grâce aux avancées en robotique, en automatique et en systèmes embarqués. Initialement destinés aux applications militaires, ils sont aujourd’hui utilisés dans des domaines civils, scientifiques et industriels pour diverses missions maritimes autonomes.

- **Années 1940 : premières apparitions des USV**

Les premiers véhicules de surface sans pilote (*USV*) sont apparus durant la Seconde Guerre mondiale pour des applications militaires. Parmi eux, le *Comox*, développé au Canada en 1944, est considéré comme l’un des premiers USV utilisés pour soutenir les opérations du débarquement de Normandie[20].

D’autres plateformes américaines, telles que *Porcupine*, *Bob-Sled* et *Woofus 120*, données par la Figure (1.6), ont également été développées pour des missions de déminage et de neutralisation d’obstacles maritimes[19].

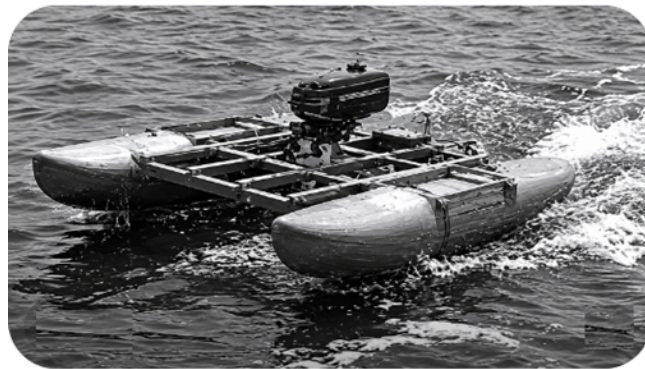


FIG. 1.6 : USV “Woofus 120”

- **Années 1950–1960 : développement des applications militaires**

Après les années 1950, l'utilisation militaire des USV s'est progressivement intensifiée. En 1956, les systèmes **Able** et **Baker** ont été employés pour la collecte d'échantillons radioactifs à la suite d'essais nucléaires [21]-[22]. Par la suite, durant les années 1960, plusieurs USV ont été conçus comme cibles navales destinées aux exercices de tir de missiles. À la fin de cette décennie, un important USV de déminage a été développé puis déployé pendant la guerre du Vietnam afin de neutraliser les mines marines.

- **Années 1990 : diversification des missions des USV**

Les années 1990 ont marqué une étape majeure dans l'évolution des USV grâce à l'intensification des programmes de recherche et de développement. Plusieurs systèmes spécialisés dans le déminage ont alors été conçus, notamment **R/C Dyads**, **Moss** et le système **ALISS** (*Advanced Lightweight Influence Sweep System*) [23]. Parallèlement, les domaines d'application des USV se sont étendus à la surveillance maritime, à la reconnaissance, à la sécurité portuaire ainsi qu'aux missions hydrographiques. Des plateformes telles que **ASH** et **Roboski** ont également été développées comme cibles de surface embarquées (*SDST*) destinées à l'entraînement naval [24]-[25].

- **Années 2000 à aujourd'hui : vers des USV intelligents et autonomes**

Depuis les années 2000, les USV connaissent une évolution rapide grâce aux avancées réalisées dans les domaines de l'automatique, de l'intelligence artificielle et des systèmes embarqués. Des plateformes modernes telles que **SEPAR**, **HSMST**, **MST**, **QST-33** et **QST-35/35A** continuent d'être utilisées pour l'entraînement militaire, les simulations et les essais opérationnels. Aujourd'hui, les recherches s'orientent vers le développement d'USV plus intelligents, capables d'assurer une navigation autonome, une perception avancée de l'environnement ainsi qu'une coopération multi-robots pour des missions civiles, scientifiques et militaires complexes.

1.3.3 Architecture fondamentale des USVs

Les USVs peuvent adopter différentes formes et intégrer diverses fonctionnalités selon leurs domaines d'application. Toutefois, ils doivent tous comporter un ensemble d'éléments fondamentaux (voir Figure (1.7)).

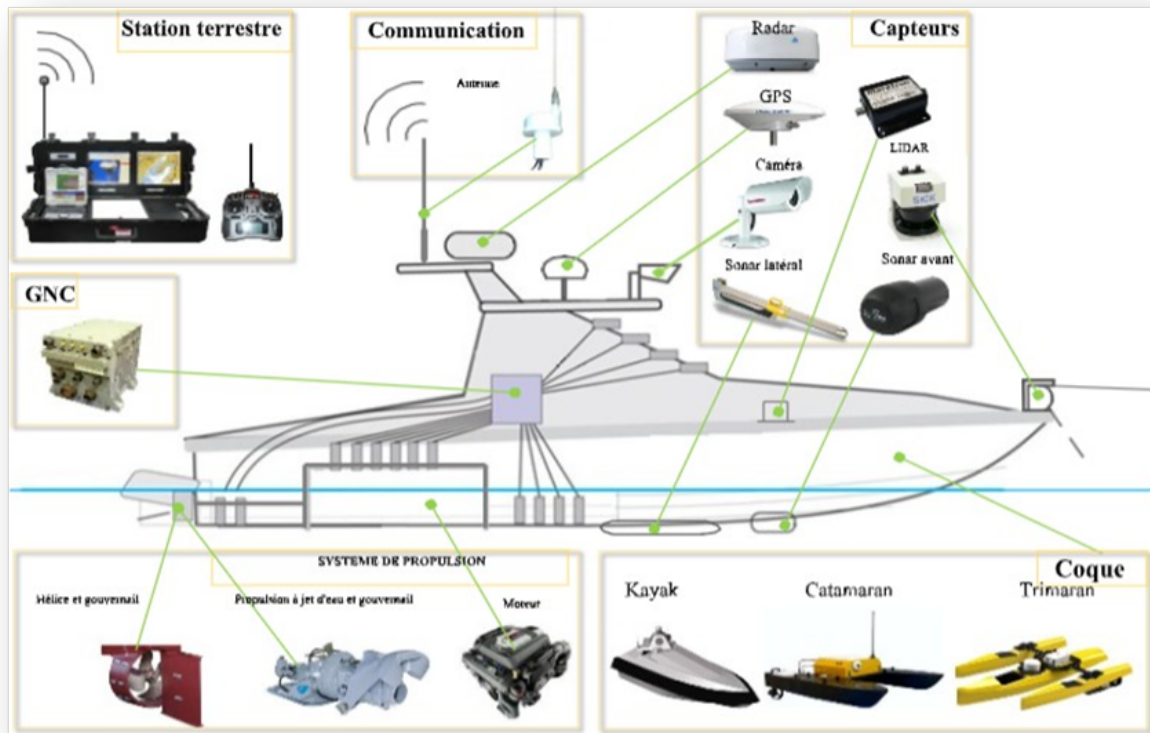


FIG. 1.7 : Architecture fondamentale d'un USV typique.

A partir de Figure (1.7), nous pouvons décrire les différentes architectures des éléments constituant un USV comme suit :

a- Structure de la coque

La conception des coques des USV peut être classée en quatre (04) types principaux :

- **Coques pneumatiques rigides** : Ce type de coque offre une grande endurance ainsi qu'une meilleure capacité de charge, ce qui le rend particulièrement adapté aux applications militaires [26].
- **Kayaks (coque simple)** : Les plateformes de type kayaks sont faciles à fabriquer ou à adapter à partir de véhicules de surface habités. Leur structure à coque unique facilite l'intégration et le montage des équipements [27].
- **Catamarans (coques jumelées)** : Les catamarans assurent une meilleure stabilité, réduisant ainsi le risque de chavirement en eaux agitées [28]. Ils présentent également une capacité de charge plus élevée ainsi qu'une meilleure redondance.
- **Trimarans (coques triples)** : Similaires aux catamarans en termes de stabilité et de capacité de charge, les trimarans offrent en plus des avantages spécifiques pour certaines applications particulières [29].

b- Système de propulsion

La plupart des USV existants sont dirigés et contrôlés en vitesse par des systèmes de propulsion à gouvernail, à hélice ou hydrojet. Dans certains cas, comme les catamarans, la direction est assurée par la poussée différentielle de moteurs indépendants. Ces configurations sont souvent sous-actionnées, car le nombre d'actionneurs est inférieur aux degrés de liberté du système, ce qui complique le contrôle précis du véhicule. Les USV entièrement ou sur-actionnés offrent une meilleure manœuvrabilité, mais au prix d'une complexité et de coûts plus élevés [30].

c- Systèmes de communication

Les systèmes de communication assurent à la fois les échanges sans fil avec les stations de contrôle au sol et avec d'autres véhicules dans le cadre d'une coordination coopérative, ainsi que les communications embarquées, qu'elles soient filaires ou sans fil, entre les capteurs, les actionneurs et les différents équipements du système. De ce fait, la fiabilité de ces systèmes constitue un enjeu fondamental [17].

d- Équipement de collecte de données

Les équipements de collecte de données des USV reposent principalement sur des capteurs de base tels que l'IMU et le GPS, essentiels pour le fonctionnement et la navigation du véhicule. Selon les missions, d'autres capteurs peuvent être intégrés, notamment des caméras, radars et sonars, afin d'améliorer les capacités de perception et de surveillance dans différentes conditions opérationnelles. Ces dispositifs permettent également le suivi de paramètres du système, tels que l'état des équipements et les conditions environnementales [31].

e- Station terrestre

La station de contrôle terrestre constitue un élément central du système de guidage, navigation et contrôle (GNC) des USV. Elle peut être installée à terre, embarquée dans un véhicule mobile ou à bord d'un navire. Les missions sont généralement transmises aux USV via des liaisons de communication sans fil. Cette station permet également la supervision en temps réel de l'état du véhicule et de ses équipements embarqués. Dans le cas des USV téléopérés, elle assure en plus l'envoi des commandes de contrôle [17].

f- Systèmes GNC

Le système GNC est un dispositif de guidage (G), navigation (N) et contrôle (C) considéré comme l'un des éléments les plus critiques d'un USV. Ces engins autonomes reposent généralement sur l'intégration étroite de ces trois sous-systèmes interdépendants, où toute défaillance dans l'un d'eux peut affecter les performances globales du système [32].

- **Système de guidage (G)** : il génère et met à jour en continu des trajectoires réalisables, lisses et optimisées destinées au système de contrôle. Il s'appuie sur les données du système de navigation, les missions assignées, les capacités du véhicule ainsi que les conditions environnementales [33].
- **Système de navigation (N)** : il permet l'estimation de l'état du véhicule (position, orientation, vitesse et accélération) ainsi que de son environnement. Cette estimation repose sur les états passés et présents de l'USV, combinés aux informations issues des capteurs embarqués, telles que les courants marins et la vitesse du vent [17].

- **Système de contrôle (C)** : il détermine les efforts (forces et moments) nécessaires pour suivre les consignes issues des systèmes de guidage et de navigation, afin d'atteindre les objectifs de mission définis [34].

1.3.4 Classification des USVs

Les USV peuvent être classés selon plusieurs critères, notamment leur taille, leur degré d'autonomie, les missions auxquelles ils sont dédiés et l'environnement opérationnel envisagé. Cette classification permet de distinguer les différents types d'USV en fonction de leurs caractéristiques et de leurs domaines d'application.

a- Classification selon la taille

Les USV peuvent être classés selon leur taille et leur tonnage comme suit [35] :

- **Petits USV (< 1 tonne ; < 14 m)** : ces véhicules de faible dimension sont destinés à des missions spécifiques telles que la reconnaissance rapprochée ou la collecte ciblée de données.
- **USV moyens (< 500 tonnes ; 14 m à 60 m)** : cette catégorie regroupe des plateformes de taille intermédiaire (*MUSV*), capables d'assurer des opérations plus étendues, notamment la surveillance maritime et le transport de charges légères.
- **Grands USV (1 000 à 2 000 tonnes ; 60 m à 92 m)** : ces systèmes (*LUSV*) offrent une meilleure stabilité et sont adaptés à des missions complexes telles que la lutte contre les mines ou le soutien logistique.
- **USV extra-larges (> 2 000 tonnes ; > 92 m)** : cette catégorie regroupe les navires sans équipage de très fort tonnage, conçus pour des missions de longue durée et à forte criticité, telles que le transport stratégique ou le ravitaillement en carburant.

b- Classification par niveau d'autonomie

La classification des niveaux d'automatisation des navires de surface autonomes (*MASS*) a été définie par l'Organisation Maritime Internationale (*OMI*) dans le cadre d'un exercice de cadrage réglementaire réalisé en 2021 [18]. Elle distingue quatre niveaux d'autonomie :

- **Niveau 1 : navires avec assistance automatisée**

À ce niveau, les navires disposent de systèmes automatisés (pilotage, surveillance, détection d'obstacles) qui assistent l'équipage dans la conduite. Cependant, la décision finale et la responsabilité opérationnelle restent assurées par l'équipage qualifié.

- **Niveau 2 : navires télécommandés avec équipage à bord**

Ces navires sont contrôlés à distance tout en conservant un équipage embarqué, qui intervient en cas de défaillance ou pour des manœuvres spécifiques. Les responsabilités entre l'équipage et le centre de contrôle doivent être clairement définies.

- **Niveau 3 : navires télécommandés sans équipage à bord**

Ces navires fonctionnent sans présence humaine à bord et sont entièrement supervisés à distance depuis un centre de contrôle. Leur fiabilité dépend fortement de systèmes redondants et de dispositifs de cybersécurité robustes.

- **Niveau 4 : navires entièrement autonomes**

Ces navires fonctionnent sans intervention humaine et sont capables de prendre des décisions ainsi que d'exécuter l'ensemble des opérations de manière autonome en fonction de l'environnement maritime. Ce niveau d'autonomie pose d'importants défis réglementaires, juridiques et de sécurité, nécessitant des normes strictes pour garantir leur fiabilité.

c- Classification par mission

L'évolution des équipements de navigation, désormais compacts, performants et disponibles commercialement à des coûts réduits, tels que les systèmes de positionnement global (**GPS**) et les centrales inertielles (**IMU**), ainsi que les progrès des systèmes de communication sans fil, plus robustes et fiables, ont considérablement élargi les domaines d'application des USV. Ces avancées technologiques permettent aujourd'hui le développement économiquement viable de ces véhicules pour diverses missions, notamment :

- **Missions de recherche scientifique**

- Réalisation de levés bathymétriques (voir Figure 1.8).
- Étude des phénomènes biologiques marins, des migrations, des changements climatiques, ainsi que de la biodiversité et des écosystèmes côtiers.
- Collecte de données océanographiques, météorologiques et environnementales.
- Mise en œuvre de systèmes collaboratifs multi-véhicules impliquant des plateformes aériennes, terrestres, de surface et sous-marines.

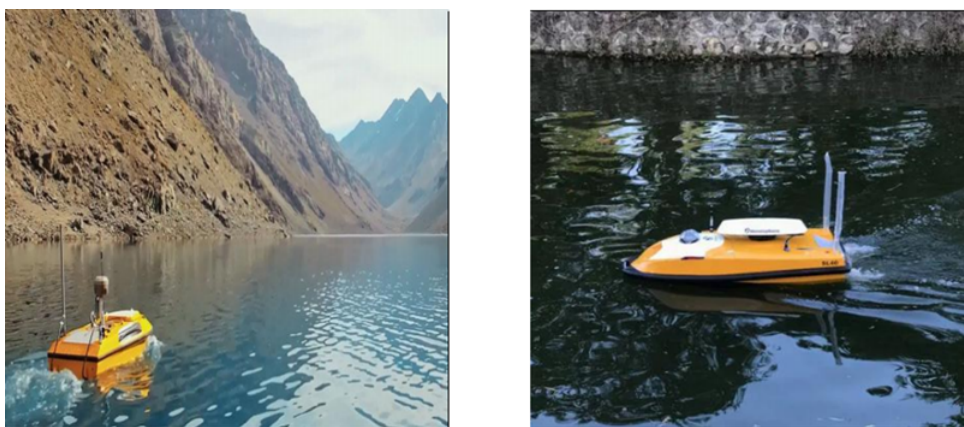


FIG. 1.8 : USV “SL40Y” levé bathymétrique des barrages de résidus.

- **Missions environnementales**

- Surveillance de la qualité de l’eau, ainsi que l’échantillonnage et l’évaluation des paramètres environnementaux (voir Figure 1.9).
- Détection, mesure à l’aide de capteurs chimiques et météorologiques, et contribution à la réduction de la pollution marine.



FIG. 1.9 : USV mission environnemental, (a) "SAIL DRONE" pour surveillance,(b) "M80" pour mesures

- **Missions d’exploration des ressources océaniques**

- Exploration des ressources pétrolières et gazières.
- Construction et maintenance des infrastructures offshore, telles que les plateformes et les pipelines.
- Cartographie des fonds marins.
- Prospection de gisements minéraux.
- Collecte d’échantillons géologiques et surveillance des activités de pêche, contribuant ainsi à une exploitation durable des ressources océaniques.



FIG. 1.10 : USV "WAM-V" pour études hydrographiques.

- **Missions de recherche et sauvetage**

Les USV peuvent être utilisés lors d'opérations de recherche et de sauvetage dans des conditions météorologiques défavorables, où l'intervention humaine présente un risque élevé. Cela inclut notamment les missions en mer agitée, dans des zones contaminées ou à haut risque d'explosion. Ces systèmes intègrent des capacités de navigation autonome et de communication pour la réalisation de balayages radar et la coordination des secours. Ils constituent des outils essentiels pour les garde-côtes.



FIG. 1.11 : USV de recherche et sauvetage : (a) USV des garde-côtes, (b) planche de sauvetage motorisée.

- **Missions militaires**

Les véhicules de surface sans pilote (USV) sont utilisés dans diverses missions militaires, notamment la surveillance maritime, la patrouille des zones frontalières, la reconnaissance et la détection de mines. Leur discrétion et leur polyvalence en font des plateformes adaptées aux opérations navales modernes. Leurs principaux domaines d'application incluent la lutte contre les mines (*MCM*), la lutte antiterroriste, le renseignement, la surveillance et la reconnaissance (*ISR*), ainsi que la lutte anti-sous-marine (*ASM*) et l'exploration marine [36]. La Figure 1.12 illustre les principales applications des USV, incluant également la coopération USV-UUV (*Unmanned Underwater Vehicle*).

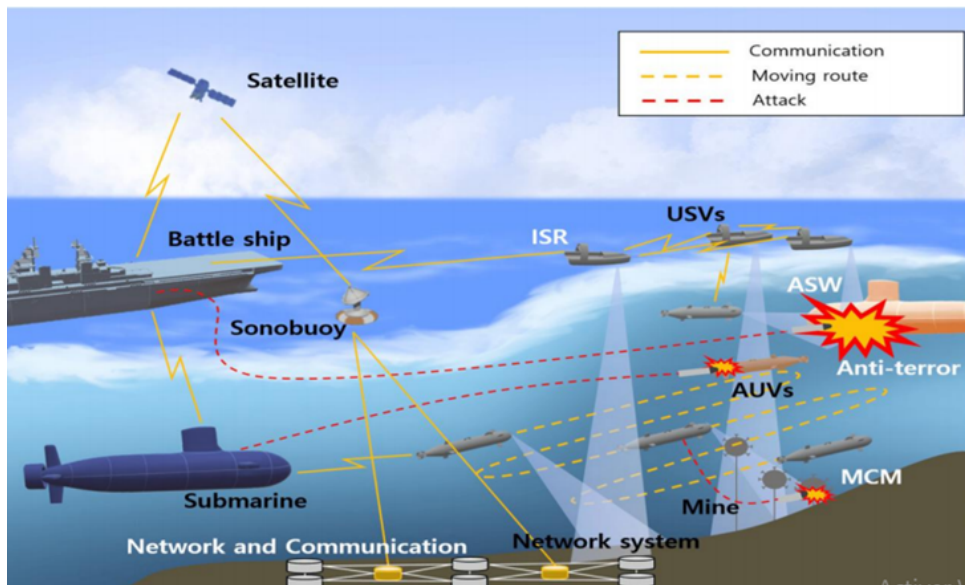


FIG. 1.12 : Fonctions militaires des USVs dans une guerre maritime.

– Lutte contre les mines (MCM)

Les USV peuvent être utilisés pour la détection et la neutralisation des mines sous-marines. Grâce à leur fonctionnement autonome ou téléopéré, ils limitent considérablement les risques encourus par le personnel humain et permettent d'intervenir efficacement dans des environnements maritimes dangereux [37].



FIG. 1.13 : USV *LAM-F* utilisé pour la lutte contre les mines

– Lutte antiterroriste

Les USV peuvent être déployés pour assurer la surveillance des ports et des zones côtières dans le but de prévenir et de dissuader les activités terroristes. Ils peuvent également embarquer différents capteurs permettant de détecter des objets suspects ainsi que des menaces chimiques ou biologiques [38].



FIG. 1.14 : USV antiterroriste *Ulaq* de la Turquie.

– Renseignement, surveillance et reconnaissance (ISR)

Les USV assurent des missions de surveillance et de reconnaissance grâce à des capteurs tels que des radars, sonars et caméras. Ils permettent de détecter les activités suspectes, de sécuriser les installations maritimes et d'améliorer les capacités opérationnelles des unités navales [39].



FIG. 1.15 : USV de surveillance *MANTAS T*.

– Lutte anti-sous-marine (ASM)

Les USV peuvent être employés pour la détection et le suivi des sous-marins. Ils sont capables de déployer des bouées acoustiques ou des capteurs remorqués afin de localiser, identifier et surveiller les activités sous-marines [40].



FIG. 1.16 : USV-ASM *Sea Hunter* des États-Unis.

1.4 Conclusion

Ce chapitre a présenté les notions essentielles relatives aux robots mobiles autonomes, ainsi que leurs classifications et principaux domaines d'application. Une attention particulière a été accordée aux véhicules de surface autonomes (USV), objet principal de ce travail, en mettant en évidence leurs défis de navigation, leur évolution historique, leur architecture fonctionnelle ainsi que leurs principales missions, afin de mieux comprendre leurs spécificités et leur rôle dans les applications maritimes.

Le chapitre suivant sera consacré à l'établissement d'un modèle cinématique et dynamique adapté à l'USV adopté.

Chapitre 2

Modélisation du véhicule de surface autonome

2.1 Introduction

La diversité des usages des USV conduit naturellement à une grande variété de conceptions, tant au niveau des coques que des systèmes de propulsion. Le contrôle de la direction et de la vitesse peut être assuré soit par une configuration classique associant hélice et gouvernail, soit par deux moteurs indépendants permettant de manœuvrer le navire via une poussée différentielle. Dans les deux cas, ces configurations correspondent à des systèmes sous-actionnés, puisque le nombre d'actionneurs reste inférieur aux degrés de liberté du système, à savoir deux translations et une rotation [41]

Par ailleurs, les types de coques peuvent être classés en quatre catégories :coque simple, coques jumelles et coques triples [42]. Le choix des actionneurs ainsi que de l'application conditionne le modèle à adopter, tandis que la conception de la coque influence directement les propriétés hydrodynamiques, notamment l'amortissement, la masse ajoutée liée au volume d'eau déplacé et le moment d'inertie. De manière générale, la géométrie de la coque est optimisée afin de minimiser la résistance hydrodynamique tout en conservant de bonnes capacités de manœuvrabilité [43]. Dans ce contexte, ce chapitre présente un modèle compatible de l'USV, basé sur un système de trois équations non linéaires décrivant sa cinématique et sa dynamique, et constituant le fondement pour la conception de la loi de commande.

2.2 Description des mouvements d'un USV

En général, un navire maritime est caractérisé par six degrés de liberté (6DDL), comme illustré dans le Tableau 2.1. De nombreux travaux ont été menés afin de modéliser le comportement des navires dans divers contextes opérationnels, notamment le maintien en position, les manœuvres à faible vitesse ainsi que la navigation en régime de croisière. Il existe, donc, plusieurs modèles dynamiques décrivant le mouvement des navires avec différents niveaux de complexité [37], à 6, 4, 3 et 1 ddl.

Dans le cadre de ce mémoire, les équations du mouvement sont établies à partir des formulations de Newton-Euler ou de Lagrange. Ces modèles permettent de représenter le comportement dynamique non seulement des navires de surface, mais aussi des engins rapides, des véhicules sous-marins et des structures flottantes évoluant à la surface ou en immersion.

Le mouvement d'un USV, illustré par la figure 2.1, dans un espace tridimensionnel, est décrit selon 6 ddl : trois translations et trois rotations, qui sont résumées dans le tableau 2.1. Ce modèle est adapté à la simulation car il reproduit fidèlement la dynamique du système. Toutefois, des modèles simplifiés à 3 ou 4 ddl sont souvent utilisés en commande pour réduire la complexité tout en restant représentatifs. [37].

DDL	Mouvement de translation et de rotation	Forces & Moments	Vitesse	Position & angles d'Euler
1	Mouvement longitudinal (direction x)	X	u	x
2	Mouvement latéral (direction y)	Y	v	y
3	Mouvement dans la direction z	Z	w	z
4	Rotation autour de l'axe x (roulis)	K	p	ϕ
5	Rotation autour de l'axe y (tangage)	M	q	θ
6	Rotation autour de l'axe z (lacet)	N	r	ψ

TAB. 2.1 : Mouvements de translation et de rotation de l'USV

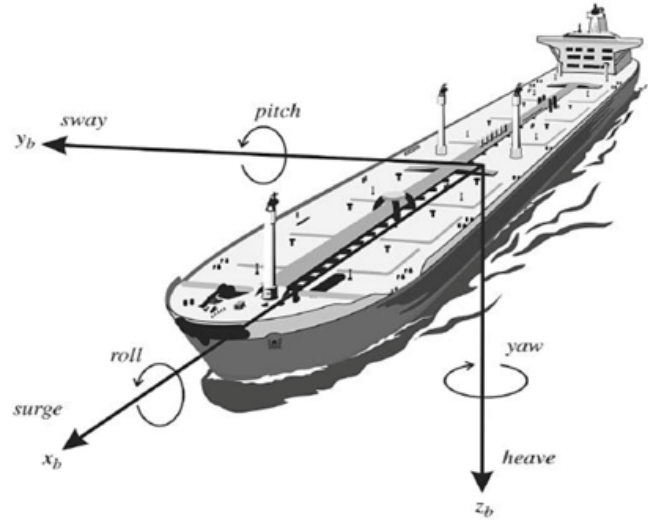


FIG. 2.1 : Mouvement d'un corps flottant libre(navire)

Translation

Les mouvements de translation représentent les déplacements linéaires du centre de masse de l'USV le long des axes x , y et z , on distingue donc trois translations :

- Translation longitudinale (avant/arrière) (surge en anglais) de l'USV : 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) (sway en anglais) de l'USV : 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) (heave en anglais) de l'USV : elle correspond au déplacement vertical du véhicule, vers le haut ou vers le bas, suivant l'axe z du référentiel lié au corps, avec une vitesse linéaire $w(t)$.

Rotation

Les mouvements de rotation décrivent les variations d'orientation de l'USV autour de ses axes principaux :

- Roulis (ϕ) (roll en anglais) : il correspond à la rotation du véhicule autour de son axe longitudinal x , caractérisée par un angle (ϕ) et une vitesse angulaire $p(t)$.
- Tangage (θ) (pitch en anglais) : il représente la rotation autour de l'axe transversal du véhicule, définie par un angle (θ) et une vitesse angulaire $q(t)$.
- Lacet (ψ) (yaw en anglais) : il désigne la rotation autour de l'axe vertical du véhicule, caractérisée par un angle(ψ) et une vitesse angulaire r .

2.3 Modélisation de l'USV

La modélisation d'un USV se divise en deux aspects complémentaires : la modélisation cinématique, qui décrit le mouvement du véhicule d'un point de vue géométrique sans considérer les forces appliquées, et la modélisation dynamique, qui prend en compte les forces et les moments responsables de ce mouvement.

2.3.1 Type de l'USV Adopté

Le modèle considéré dans notre travail correspond à un véhicule de surface autonome (USV LSS-01) de type monocoque sans équipage. Il appartient au Laboratoire des Systèmes et de la Cybernétique du Département de Génie Électrique de l'Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), situé à Surabaya, en Indonésie. Ce véhicule est équipé d'un système de propulsion basé sur un propulseur azimuthal, tandis que le contrôle de la direction est assuré par un gouvernail [44].



FIG. 2.2 : USV type LSS-01

2.3.2 Hypothèses de base

Afin de simplifier l'expression des matrices intervenant dans les équations dynamiques, un ensemble d'hypothèses classiques est adopté pour le système étudié [37].

- (H1) : L'USV se déplace dans un plan horizontal contenant un fluide idéal [41] : Les forces de poussée générées à la poupe (la partie arrière de l'USV) peuvent provoquer un tangage positif affectant la stabilité du navire. Afin de limiter cet effet, le centre de flottabilité doit être rapproché de la poupe pour réduire le couple de tangage. Toutefois, l'équilibre du modèle d'USV adopté permet de justifier l'utilisation d'un modèle réduit à 3 ddl.

- (H2) : Répartition uniforme de la masse [41] La masse du véhicule est supposée uniformément distribuée. Bien que cette hypothèse soit simplificatrice, elle permet de modéliser l'USV comme un point matériel localisé en son centre de gravité, facilitant ainsi les calculs et les analyses de base.

- (H3) : Confusion entre le centre de gravité et l'origine du repère lié au corps [45] On considère que le centre de gravité coïncide avec l'origine du repère attaché au corps du véhicule. Cette convention simplifie la définition des angles d'Euler ainsi que l'expression des matrices d'inertie et de Coriolis.

- (H4) : Coïncidence du centre de gravité (CG) et du centre de flottaison (CB)

Pour les petits USV stables, le centre de gravité et le centre de flottaison sont supposés alignés sur le même axe vertical, une hypothèse adaptée aux véhicules compacts comme l'USV-LSS-01 grâce à leur bonne stabilité.

- Hypothèse (H5) : Symétrie bâbord-tribord des USV [45]

Cette hypothèse considère que l'USV possède une symétrie géométrique entre les côtés bâbord et tribord. L'USV-LSS-01 illustré par Figure 2.3, étant conçu selon un axe de symétrie latérale, cette approximation est valable et permet de simplifier la modélisation dynamique du système.

- (H6) : Découplage des dynamiques de mouvement longitudinal, de mouvement latéral et lacet[46].

Cette hypothèse suppose que les dynamiques du mouvement longitudinal sont essentiellement découplées des mouvements latéraux et du lacet, une simplification rendue possible par la symétrie bâbord-tribord de l'USV- LSS-01, qui permet de commander ces dynamiques de manière indépendante

- (H7) : Négligence des perturbations environnementales[47] On supposant L'USV-LSS-01 évolue dans un environnement calme, les effets des vagues , du vent et des courants marins sont négligés.

2.3.3 Modèle réduit de l'USV-LSS01

Comme la plupart des engins ne possèdent pas d'actionneurs dans tous les degrés de liberté (systèmes sous-actionnés), des modèles réduits sont souvent utilisés. Dans ce travail, un modèle à 3 ddl, illustré dans la figure 2.3, est adopté en considérant uniquement les mouvements essentiels, à savoir le mouvement longitudinal (surge), le mouvement latéral (sway) et le mouvement de lacet (yaw) dans le plan horizontal, conformément aux hypothèses de base précédentes.

L'utilisation de ce modèle réduit permet de faciliter l'analyse tout en assurant une simulation fiable des mouvements essentiels de l'USV-LSS-01, en prenant en compte ses contraintes opérationnelles ainsi que ses caractéristiques de conception.

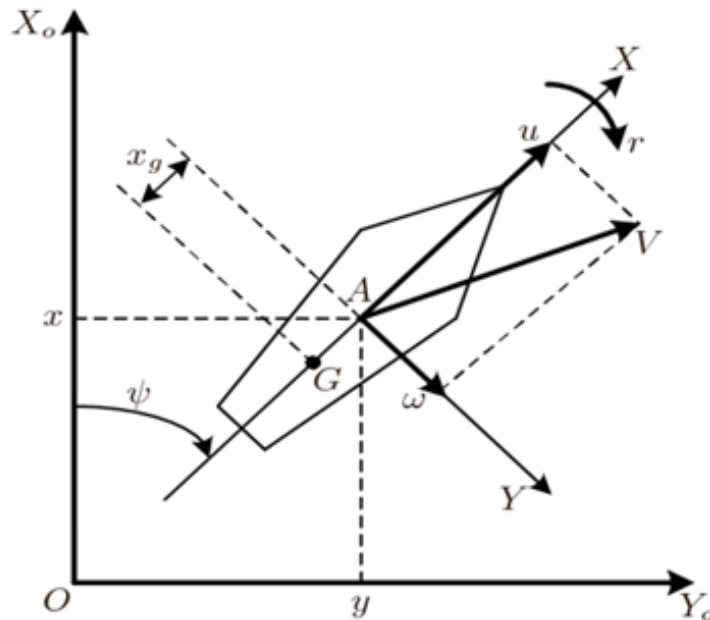


FIG. 2.3 : Cadres de référence d'un USV.

2.3.4 Cadres de référence

Le mouvement de l'USV LSS-01 donné par Figure 2.3, dans un espace bidimensionnel, est décrit selon 3 degrés de liberté (3ddl) : deux translations et une rotations exprimée dans deux référentiels [37] :

- Référentiel inertiel (R0) (global) : il est fixe par rapport à la Terre et ne subit aucune accélération.
- Référentiel lié au corps R (local) : il est attaché à l'USV et se déplace avec lui en suivant ses mouvements.

La distinction entre ces deux référentiels permet de décrire précisément le mouvement de l'USV et de faciliter l'analyse des forces et des dynamiques associées.

2.3.5 Modèle cinématique de l'USV LSS-01

Dans cette section, nous présentons la modélisation cinématique de l'USV, qui permet de décrire sa trajectoire en fonction de sa configuration initiale ainsi que de ses vitesses de translation et de rotation.

Le modèle cinématique de l'USV-LSS-01 est donné par la relation suivante [37] :

$$\dot{\eta} = J(\eta)\nu \quad (2.1)$$

L'équation (2.1) du modèle cinématique décrit la relation entre les deux référentiels et comment les positions et vitesses sont transformées entre eux où :

- Le vecteur d'état $\eta \in \mathbb{R}^3$ décrit la configuration de l'USV dans le référentiel inertiel. Il regroupe les coordonnées de position x et y , ainsi que l'orientation ψ , correspondant à l'angle de cap du véhicule. Ce vecteur s'écrit sous la forme :

$$\eta = [x \ y \ \psi]^T \quad (2.2)$$

- Le vecteur de vitesse $\nu \in \mathbb{R}^3$ caractérise les mouvements de l'USV dans le référentiel lié au corps. Il comprend la vitesse longitudinale u , la vitesse latérale v et la vitesse angulaire de lacet r . Il est exprimé comme suit :

$$\nu = [u \ v \ r]^T \quad (2.3)$$

- La matrice $J(\eta)$ correspond à une matrice de rotation permettant de passer du référentiel lié au corps au référentiel inertiel. Elle assure la transformation des vitesses et des positions entre ces deux repères. Elle est donnée par :

$$J(\eta) = \begin{pmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0 \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

Dans le cas d'un modèle cinématique simplifié à trois degrés de liberté, l'évolution de la position et de l'orientation de l'USV peut être décrite par le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} \dot{x} = u \cos(\psi) - v \sin(\psi) \\ \dot{y} = u \sin(\psi) + v \cos(\psi) \\ \dot{\psi} = r \end{cases} \quad (2.5)$$

2.3.6 Modélisation Dynamique de l'USV-LSS01

Le modèle dynamique de l'USV-LSS01 est donné par [37] :

$$M\dot{\mathbf{v}} = -C(\mathbf{v})\mathbf{v} - (D + D_n(\mathbf{v}))\mathbf{v} + \boldsymbol{\tau} \quad (2.6)$$

L'équation (2.6) décrit la dynamique de l'USV, c'est-à-dire l'évolution de son mouvement sous l'effet des forces et des moments appliqués. Elle représente le comportement cinétique du véhicule en reliant les entrées de commande, telles que les forces de propulsion et de direction, à ses états dynamiques, notamment la position, la vitesse et l'orientation dans le référentiel lié au corps. Cette équation est issue des équations du mouvement d'Euler, qui constituent une généralisation des lois de Newton au cas des corps rigides. Elle fournit ainsi une représentation mathématique fondamentale pour l'analyse du comportement dynamique de l'USV dans l'environnement marin, où :

- M : est la matrice d'inertie.
- $\mathbf{v}$: est le vecteur de vitesse de l'USV dans le référentiel lié au corps.
- $C(\mathbf{v})$: représente la matrice des forces de Coriolis et centripètes.
- D : est la matrice de traînée hydrodynamique.
- $D_n(\mathbf{v})$: est la matrice de traînée quadratique non linéaire.
- $\boldsymbol{\tau}$: est le vecteur de force et de moment de commande appliqué à l'USV.

▷ La matrice d'inertie (M)

La matrice d'inertie peut être écrite comme suit [37] :

$$M = \begin{bmatrix} m - X_{\dot{u}} & 0 & 0 \\ 0 & m - Y_{\dot{v}} & 0 \\ 0 & 0 & I_z - N_{\dot{r}} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Cette matrice est composée de deux matrices, à savoir :

$$M = M_{RB} + M_A \quad (2.8)$$

— M_{RB} : Matrice de masse du corps rigide qui représente la masse inertielle essentielle du véhicule. Elle est représentée comme suit :

$$M_{RB} = \begin{bmatrix} m & 0 & 0 \\ 0 & m & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

— M_A : Matrice de masse ajoutée qui prend en compte les effets hydrodynamiques générés par le mouvement du véhicule à la surface de l'eau. Ces effets se manifestent par une inertie supplémentaire qui dépend de la vitesse et de la forme du véhicule. La détermination précise de la matrice de masse ajoutée est essentielle pour une modélisation précise du comportement de l'USV dans différentes conditions de navigation. Cette matrice est donnée par :

$$M_A = \begin{bmatrix} -X_{\dot{u}} & 0 & 0 \\ Y_{\dot{u}} & -Y_{\dot{v}} & 0 \\ 0 & 0 & -N_{\dot{r}} \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

▷ Matrice d'amortissement hydrodynamique ($D(\mathbf{v})$)

C'est une matrice d'amortissement hydrodynamique qui décrit le facteur d'amortissement global du système. Elle représente les forces de frottement induites par le contact entre la coque et l'eau. En l'absence de forces externes appliquées au système, ces forces d'amortissement dissipent progressivement l'énergie cinétique jusqu'à son annulation. Cette matrice joue un rôle crucial dans la modélisation de la réponse de l'USV aux forces hydrodynamiques et aux variations de vitesse, contribuant ainsi à la prédiction précise de son comportement dynamique[37].

La matrice $D(\mathbf{v})$ est construite comme la somme de deux matrices tel que :

$$D(\mathbf{v}) = D + D_n(\mathbf{v}) \quad (2.11)$$

- D : est la matrice d'amortissement hydrodynamique linéaire qui dépend généralement de la vitesse du véhicule et de ses caractéristiques hydrodynamiques. Elle est définie par :

$$D = \begin{bmatrix} X_u & 0 & 0 \\ 0 & Y_v & Y_r \\ 0 & N_v & N_r \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

- $D_n(\mathbf{v})$: est la matrice d'amortissement hydrodynamique non linéaire qui comprend les effets non linéaires dus au mouvement du véhicule à travers l'eau, tels que les variations de la traînée en fonction de la vitesse indiquée par le symbole $\mathbf{v}$. Cette matrice est déterminée par :

$$D_n(\mathbf{v}) = \begin{bmatrix} X_{|u|u}|u| & 0 & 0 \\ 0 & Y_{|v|v}|v| + Y_{|r|v}|r| & Y_{|v|r}|v| \\ 0 & N_{|v|v}|v| + N_{|r|v}|r| & N_{|v|r}|v| + N_{|r|r}|r| \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

▷ Matrice des effets gyroscopiques ($C(\mathbf{v})$)

En raison de la rotation du référentiel lié au corps par rapport au référentiel inertiel, des forces supplémentaires appelées effets Coriolis et centrifuges apparaissent. Ces effets sont pris en compte par la matrice $C(\mathbf{v})$, définie comme suit [37] :

$$C(\mathbf{v}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -m(x_g r + v) + Y_v v + Y_r r \\ 0 & 0 & m u - X_u u \\ m(x_g r + v) - Y_v v - Y_r r & -m u + X_u u & 0 \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

- Effet Coriolis : Cet effet agit sur un objet en mouvement dans un référentiel en rotation. Il dévie la trajectoire de l'objet perpendiculairement à sa direction de mouvement.

- Effet Centrifuge : Cet effet agit sur un objet en mouvement circulaire et le pousse vers l'extérieur du cercle.

- La matrice $C(\mathbf{v})$ dépend de la vitesse du véhicule (indiquée par le symbole $\mathbf{v}$). Cela signifie que l'intensité des effets Coriolis et centripètes varie en fonction de la vitesse de déplacement de l'USV.

▷ Vecteur des commandes (τ)

- Ce vecteur des forces et des moments de propulsion représente les forces et les moments générés par le système propulsif, on peut exprimer le vecteur τ de la manière suivante

$$\tau = \begin{bmatrix} \tau_u \\ 0 \\ \tau_r \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

- τ_u : La force appliquée par le propulseur azimutal dans la direction x.
- τ_r : La force exercée par le gouvernail induit une rotation autour de l'axe z.

▷ Équations du mouvement

À partir de l'équation (2.6) du modèle dynamique et en tenant compte des hypothèses du 1 à 7, les équations de mouvement sont dérivées comme suit [44] :

$$\begin{cases} \dot{u} = \frac{m - Y_v}{m - X_u}vr - \frac{X_u}{m - X_u}u - \frac{X_{|u|u}}{m - X_u}|u|u + \frac{1}{m - X_u}\tau_u \\ \dot{v} = \frac{X_{\dot{u}} - m}{m - Y_{\dot{v}}}ur - \frac{Y_v}{m - Y_{\dot{v}}}v - \frac{Y_{|v|v}}{m - Y_{\dot{v}}}|v|v - \frac{Y_{|r|v}}{m - Y_{\dot{v}}}|r|v - \frac{Y_{|v|r}}{m - Y_{\dot{v}}}|v|r \\ \dot{r} = \frac{Y_v - X_u}{I_z - N_r}uv - \frac{N_r}{I_z - N_r}r - \frac{N_{|v|v}}{I_z - N_r}|v|v - \frac{N_{|r|v}}{I_z - N_r}|r|v \\ \quad - \frac{N_{|v|r}}{I_z - N_r}|v|r - \frac{N_{|r|r}}{I_z - N_r}|r|r + \frac{1}{I_z - N_r}\tau_r \end{cases} \quad (2.16)$$

Où $(\dot{u}, \dot{v}, \dot{r})$ représentent respectivement les accélérations longitudinale, latérale et angulaire (lacet).

On peut réécrire l'équation (2.16) de la manière suivante

$$\begin{cases} \dot{u} = A_1vr - A_2u - A_3|u|u + A_4\tau_u \\ \dot{v} = A_5ur - A_6v - A_7|v|v - A_8|r|v - A_9|v|r \\ \dot{r} = -A_{10}|v|v - A_{11}|r|v - A_{12}|v|r - A_{13}|r|r - A_{14}r + A_{15}\tau_r + A_{16}uv \end{cases} \quad (2.17)$$

Les paramètres A1 à A16 sont estimés à l'aide de la méthode des moindres carrés non linéaires

de Levenberg-Marquardt à partir de données expérimentales telles que la vitesse, l'accélération, la force de poussée et le moment d'inertie induit par l'angle de déviation du gouvernail. Les valeurs estimées des paramètres sont présentées dans le tableau 2.2 [44].

Terme	paramètre	Valeur estimée
$\frac{(m - Y_{\dot{v}})}{(m - X_{\dot{u}})}$	A_1	-0.0152
$\frac{X_u}{(m - X_{\dot{u}})}$	A_2	0.1305
$\frac{X_{ u u}}{(m - X_{\dot{u}})}$	A_3	0.0000
$\frac{1}{(m - X_{\dot{u}})}$	A_4	0.0508
$\frac{(X_{\dot{u}} - m)}{(m - Y_{\dot{v}})}$	A_5	0.6245
$\frac{Y_v}{(m - Y_{\dot{v}})}$	A_6	-0.0075
$\frac{Y_{ v v}}{(m - Y_{\dot{v}})}$	A_7	0.1831
$\frac{Y_{ r v}}{(m - Y_{\dot{v}})}$	A_8	-0.0111
$\frac{Y_{ v r}}{(m - Y_{\dot{v}})}$	A_9	0.0139
$\frac{N_{ v v}}{(I_z - N_{\dot{r}})}$	A_{10}	0.0194
$\frac{N_{ r v}}{(I_z - N_{\dot{r}})}$	A_{11}	0.0505
$\frac{N_{ v r}}{(I_z - N_{\dot{r}})}$	A_{132}	0.0268
$\frac{N_{ r r}}{(I_z - N_{\dot{r}})}$	A_{13}	-0.4451
$\frac{N_r}{(I_z - N_{\dot{r}})}$	A_{14}	0.7005
$\frac{1}{(I_z - N_{\dot{r}})}$	A_{15}	106.4701
$\frac{(Y_{\dot{v}} - X_{\dot{u}})}{(I_z - N_{\dot{r}})}$	A_{16}	0.0385

TAB. 2.2 : Tableau 2-2 : Valeurs estimées des paramètres d'équations de mouvement.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord présenté les équations régissant le mouvement et l'orientation d'un USV évoluant en milieu marin. À partir de ces équations, un modèle mathématique représentatif du véhicule a été développé en s'appuyant sur un ensemble d'hypothèses simplificatrices. Les modèles cinématique et dynamique de l'USV ont ensuite été établis afin de permettre la mise en œuvre de lois de commande dédiées au suivi d'une trajectoire de référence. La problématique de la planification de trajectoire de l'USV sera traitée de manière détaillée dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

Planification de Trajectoire pour Véhicules de Surface Autonomes

3.1 Introduction

La planification de trajectoire en environnement maritime de surface représente un aspect essentiel pour assurer la sécurité, la robustesse et la précision des missions accomplies par les véhicules de surface autonomes (USVs). Son objectif est de déterminer des trajectoires optimales en prenant en considération les obstacles statiques ou dynamiques présents dans l'environnement, les contraintes dynamiques et cinématiques du véhicule, ainsi que les critères de performance propres à la mission, tels que la durée, la consommation énergétique et la sécurité [55]. Elle doit également tenir compte des perturbations externes, notamment le vent, les vagues, les courants marins, ainsi que des incertitudes associées aux mesures et aux systèmes de perception [60].

Le présent chapitre propose une analyse approfondie des méthodes de planification de trajectoire appliquées aux véhicules de surface autonomes (USVs), depuis leurs fondements théoriques jusqu'à leur validation en simulation. Après une présentation des principales catégories d'approches existantes, les stratégies adoptées dans ce travail sont détaillées afin de mener une étude comparative. Ces méthodes reposent sur une navigation par points de passage utilisant soit des approches discrétisées, telles que l'algorithme A*, soit des algorithmes probabilistes par échantillonnage, notamment RRT* et son extension énergétique ENERG-RRT*. Cette dernière reformule la recherche du chemin le plus court en un problème d'optimisation de l'effort propulsif, permettant de réduire la consommation énergétique lors des missions à autonomie contrainte, tout en tenant compte des effets des courants marins afin d'améliorer l'efficacité énergétique et la robustesse de la navigation [56].

3.2 Problème de la planification de trajectoire

3.2.1 Définition

La planification de trajectoire représente une fonction clé des systèmes de navigation autonome des véhicules de surface (USVs). Elle vise à déterminer une trajectoire optimale reliant un point initial à une destination finale, tout en garantissant la sécurité de la navigation, le respect des contraintes cinématiques et dynamiques du véhicule, ainsi que la conformité aux règles de navigation maritime internationales [52]

Dans un contexte maritime réel, cette problématique est particulièrement complexe en rai-

son de la nature dynamique et incertaine de l'environnement. La planification doit intégrer la présence d'obstacles statiques tels que les îles, les infrastructures portuaires et les zones réglementées, ainsi que des obstacles dynamiques comme les navires en mouvement, dont les trajectoires peuvent évoluer dans le temps. Elle doit également prendre en compte les perturbations environnementales, notamment les courants marins, le vent et l'état de la mer, qui influencent directement la dynamique du véhicule et sa consommation énergétique [55].

Pour répondre à ces contraintes, la planification de trajectoire est généralement structurée de manière hiérarchique en plusieurs niveaux. Elle comprend une phase de modélisation de l'environnement, une planification globale permettant de générer une trajectoire initiale à grande échelle, une planification locale assurant l'adaptation en temps réel aux variations de l'environnement, ainsi qu'une étape d'optimisation visant à améliorer les performances de la trajectoire en termes de sécurité, de longueur et d'efficacité énergétique.

3.2.2 Contraintes opérationnelles des USVs en environnement maritime

Les contraintes de navigation des USVs dépendent de plusieurs facteurs liés à la conception du véhicule, aux conditions environnementales et aux réglementations maritimes en vigueur. Parmi les principales contraintes figurent :

- **Autonomie énergétique** : l'autonomie des USVs est directement liée à leur consommation d'énergie. Une gestion optimisée de l'énergie est donc essentielle afin d'augmenter leur durée de fonctionnement et leur efficacité opérationnelle.
- **Détection et évitement d'obstacles** : les USVs doivent être capables de détecter et d'éviter différents obstacles, tels que les navires, les bouées, les débris flottants ou la faune marine. Cela nécessite une perception fiable de l'environnement ainsi qu'une planification de trajectoire performante.
- **Communications** : les échanges de données avec les stations de contrôle ou les autres navires reposent sur des liaisons sans fil susceptibles d'être perturbées par des interférences ou des interruptions.
- **Réglementations et sécurité maritime** : les USVs doivent respecter les réglementations nationales et internationales relatives à la navigation, à la signalisation et à la prévention des collisions en mer.
- **Cybersécurité** : les systèmes embarqués doivent être protégés contre les cyberattaques pouvant compromettre les communications, perturber le fonctionnement du véhicule ou entraîner une prise de contrôle non autorisée.

3.3 Classification des méthodes de planification de trajectoire de l'USV

La planification de trajectoire constitue une composante essentielle de la navigation autonome des USVs, leur permettant d'évoluer de manière sûre et efficace dans différents environnements maritimes. Les méthodes de planification peuvent être classées selon plusieurs critères, en tenant compte des caractéristiques du milieu marin ainsi que des contraintes et exigences opérationnelles de la mission.

3.3.1 Classification selon l'environnement

- **Environnement statique**

L'USV évolue dans un environnement contenant uniquement des obstacles fixes, tels que des îles, des récifs ou des structures offshore. Dans ce cas, les positions et les caractéristiques des obstacles sont connues à l'avance, ce qui permet d'effectuer une planification de trajectoire globale et optimisée hors ligne [22].

- **Environnement dynamique**

L'USV navigue dans un environnement comprenant des obstacles fixes et mobiles ou dynamiques, tels que d'autres navires, des débris flottants ou des animaux marins. La trajectoire doit alors être continuellement mise à jour afin de prendre en compte les déplacements des obstacles et les variations imprévues de l'environnement [22].

Ces deux catégories peuvent être subdivisées selon le niveau de connaissance de l'environnement [22] :

- **Environnement totalement connu**

L'USV possède une connaissance complète de l'environnement, incluant la position, la forme et les dimensions des obstacles. Cette connaissance permet une planification globale optimale de la trajectoire.

- **Environnement partiellement connu ou incertain**

L'USV perçoit son environnement à l'aide de capteurs tels que les caméras, les radars ou les sonars. Les informations obtenues étant souvent locales, incomplètes ou bruitées, la planification de trajectoire doit être adaptative et robuste face aux incertitudes environnementales.

3.3.2 Classification selon l'échelle

Les méthodes de planification de trajectoire des véhicules de surface autonomes peuvent être classées selon l'échelle d'intervention en deux catégories principales : la planification globale et la planification locale.

3.3.2.1 Planification de trajectoire globale

La planification de trajectoire globale est une approche de planification hors ligne réalisée à grande échelle. Elle exploite des informations préalablement disponibles sur l'environnement marin afin d'identifier les obstacles statiques présents dans la zone de navigation de l'USV. À partir de ces données, l'environnement est modélisé et un itinéraire initial est généré entre le point de départ et la destination [61].

Cette approche permet de déterminer une trajectoire réalisable et optimisée dans un environnement connu. Toutefois, dans des environnements maritimes complexes ou en présence d'obstacles imprévus apparaissant durant la navigation, une adaptation locale de la trajectoire devient nécessaire.

Les principales méthodes de planification globale reposent sur des algorithmes classiques ainsi que sur des approches intelligentes et évolutionnaires, parmi lesquelles :

- **L'algorithme de Dijkstra** proposé par E. W. Dijkstra en 1959 [61], est un algorithme classique de recherche du plus court chemin dans un graphe à partir d'un nœud source.
- **L'algorithme A*** développé par Nils J. Nilsson en 1967 [62], est une méthode de recherche heuristique permettant de déterminer le chemin optimal entre deux nœuds.
- **Les algorithmes génétiques** constituent des méthodes adaptatives inspirées des mécanismes de la génétique et de l'évolution naturelle pour résoudre des problèmes complexes [63]. Leur objectif est de développer des systèmes capables d'apprentissage progressif et d'adaptation à leur environnement.
- **Les réseaux de neurones** introduits par Warren McCulloch et Walter Pitts en 1944 [64], également appelés réseaux de neurones artificiels (RNA), sont utilisés pour modéliser et apprendre des comportements complexes à partir de données.

3.3.2.2 Planification de trajectoire locale

Contrairement à la planification de trajectoire globale, la planification locale consiste à déterminer en temps réel une trajectoire optimale entre la position courante de l'USV et une cible intermédiaire ou finale. Cette approche repose sur les informations fournies par les capteurs embarqués afin de percevoir l'environnement proche, détecter les obstacles et adapter la trajectoire en fonction des conditions de navigation.

La planification locale est particulièrement adaptée aux environnements dynamiques et incertains, où des obstacles imprévus peuvent apparaître durant la mission. Cependant, en raison de la connaissance limitée de l'environnement global, ces méthodes peuvent conduire à des solutions sous-optimales ou à des minima locaux.

Parmi les approches les plus utilisées en planification locale, on peut citer :

- **La méthode du champ de potentiel artificiel** proposée par Oussama Khatib [65], dont le principe consiste à modéliser l'environnement sous forme d'un champ de potentiel où la cible génère une force attractive, tandis que les obstacles produisent des forces répulsives.
- **Les arbres de recherche aléatoire RRT (Rapidly-exploring Random Tree)** développés par Steven M. LaValle [52], reposent sur la construction d'un arbre aléatoire à expansion rapide afin de déterminer une trajectoire entre le point de départ et la destination.

- **L’approche “Velocity Obstacle” (VO)** [66], proposée en 1998 par Paolo Fiorini et Zvi Shiller, intègre les vitesses des obstacles dans le processus de planification afin d’assurer l’évitement dynamique des collisions.

- **L’approche par fenêtre dynamique DW (Dynamic Window)** introduite par Wolfram Burgard et Sebastian Thrun [67], est une méthode de planification locale largement utilisée en robotique mobile pour générer des commandes de navigation sûres et réalisables en temps réel.

3.4 Critères de performance

La qualité d’une trajectoire générée pour un USV ne se limite pas à atteindre une destination donnée. Elle doit également satisfaire plusieurs critères de performance garantissant l’efficacité, la sécurité et la faisabilité de la mission dans un environnement marin souvent dynamique et incertain.

Parmi les principaux critères d’évaluation, on distingue :

- **Longueur de la trajectoire et consommation énergétique** : une trajectoire courte et directe permet de réduire le temps de mission et d’optimiser la consommation énergétique, ressource critique pour les USVs.

- **Capacité d’évitement des obstacles** : le planificateur doit assurer une navigation sûre en évitant les obstacles statiques et dynamiques, tout en maintenant une distance de sécurité suffisante, notamment dans des environnements partiellement connus ou évolutifs.

- **Respect des contraintes cinématiques et dynamiques** : la trajectoire doit être compatible avec les limitations du véhicule, telles que la vitesse, l’accélération, le rayon de giration et les contraintes des actionneurs. Toute trajectoire non conforme à ces contraintes peut devenir irréalisable en pratique.

- **Lissage de la trajectoire** : la continuité des variables de mouvement (vitesse, orientation et accélération) est recherchée afin d’assurer une navigation stable et de réduire les sollicitations mécaniques et énergétiques du système.

- **Robustesse face aux incertitudes** : la trajectoire doit rester fiable malgré les perturbations environnementales (vents, courants marins, vagues) et les erreurs de perception liées aux capteurs.

Ces critères doivent être pris en compte de manière équilibrée lors de la conception et de l’évaluation des algorithmes de planification, en fonction des objectifs de la mission, des caractéristiques dynamiques de l’USV et des conditions environnementales d’évolution.

3.5 Méthodes de planification de trajectoire adoptées

3.5.1 Choix des méthodes de planification

Dans ce travail, la planification de trajectoire de l'USV est réalisée hors ligne dans un environnement 2D à partir d'une représentation de l'environnement maritime intégrant les obstacles, les courants marins et les zones à risque. La qualité de cette modélisation influence directement la faisabilité des trajectoires générées ainsi que le coût de calcul associé [52].

Comme mentionné précédemment, les méthodes de recherche de chemin en robotique mobile se divisent principalement en deux catégories : les approches discrètes et les approches probabilistes. Les méthodes discrètes, telles que l'algorithme A* [51], reposent sur une discrétisation de l'espace et permettent d'obtenir des solutions optimales. Toutefois, leurs performances dépendent fortement de la résolution utilisée. Les méthodes probabilistes, telles que RRT et RRT* [49]-[52], explorent directement l'espace continu et sont mieux adaptées aux environnements complexes et aux espaces de grande dimension [59], avec une convergence progressive vers la solution optimale.

Dans ce travail, ces deux approches sont utilisées pour déterminer la trajectoire de référence de l'USV LSS-01. Les propriétés fondamentales de ces méthodes, notamment l'optimalité, la complétude et la complexité algorithmique, seront détaillées dans les sections suivantes [53].

Par ailleurs, une extension énergétique de l'algorithme RRT*, notée ENERG-RRT*, est proposée. Cette approche prend en compte, en plus de la minimisation de la distance, les effets hydrodynamiques et les courants marins à travers une métrique de coût énergétique [54]-[56].

L'objectif est d'optimiser l'effort propulsif et de réduire la consommation énergétique de l'USV lors des missions à autonomie limitée.

Enfin, les algorithmes A*, RRT* et ENERG-RRT* seront validés par simulation dans différents scénarios de navigation comprenant des environnements libres, encombrés d'obstacles et soumis à des courants marins. Les performances obtenues seront ensuite comparées selon plusieurs critères, notamment la longueur de trajectoire, la consommation énergétique et le temps de calcul [54]. Cette analyse permettra de mettre en évidence l'intérêt opérationnel de l'approche énergétique pour la planification optimale des missions des USVs.

3.5.2 Approche de A*

3.5.2.1 Définition de A*

La méthode A* appartient à la catégorie des méthodes de recherche informée de type Greedy Best-First Search. Proposé par Peter Hart et ses collaborateurs en 1968, puis amélioré en 1972 [58], il est largement utilisé pour la planification de trajectoire des robots mobiles autonomes tels que les USV dans des environnements représentés par des grilles d'occupation [68].

Cette méthode de recherche heuristique vise à déterminer le chemin de coût minimal entre un point de départ et un point d'arrivée. Son principe repose sur l'utilisation d'une fonction heuristique permettant d'orienter efficacement l'exploration vers l'objectif, ce qui améliore les performances de calcul.

L'algorithme A* fonctionne sur une représentation discrétisée de l'environnement, générale-

ment sous forme de grille ou de graphe, contrairement aux approches probabilistes telles que RRT*. Ses performances dépendent fortement de la qualité de la fonction heuristique ainsi que de la résolution de la discrétisation. Une heuristique mal adaptée peut conduire à des trajectoires sous-optimales ou irrégulières, ce qui peut limiter son efficacité dans le contexte de la navigation maritime [62].

3.5.2.2 Principe de fonctionnement de A*

L'algorithme A* recherche le chemin de coût minimal entre un nœud de départ et un nœud objectif en combinant le coût réellement parcouru et une estimation heuristique du coût restant (voir Figure (3.1)). Son fonctionnement repose sur l'évaluation de chaque nœud à l'aide de la fonction :

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (3.1)$$

où :

$g(n)$ représente le coût réel du chemin entre le nœud de départ et le nœud courant ; $h(n)$ est une estimation heuristique du coût restant entre le nœud courant et l'objectif ; $f(n)$ correspond au coût total estimé du chemin passant par le nœud considéré.

L'algorithme commence par placer le nœud initial dans une liste de nœuds à explorer. À chaque itération, il sélectionne le nœud ayant la plus faible valeur de $f(n)$ puis explore ses voisins accessibles. Pour chaque voisin, les coûts sont mis à jour et le nœud est ajouté à la liste des nœuds à explorer si une meilleure trajectoire est trouvée. Ce processus se poursuit jusqu'à atteindre le nœud objectif ou jusqu'à ce qu'aucune solution ne soit disponible [50].

Grâce à l'utilisation de la fonction heuristique, A* réduit le nombre de nœuds explorés et améliore l'efficacité de la recherche tout en garantissant, sous certaines conditions, l'obtention d'un chemin optimal.

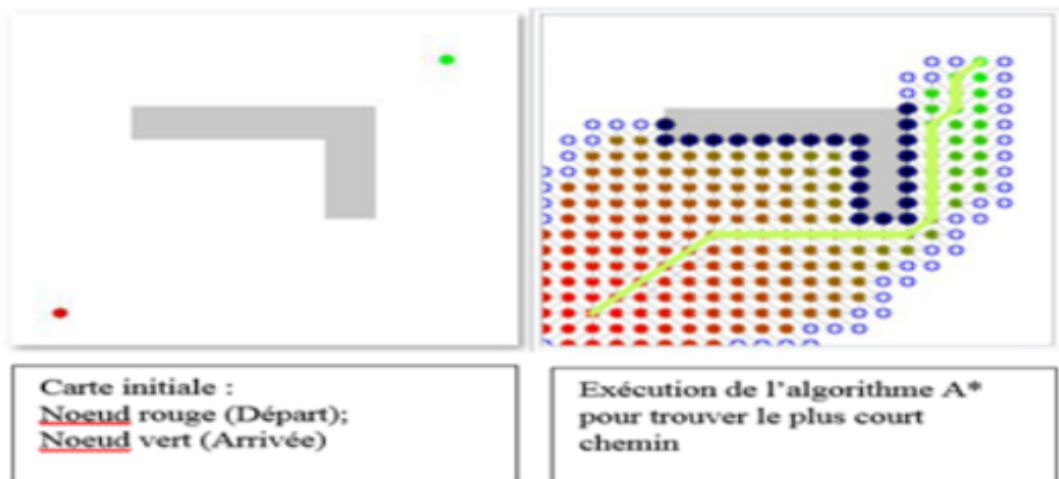


FIG. 3.1 : Exécution de l'algorithme A*

- Algorithme A^*

Entrées :

- Nœud de départ : $Start$
- Nœud objectif : $Goal$
- Fonction heuristique : $h(n)$

Sortie :

- Chemin optimal entre $Start$ et $Goal$

Début

1. Initialiser la liste ouverte $OpenList$ avec le nœud $Start$
2. Initialiser la liste fermée $ClosedList$ comme vide
3. Pour le nœud $Start$:

$$g(Start) = 0$$

$$h(Start) = \text{estimation du coût jusqu'à } Goal$$

$$f(Start) = g(Start) + h(Start)$$

4. Tant que $OpenList$ n'est pas vide faire :
 - (a) Sélectionner le nœud n ayant la plus petite valeur de $f(n)$
 - (b) Si $n = Goal$:
 - retourner le chemin reconstruit
 - (c) Retirer n de $OpenList$
Ajouter n à $ClosedList$
 - (d) Pour chaque voisin v de n :
 - Si v appartient à $ClosedList$: continuer

Calculer :

$$g_{temp} = g(n) + \text{coût}(n, v)$$

- Si v n'appartient pas à $OpenList$ ou $g_{temp} < g(v)$ alors :

$$parent(v) = n$$

$$g(v) = g_{temp}$$

$$h(v) = \text{estimation heuristique vers } Goal$$

$$f(v) = g(v) + h(v)$$

- Si v n'appartient pas à $OpenList$: ajouter v à $OpenList$

5. Fin Tant que

6. Retourner : "Aucun chemin trouvé"

Fin

L'algorithme A^* fonctionne en explorant progressivement les nœuds les plus prometteurs afin de trouver le chemin optimal entre un point de départ (Start) et un point d'arrivée (Goal). À chaque étape, il évalue les nœuds voisins (v) à l'aide d'une fonction de coût $f(v)$ combinant la distance déjà $g(v)$ parcourue et une estimation heuristique $h(v)$ de la distance restante jusqu'à l'objectif.

L'algorithme sélectionne ensuite le nœud ayant le coût total estimé le plus faible, puis répète ce processus jusqu'à atteindre la destination. Grâce à l'utilisation de l'heuristique, A^* réduit le nombre de nœuds explorés et améliore l'efficacité de la recherche tout en garantissant, sous certaines conditions, une trajectoire optimale.

3.5.2.3 Performances et limites de l'algorithme A^*

L'algorithme A^* est largement utilisé en planification de trajectoire grâce à sa capacité à fournir des solutions optimales avec une complexité de calcul relativement faible. L'utilisation d'une fonction heuristique permet de guider efficacement la recherche et de réduire le nombre de nœuds explorés. Cependant, ses performances dépendent fortement de la représentation de l'environnement et de la qualité de l'heuristique, ce qui peut limiter son efficacité dans les environnements complexes ou de grande dimension. Parmi les avantages de A^* , on peut citer [49] :

Complétude et optimalité

L'algorithme A^* garantit la recherche d'une solution lorsqu'un chemin existe. De plus, il assure l'obtention d'un chemin optimal si la fonction heuristique utilisée est admissible [50].

Efficacité de recherche

L'utilisation d'une fonction heuristique permet de réduire le nombre de nœuds explorés par rapport aux méthodes de recherche non informées, telles que l'algorithme de Dijkstra.

Simplicité d'implémentation

La structure basée sur les listes OpenList et ClosedList ainsi que la fonction d'évaluation explicite facilitent l'implémentation et l'analyse de l'algorithme.

Qualité des trajectoires

Dans une représentation discrète à coûts uniformes, A^* génère des trajectoires directement exploitables pour les systèmes de navigation basés sur des environnements maillés.

Nous pouvons aussi citer les inconvénients de A^* suivants :

Consommation mémoire

Les listes OpenList et ClosedList peuvent croître rapidement avec la taille de l'environnement, ce qui limite l'utilisation de l'algorithme dans les environnements étendus ou sur des systèmes embarqués à ressources limitées [49].

Dépendance à la discrétisation

La qualité de la trajectoire dépend fortement de la résolution de la grille. Une discrétisation grossière peut produire des chemins sous-optimaux, tandis qu’une discrétisation fine augmente considérablement le coût computationnel [51].

Difficulté d’adaptation aux espaces continus

L’application de A^* aux espaces continus ou de grande dimension devient complexe, car la discrétisation de l’espace peut rapidement devenir coûteuse en temps de calcul et en mémoire.

Sensibilité à la fonction heuristique

Les performances de l’algorithme dépendent fortement de la qualité de l’heuristique. Une heuristique inadmissible peut compromettre l’optimalité, tandis qu’une heuristique peu informative réduit l’efficacité de la recherche [50].

Trajectoires peu lisses

La représentation discrète de l’environnement peut générer des trajectoires angulaires ou en zigzag, nécessitant des techniques de lissage supplémentaires pour une application réaliste aux véhicules à dynamique continue

3.5.3 Approche de RRT*

3.5.3.1 Définition de RRT*

L’algorithme RRT* (Rapidly-exploring Random Tree Star), proposé en 2011 par Sertac Karaman et Emilio Frazzoli, est une méthode de planification de trajectoire probabiliste par échantillonnage [49].

Contrairement à A^* qui requiert une discrétisation préalable de l’espace, RRT* opère directement dans l’espace continu de configuration. Il consiste à construire progressivement un arbre dans l’espace de configuration en générant aléatoirement des points, puis en les connectant au nœud le plus proche selon des contraintes de faisabilité. Contrairement à la version RRT classique, RRT* intègre une étape de ré-optimisation locale (rewiring) qui permet d’améliorer continuellement la qualité du chemin [52].

Cette approche est asymptotiquement optimale, ce qui signifie que la solution tend vers le chemin optimal lorsque le nombre d’échantillons augmente. Elle est particulièrement adaptée aux environnements complexes et de grande dimension, notamment lorsque l’espace est continu et fortement contraint [49]-[52].

3.5.3.2 Principe de fonctionnement

L’algorithme RRT* développe un arbre de recherche dans l’espace libre pour établir une connexion entre la configuration initiale et la configuration finale (voir Figure 3.2).

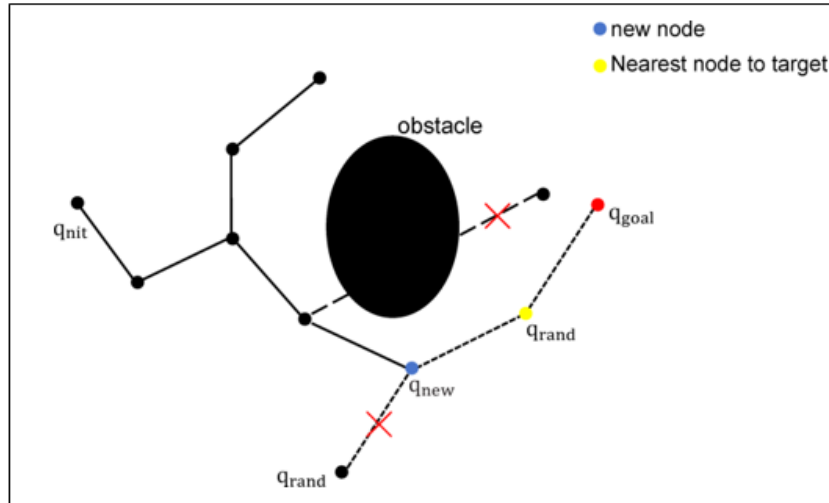


FIG. 3.2 : Exécution de l'algorithme RRT*

Les étapes suivies par l'algorithme RRT*, donné ci-dessous et illustré par la Figure (3.2), pour converger le point initial q_{nit} au point final q_{goal} , sont les suivantes :

1. **Initialisation** : Construction initiale d'un arbre à partir de la position de départ q_{nit} en explorant progressivement l'espace de configuration.
2. **Échantillonnage aléatoire** : Générer à chaque itération un point aléatoire q_{rand} dans l'espace libre.
3. **Recherche du plus proche voisin** : Identifier le nœud q_{near} de l'arbre le plus proche de q_{rand} , généralement via la distance euclidienne.
4. **Extension** : Création d'un nouveau point q_{new} en direction de q_{rand} à partir de q_{near} en respectant les contraintes cinématiques et de collision.
5. **Vérification de collision** : Si le segment $q_{near} \rightarrow q_{new}$ est valide, ajouter q_{new} à l'arbre.
6. **Choix du meilleur parent** : Parmi les voisins proches de q_{new} , choisir celui qui minimise le coût total du chemin (distance) pour connecter q_{new} .
7. **Rewiring (ré-optimisation)** : Reconnecter les nœuds voisins si le passage via q_{new} permet de réduire leur coût.
8. **Test d'atteinte de l'objectif** : Si q_{new} atteint la zone cible q_{goal} , un chemin candidat est extrait.
9. **Itération** : Répéter les étapes 2 à 8 jusqu'à atteindre le nombre d'itérations ou une solution satisfaisante.

- **Algorithme de RRT***

Entrées :

- q_{init} : point de départ
- q_{goal} : région objectif
- N : nombre d'itérations
- Q_{free} : espace libre

Sortie :

- Arbre T
- Chemin vers la cible

Début

1. Initialiser l'arbre T avec q_{init}
2. Pour $i = 1$ à N faire :
 - (a) Échantillonner un point aléatoire q_{rand} dans Q_{free}
 - (b) Trouver le nœud le plus proche q_{near} dans T
 - (c) Générer q_{new} en direction de q_{rand} depuis q_{near}
(avec contrainte de distance et faisabilité)
 - (d) Si le segment $(q_{near} \rightarrow q_{new})$ est sans collision alors :
 - i. Trouver l'ensemble des voisins q_{neigh} autour de q_{new}
 - ii. Choisir q_{min} parmi $q_{neigh} \cup \{q_{near}\}$
tel que le coût $g(x)$ soit minimal
 - iii. Connecter q_{new} à q_{min}
 - iv. Ajouter q_{new} à T
 - v. REWIRING :
Pour chaque q_{neigh} :
 - si le passage via q_{new} réduit le coût : reconnecter q_{neigh} via q_{new}
3. Si q_{new} atteint q_{goal} : extraire le chemin optimal

Fin

La fonction de coût $g(x)$ de l'approche RRT* est définie par l'expression suivante :

$$g(q_{parent} \rightarrow q_{new}) = d(q_{parent}, q_{new}) \quad (3.2)$$

où :

- $d(q_{parent}, q_{new})$ désigne la distance euclidienne entre les nœuds considérés.

3.5.3.3 Propriétés de l'algorithme RRT*

Adaptabilité dimensionnelle

L'algorithme s'adapte naturellement aux espaces de grande dimension ainsi qu'aux environnements non convexes ou fortement contraints.

Optimalité asymptotique

Grâce au mécanisme de *rewiring*, la solution converge probabilistiquement vers le chemin de coût minimal lorsque le nombre d'itérations augmente.

Flexibilité de la fonction de coût

La métrique de coût peut être adaptée afin d'intégrer des critères énergétiques, temporels ou de sécurité, ainsi que des contraintes supplémentaires telles que les champs de potentiel ou les zones restreintes.

Compromis entre exploration et exploitation

La structure de l'algorithme permet de générer des trajectoires généralement plus courtes et plus régulières que celles obtenues avec l'algorithme RRT classique, ce qui constitue un avantage important pour les véhicules de surface autonomes.

3.5.4 Étude Comparative entre A* et RRT*

Nous présentons, dans le Tableau 3.1 ci-dessous, une étude comparative des algorithmes de planification de trajectoire A* et RRT*. Cette comparaison met en évidence les principales caractéristiques de chaque méthode, notamment leur domaine d'application, leur capacité d'adaptation aux environnements complexes, ainsi que leurs performances en termes d'optimalité, de temps de calcul et de qualité des trajectoires générées.

L'objectif de cette analyse est d'identifier les avantages et les limites de chaque approche afin de justifier leur utilisation dans le cadre de la planification de trajectoire des USVs.

Critère	A*	RRT*
Paradigme algorithmique	Recherche heuristique informée	Échantillonnage probabiliste
Espace de représentation	Discretisé (grille)	Continu (espace de configuration)
Garantie d'optimalité	Optimal (avec heuristique admissible)	Asymptotiquement optimal
Complétude	Complète (solution déterministe)	Probabilistiquement complète
Scalabilité dimensionnelle	Limitée (2 à 4 dimensions)	Élevée (n dimensions)
Typologie d'environnements	Structurés et réguliers	Complexes avec obstacles arbitraires
Complexité mémoire	$O(b^d)$ — exponentielle	$O(n)$ — linéaire
Complexité temporelle par itération	$O(\log n)$ — gestion des listes	$O(\log n)$ — structures spatiales
Nécessité de discrétisation	Requise	Non requise
Nature de la trajectoire	Rectiligne par morceaux	Courbe libre (lissage possible)
Adaptation dynamique	Coûteuse (recalcul complet)	Efficace (mise à jour incrémentale)
Domaines d'application privilégiés	Navigation urbaine 2D, grilles prédéfinies	Navigation maritime, espaces continus à haute dimension

TAB. 3.1 : Comparaison entre les algorithmes A* et RRT*

3.5.5 Approche RRT* Énergétique

3.5.5.1 Passage de RRT* à RRT* Énergétique

Bien que l'algorithme RRT* garantisse une convergence asymptotique vers le chemin géométriquement le plus court en termes de distance euclidienne, cette notion d'optimalité demeure limitée dans les environnements marins. En effet, le RRT* classique ne prend pas en compte l'influence énergétique des courants marins sur le déplacement du véhicule. Ainsi, une trajectoire considérée comme optimale peut conduire l'USV à naviguer sur de longues distances à contre-courant, augmentant significativement la consommation d'énergie. À l'inverse, un trajet géométriquement plus long mais traversant des zones de courants plus faibles peut réduire

l'effort propulsif requis et améliorer l'autonomie énergétique du véhicule.

Cette différence entre l'optimalité géométrique et l'efficacité énergétique limite l'utilisation du RRT* standard dans les missions à autonomie énergétique contrainte. Afin de surmonter cette limitation, une extension appelée **RRT* Énergétique**, notée **ENERG RRT***, a été développée en remplaçant la métrique basée uniquement sur la distance par une fonction de coût intégrant les effets hydrodynamiques et l'influence des courants marins. Ainsi, chaque segment de trajectoire est pondéré en fonction de l'intensité du courant rencontré, ce qui permet à l'algorithme de privilégier les chemins nécessitant un effort propulsif plus faible. Cette approche réduit significativement la consommation énergétique tout en conservant la propriété de convergence asymptotique vers une solution optimale.

3.5.5.2 Principe de fonctionnement de RRT* Énergétique

a- Fondements physiques de la métrique énergétique

Contrairement aux approches RRT* classiques basées uniquement sur la distance géométrique, la méthode proposée, **ENERG RRT***, intègre une carte scalaire de résistance représentant les zones de forts courants ainsi que les régions de faibles perturbations hydrodynamiques. Le principe physique adopté repose sur l'évaluation des conditions hydrodynamiques au point initial de chaque segment de trajectoire.

Ainsi, pour un déplacement entre un nœud parent q_{parent} et un nœud fils q_{new} , l'énergie nécessaire dépend principalement de la résistance rencontrée au début du segment. Cette modélisation est cohérente avec les principes de navigation maritime, où l'effort propulsif doit être ajusté dès l'entrée dans une zone soumise à des courants défavorables, indépendamment des conditions présentes à la sortie du segment.

b- Fonction coût énergétique

La littérature consacrée à la planification énergétique distingue principalement deux familles de fonctions de coût. La formulation linéaire, donnée par l'équation (3.3), présente l'avantage d'une bonne stabilité numérique ainsi que d'une mise au point relativement simple. Toutefois, elle n'assure qu'une pénalisation modérée des zones caractérisées par une forte résistance hydrodynamique [49].

$$g_{\text{énergie}}(q_{\text{parent}} \rightarrow q_{\text{new}}) = d(q_{\text{parent}}, q_{\text{new}}) \cdot (1 + k \cdot R(q_{\text{parent}})) \quad (3.3)$$

À l'inverse, la formulation exponentielle, retenue dans ce travail (Équation (3.4)), induit une pénalisation fortement non linéaire, ce qui confère à l'algorithme une sensibilité accrue aux régions soumises à des courants intenses [57]-[58]. Cette fonction de coût énergétique de l'approche ENEGR RRT* est définie par l'expression (3.4) suivante :

$$g_{\text{énergie}}(q_{\text{parent}} \rightarrow q_{\text{new}}) = d(q_{\text{parent}}, q_{\text{new}}) \cdot \exp(k \cdot R(q_{\text{parent}})) \quad (3.4)$$

où :

- $d(q_{\text{parent}}, q_{\text{new}})$ désigne la distance euclidienne entre les nœuds considérés ;
- $R(q) \in [0, 1]$ représente la résistance normalisée au point q , avec $R = 0$ pour une zone calme et $R = 1$ pour un courant fort ;
- $k \in [2, 10]$ constitue le coefficient de pondération énergétique, ajustable selon le niveau d'aversion au risque souhaité ;
- $R(q_{\text{parent}})$ est systématiquement évalué au nœud source, déterminant ainsi la difficulté de la traversée.

c- Choix de la fonction de coût énergétique

Le tableau (3.2) compare les formulations linéaire et exponentielle de la fonction de coût énergétique de l'approche **ENERG-RRT*** pour une valeur de $k = 8$:

Résistance R	Forme linéaire $1 + kR$	Forme exponentielle $\exp(kR)$	Rapport
0,0	1,0	1,0	$\times 1$
0,2	2,6	4,95	$\times 1,9$
0,5	5,0	54,6	$\times 10,9$
0,8	7,4	888	$\times 120$
1,0	9,0	2981	$\times 331$

TAB. 3.2 : Comparaison entre les formulations linéaire et exponentielle de la fonction de coût énergétique de l'approche ENERG-RRT*

À partir du Tableau(3.2), on observe que la formulation exponentielle $\exp(k \cdot R)$ attribue des valeurs de fonction de coût nettement plus élevées pour les grandes valeurs de R que la formulation linéaire $(1 + k \cdot R)$. Cela justifie le choix adopté dans ce travail, puisque l'augmentation non linéaire du coût, donnée par l'équation(3.4), contraint l'algorithme à éviter les zones de forte résistance, même au prix d'un allongement géométrique significatif de la trajectoire.

Cette propriété trouve une justification physique dans les modèles hydrodynamiques des véhicules marins, où la traînée dépend de manière non linéaire de la vitesse relative du fluide [58].

La formulation exponentielle $\exp(k \cdot R)$ retenue constitue ainsi une heuristique énergétique inspirée des principes de la *risk-aware path planning*, spécifiquement adaptée au contexte de la navigation maritime autonome en présence de courants marins.

d- Influence du paramètre de pondération

Le coefficient de pondération k influence directement le comportement exploratoire de l'algorithme. Des valeurs élevées de k renforcent l'évitement des zones de forte résistance, conduisant ainsi l'algorithme à privilégier des trajectoires alternatives, même si celles-ci engendrent des détours géométriques pouvant atteindre 20% à 40% par rapport à la distance euclidienne directe[52]

Ce compromis entre optimalité géométrique et efficacité énergétique demeure étroitement lié aux contraintes et aux objectifs spécifiques de chaque mission.

3.5.5.3 Carte de résistance

La carte de résistance est définie comme un champ scalaire $R \in \mathbb{R}^{n \times m}$ où chaque cellule quantifie l'intensité des contraintes hydrodynamiques au point de coordonnées (x, y) , normalisée dans l'intervalle $[0, 1]$. Elle constitue le modèle environnemental sur lequel s'appuie l'évaluation de la fonction de coût.

La carte de résistance est élaborée selon trois composantes principales :

- **Influence des obstacles**

Une fonction gaussienne modélise les perturbations hydrodynamiques générées par les structures fixes :

$$r_{\text{obs}}(x, y) = \alpha \cdot \exp \left(-\frac{d^2(x, y)}{2\sigma^2} \right) \quad (3.5)$$

où $d(x, y)$ représente la distance à l'obstacle le plus proche, σ contrôle l'étendue spatiale de l'influence et $\alpha \in [0.5, 1.0]$ fixe l'intensité maximale.

- **Zones de courant dominant**

Des régions géométriquement définies (corridors, détroits) reçoivent une résistance maximale $R_{\text{max}} = 1.0$, conformément aux données hydrodynamiques opérationnelles.

- **Interpolation spatiale**

La conversion des coordonnées continues vers la discrétisation grille est assurée par interpolation bilinéaire, garantissant une précision sub-cellulaire dans l'échantillonnage de $R(q)$.

3.5.5.4 Algorithme : ENERG-RRT*

Algorithme

Entrées :

- q_{init} : configuration initiale
- q_{goal} : région objectif
- N : nombre maximal d'itérations
- Q_{free} : espace libre
- k : coefficient énergétique
- R : carte de résistance
- η : pas d'extension
- r : rayon de voisinage
- p_{goal} : probabilité de biais vers l'objectif

Sorties :

- T : arbre de recherche
- P_{opt} : chemin énergétique optimal

```

1 Début :
2 1 :  $T \leftarrow \{q_{init}\}$ ,  $\text{Cost}(q_{init}) \leftarrow 0$ 
3 pour  $i = 1 \rightarrow N$  faire
4   3 :  $q_{rand} \leftarrow (\text{rand} < p_{goal}) ? q_{goal} : \text{Sample}(Q_{free})$ 
5   4 :  $q_{near} \leftarrow \text{Nearest}(T, q_{rand})$ 
6   5 :  $q_{new} \leftarrow \text{Steer}(q_{near}, q_{rand}, \eta)$ 
7   si  $\text{CollisionFree}(q_{near}, q_{new})$  alors
8     7 :  $Q_{neigh} \leftarrow \text{Near}(T, q_{new}, r)$ 
9     8 :  $q_{min} \leftarrow \arg \min_{q \in Q_{neigh} \cup \{q_{near}\}} \text{Cost}(q) + d(q, q_{new}) \cdot \exp(k \cdot R(q))$ 
10    9 :  $\text{parent}(q_{new}) \leftarrow q_{min}$ 
11    10 :  $\text{Cost}(q_{new}) \leftarrow \text{Cost}(q_{min}) + d(q_{min}, q_{new}) \cdot \exp(k \cdot R(q_{min}))$ 
12    11 :  $T \leftarrow T \cup \{q_{new}\}$ 
13    12 : REWIRING :
14     $q \in Q_{neigh}$ 
15    si  $\text{Cost}(q_{new}) + d(q_{new}, q) \cdot \exp(k \cdot R(q_{new})) < \text{Cost}(q)$  alors
16      15 :  $\text{parent}(q) \leftarrow q_{new}$ 
17      16 :  $\text{Cost}(q) \leftarrow \text{mise à jour}$ 
18    fin
19    19 : si  $d(q_{new}, q_{goal}) < r_{goal}$  alors
20      20 : Mettre à jour  $P_{opt}$ 
21    fin
22  fin
23 fin
24 Retourner  $T, P_{opt}$ 

```

• Les étapes de l’Algorithme ENERG-RRT*

L’idée principale de l’algorithme de l’approche ENRG-RRT* c’est exactement RRT* classique mais avec une fonction de coût énergétique donnée par l’équation (3.4). Cela permet de :

- Éviter les zones à forte résistance R
- Privilégier les chemins moins énergivores, pas seulement les plus courts.
- Conserver la propriété d’optimalité de RRT* adaptée au coût physique
- Il améliore continuellement la solution grâce au rewiring.

Nous pouvons résumer les étapes de cet algorithme selon les points suivants :

1. Initialisation

- On définit le point de départ q_{init} et la cible q_{goal} .
- On initialise l’arbre de recherche T avec uniquement q_{init} .
- Le fonction de coût de départ est fixé à zéro.
- On construit la carte de résistance R représentant les contraintes de l’environnement.
- On choisit le coefficient énergétique k , qui contrôle la sensibilité aux zones difficiles.

2. Échantillonnage (exploration de l'espace)

- À chaque itération, on génère un point aléatoire dans l'espace libre.
- Parfois, on force directement la cible qgoal pour accélérer la convergence (biais vers l'objectif).

3. Extension de l'arbre

- On cherche le nœud le plus proche du point échantillonné.
- On crée un nouveau point qnew en avançant légèrement dans sa direction.
- On vérifie que le mouvement est possible sans collision.

4. Choix du meilleur parent (optimisation locale)

- On regarde les voisins de qnew.
- On choisit celui qui donne le coût énergétique minimal.
- Le coût prend en compte :
 - la distance parcourue
 - la résistance du milieu (via une pénalisation exponentielle) (équation (3.4))

5. Ajout du nouveau nœud

- Le nouveau point est connecté à son meilleur parent.
- Il est ajouté à l'arbre avec son coût associé.

6. Rewiring (amélioration de l'arbre)

- On vérifie si qnew permet d'améliorer les chemins des voisins.
- Si oui, on reconnecte ces voisins via qnew.
- Cela permet de réduire progressivement le coût global du chemin.

7. Vérification de l'objectif

- Si qnew est suffisamment proche de la cible :
 - on construit une solution complète
 - on extrait un chemin valide vers qgoal

8. Optimisation continue

- Même après avoir trouvé une solution, l'algorithme continue à explorer.

- Cela permet d'améliorer encore la qualité énergétique du chemin.

3.5.5.5 Avantages de l'approche ENERG-RRT*

L'algorithme ENERG-RRT* constitue une extension du RRT* classique intégrant explicitement les contraintes énergétiques liées à la navigation en milieu marin. Cette reformulation du coût de planification permet d'enrichir la stratégie de recherche en tenant compte non seulement de la distance géométrique, mais également des conditions hydrodynamiques de l'environnement.

- **Optimisation multi-objectifs (distance-énergie)** L'approche permet de concilier la minimisation de la distance parcourue et la réduction de la consommation énergétique. Ce compromis est piloté par le paramètre de pondération k , qui ajuste la sensibilité de l'algorithme aux zones de forte résistance hydrodynamique.
- **Amélioration de l'efficacité énergétique** L'introduction d'un coût exponentiel associé à la résistance R (équation (3.4)) pénalise fortement les zones défavorables, conduisant à des trajectoires globalement plus économes en énergie, notamment en présence de courants adverses [56]
- **Robustesse en environnement marin** L'algorithme favorise naturellement l'évitement des zones à forte résistance, souvent corrélées à des conditions de mer instable. Cela améliore la fiabilité et la sécurité des trajectoires générées.
- **Convergence asymptotique préservée** ENERG-RRT* conserve la propriété d'optimalité asymptotique du RRT*, avec une convergence vers une solution optimale dans l'espace des coûts énergétiques [57].
- **Interopérabilité avec les modèles hydrodynamiques** L'approche est directement compatible avec les cartes de résistance issues de modèles ou bases de données hydrodynamiques, facilitant son intégration dans des systèmes de navigation autonome.
- **Complexité algorithmique maîtrisée** Malgré l'ajout de la composante énergétique, la structure de l'algorithme reste inchangée, conservant une complexité moyenne :

$$O(n \log n) \tag{3.6}$$

3.5.5.6 Étude comparative : RRT* et ENERG-RRT*

Cette section présente une comparaison entre l'algorithme RRT* et sa variante ENERG-RRT* résumée dans Tableau (3.3), afin d'évaluer l'impact de l'intégration d'un coût énergétique basé sur la résistance du milieu. L'analyse porte principalement sur la qualité des trajectoires générées, l'adaptation aux environnements complexes et le compromis entre optimalité géométrique et efficacité énergétique.

L'objectif est de mettre en évidence les avantages de l'approche énergétique pour la planification de trajectoire des USVs en navigation autonome.

Critère	RRT* Standard	RRT* Énergétique
Fonction de coût	Distance euclidienne	$d \cdot \exp(k \cdot R(q))$
Objectif	Recherche du chemin le plus court	Recherche du chemin de moindre effort énergétique
Modèle environnemental	Obstacles uniquement	Obstacles et champs de résistance
Nature de la trajectoire	Géodésique	Compromis entre distance et énergie
Déviations géométrique	Minimale	Tolérée (20–40%)
Consommation énergétique	Élevée dans les zones adverses	Optimisée
Complexité calculatoire	$O(n \log n)$	$O(n \log n)$
Mémoire requise	Arbre de recherche	Arbre de recherche et carte de résistance
Temps de convergence	Rapide	Légèrement accru
Point d'évaluation de $R(q)$	—	Nœud source

TAB. 3.3 : Étude comparative entre RRT* et ENER-RRT*

3.6 Résultats de simulations

Les simulations ont été réalisées sous MATLAB afin d'évaluer les performances de différentes méthodes de planification de trajectoire appliquées à l'USV. Dans ce cadre, trois Approches ont été étudiées : A*, RRT* et ENER-RRT*. Les principes de fonctionnement ainsi que les algorithmes de ces méthodes ont été présentés précédemment dans ce chapitre.

Les trajectoires générées permettent d'analyser le comportement de l'USV dans différents scénarios de navigation et d'évaluer les performances des méthodes de planification étudiées. L'objectif principal consiste à produire une trajectoire sûre, faisable et optimale permettant à l'USV d'atteindre sa destination tout en évitant les obstacles présents dans l'environnement de navigation.

Par ailleurs, en présence de courants marins, les algorithmes de planification doivent également prendre en considération l'aspect énergétique de la navigation. Ainsi, les trajectoires privilégiant l'évitement des zones de fort courant permettent de réduire l'effort de propulsion et, par conséquent, de minimiser la consommation d'énergie de l'USV.

Une étude comparative sera donc réalisée afin d'identifier la méthode la plus adaptée à un environnement marin, aussi bien en mer calme qu'en présence de courants marins, en tenant compte des critères de sécurité, d'optimalité de trajectoire et d'efficacité énergétique.

3.6.1 Environnement de navigation

L'environnement de navigation adopté dans cette étude est modélisé sous forme d'un espace maritime bidimensionnel (2D) dans lequel l'USV évolue entre un point de départ et un point d'arrivée. Le déplacement du véhicule s'effectue en présence d'obstacles ainsi que de zones de perturbation représentant les courants marins. Ces éléments peuvent présenter différentes formes et dimensions afin de reproduire des conditions de navigation proches du milieu réel.

Les principales caractéristiques de cet environnement sont définies comme suit :

a- Dimensions de la carte de navigation : 500 m $\times$ 500 m.

b- Point de départ et point d'arrivée de l'USV : $q_{init} = [5 \ 10]$ m, $q_{goal} = [490 \ 480]$ m.

c- Marge de sécurité autour des obstacles : 10 m.

d- Types d'obstacles statiques considérés : Les obstacles sont répartis de manière variable sur la carte afin de générer différents scénarios de navigation et d'évaluer les performances des algorithmes de planification. Les obstacles étudiés sont les suivants :

- **Obstacles de type mur** : modélisant des structures linéaires ou des zones infranchissables, telles que les quais, les digues, les côtes, les barrières maritimes ou les limites de navigation (voir Figure (3.3, a)) ;
- **Obstacles circulaires** : représentant des objets marins isolés tels que des îlots, des bouées de signalisation, des rochers, des navires à l'arrêt, des plateformes flottantes ou encore des zones de sécurité autour d'objets dangereux (voir Figure (3.3, b)) ;
- **Obstacles mixtes (cercle avec mur)** : permettant de reproduire des scénarios de navigation plus complexes, dans lesquels l'USV doit réaliser des manœuvres d'évitement plus difficiles (voir Figure (3.3, c)).

e- Conditions environnementales étudiées :

- Mer calme sans courant marin montrée par Figure (3.3) ;
- Mer calme avec courant marin localisé dans une zone bien définie donnée par Figure (3.4).

f- Différents scénarios de planification de trajectoire de l'USV :

- **Scénario 1** : mer calme avec cinq obstacles de type mur (Figure 3.3, (a)) ;
- **Scénario 2** : mer calme avec six obstacles circulaires (Figure 3.3, (b)) ;
- **scénario 3** : mer calme avec obstacles mixtes composés de cinq cercles et cinq murs (Figure 3.3, (c)) ;
- **Scénario 4** : mer avec courant marin et cinq obstacles de type mur (Figure 3.4, (a)) ;
- **Scénario 5** : mer avec courant marin et six obstacles circulaires (Figure 3.4, (b)) ;
- **Scénario 6** : mer avec courant marin et obstacles mixtes composés de cinq cercles et cinq murs (Figure 3.4, (c)).

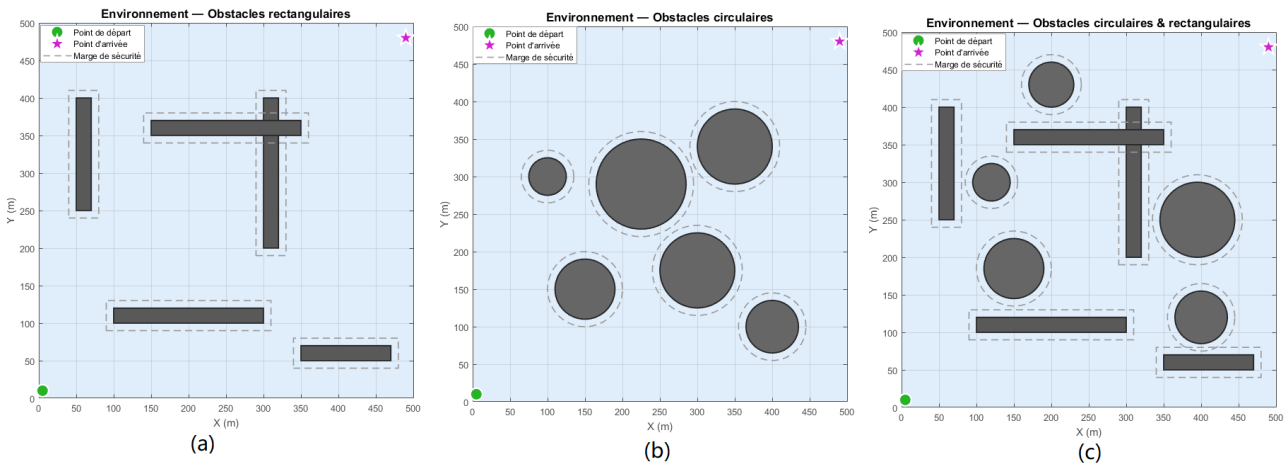


FIG. 3.3 : Environnement mer calme, (a) : Obstacles mu raux, (b) : Obstacles circulaires, (c) : Obstacles mixtes

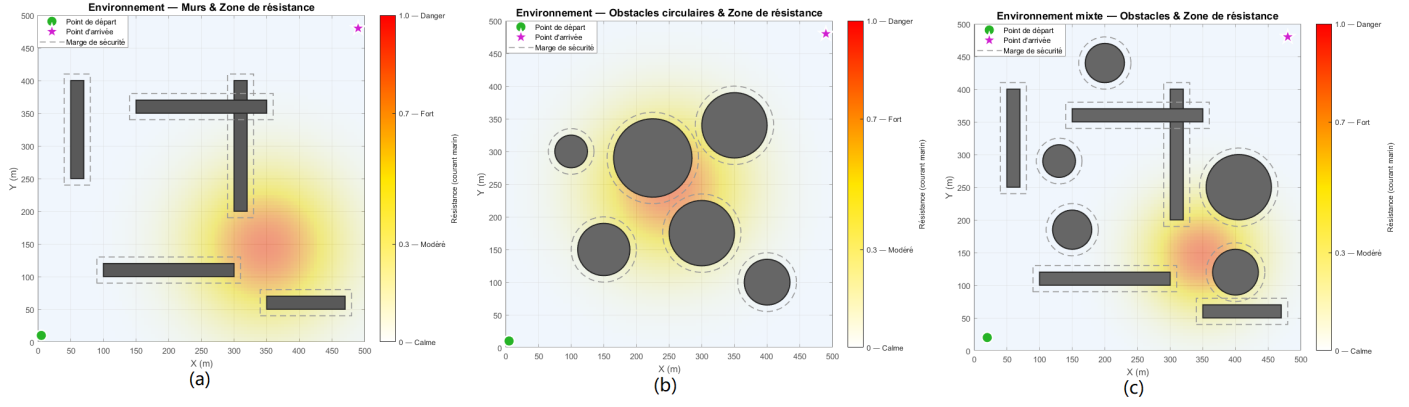


FIG. 3.4 : Environnement mer calme avec courant marin, (a) : Obstacles muraux, (b) : Obstacles circulaires, (c) : Obstacles mixtes

• g- Dimensionnement des obstacles

- Le Tableau (3.4) donne les dimensions et la position des obstacles de type mur illustrés par Figure (3.3, a, c) et Figure (3.4, a, c).

Obstacle	ID	Position (x, y)	Longueur (m)	Largeur (m)
Mur 1	M1	(100, 100)	200	20
Mur 2	M2	(300, 200)	200	20
Mur 3	M3	(150, 350)	200	20
Mur 4	M4	(50, 250)	150	20
Mur 5	M5	(350, 50)	120	20

TAB. 3.4 : Dimensionnement des obstacles de type mur

- Le Tableau (3.5) donne les dimensions et la position des obstacles circulaire donnés par Figure (3.3, b) et Figure (3.4, b).

Obstacle	ID	Centre (x_c, y_c)	Rayon (m)
Cercle 1	C1	(100, 300)	25
Cercle 2	C2	(150, 150)	40
Cercle 3	C3	(225, 275)	60
Cercle 4	C4	(300, 175)	50
Cercle 5	C5	(400, 100)	30
Cercle 6	C6	(350, 330)	50

TAB. 3.5 : Dimensionnement des obstacles de type cercle

3.6.2 Évaluation des méthodes A* et RRT*

Dans un premier temps, nous allons évaluer les performances des deux méthodes de planification de trajectoire (A* et RRT*) appliquées à l'USV lors de son déplacement entre le point de départ et le point d'arrivée définis précédemment, dans un environnement bidimensionnel (2D) caractérisé par une mer calme et comportant des obstacles de type mur. Les dimensions de ces obstacles sont présentées dans le Tableau (3.4).

Afin d'analyser le comportement de ces deux méthodes, le programme MATLAB a été exécuté quatre fois pour chaque algorithme. Les résultats obtenus sont illustrés par la Figure (3.5).

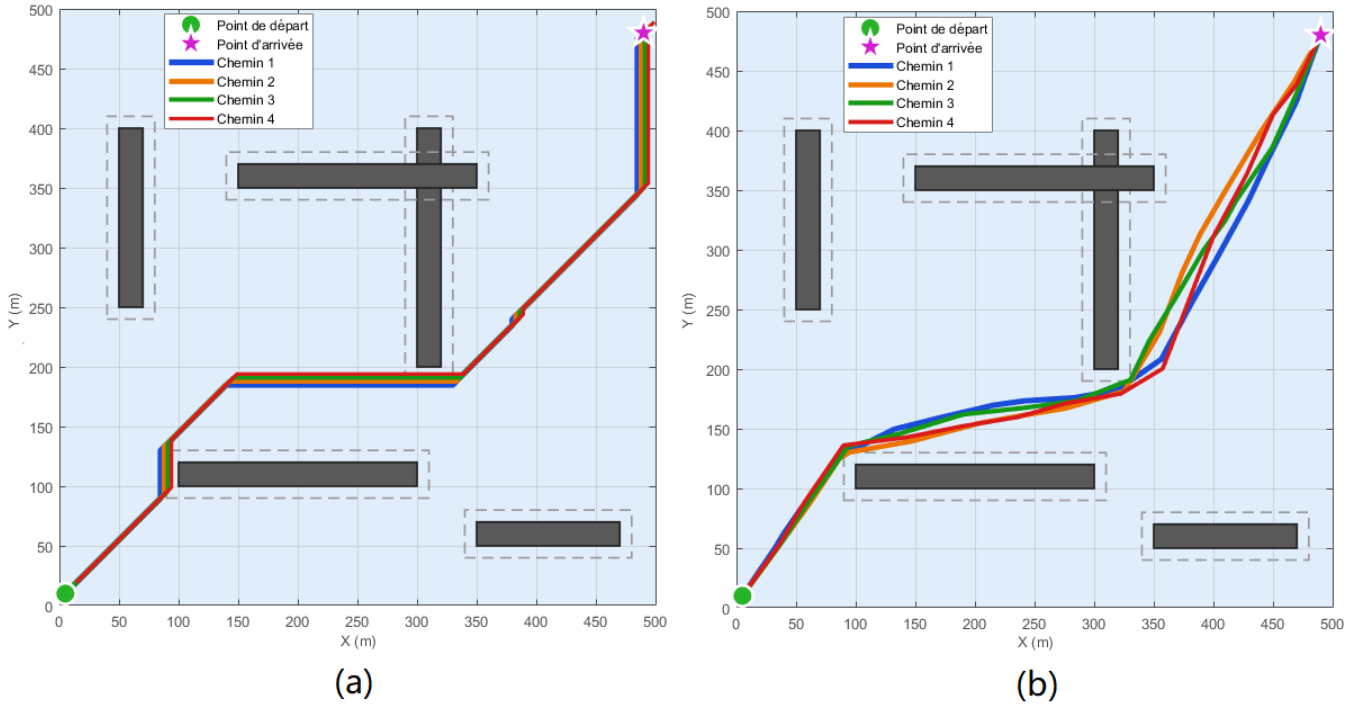


FIG. 3.5 : Trajectoires générées par les algorithmes de planification (a) A*, (b) RRT*.

• Synthèse 1

• a Interprétation des résultats de la méthode A*

Étant donné que l'algorithme A* est une méthode de planification déterministe reposant sur une exploration heuristique d'un espace discrétisé, il permet de garantir la génération d'un chemin optimal entre le point de départ et le point d'arrivée. Le caractère déterministe de l'algorithme implique que, pour une même configuration de navigation (grille, obstacles, point de départ et point d'arrivée), la trajectoire obtenue est identique à chaque exécution.

La Figure (3.5, a) met en évidence le caractère déterministe de l'algorithme A*, puisque les quatre exécutions successives du programme Matlab réalisées dans un environnement comportant des obstacles de type mur et une grille de navigation de 100×100 ont conduit à une trajectoire strictement identique, d'une longueur de 782,2 m, sans aucune variation entre les simulations. Cette constance confirme la reproductibilité, la fiabilité de l'algorithme ainsi que sa capacité à assurer efficacement l'évitement des obstacles.

• b Interprétation des résultats de la méthode RRT*

Contrairement à A*, RRT* est une méthode probabiliste basée sur un échantillonnage aléatoire de l'espace, ce qui conduit à des trajectoires différentes à chaque exécution, sans garantie de reproductibilité du chemin obtenu.

La Figure (3.5, b) illustre les résultats obtenus pour quatre exécutions successives de l'algorithme RRT* dans une même configuration environnementale, avec 2500 itérations. Les

longueurs des trajectoires générées, résumées dans le Tableau (3.6), présentent une variabilité remarquable, avec un écart de 11,3 m entre la trajectoire la plus courte (optimale) et la plus longue. Cette dispersion met en évidence le caractère probabiliste de l'algorithme RRT*.

Chemin	Chemin 1	Chemin 2	Chemin 3	Chemin 4
Longueur (m)	732.6 m	729.2 m	728.1 m	740.5 m

TAB. 3.6 : Longueur des trajectoires issues de l'algorithme RRT*

3.6.3 Planification de trajectoires dans un environnement de mer calme sans courant marin

- **Scénario 1:** Mer calme avec obstacles de type mur

Dans ce cas, nous avons généré les trajectoires de référence de l'USV en appliquant séparément les méthodes A* et RRT*, en considérant cinq obstacles de type mur dont les dimensions sont résumées dans le Tableau (3.4), représentant des infrastructures portuaires (voir Figure (3.6)). Dans la simulation, ces obstacles sont modélisés sous forme de rectangles infranchissables, imposant des contraintes de navigation liées au respect d'une distance de sécurité et à l'interdiction de traverser ces zones.

La configuration combinée de murs verticaux et horizontaux reproduit un environnement portuaire segmenté, générant des passages contraints et obligeant l'USV à contourner les obstacles, ce qui renforce les exigences de planification de trajectoire.

les résultats de simulation obtenus sont présentés dans la Figure (3.6).

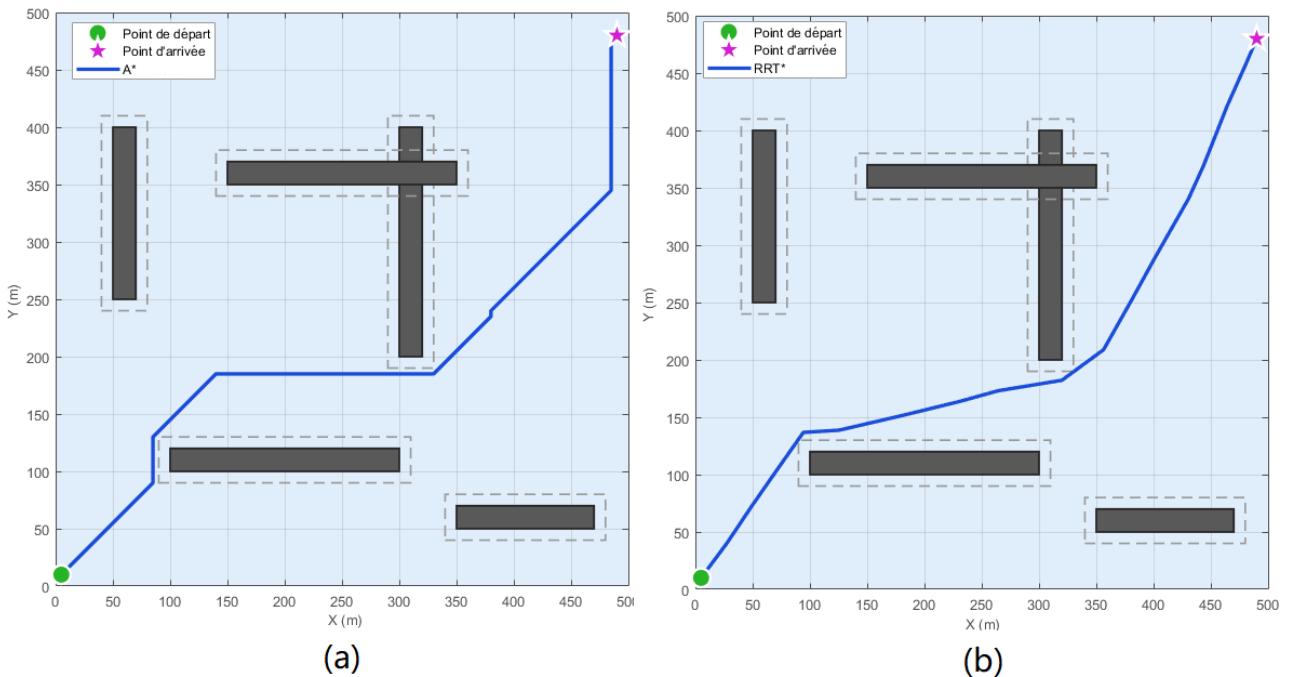


FIG. 3.6 : Planification des trajectoires dans un environnement de mer calme avec des obstacles de type mur, (a) A*, (b) RRT*

À partir des résultats de simulation présentés dans la Figure (3.6), nous avons établi le Tableau (3.7).

Métrique	Méthode A*	Méthode RRT*
Longueur du chemin (m)	782.19 m	733.67 m
Temps de calcul (s)	0.1306 s	0.5159 s

TAB. 3.7 : Résultats du premier scénario de planification de trajectoire (A* et RRT*)

- **Scénario 2:** Mer calme avec obstacles circulaires

Dans ce cas, les trajectoires de référence de l'USV sont obtenues séparément à l'aide des méthodes A* et RRT*, en présence de six obstacles circulaires dont les dimensions sont données dans le Tableau (3.5), représentant des structures maritimes de forme arrondie (voir Figure (3.7)), telles que des îlots rocheux, des récifs, des bouées de signalisation ou des bases de plateformes offshore.

Contrairement aux obstacles de type mur, les obstacles circulaires présentent une géométrie continue sans arêtes vives et sont modélisés comme des zones d'exclusion.

Cette configuration impose un contournement progressif et favorise la génération de trajectoires courbes adaptées aux contraintes de navigation.

Les résultats issus des simulations sont illustrés dans la Figure (3.7).

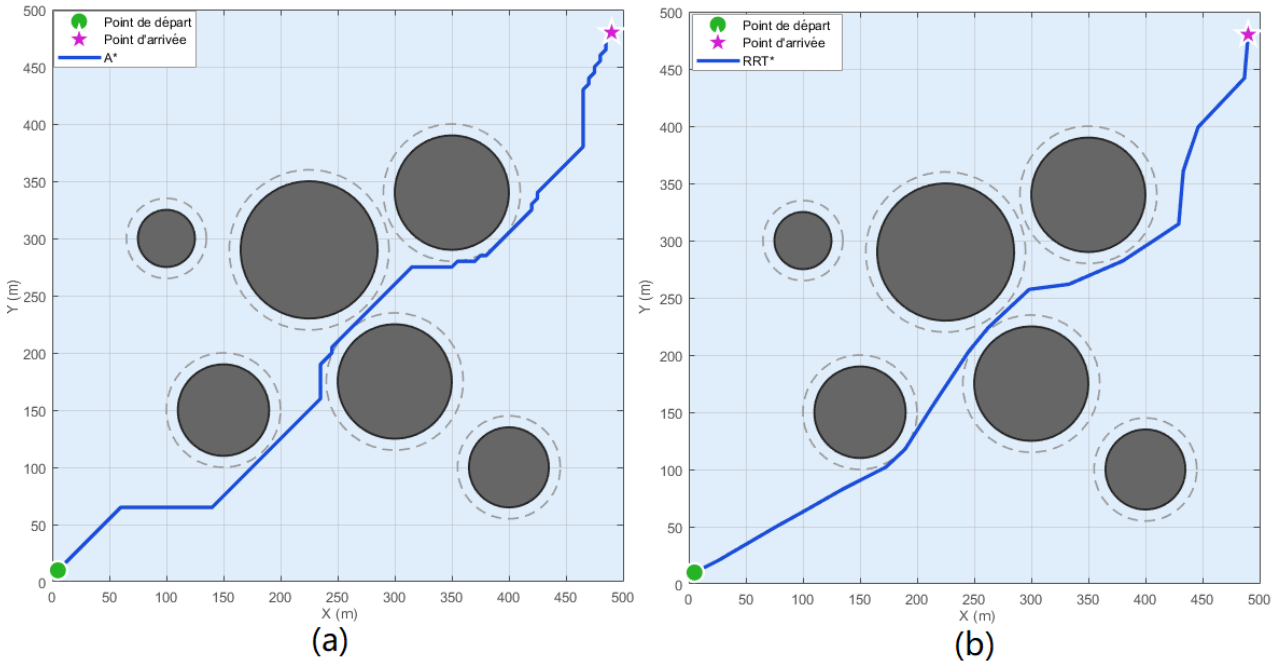


FIG. 3.7 : Planification des trajectoires dans un environnement de mer calme avec des obstacles circulaires, (a) A*, (b) RRT*

Tableau (3.8) est obtenu à partir des résultats de simulation présentés dans la Figure (3.7).

Métrique	A*	RRT*
Longueur du chemin (m)	749.97 m	721.55 m
Temps de calcul (s)	0.0773 s	1.4809 s

TAB. 3.8 : Résultats du deuxième scénario de planification de trajectoire (A* et RRT*)

• **Scénario 3:** Mer calme avec obstacles mixtes (circulaires et de type mur)

Dans ce scénario, les trajectoires de référence de l'USV sont obtenues séparément en appliquant les méthodes A* et RRT* dans un environnement contenant des obstacles statiques mixtes, constitués de cinq obstacles circulaires et de cinq obstacles de type mur (voir Figure (3.8)).

Cette configuration rend l'environnement de navigation plus complexe, car l'USV doit gérer simultanément des obstacles à géométrie continue et des structures rectilignes infranchissables. La présence combinée de ces obstacles génère des passages étroits et des zones de contournement difficiles, ce qui augmente les contraintes de planification et complique l'exécution de la mission de navigation en toute sécurité.

La Figure (3.8) présente les résultats obtenus à partir des simulations.

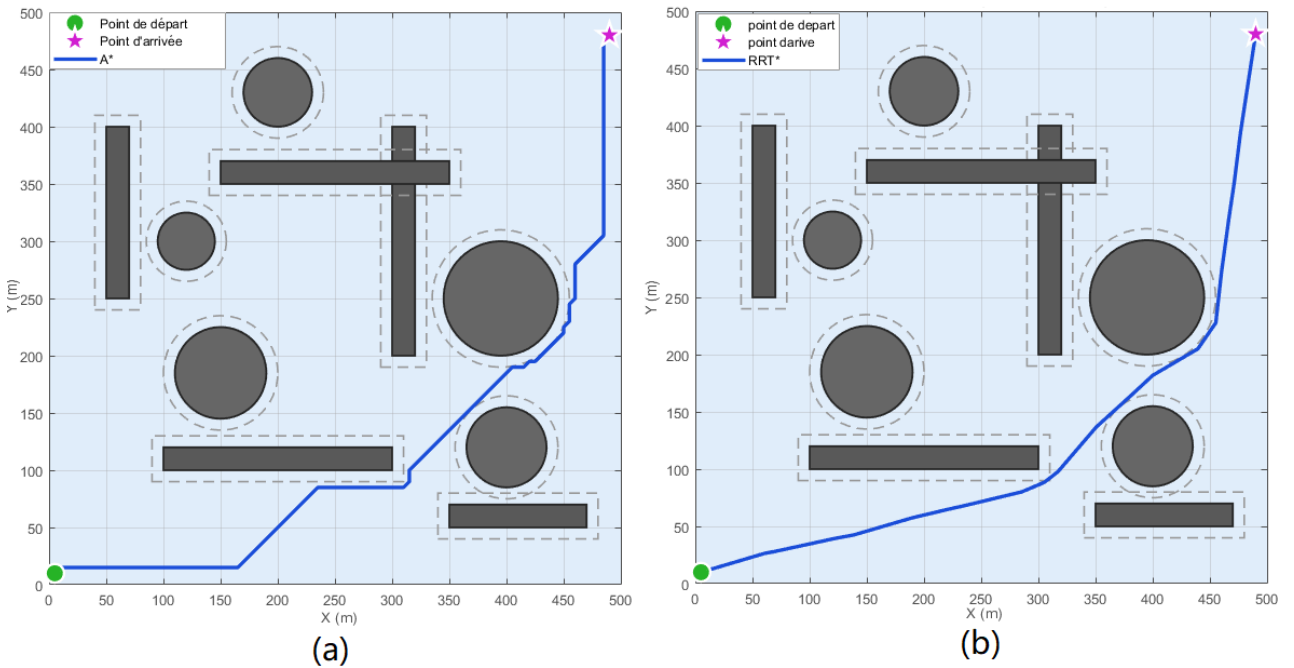


FIG. 3.8 : Planification des trajectoires dans un environnement de mer calme avec des obstacles mixtes, (a) A*, (b) RRT*

Le Tableau (3.9) est élaboré à partir des résultats de simulation présentés dans la Figure (3.8).

Métrique	A*	RRT*
Longueur du chemin (m)	814.36 m	772.14 m
Temps de calcul (s)	0.1618 s	1.7258 s

TAB. 3.9 : Résultats du troisième scénario de planification de trajectoire (A* et RRT*)

• Synthèse 2

L'analyse des résultats de simulation des trois scénarios présentés dans les Figures (3.6), (3.7) et (3.8), ainsi que dans les Tableaux (3.7), (3.8) et (3.9), nous conduit aux interprétations comparatives suivantes, classées selon les performances obtenues.

a - Performance géométrique

L'analyse des trois scénarios montre que le RRT* présente une supériorité constante par rapport à l'A* en termes de longueur de trajectoire dans l'ensemble des scénarios étudiés, comme le confirment les résultats quantitatifs suivants :

- **Scénario 1 (Tableau (3.7))** : 733,67 m (RRT*) contre 782,19 m (A*), soit un gain de 48,52 m.
- **Scénario 2 (Tableau (3.8))** : 721,55 m (RRT*) contre 749,97 m (A*), soit un gain de 28,42 m.
- **Scénario 3 (Tableau (3.9))** : 772,14 m (RRT*) contre 814,36 m (A*), soit un gain de 42,22 m.

Cette amélioration s'explique par l'exploration continue et stochastique du RRT*, qui permet de générer des trajectoires plus naturelles et moins contraintes. À l'inverse, l'A* qui repose sur une discrétisation en grille, introduisant des limitations géométriques susceptibles d'allonger les chemins obtenus.

Le RRT* intègre aussi un mécanisme d'optimisation basé sur le rééchantillonnage, le re-wiring de l'arbre et une amélioration itérative de la solution. Sa propriété d'optimalité asymptotique garantit une convergence vers le chemin de longueur minimale lorsque le nombre d'itérations augmente.

b - Performance temporelle

Les temps de calcul mesurés avec une résolution de 5 m montrent une supériorité de l'A* en termes de rapidité d'exécution par rapport au RRT* :

- **Scénario 1 (Tableau (3.7))** : 0,1306 s (A*) contre 0,5159 s (RRT*), soit un gain de 0,3853 s.
- **Scénario 2 (Tableau (3.8))** : 0,0773 s (A*) contre 1,4809 s (RRT*), soit un gain de 1,4036 s.
- **Scénario 3 (Tableau (3.9))** : 0,1618 s (A*) contre 1,7258 s (RRT*), soit un gain de 1,5640 s.

Cette différence s'explique par la structure discrète et déterministe de l'A*, qui permet une exploration efficace sur une grille de taille fixe.

L'A* apparaît plus rapide que le RRT* pour une résolution de 5 m, car il exploite une grille de taille réduite (100×100 cellules). Cependant, cette performance dépend fortement de la discrétisation de l'espace. Lorsque la résolution devient plus fine (1 m), la taille de la grille augmente fortement (500×500 cellules), ce qui accroît de manière significative le nombre de nœuds explorés et donc le temps de calcul de l'A*.

À l'inverse, le RRT* n'est pas directement dépendant de la densité de la grille. Sa complexité dépend principalement du nombre d'échantillons générés. Ainsi, il conserve des performances plus stables lorsque la résolution augmente ou lorsque la dimension de l'espace de recherche devient plus importante.

c - Compromis méthodologique

Le RRT* se distingue par sa capacité à générer des trajectoires plus courtes et mieux optimisées dans des environnements complexes. Bien qu'il soit non déterministe (chaque exécution peut produire un résultat différent), il offre une meilleure qualité de solution en termes de longueur de chemin. À l'inverse, l'A* est déterministe et reproductible, mais sa performance est limitée par la discrétisation de l'espace.

Ainsi, le RRT* apparaît comme la méthode la plus performante pour l'optimisation de trajectoires en environnement continu, notamment lorsque la précision de la grille augmente et que la qualité du chemin est prioritaire.

d - Nature de la trajectoire obtenue

Le RRT* génère des trajectoires continues, lisses et plus réalistes (voir Figure (3.6,b), (3.7,b) et (3.8,b)), ce qui est adapté à la dynamique de navigation sur l'eau pour un USV. Les changements de direction sont plus progressifs, ce qui améliore la stabilité et la faisabilité de la trajectoire pour le suivi en temps réel.

À l'inverse, l'A* produit des trajectoires discrètes et anguleuses (voir Figure (3.6,a), (3.7,a) et (3.8,a)), issues de la grille, avec des virages parfois brusques. Ce type de chemin est moins adapté directement à un USV sans étape supplémentaire de lissage.

Ainsi, pour la navigation d'un USV en environnement complexe, le RRT* offre des trajectoires plus exploitables et plus proches du comportement dynamique réel du véhicule.

• Choix de la méthode RRT*

Suite aux résultats obtenus, nous avons opté pour la méthode RRT*, qui offre de meilleures performances en termes de longueur et de qualité de trajectoire par rapport à l'A*. En effet, le RRT* permet de générer des chemins plus courts, plus lisses et plus adaptés à la navigation d'un USV dans des environnements complexes. De plus, sa capacité d'exploration continue et son optimalité asymptotique en font une solution plus efficace pour l'optimisation de trajectoire.

3.6.4 Planification de trajectoires dans un environnement marin calme avec courant

Dans cette section, le courant marin est pris en compte dans l'environnement de navigation. Il est considéré comme une perturbation externe susceptible d'influencer le déplacement et de modifier la trajectoire de l'USV.

Son intégration permet non seulement d'évaluer la robustesse et la fiabilité des méthodes de planification dans des conditions proches du milieu réel, mais également d'estimer l'énergie consommée lors du déplacement. Ainsi, les algorithmes capables d'éviter ou de minimiser le passage dans les zones de fort courant contribuent à réduire l'effort de propulsion et à optimiser la consommation énergétique de l'USV.

3.6.4.1 Modélisation de la carte de résistance de courant marin

La carte de résistance qui représente la zone de courant marin, illustrée dans Figure (3.9), est modélisée sous Matlab par un cercle à gradient de couleur allant du rouge au centre vers le jaune en périphérie, représentant l'intensité du courant. Cette intensité est décrite par un coefficient de résistance R défini par plusieurs niveaux :

- $R=0$: absence de courant marin (jaune clair)
- $R=0.3$: courant marin modéré (jaune)
- $R=0.7$: courant marin fort (orange)
- $R=1$: courant marin très dangereux (rouge)

Plus le coefficient de résistance R est élevé, plus la zone est défavorable à la navigation de l'USV et plus l'énergie nécessaire pour la franchir est importante.

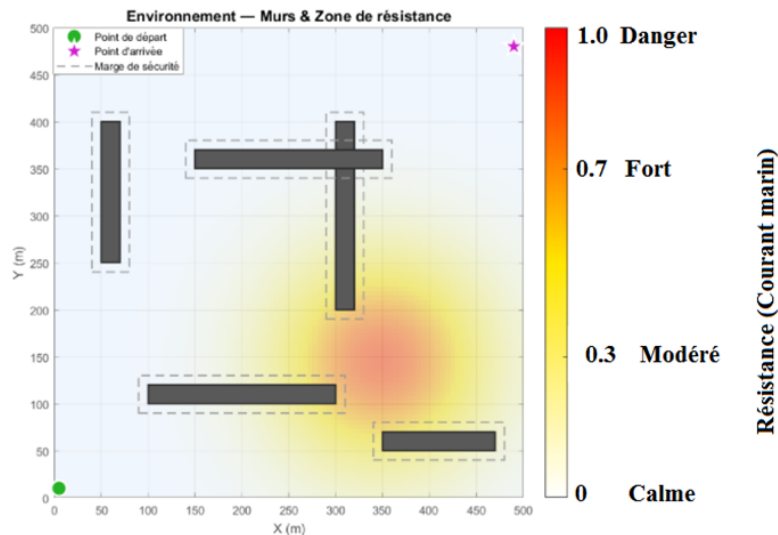


FIG. 3.9 : Modélisation de la carte de résistance du courant marin

3.6.4.2 Évaluation des performances des algorithmes RRT* et A*

Afin d'évaluer les performances des algorithmes de planification dans des conditions proches du milieu réel, des simulations sont réalisées dans un environnement marin calme soumis à des courants marins. Cette étude permet de comparer le comportement des méthodes A* et RRT* pour la navigation d'un USV en présence de perturbations marines.

Les résultats de simulation sont présentés par la Figure (3.10).

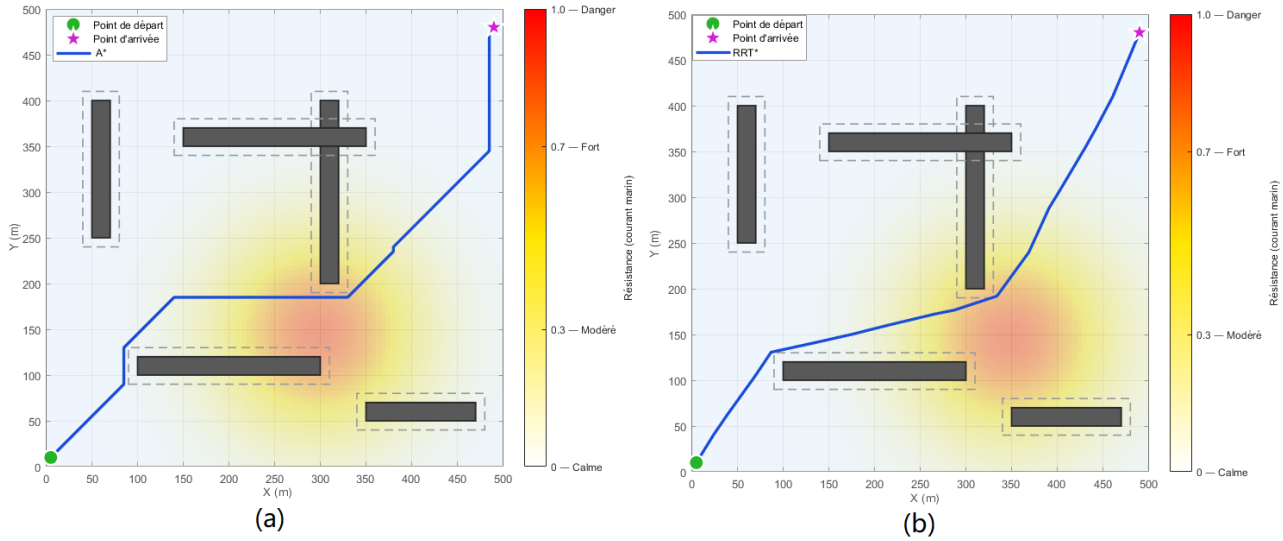


FIG. 3.10 : Planification des trajectoires dans un environnement marin calme avec courant marin, (a) A*, (b) RRT*

• Synthèse 3

L'analyse comparative des performances des deux algorithmes A* et RRT* est présentée dans le Tableau (3.10) en tenant compte des trajectoires obtenues, illustrées par Figure (3.10) et de leur coût énergétique (coût pondéré cumulé) calculé par Équation (3.4) .

Paramètre	A*	RRT*
Longueur de trajectoire	782,19 m	729,37 m
Zone de danger (max)	$R \leq 0,77$	$R \leq 0,74$
Zone modérément défavorable	$R \approx 0,3 - 0,5$	$R \approx 0,3 - 0,5$
Coût pondéré cumulé	41 374,01	30 231,05

TAB. 3.10 : Résultats comparatifs de planification de trajectoire (A* et RRT*) dans un milieu marin avec courant marin

Le coût pondéré cumulé correspond au coût global de la trajectoire en prenant en compte la distance parcourue ainsi que l'effet des courants marins. Il permet d'estimer l'effort réel de navigation de l'USV.

À partir du tableau (3.10), les principaux résultats sont les suivants :

- **Longueur de trajectoire** : Le RRT* génère une trajectoire plus courte (729,37 m) que l'A* (782,19 m), montrant une meilleure optimisation géométrique.
- **Zones de courant** : Les deux méthodes traversent des zones similaires, mais le RRT* présente une légère réduction de l'exposition maximale au courant ($R \leq 0,74$ contre $R \leq 0,77$).
- **Coût pondéré cumulé** : Le RRT* obtient un coût plus faible (30 231,05) que l'A* (41 374,01), indiquant une meilleure performance énergétique globale.

Enfin, comme la résistance hydrodynamique n'est pas intégrée dans la fonction de coût des deux méthodes, les trajectoires obtenues restent courtes mais opérationnellement défavorables. D'où l'intérêt d'une approche de type RRT* énergétique, intégrant explicitement l'effet des courants afin d'améliorer l'efficacité globale de la navigation.

3.6.4.3 Passage au RRT* énergétique

Nous allons maintenant réaliser une étude comparative entre le RRT* et l'ENERG-RRT* dans le cadre de la planification de trajectoires pour un USV, selon les scénarios présentés ci-dessous. Rappelons que l'algorithme ENERG-RRT* utilise l'équation (3.4) dans sa fonction de coût afin de minimiser l'exposition aux zones à forte résistance R et de privilégier des chemins moins énergivores, et non uniquement les plus courts.

Scénario 4: Mer calme avec courant marin et obstacles de type mur

Les résultats de simulation obtenus sont présentés dans la Figure (3.11), et le Tableau (3.11) résume les principales caractéristiques.

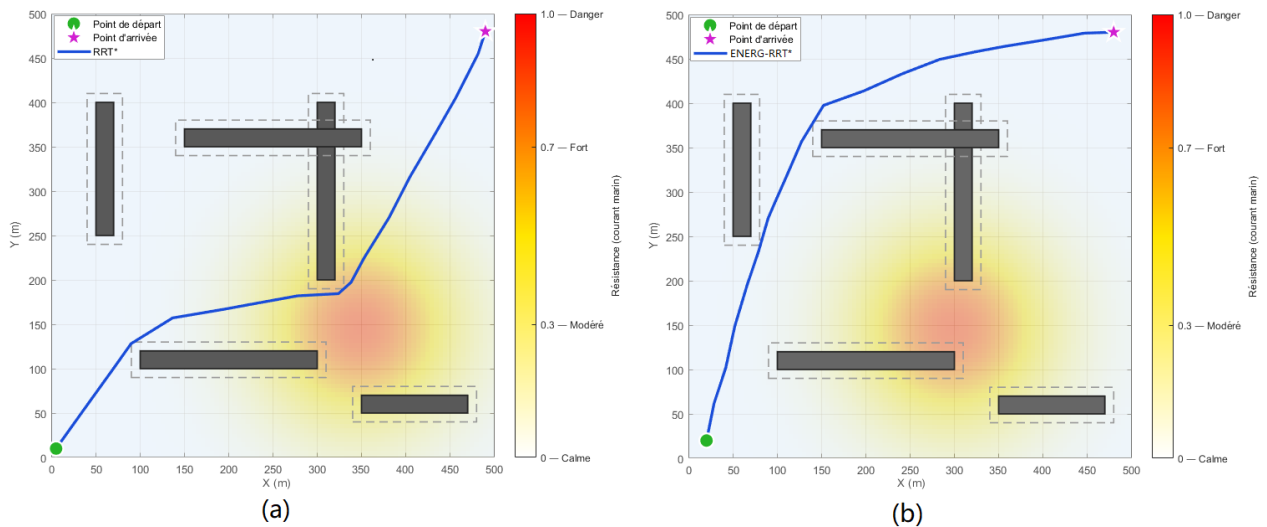


FIG. 3.11 : Planification des trajectoires dans un environnement marin calme avec de courant marin et des obstacles de type mur, (a) RRT*, (b) ENERG-RRT*

Métrique	RRT* standard	RRT* Énergétique
Longueur du chemin (m)	730.77m	742.64 m
Coût pondéré	25790.64	763.64
Résistance max	0.74	0.01

TAB. 3.11 : Résultats de quatrième scénario de planification de trajectoire (RRT* et ENERC-RRT*)

Scénario 5: Mer calme avec courant marin et obstacles circulaires

Les résultats des simulations sont présentés à la Figure (3.12), et leurs principales caractéristiques sont synthétisées dans le Tableau (3.12).

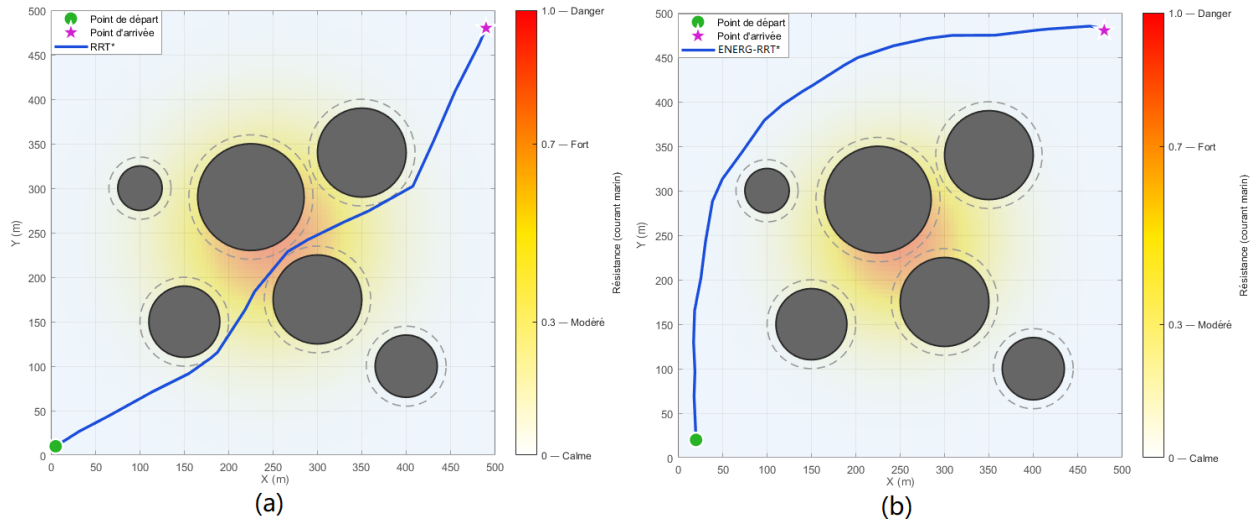


FIG. 3.12 : Planification des trajectoires dans un environnement marin calme avec de courant marin et des obstacles circulaires, (a) RRT*, (b) ENERC-RRT*

Métrique	RRT* standard	RRT* Énergétique
Longueur du chemin (m)	704,8 m	788,43 m
Coût pondéré	45 446,33	827,21
Résistance max	0,81	0,02

TAB. 3.12 : Résultats du cinquième scénario de planification de trajectoire (RRT* et ENERC-RRT*)

• Scénario 6: Mer calme avec courant marin et obstacles mixtes

Les résultats de simulation sont illustrés dans la Figure (3.13), tandis que le Tableau (3.13) présente les principaux indicateurs de comparaison.

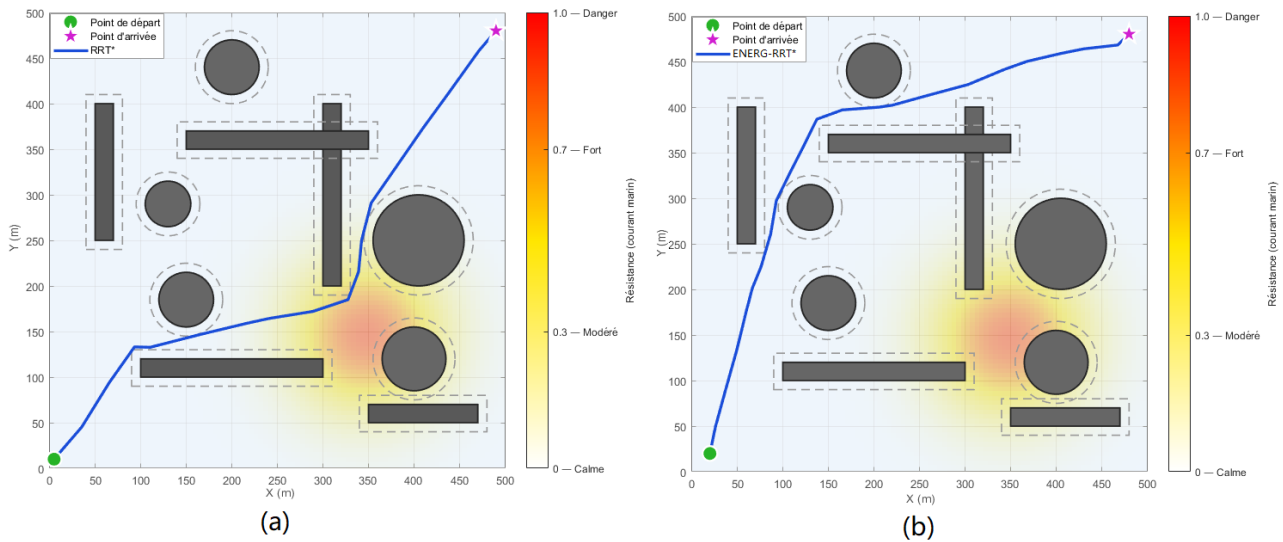


FIG. 3.13 : Planification des trajectoires dans un environnement marin calme avec de courant marin et des obstacles mixtes, (a) RRT*, (b) ENERG-RRT*

Métrique	RRT* standard	RRT* Énergétique
Longueur du chemin (m)	735.84 m	746.14 m
Coût pondéré	11863.40	746.18
Résistance max	0.68	0.000

TAB. 3.13 : Résultats du sixième scénario de planification de trajectoire (RRT* et ENERG-RRT*)

• Synthèse 4

L'analyse des trois scénarios présentés par Figure (3.11), (3.12) et (3.13) ainsi que les tableaux (3.11), (3.12) et (3.13) met en évidence les points suivants :

a - Performance géométrique

Le RRT* énergétique présente une augmentation modérée de la longueur de trajectoire, comprise entre 1,6% et 11,9% par rapport au RRT* standard (742,64 m contre 730,77 m pour le scénario 4, et jusqu'à 788,43 m contre 704,80 m pour le scénario 5).

Malgré cet allongement, les trajectoires restent globalement proches en termes de structure globale, tout en étant mieux adaptées à l'environnement.

b - Performance énergétique (coût de trajectoire)

Le coût pondéré est fortement réduit avec le RRT* énergétique, avec un facteur de diminution compris entre 14 et 55 selon les scénarios (ex. : 45 446,33 à 827,21 ; 25 790,64 à 763,64).

La résistance maximale rencontrée chute également de manière significative :

- 0,81 $\rightarrow$ 0,02 (scénario circulaire)
- 0,74 $\rightarrow$ 0,01 (scénario mural)
- 0,68 $\rightarrow$ ~ 0 (scénario mixte)

Ces résultats montrent une forte amélioration de l'efficacité énergétique et un meilleur évitement des zones à forte contrainte hydrodynamique.

c - Compromis méthodologique

Le ENERG-RRT* établit un compromis entre distance et consommation énergétique. Une légère augmentation de la longueur de la trajectoire ($< 12\%$) permet une forte réduction du coût pondéré (plus de 90%), réglable via le paramètre k . Cette méthode est donc particulièrement adaptée aux missions d'USV à autonomie limitée.

d - Nature des trajectoires

Les trajectoires générées par le RRT* énergétique contournent efficacement les zones à forte résistance ($R \approx 0,7 - 0,8$) et privilégient les zones à faible résistance ($R \approx 0 - 0,1$), ce qui permet de réduire l'effort de propulsion. Contrairement au RRT* standard, qui traverse directement les zones critiques, la version énergétique produit des trajectoires plus sûres et mieux adaptées au milieu marin. Ainsi, ces trajectoires sont globalement plus optimisées sur le plan énergétique, au prix d'un léger allongement géométrique.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, une étude comparative des algorithmes A*, RRT* et RRT* énergétique a été réalisée pour la planification de trajectoire d'un USV en environnement marin. Les résultats obtenus montrent que le RRT* génère des trajectoires plus courtes, plus fluides et mieux adaptées à la navigation que l'A*. Toutefois, l'intégration du critère énergétique dans le RRT* énergétique permet de réduire considérablement le coût pondéré et d'éviter efficacement les zones à forte résistance hydrodynamique, malgré une légère augmentation de la longueur des trajectoires. Ainsi, le RRT* énergétique apparaît comme l'approche la plus adaptée pour assurer une navigation efficace, sûre et économe en énergie dans des environnements marins complexes.

Dans le chapitre suivant, nous aborderons le problème du suivi des trajectoires planifiées par l'ENERG-RRT* dans un environnement marin dynamique.

Chapitre 4

Navigation Autonome Maritime de l'USV par Commande Prédicative

4.1 Introduction

Avec l'essor des véhicules de surface autonomes (USV), la navigation maritime autonome est devenue un domaine de recherche particulièrement actif. Au-delà de la génération d'un chemin optimal, un système de navigation autonome doit être capable d'exécuter ses décisions en temps réel dans un environnement caractérisé par la présence d'obstacles fixes et mobiles, les perturbations dues aux courants, au vent et aux vagues, ainsi que les contraintes imposées par la dynamique propre du navire. Dans ce contexte, la conception d'une stratégie de commande performante constitue une étape essentielle pour garantir la sécurité, la robustesse et la fiabilité des missions autonomes [69].

Dans ce contexte, Ce chapitre assure la transition entre la planification de trajectoire et son exécution en temps réel. Le chemin planifié est d'abord lissé par des courbes B-Splines cubiques afin d'obtenir une trajectoire réalisable, puis suivi à l'aide d'une commande prédictive MPC intégrant les contraintes dynamiques de l'USV, les perturbations environnementales et les règles de navigation maritime, dans le but de garantir une navigation sûre et robuste [70].

La méthodologie de conception du contrôleur ainsi que l'intégration des contraintes associées à la navigation maritime sont présentées dans ce chapitre. Les performances de l'architecture développée sont ensuite évaluées à travers différents scénarios de navigation autonome en présence d'obstacles mobiles et dans le respect des règles internationales de prévention des abordages en mer (COLREGs).

4.2 Commande Prédicative par Modèle (MPC)

4.2.1 Principe et Fondements

La commande prédictive basée sur un modèle (Model Predictive Control – MPC) constitue aujourd'hui l'une des stratégies de commande avancées les plus performantes pour le pilotage des systèmes dynamiques multivariables soumis à des contraintes. Initialement développée dans les années 1970 pour la conduite des procédés industriels complexes [73], cette approche a progressivement trouvé de nombreuses applications dans les domaines de la robotique, des transports autonomes et de la navigation maritime. Contrairement aux méthodes classiques de commande, telles que les régulateurs PID, qui déterminent l'action de commande à partir de l'erreur instantanée, le MPC s'appuie sur un modèle mathématique du système afin de prédire son évolution future sur un horizon temporel fini. Cette capacité d'anticipation lui permet de

calculer, à chaque instant, une séquence optimale de commandes tout en prenant explicitement en compte les contraintes du système et les objectifs de performance [74].

Dans le domaine des véhicules de surface autonomes (USV), l'utilisation du MPC présente un intérêt particulier en raison de la complexité de la dynamique de navigation. En effet, les USV sont des systèmes fortement non linéaires et généralement sous-actionnés. De plus, leur comportement est fortement influencé par des perturbations environnementales variables et difficilement prévisibles, telles que les courants marins, le vent et la houle. À ces difficultés s'ajoutent les contraintes physiques liées aux systèmes de propulsion et de gouverne, ainsi que les exigences de sécurité imposées par la navigation maritime [37].

Grâce à sa capacité à anticiper le comportement futur du véhicule et à intégrer simultanément les contraintes dynamiques, opérationnelles et environnementales, le MPC constitue une solution particulièrement adaptée au suivi de trajectoire et à la navigation autonome des USV. Elle permet d'améliorer la précision de suivi, de renforcer la robustesse face aux perturbations et de garantir une exploitation sûre du véhicule dans des environnements maritimes complexes.

4.2.2 Horizon glissant et optimisation

Le contrôle prédictif basé sur le modèle (MPC) repose sur une stratégie d'optimisation en ligne fondée sur le principe de l'horizon fuyant (receding horizon) [75]. À chaque instant d'échantillonnage, un problème d'optimisation est résolu sur un horizon de prédiction fini de N pas de temps, afin de déterminer la séquence de commandes optimales :

$$\min_{u_0, \dots, u_{N-1}} J(x_k, u_0, \dots, u_{N-1}) \quad (4.1)$$

sous réserve des contraintes dynamiques du système, des limitations des actionneurs et des exigences de sécurité opérationnelle. Seule la première action de commande de la séquence optimale est appliquée au système réel. L'horizon de prédiction est ensuite décalé d'un pas de temps, une nouvelle mesure de l'état est acquise, et le problème d'optimisation est résolu de manière récursive [76].

Cette structure de ré-optimisation en boucle fermée confère au MPC une robustesse intrinsèque face aux incertitudes de modélisation et aux perturbations externes. Les écarts entre le modèle prédictif et la dynamique réelle du système sont ainsi compensés en temps réel, ce qui permet de mettre en œuvre une stratégie de régulation adaptative efficace [77].

4.2.3 Formulation MPC du problème de suivi de trajectoire de l'USV

Le problème de commande prédictive (MPC) est formulé comme un problème d'optimisation contraint sur un horizon fini N_p , visant à minimiser un critère de performance tout en respectant les contraintes dynamiques et physiques du système.

Ce problème d'optimisation permet de déterminer une séquence de commandes optimales garantissant :

- le suivi précis de la trajectoire de référence,
- la réduction de l'effort de commande,
- la régularité des actions de contrôle,
- et le respect des règles de navigation COLREG en environnement multi-navires,

4.2.3.1 Problème d'optimisation MPC

Le problème de commande prédictive (MPC) se formule sous la forme d'une fonction de coût multi-objectif. Cette formulation du critère d'optimisation traduit le compromis entre les performances de suivi de trajectoire et les contraintes opérationnelles du système, en équilibrant les différents objectifs de contrôle. La fonction de coût quadratique pondérée multi-objectifs est définie sur l'horizon de prédiction N_p comme suit [78] :

$$J = \sum_{k=0}^{N_p-1} \left[\|x_k - x_k^{ref}\|_{Q_p}^2 + \|u_k\|_{Q_c}^2 + \|\Delta u_k\|_{Q_s}^2 + C_{COLREG}(u_k) \right] + \|x_{N_p} - x_{N_p}^{ref}\|_{Q_t}^2 \quad (4.2)$$

où :

- $x_k \in \mathbb{R}^n$ représente l'état du système donné par l'équation (2.2),
- $u_k \in \mathbb{R}^m$ représente le vecteur de commande à l'instant k donné par l'équation (2.15),
- x_k^{ref} est la trajectoire de référence (ENERG_RRT*+B-Spline),
- $\Delta u_k = u_k - u_{k-1}$,
- Q_p, Q_c, Q_s, Q_t sont des matrices de pondération,
- $C_{COLREG}(\cdot)$ est une pénalisation conditionnelle liée aux règles COLREG.

Le tableau (4.1) résume les significations des pondérations du critère MPC [72]

Terme	Rôle
Q_p	Pénalise quadratiquement l'écart entre l'état prédit et la trajectoire de référence issue du lissage B-Spline. Il constitue l'objectif principal de précision de navigation : une valeur élevée impose un suivi plus strict de la trajectoire planifiée.
Q_c	Régit l'amplitude des efforts de commande (propulsion et braquage). Il vise à limiter la consommation énergétique et l'usure des actionneurs. Une valeur élevée conduit à des commandes de faible intensité.
Q_s	Pénalise les variations successives des commandes, assurant la continuité et la douceur des actions de contrôle. Il réduit les sollicitations brusques sur le gouvernail et la propulsion de l'USV LSS-01.
Q_{COLREG}	Introduit une pénalisation conditionnelle activée en situation d'interaction avec d'autres navires. Il favorise le respect des règles COLREG sans dégrader le suivi de trajectoire. La fonction $C_{COLREG}(u_k)$ est nulle en absence de collision et augmente lorsque les actions s'écartent des règles de priorité (13, 14, 15 et 16).
Q_t	Pondère l'erreur en fin d'horizon afin d'assurer la cohérence avec l'objectif global de navigation et de garantir la stabilité asymptotique de la boucle fermée du système de commande.

TAB. 4.1 : Signification des pondérations du critère MPC

4.2.3.2 Contraintes

- **Contraintes dynamiques** Le modèle dynamique de prédiction repose sur la représentation non linéaire à trois degrés de liberté (3 ddl) de l'USV, décrite par l'équation (2.17). Ce modèle peut être reformulé sous forme d'un système d'état discret utilisé dans le cadre de la commande prédictive représentant la contrainte dynamique, comme suit :

$$x_{k+1} = f_d(x_k, u_k) \quad (4.3)$$

où $f_d(\cdot)$ regroupe les dynamiques hydrodynamiques non linéaires, incluant les forces de traînée quadratique, les effets de Coriolis ainsi que les phénomènes de couplage, identifiés pour l'architecture de l'USV LSS-01.

- **Contraintes sur les actionneurs** Les contraintes de saturation des actionneurs sont modélisées par des contraintes bornées (box constraints) appliquées aux variables de commande définies par l'équation (2.15) :

$$\begin{cases} \tau_u^{\min} \leq \tau_u \leq \tau_u^{\max} \\ \tau_r^{\min} \leq \tau_r \leq \tau_r^{\max} \end{cases} \quad (4.4)$$

où τ_u désigne la poussée longitudinale et τ_r le couple de gouverne.

- **Contraintes sur les états du système**

$$x_k^{\min} \leq x_k \leq x_k^{\max} \quad (4.5)$$

Avec le vecteur est donné par équation (2.2).

4.2.4 Architecture algorithmique du contrôleur MPC pour le suivi de trajectoire de l'USV

Le contrôleur MPC repose sur une stratégie récursive basée sur le principe de l'horizon glissant, consistant à résoudre à chaque instant un problème d'optimisation sous contraintes. Seule la première commande optimale est appliquée au système, puis l'état est mis à jour et le processus est répété. L'algorithme suivant résume ces étapes.

Algorithme

- **Entrées :**
 - État initial x_0
 - Trajectoire de référence x_{ref}
 - Horizon de prédiction N_p
 - Horizon de commande N_c
 - Matrices de pondération Q_p , Q_c , Q_s et Q_t
 - Contraintes sur les états et les commandes
- **Sortie :**
 - Séquence de commandes optimales u_k

Début : Initialiser x_0

Tant que la mission est active **faire**

1. Mesurer/estimer l'état courant x_k
2. Prédire les états futurs : $x_{k+1} = f_d(x_k, u_k)$
3. Résoudre le problème MPC : $\min_u J(x, u)$

sous contraintes :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f_d(x_k, u_k) \\ x_{\min} &\leq x_k \leq x_{\max} \\ u_{\min} &\leq u_k \leq u_{\max} \\ \Delta u_{\min} &\leq \Delta u_k \leq \Delta u_{\max} \end{aligned}$$

4. Appliquer la première commande optimale u_k^*
5. Mettre à jour l'état et décaler l'horizon

Fin Tant que

Fin

4.2.5 Architecture fonctionnelle du contrôleur MPC pour le suivi de trajectoire de l'USV.

Afin d'illustrer le principe de fonctionnement de la commande prédictive MPC, la Figure (4.1) présente l'architecture fonctionnelle du système de suivi de trajectoire d'un USV évoluant dans un environnement marin dynamique. Cette architecture met en évidence les interactions entre la trajectoire de référence, générée par l'algorithme ENERG-RRT* puis lissée à l'aide de courbes B-Spline, le contrôleur MPC, les actionneurs, le modèle dynamique non linéaire à trois degrés de liberté (3 ddl) du véhicule, ainsi que la boucle de rétroaction fournie par les capteurs embarqués.

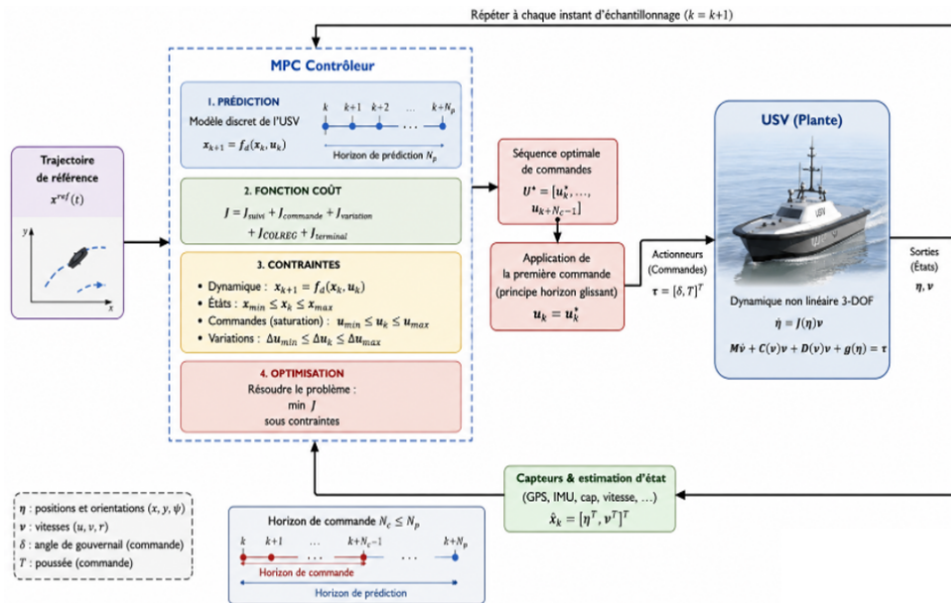


FIG. 4.1 : Architecture fonctionnelle du contrôleur MPC pour le suivi de trajectoire de l'USV.

À chaque instant d'échantillonnage, le contrôleur MPC exploite l'état estimé du système afin de prédire son évolution sur un horizon fini de prédiction. Il résout ensuite un problème d'optimisation sous contraintes permettant de déterminer la séquence de commandes optimale.

La première commande de cette séquence est alors appliquée aux actionneurs, garantissant un suivi précis de la trajectoire planifiée tout en respectant les contraintes dynamiques du véhicule et les exigences de sécurité liées à la navigation en milieu marin.

4.2.6 Règles de pénalité COLREG

4.2.6.1 Intégration COLREG dans le MPC pour l'évitement d'obstacles

La navigation autonome des USV en environnement maritime dynamique est fortement contrainte par la présence d'obstacles mobiles. Ces derniers, correspondant à des navires hétérogènes (marchands, de pêche, de plaisance ou militaires), illustrés à la Figure (4.2), évoluent dans le domaine de navigation de manière non coopérative et introduisent des incertitudes dans la planification de trajectoire.

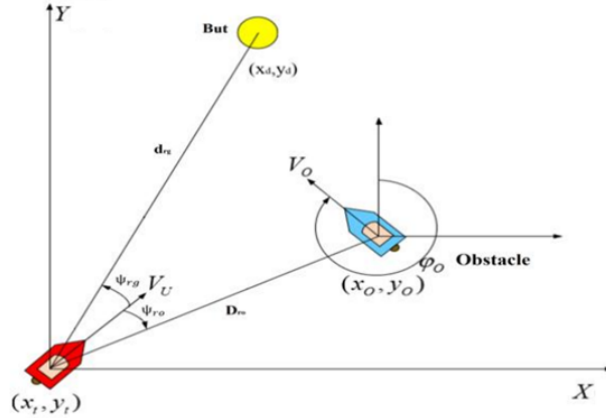


FIG. 4.2 : Navigation de l'USV dans un environnement encombré (obstacles dynamiques).

Dans ce contexte; Le problème d'évitement est intégré dans le cadre du MPC via des contraintes dépendantes de l'état et du temps. Les règles internationales pour prévenir les abordages en mer COLREG (Convention on the International Regulations for Preventing Collisions at Sea) [80] sont incorporées dans la fonction coût, donnée par Équation (4.2) sous forme de pénalisation ou de contraintes implicites, activées selon les scénarios de rencontre. Cette formulation permet une optimisation unifiée conciliant le suivi de trajectoire et la sécurité de navigation.

4.2.6.2 Application des règles COLREG

Afin d'appliquer les règles COLREG, il est nécessaire d'identifier la position relative des autres navires par rapport au véhicule considéré, comme illustré à la Figure (4.3). En fonction de leur localisation (avant, bâbord, tribord ou arrière), différentes situations de rencontre peuvent être distinguées, notamment le face à face, le croisement par tribord ou par bâbord, ainsi que le dépassement.

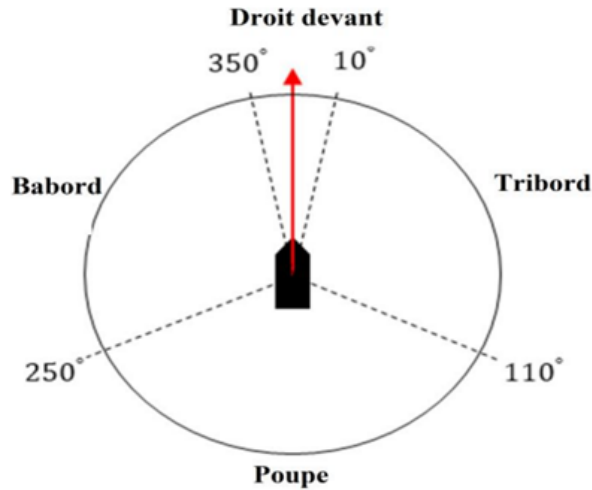


FIG. 4.3 : Positions relatives du navire par rapport à l'USV.

La gestion de ces obstacles dynamiques nécessite une coordination rigoureuse des mouvements de l'USV, en intégrant simultanément les règles COLREG et des stratégies d'évitement de collision, afin d'assurer la sécurité et la fiabilité de la navigation autonome.

4.2.6.3 Principaux règles COLREG

Les trois principaux cas définis par les règles de barre et de navigation en mer sont les suivants[80] :

- **Règle 14 COLREG — Rencontre de face**

Il s'agit d'une rencontre frontale entre deux navires évoluant sur des routes opposées ou quasi opposées illustré par Figure (4.4, a). Chaque navire doit modifier son cap vers tribord afin d'assurer un passage bâbord à bâbord.

- **Règle 15 COLREG — Situation de croisement**

Il s'agit de situations de croisement entre deux navires évoluant sur des routes convergentes. Conformément à cette règle, le navire qui identifie l'autre sur son tribord est tenu de céder le passage et, si nécessaire, d'éviter de couper sa route. Ainsi, dans ce cas, l'USV doit entreprendre une manœuvre d'évitement lorsque l'obstacle est détecté sur tribord (Figure (4.4, b)). En revanche lorsque l'obstacle apparaît sur bâbord, l'USV est considéré comme navire privilégié et doit conserver son cap ainsi que sa vitesse (Figure (4.4, c)).

- **Règle 13 COLREG — Situation de dépassement**

Il correspond à une situation où un navire dépasse un autre donnée par Figure (4.4, d). Le navire en position de dépassement doit céder le passage au navire dépassé.

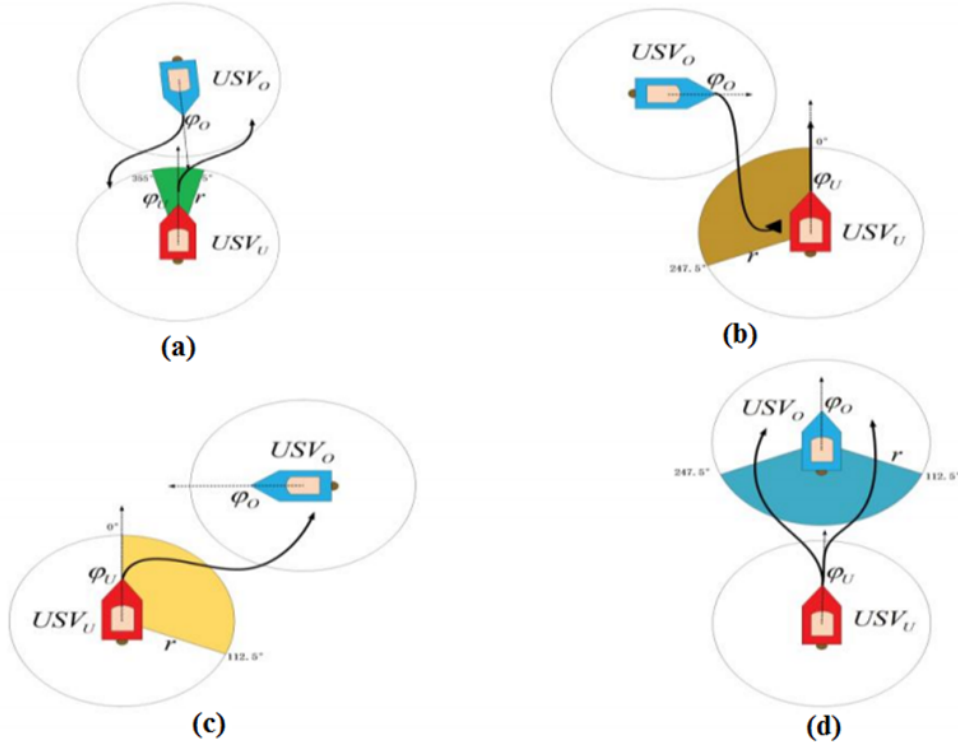


FIG. 4.4 : Positions relatives du navire par rapport à l'USV, (a) : Face à face, (b) Croisement tribord, (c) Croisement bâbord, (d) Dépassement.

4.2.7 Avantages de la commande MPC

La commande prédictive (MPC) présente plusieurs avantages majeurs pour la navigation autonome des USV, notamment dans des environnements maritimes contraints et dynamiques. Elle permet d'intégrer directement les objectifs de performance ainsi que les contraintes physiques et réglementaires dans le processus de synthèse de la commande.

- **Gestion explicite des contraintes** : Le MPC intègre nativement les saturations des actionneurs ainsi que les zones interdites au sein du problème d'optimisation, garantissant que les commandes générées restent physiquement réalisables et sûres [69].
- **Anticipation proactive** : Grâce à l'horizon de prédiction, le MPC permet d'anticiper les interactions avec les obstacles mobiles plusieurs instants à l'avance, favorisant des manœuvres progressives et évitant les réactions brusques ou d'urgence [69].
- **Flexibilité multi-critères** : La fonction de coût permet d'équilibrer plusieurs objectifs tels que la précision de suivi, la consommation énergétique et le respect des règles COLREG, en fonction des priorités de la mission [69].

- **Robustesse aux perturbations marines :** Le MPC offre une bonne robustesse vis-à-vis des perturbations externes (courants marins, vent et incertitudes hydrodynamiques) grâce à la mise à jour récursive de l'état et à la ré-optimisation continue à chaque instant d'échantillonnage, ce qui permet de compenser efficacement les écarts de trajectoire en temps réel.

4.3 Lissage des trajectoires de référence par courbes B-splines : prérequis pour la commande MPC

4.3.1 Nécessité d'une trajectoire régulière

Afin de garantir la faisabilité des commandes générées par le MPC, la trajectoire de référence doit être au moins de classe C^2 , assurant la continuité de la courbure. En pratique, les chemins issus des algorithmes de planification, bien que géométriquement valides, sont constitués de segments linéaires présentant des discontinuités de tangente aux points de jonction.

Ces discontinuités induisent des variations brusques de consigne de position et de cap, interprétées par le MPC comme des erreurs de suivi importantes. Cela entraîne la génération de commandes agressives, parfois incompatibles avec les limites physiques du système, notamment les saturations des actionneurs et les dynamiques sous-actionnées du navire.

La Figure (4.5) illustre le processus de lissage d'une trajectoire issue de l'algorithme RRT* par des courbes B-splines. Les changements brusques de direction et les angles vifs présents dans la trajectoire initiale sont remplacés par une courbure continue, produisant ainsi une trajectoire plus fluide et mieux adaptée aux contraintes dynamiques du navire.

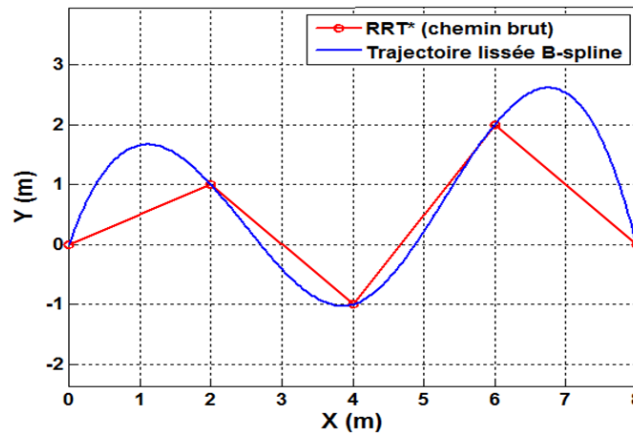


FIG. 4.5 : Chemin brut (RRT*) vers trajectoire lissée par B-Spline

4.3.2 Fondements théoriques des courbes B-splines

Les courbes B-splines (*Basis Splines*) constituent une famille de fonctions paramétriques définies par morceaux, largement utilisées pour la génération et le lissage de trajectoires. Grâce à leurs propriétés de continuité, de stabilité numérique et de contrôle local, elles permettent de produire des trajectoires fluides tout en conservant une grande flexibilité de modélisation [85].

Une courbe B-spline de degré p est définie comme une combinaison linéaire de points de contrôle pondérés par des fonctions de base B-splines. Son expression générale s'écrit :

$$\mathbf{C}(t) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(t) \mathbf{P}_i, \quad t \in [0, 1] \quad (4.6)$$

où :

- $\mathbf{P}_i$ représente le $i^{\text{ème}}$ point de contrôle ;
- $N_{i,p}(t)$ désigne la fonction de base B-spline de degré p ;
- $n + 1$ est le nombre total de points de contrôle ;
- t est le paramètre de la courbe ;
- p est le degré de la B-spline, généralement choisi égal à 3 pour obtenir une courbe cubique offrant un bon compromis entre souplesse et continuité.

Les fonctions de base B-splines sont construites récursivement à partir des formules de Cox–de Boor. Pour le degré zéro, elles sont définies par :

$$N_{i,0}(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } t_i \leq t < t_{i+1}, \\ 0, & \text{sinon,} \end{cases} \quad (4.7)$$

où $\{t_i\}$ représente le vecteur de nœuds associé à la courbe.

Pour un degré $p > 0$, les fonctions de base sont obtenues récursivement selon la relation [86] :

$$N_{i,p}(t) = \frac{t - t_i}{t_{i+p} - t_i} N_{i,p-1}(t) + \frac{t_{i+p+1} - t}{t_{i+p+1} - t_{i+1}} N_{i+1,p-1}(t) \quad (4.8)$$

4.3.3 Propriétés des courbes B-splines pour le lissage des trajectoires

Les relations (4.6) et (4.8) de Cox–De Boor permettent de construire progressivement les fonctions de base de degré supérieur à partir de fonctions de degré inférieur. Ces fonctions assurent une transition progressive entre les points de contrôle et garantissent ainsi plusieurs propriétés importantes, notamment la continuité géométrique de la trajectoire, la conservation de l'enveloppe convexe formée par les points de contrôle et l'influence locale de ces derniers sur la forme de la courbe. En particulier, la modification d'un point de contrôle n'affecte qu'une portion limitée de la trajectoire, ce qui facilite les opérations d'ajustement et d'optimisation (voir Figure (4.6)).

Dans le cadre de ce travail, les points de passage de la trajectoire générée par l'algorithme ENEGRG-RRT* sont utilisés comme points de contrôle de la courbe B-spline. L'évaluation de l'équation (4.8) pour différentes valeurs du paramètre (t) permet alors de générer une succession de points intermédiaires formant une trajectoire lisse et continue.

L'application des courbes B-splines au lissage des trajectoires RRT* vise principalement à éliminer les changements brusques de direction et les angles vifs qui caractérisent les trajectoires polygonales issues de la phase de planification. La trajectoire résultante présente une courbure continue et une meilleure régularité géométrique, ce qui la rend plus adaptée aux contraintes cinématiques et dynamiques des véhicules de surface autonomes (USV). De plus, cette amélioration facilite le suivi de trajectoire par les algorithmes de commande, notamment la commande prédictive MPC, en réduisant les variations excessives des commandes de propulsion et de gouvernail tout en améliorant la précision de navigation. La Figure (4.6) met en évidence la propriété de contrôle local des courbes B-splines. En effet, le déplacement du cinquième point de contrôle (P5) entraîne uniquement une modification locale de la trajectoire, sans altérer sa forme globale. Cette caractéristique constitue un avantage majeur pour l'ajustement et l'optimisation des trajectoires de navigation.

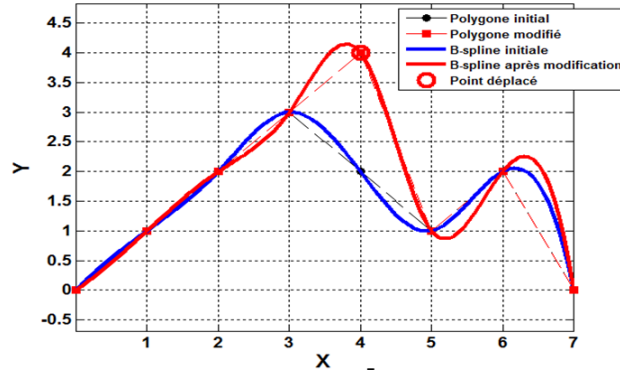


FIG. 4.6 : Influence locale d'un point de contrôle

4.3.4 Algorithme de lissage d'une trajectoire RRT* par courbe B-spline

Après la planification de la trajectoire par l'algorithme ENERGR-RRT*, une étape de lissage basée sur les courbes B-splines est appliquée afin de supprimer les changements brusques de direction et d'obtenir une trajectoire à courbure continue. Le pseudo-algorithme suivant présente les principales étapes de ce processus.

Algorithme

- **Entrées :**

- Trajectoire RRT* : T_{RRT^*}
- Degré de spline : p
- Nombre d'échantillons : N_s

- **Sortie :**

- Trajectoire lissée : T_{BS}

Début

1. Charger la trajectoire $T_{RRT^*} = \{P_0, P_1, \dots, P_n\}$ (points de passage)
2. Sélectionner le degré de la B-spline p
3. Construire le vecteur de nœuds U

$$U = \{u_0, u_1, \dots, u_m\}$$

4. Considérer les points de passage de la trajectoire RRT* comme points de contrôle de la B-spline

5. Pour chaque valeur du paramètre $t \in [0, 1]$ faire

5.1 Calculer les fonctions de base $N_{i,p}(t)$ données par l'équation (4.8)

5.2 Calculer le point de la courbe par l'équation (4.6)

$$C(t) = \sum_i N_{i,p}(t)P_i$$

5.3 Ajouter $C(t)$ à la trajectoire lissée T_{BS}

6. Fin Pour

7. Retourner T_{BS}

Fin

4.4 Résultat de simulation

Les simulations présentées dans ce chapitre ont été réalisées sous MATLAB/Simulink 2017 afin d'évaluer les performances de la commande prédictive MPC appliquée à l'USV LSS-01 dans un environnement marin dynamique soumis aux courants marins et à la présence d'obstacles mobiles. L'objectif est d'assurer un suivi précis des trajectoires de référence optimisées par l'algorithme ENER-G-RRT*, développé au chapitre précédent, tout en garantissant l'évitement des collisions conformément aux règles COLREGs. Afin d'améliorer la faisabilité dynamique du suivi, les trajectoires planifiées ont été lissées à l'aide de courbes B-splines, permettant d'éliminer les changements brusques de direction et de générer des trajectoires plus fluides, mieux adaptées aux contraintes de navigation de l'USV.

4.4.1 Système USV adopté

La plateforme de simulation développée dans ce chapitre s'appuie sur le modèle dynamique de l'USV LSS-01 (3ddl) présenté au Chapitre 2 et défini par l'équation (2.17). Ce véhicule monocoque, développé par le LSS de l'ITS (Indonésie), est une plateforme expérimentale sans équipage dotée d'un système de propulsion hybride combinant un propulseur azimuthal pour la propulsion et un gouvernail conventionnel pour le contrôle directionnel [75].

Ce modèle permet de reproduire avec précision le comportement du navire et de valider les performances de la stratégie de commande proposée. Dans le cadre d'une navigation autonome, l'USV est supposé être équipé d'un ensemble de capteurs embarqués, complété par un système GPS, permettant l'acquisition en temps réel des informations nécessaires à la navigation, telles que la position, l'orientation et les vitesses du navire. À partir de ces mesures, le système de commande calcule les actions de contrôle appropriées afin d'assurer le suivi de la trajectoire de référence et l'accomplissement de la mission dans les conditions de navigation considérées (voir Figure (4.1)). Les paramètres du navire sont donnés dans le Tableau (2.2).

Le Tableau (4.2) présente les plages de variation des principaux paramètres du système USV LSS-01, à savoir les vitesses et les couples.

Variable	Min	Max	Unité
u (surge)	0	4.0	m/s
v (sway)	-2.0	2.0	m/s
r (yaw rate)	-1.5	1.5	rad/s
τ_u (propulsion)	2	18	N
τ_r (gouverne)	-3	3	N·m

TAB. 4.2 : Plages de variation des vitesses et des couples de l'USV LSS-01

4.4.2 Organigramme de navigation autonome de l'USV

Le processus global de navigation autonome implémenté sur le véhicule de surface LSS-01 est décrit par l'organigramme présenté par la Figure (4.7). Le système repose tout d'abord sur une phase de planification hors ligne, durant laquelle une trajectoire de référence est générée en combinant l'algorithme ENERGRRT* et un lissage par courbes B-splines, dans un milieu marin contenant des obstacles statiques et une zone de courant marin.

En phase d'exécution, l'état du véhicule (x, y, ψ) est estimé et mis à jour en temps réel à chaque période d'échantillonnage. En l'absence d'obstacles dynamique, la navigation est assurée en mode libre par un contrôleur prédictif MPC garantissant le suivi de la trajectoire planifiée.

Lorsqu'un obstacle dynamique est détecté, le module COLREG est activé afin d'identifier la situation de rencontre (croisement, face à face ou dépassement) et de sélectionner la manœuvre d'évitement conforme aux règles de navigation. Le contrôleur MPC génère alors les actions de commande τ_r et τ_u , appliquées respectivement au gouvernail et au système de propulsion.

Ce processus se poursuit de manière itérative jusqu'à ce que le véhicule atteigne le point d'arrivée.

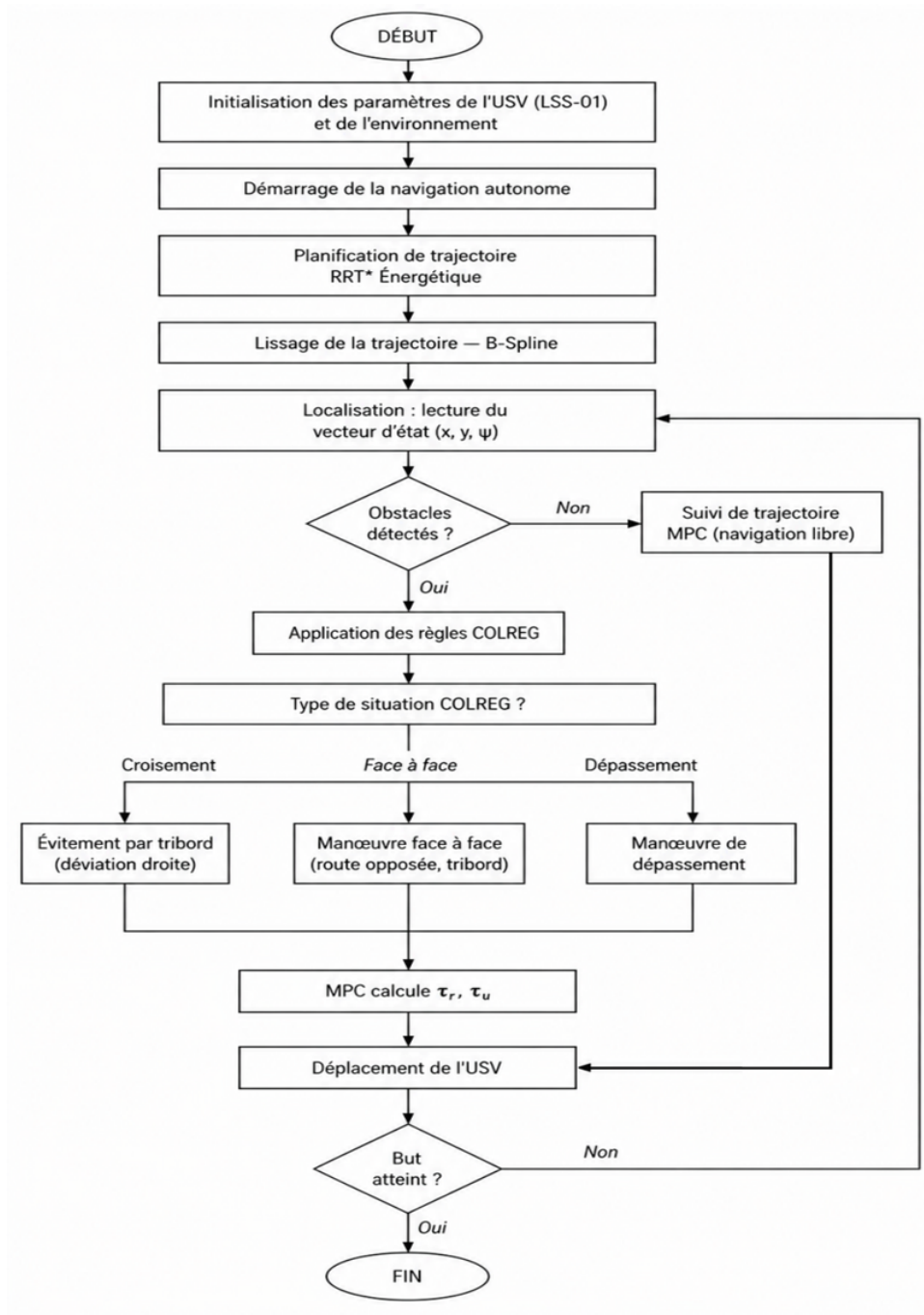


FIG. 4.7 : Organigramme du processus global de navigation autonome du LSS-01

4.4.3 Phase de lissage des trajectoires de référence de l'USV

Afin d'assurer la compatibilité des trajectoires générées avec les contraintes dynamiques de l'USV, une étape de lissage est indispensable après la planification optimale (RRT*). À cet effet, les courbes B-splines sont particulièrement appropriées, car elles permettent de transformer des points de passage discrets en trajectoires continues, dérivables et fluides, adaptées à la navigation du véhicule de surface.

Les paramètres de la méthode B-spline utilisés lors des simulations MATLAB sont les suivants :

- Degré de la B-spline : $p = 3$;
- Nombre de points d'échantillonnage : 300 ;
- Paramétrisation par longueur d'arc : Chordale.

Les résultats de simulation obtenus de cette phase sont représentés par Figure (4.8).

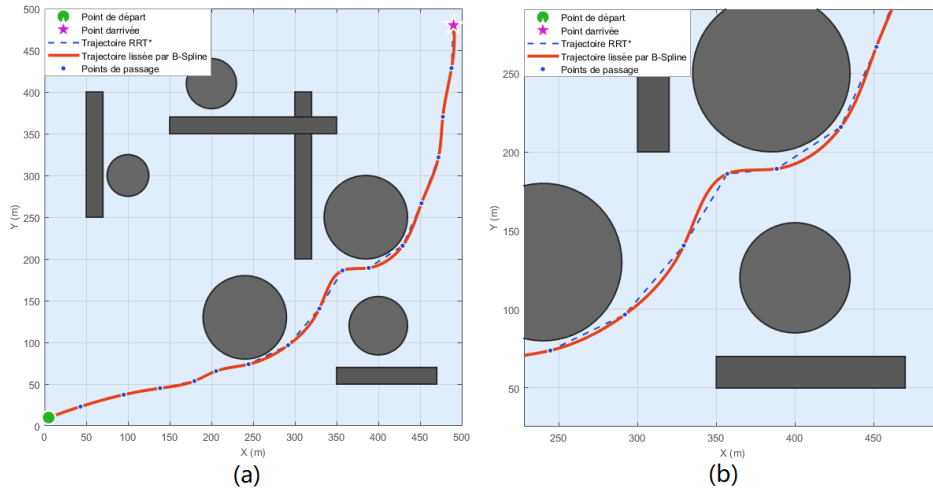


FIG. 4.8 : Lissage de la trajectoire par B-spline : (a) trajectoires RRT* et B-spline, (b) zoom sur la trajectoire RRT* et B-spline.

• Synthèse 1

À partir de la Figure (4.8.a), on observe que :

- Le planificateur RRT* génère un chemin qui évite les obstacles, mais celui-ci est constitué de segments rectilignes reliés par des angles brusques aux points de passage, notamment à proximité des obstacles circulaires centraux. Cette discontinuité pose une difficulté pour le contrôleur MPC, car l'USV ne peut pas effectuer des changements de direction instantanés en raison de ses contraintes dynamiques et de son rayon de giration. Ainsi, le suivi direct de cette trajectoire peut entraîner une saturation du gouvernail et une dégradation des performances de navigation.
- Le lissage de la trajectoire RRT* par des courbes B-splines permet d'adoucir ces transitions de manière continue. On remarque que la trajectoire lissée reste dans le corridor de sécurité, entre le chemin initial et les obstacles statiques, ce qui est garanti par la propriété d'enveloppe convexe des B-splines.
- Les points de passage (points bleus) représentent les waypoints interpolés le long du parcours.

La Figure (4.8.b) montre un zoom sur une zone de passage étroite où le chemin RRT* présente des changements brusques de direction, tandis que la B-spline assure un lissage continu de la trajectoire. Grâce au paramétrage chordal, la courbe évite les distorsions et conserve une évolution stable sans vitesses paramétriques excessives. La trajectoire lissée reste dans le corridor de navigation, garantissant ainsi sa faisabilité pour l'USV.

Ce lissage fournit au contrôleur MPC une consigne de classe C^2 . En pratique, cela signifie que le cap désiré ainsi que sa dérivée (le taux de lacet) évoluent de manière continue, sans discontinuités. Le MPC n'a donc plus à suivre des consignes irréalisables et peut se concentrer sur la compensation des perturbations ainsi que sur le respect des contraintes de saturation des actionneurs.

4.4.4 Phase de suivi des trajectoires de référence lissées de l'USV

Le suivi des trajectoires de référence de l'USV LSS-01 est assuré par un contrôleur prédictif MPC, dont la structure de la boucle est présentée à la Figure (4.1). Ce système évolue dans un environnement marin bidimensionnel (2D) complexe, caractérisé par la présence d'obstacles statiques, de navires en mouvement ainsi que de zones de courants marins. L'évitement des obstacles statiques est garanti en amont par le planificateur de trajectoire ENERG-RRT*.

4.4.4.1 Paramétrage de la commande MPC

La commande prédictive MPC appliquée à l'USV LSS-01 repose sur la résolution du problème d'optimisation formulé par l'équation (4.2). Les valeurs des paramètres retenus pour les simulations ainsi que les critères ayant guidé leur sélection sont détaillés dans le Tableau (4.3).

Le choix de ces paramètres est déterminant pour les performances du contrôleur, car chaque coefficient de la fonction objectif J (4.2) influence directement le compromis entre la précision du suivi de trajectoire, la sécurité de navigation, le respect des règles maritimes (COLREG) et les limitations physiques des actionneurs. Le Tableau (4.3) met ainsi en évidence le rôle de chaque paramètre, les motivations associées à son réglage ainsi que les effets susceptibles de résulter d'un dimensionnement inadéquat.

La stratégie de pondération adoptée repose sur une hiérarchisation des objectifs de commande. En conditions normales de navigation, la priorité est accordée au suivi de la trajectoire de référence grâce au poids Q_p . Lorsqu'un obstacle est détecté à proximité, le terme d'évitement Q_a devient prépondérant afin de garantir une distance de sécurité suffisante. En présence d'un navire dans la zone d'application des règles COLREG ($R_{\text{COLREG}} = 48 \text{ m}$), le poids Q_{COLREG} favorise la réalisation de manœuvres conformes à la réglementation maritime. Cette organisation permet d'assurer une gestion cohérente des différentes situations de navigation en conciliant précision, sécurité et conformité réglementaire.

Paramètre	Valeur	Rôle dans la fonction de coût J	Justification du choix	Conséquence d'un réglage inadapté
N	10 pas	Horizon de prédiction	Avec $dt = 0,3$ s, l'horizon de prédiction est de 3 s. Pour une vitesse de 4 m/s, l'USV parcourt environ 12 m, ce qui permet d'anticiper efficacement les manœuvres tout en conservant un temps de calcul raisonnable.	Valeur trop faible : anticipation insuffisante. Valeur trop élevée : augmentation du temps de calcul et prédictions plus incertaines.
dt	0,3 s	Pas d'échantillonnage	Compromis entre précision de discrétisation du modèle et charge computationnelle.	Valeur trop faible : charge de calcul élevée. Valeur trop grande : perte de précision et dégradation des prédictions.
Q_p	14	Pondération de l'erreur de suivi	Assure la convergence de l'USV vers la trajectoire de référence tout en laissant une marge suffisante pour les manœuvres d'évitement.	Valeur trop faible : faible précision de suivi. Valeur trop élevée : réduction de la capacité d'évitement des obstacles.
Q_a	8000	Pondération de l'évitement d'obstacles	Génère un effet répulsif important lorsque la distance aux obstacles diminue, garantissant la sécurité de navigation.	Valeur trop faible : rapprochement excessif des obstacles. Valeur trop élevée : trajectoires excessivement conservatrices.
Q_c	0,001	Pondération de l'effort de commande	Limite les amplitudes excessives des commandes tout en conservant de bonnes performances de suivi.	Valeur trop faible : commandes agressives et risque d'instabilité numérique. Valeur trop élevée : diminution de la réactivité du système.
Q_s	40	Pondération de la variation des commandes	Réduit les variations brusques de propulsion et de gouverne afin d'obtenir des commandes réalistes et confortables.	Valeur trop faible : oscillations rapides des actionneurs. Valeur trop élevée : ralentissement des manœuvres d'évitement.
Q_{COLREG}	300	Pondération du respect des règles COLREG	Garantit la prise en compte des règles maritimes lors des rencontres avec des navires.	Valeur trop faible : non-respect des règles COLREG. Valeur trop élevée : manœuvres excessives et détours inutiles.
R_{safety}	40 m	Rayon de sécurité	Définit une distance minimale de sécurité autour des navires et obstacles dynamiques.	Valeur trop faible : risque accru de collision. Valeur trop élevée : réduction inutile de l'espace navigable.
R_{COLREG}	48 m	Distance d'activation des règles COLREG	Permet d'anticiper suffisamment tôt les situations de rencontre et d'évitement.	Valeur trop faible : activation tardive des manœuvres. Valeur trop élevée : activation prématurée des règles COLREG.
τ_u	[2 ; 18] N	Limites de la poussée	Correspond aux capacités physiques du système de propulsion du LSS-01 tout en maintenant une vitesse minimale garantissant l'efficacité du gouvernail.	Limites trop faibles : perte de manœuvrabilité. Limites trop élevées : commandes irréalistes vis-à-vis du système réel.
τ_r	[-3 ; +3] N·m	Limites du couple de gouverne	Correspond aux capacités maximales du servo-gouvernail du LSS-01.	Limites trop faibles : capacité de virage insuffisante. Limites trop élevées : commandes non réalisables physiquement.

TAB. 4.3 : Paramètres de réglage de la commande MPC et justification de leur choix pour l'USV LSS-01

4.4.5 Résultats de simulation du suivi de trajectoire

Les simulations du suivi de trajectoire de l'USV LSS-01 ont été réalisées à l'aide de la stratégie de commande MPC décrite par le schéma-bloc de la Figure (4.1) et l'organigramme de la Figure (4.6). Après avoir présenté les fondements théoriques ainsi que les paramètres de réglage du contrôleur, cette phase de simulation vise à évaluer les performances du système dans les différents scénarios de navigation illustrés à la Figure (4.4), représentatifs d'un environnement marin réel. Le contrôleur MPC est chargé d'assurer le suivi de la trajectoire de référence générée par l'algorithme ENER-G-RRT* puis lissée par des courbes B-splines, tout en respectant les contraintes dynamiques de l'USV.

Lorsqu'un obstacle dynamique est détecté selon les cas présentés dans la Figure (4.4), le module décisionnel fondé sur les règles COLREG est activé afin d'identifier la situation de rencontre et de déterminer la manœuvre d'évitement appropriée. Le contrôleur MPC ajuste alors les commandes de propulsion et de gouverne de manière à garantir simultanément la sécurité de navigation, le respect de la réglementation maritime et la convergence vers la trajectoire de référence.

Dans les résultats de simulation présentés ci-dessous, l'USV LSS-01 est représenté par un triangle rouge, tandis que les navires constituant les obstacles mobiles sont représentés en bleu ou en noir.

4.4.5.1 Scénario 1: Situation face à face (Règle 14 COLREG)

Au début de ce scénario (Figure (4.9, a)), l'obstacle mobile (USV) se déplace du haut vers le bas selon une trajectoire opposée à celle de l'USV LSS-01. Les deux navires se trouvent ainsi dans une situation de rencontre frontale selon Figure (4.4, a)), conformément à la Règle 14 COLREG. Afin d'éviter tout risque de collision, l'USV LSS-01 doit effectuer une manœuvre d'évitement à tribord, c'est-à-dire vers la droite de sa route (vers le bas sur la figure (4.9, a)), pour laisser passer l'USV mobile.

Les résultats de simulation obtenus pour ce scénario sont présentés à la Figure (4.9), qui illustre les différentes phases de la mission au cours de la navigation, ainsi qu'à la Figure (4.10), qui montre le suivi du cap assuré par la commande MPC.

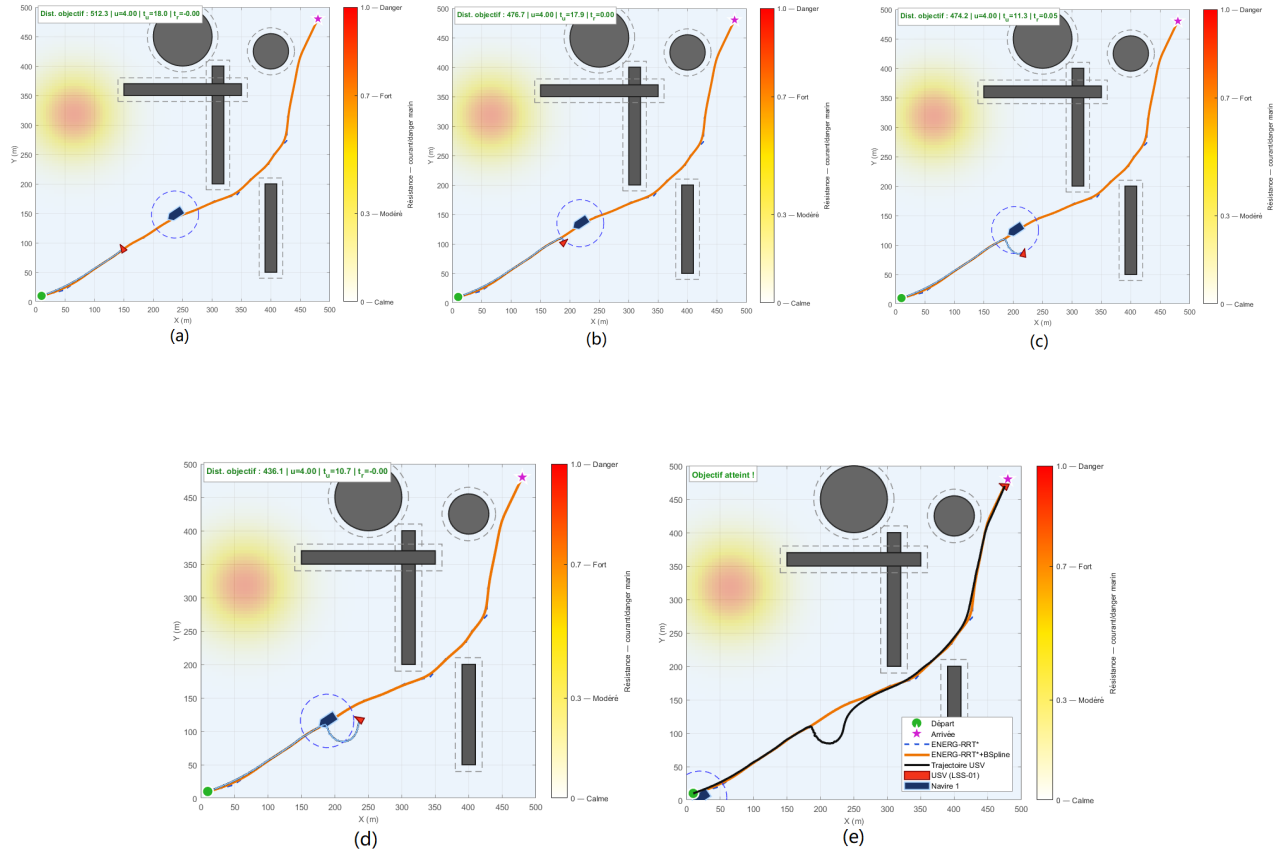


FIG. 4.9 : Teste du croisement frontal

• Synthèse 2

La Figure (4.9.a) montre l'USV LSS-01 en phase d'approche à l'USV, suivant la trajectoire lissée à vitesse constante $u = 4,00$ m/s, tandis que l'obstacle mobile (USV) évolue en sens opposé. Le contrôleur MPC privilégie encore le suivi de trajectoire, avec un gouvernail quasi neutre ($\tau_r = 0,00$ N.m) et une poussée maximale ($\tau_u = 18,0$ N). La trajectoire reste conforme à la référence (ENERG-RRT*+B-spline), sans déviation.

La Figure (4.9.b) montre un rapprochement progressif entre les deux USV, tandis que l'USV LSS-01 continue de suivre la trajectoire de référence sans déviation et son gouvernail reste neutre et la poussée quasi maximale ($\tau_u = 17,9$ N). La situation devient cependant plus critique avec la diminution de la distance, sans activation encore de la phase d'évitement (Règle 14 COLREG).

La Figure (4.9.c) illustre la phase critique de rapprochement entre les deux USV, où le MPC initie la manœuvre d'évitement. Une action de gouverne à tribord ($\tau_r = 0,05$ N) est appliquée, afin d'initier la manœuvre de dégagement par la droite, entraînant une déviation progressive

de la trajectoire par rapport au chemin de référence. La poussée est réduite ($\tau_u = 11,3$ N) afin de privilégier un changement de cap conforme à la Règle 14, marquant le début effectif de la manœuvre de dégagement.

La Figure (4.9.d) met en évidence la phase de croisement sécurisé entre les deux USV, conforme à la Règle 14. L'USV LSS-01 effectue son passage par tribord, tandis que l'obstacle mobile passe sur bâbord, garantissant une séparation latérale suffisante. La nouvelle trajectoire de LSS-01 présente une boucle traduisant la déviation nécessaire, suivie d'un redressement progressif vers la trajectoire de référence initiale. La poussée est réduite à $\tau_u = 10,7$ N, le gouvernail redevient quasi neutre ($\tau_r \approx 0$ N.m), marquant la reprise de la navigation vers la cible finale.

La Figure (4.9.e) valide l'atteinte de l'objectif de mission. La trajectoire suivie par l'USV LSS-01 intègre une boucle d'évitement autour de l'obstacle mobile, suivie d'une réintégration progressive de la trajectoire lissée jusqu'au point d'arrivée.

Le contrôleur MPC a maintenu le suivi tout au long de la manœuvre malgré la présence de l'obstacle dynamique (USV), avec une modulation de la poussée comprise entre 18,0 N et 10,7 N, et une action de gouverne sollicitée uniquement durant la phase critique d'évitement. La manœuvre de rencontre frontale a ainsi été réalisée avec succès, sans collision, et avec retour stable vers la trajectoire de référence.

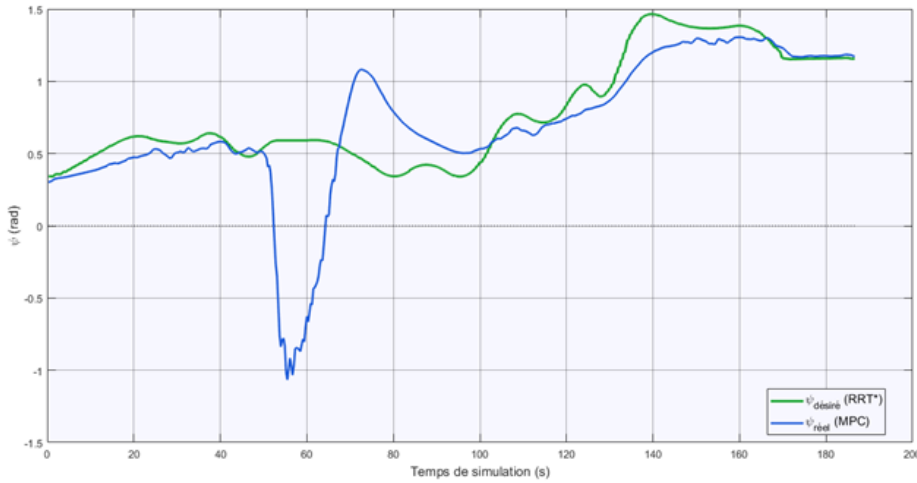


FIG. 4.10 : Contrôle du cap (ψ) lors du scénario 1 par MPC

• Synthèse 3

La Figure (4.10) montre l'évolution du cap (ψ_{reel}) au cours de la navigation de l'USV LSS-01 par rapport à sa référence (ψ_{dsir}).

Jusqu'à $t \approx 40$ s, le suivi est satisfaisant avec un bon accord entre le cap réel et le cap désiré (erreur (ψ_{reel}) $\approx 0,1$ rad maximum).

À $t \approx 50$ s ; le cap chute brutalement à environ $-1,1$ rad, correspondant à la manœuvre d'évitement à tribord (Règle 14). Vers $t \approx 55$ s, il remonte rapidement jusqu'à $\approx 1,1$ rad ($t = 70$ s) lors de la phase de redressement et de réintégration de trajectoire de référence. Cette dynamique rapide met en évidence la réactivité du contrôleur MPC en situation de rencontre critique.

Entre $t \approx 70$ s et $t \approx 110$ s, le cap reste légèrement supérieur à la consigne pour assurer la séparation sécurisée. Ensuite, à partir de $t \approx 110$ s, les oscillations s'atténuent et les deux trajectoires convergent progressivement.

Enfin, vers $t \approx 170$ s, le cap se stabilise autour de $1,15$ rad, confirmant un retour stable vers la trajectoire nominale sans collision.

4.4.5.2 Scénario 2: Croisement par tribord (Règle 15 COLREG)

Dans ce scénario, l'obstacle mobile (USV) se déplace de manière diagonale du haut vers le bas, en croisant perpendiculairement la trajectoire de référence de l'USV LSS-01. Ce dernier doit alors effectuer une manœuvre d'évitement, selon la règle 15 COLREG, tout en poursuivant sa navigation le long de la trajectoire de référence planifiée.

Les résultats de simulation associés à ce scénario sont présentés par les Figures (4.11) et (4.12). La Figure (4.11) illustre les différentes phases de la mission au cours de la navigation, tandis que la Figure (4.12) présente les performances de suivi du cap obtenues à l'aide du contrôleur MPC

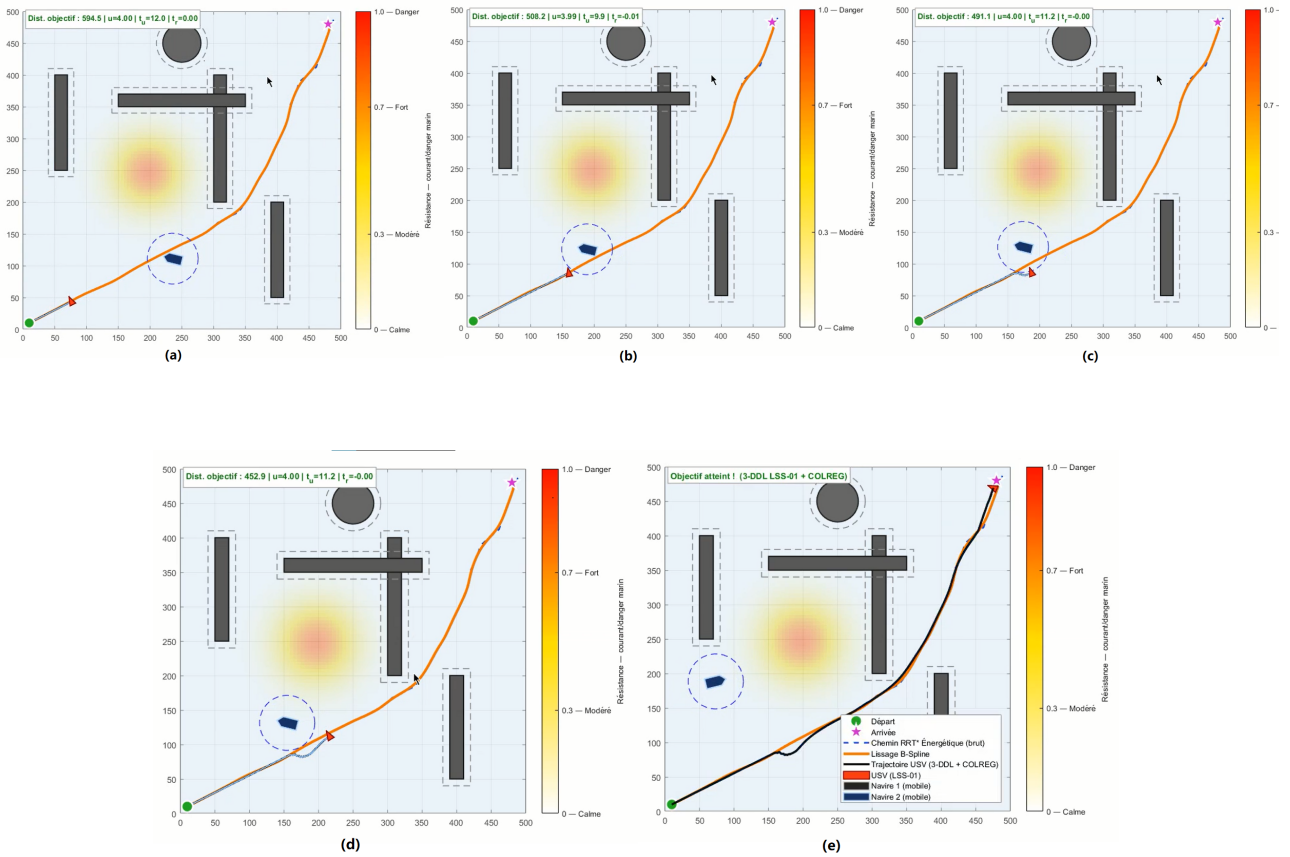


FIG. 4.11 : Teste du croisement par tribord

• Synthèse 4

La Figure (4.11.a) montre l'USV LSS-01 suivant sa trajectoire à $u = 4,00$ m/s avec une distance restante de 594,5 m. Le gouvernail reste parfaitement neutre ($\tau_r = 0,00$ N.m) et la poussée est de $\tau_u = 12,0$ N. Aucun évitement n'est encore engagé et le MPC assure un suivi précis de la référence.

La Figure (4.11.b) marque le début de la manœuvre d'évitement : la trajectoire de l'USV LSS-01 commence à s'infléchir par rapport à la référence. La poussée diminue à $\tau_u = 9,9$ N et le gouvernail amorce une légère correction ($\tau_r = -0,01$ N.m), traduisant une réaction du MPC à la présence imminente de l'obstacle conformément à la Règle 15 des COLREG.

La Figure (4.11.c) illustre la phase active de l'évitement, où l'USV LSS-01 effectue une déviation latérale pour céder le passage au Navire 2. La poussée est de $\tau_u = 11,2$ N et le gouvernail reste quasi neutre ($\tau_r \approx 0,00$ N.m), la manœuvre étant assurée principalement par un changement progressif de cap.

La Figure (4.11.d) montre la fin de la manœuvre d'évitement et l'USV LSS-01 réintègre progressivement sa trajectoire de référence. La manœuvre est terminée sans contact avec une

poussée stabilisée à $\tau_u = 11,2$ N et un gouvernail quasi neutre ($\tau_r \approx 0,00$ N.m).

La Figure (4.11 e) confirme la réussite de la mission. Le MPC assure le suivi avec une variation de poussée de 12,0 N à 9,9 N, garantissant une manœuvre sans contact et un retour stable vers la trajectoire de référence.

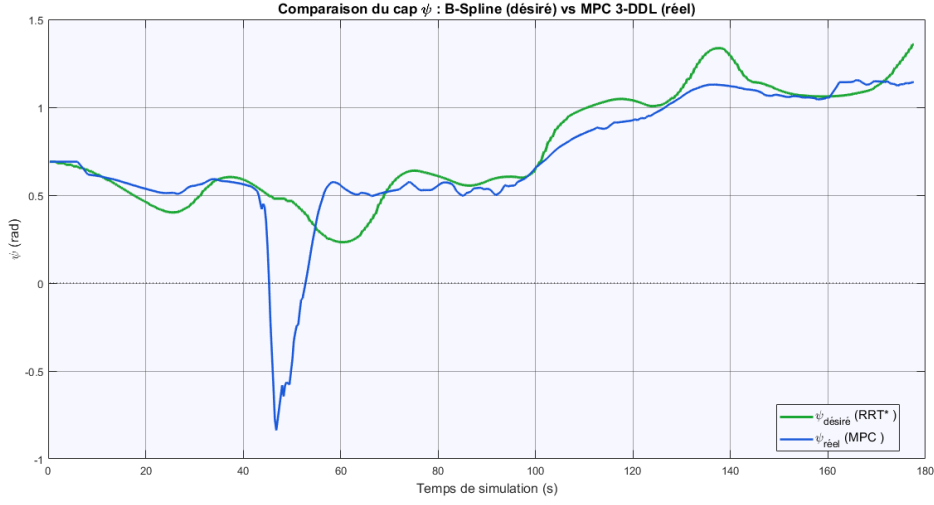


FIG. 4.12 : Contrôle du cap (ψ) lors du scénario 2 par MPC

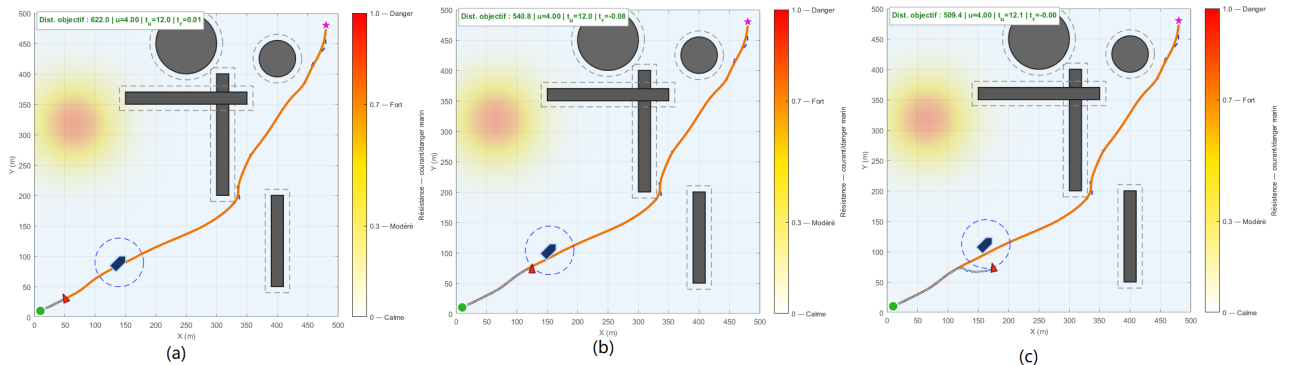
Synthèse 5

Les résultats de la Figure (4.12) illustrent l'évolution du cap ψ au cours de la mission. Jusqu'à $t \approx 35$ s, le suivi est satisfaisant avec une erreur maximale d'environ 0,1 rad. À $t \approx 45$ s, le cap réel plonge jusqu'à $\psi \approx -0,75$ rad lors de la manœuvre d'évitement de l'obstacle, tandis que le cap désiré reste autour de 0,5 rad. Après $t \approx 60$ s, le cap présente des oscillations avec une erreur de suivi maximale d'environ 0,3 rad, avant de se stabiliser progressivement en fin de mission, où le cap mesuré converge vers le cap désiré aux alentours de 1,15 rad.

4.4.5.3 Scénario 3: Dépassement par l'arrière d'un obstacle mobile (Règle 13 COLREG)

Dans ce scénario, l'obstacle mobile (USV) évolue sur la même trajectoire de référence que l'USV LSS-01 au moment du croisement, tout en se déplaçant à une vitesse inférieure. L'USV LSS-01, arrivant par l'arrière, doit alors engager une manœuvre de dépassement conformément à la règle 13 du COLREG, tout en assurant le suivi de sa trajectoire de référence après avoir réussi le dépassement de l'obstacle.

Les résultats de simulation relatifs à ce scénario sont présentés dans les Figures (4.13) et (4.14). La Figure (4.13) met en évidence les différentes phases de la mission au cours de la navigation, tandis que la Figure (4.14) illustre les performances de suivi du cap obtenues via le contrôleur MPC.



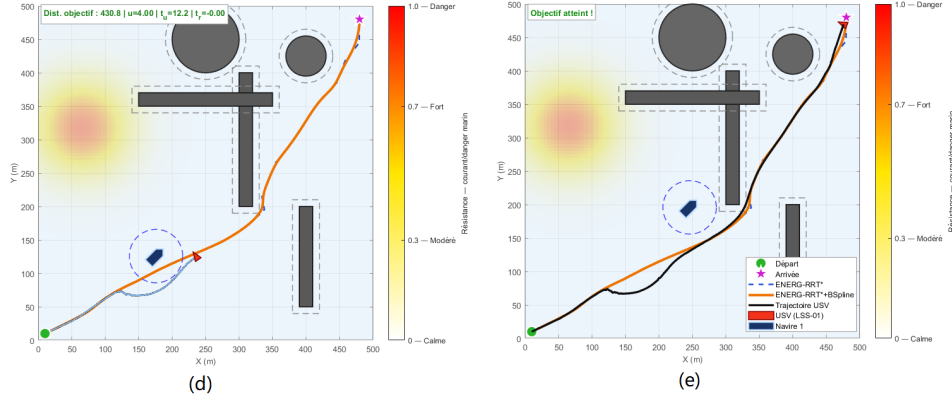


FIG. 4.13 : Teste de dépassement par l'arrière de l'obstacle mobile

Synthèse 6

La Figure (4.13, a) montre que l'USV LSS-01 approche l'obstacle mobile (USV) par l'arrière à une vitesse de croisière de $u = 4 \text{ m/s}$. Le gouvernail est quasi neutre ($\tau_r = 0,01 \text{ N.m}$) et la poussée est maintenue constante à $\tau_u = 12 \text{ N}$. À ce stade, l'USV LSS-01 n'a pas encore atteint la zone de sécurité de l'obstacle et laisse ainsi la situation évoluer sans manœuvre de déviation. Par ailleurs, le suivi de trajectoire assuré par le contrôleur MPC coïncide parfaitement avec la référence.

La Figure (4.13.b) montre que l'USV LSS-01 se rapproche de l'obstacle. Le MPC applique une action de gouvernail ($\tau_r = 0,08 \text{ N}$) pour initier un virage vers le bas, et la trajectoire commence à s'incurver sous la référence afin de préparer l'évitement de l'obstacle. La poussée reste constante à $\tau_u = 12 \text{ N}$, assurant la manœuvre conformément à la règle 13 du COLREG.

La Figure (4.13.c) montre que l'USV LSS-01 est au plus proche de l'obstacle et effectue un passage par la droite de l'obstacle mobile. La boucle observée sur la trajectoire traduit la déviation nécessaire pour assurer une séparation latérale sécurisée. Le gouvernail redevient quasi neutre ($\tau_r = 0 \text{ N.m}$) et la poussée est légèrement ajustée à $\tau_u = 12,1 \text{ N}$ afin de stabiliser la manœuvre.

La Figure (4.13.d) montre que l'obstacle s'éloigne. L'USV amorce une phase de redressement ($\tau_r = 0 \text{ N.m}$) et converge vers la trajectoire de référence afin d'atteindre le point d'arrivée. La poussée est légèrement ajustée à $\tau_u = 12,2 \text{ N}$.

La Figure (4.13.e) montre que la mission est accomplie avec succès. Le MPC a assuré le guidage du navire avec une légère variation de la poussée (12,0 N à 12,2 N), une action de gouvernail négative durant la phase d'évitement, puis une réintégration correcte de la trajectoire de référence. L'évitement s'effectue sans contact et conformément aux règles COLREG.

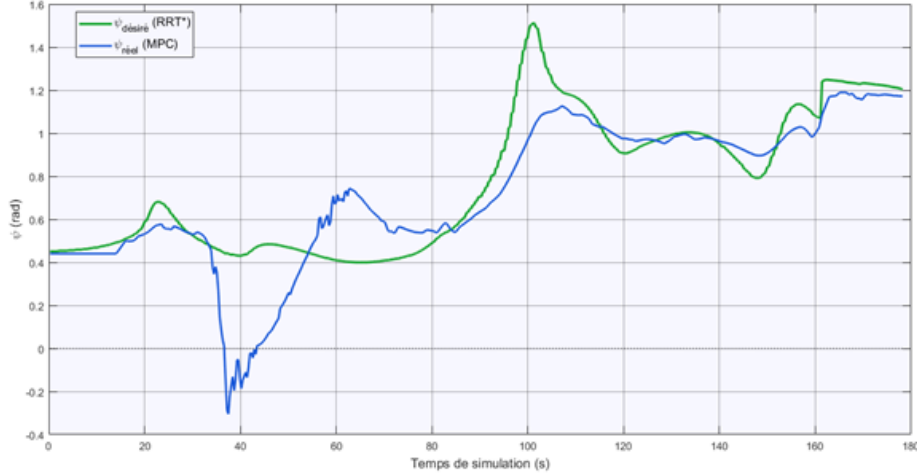


FIG. 4.14 : Contrôle du cap (ψ) lors du scénario 3 par MPC

Synthèse 7

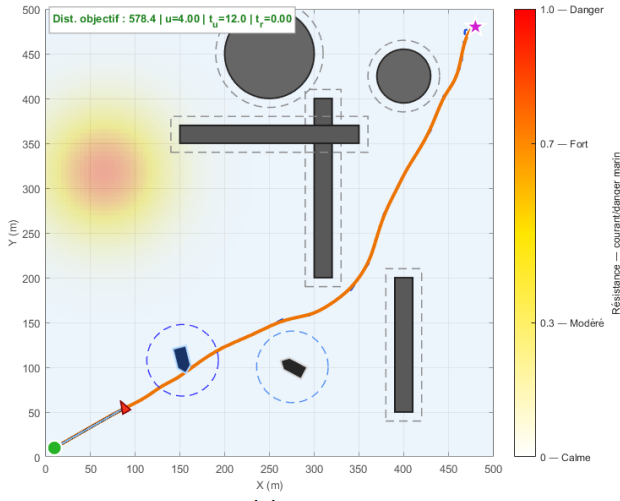
La Figure (4.14) montre l'évolution du cap ψ durant la mission. Le suivi est initialement correct, avec une bonne concordance entre le cap réel et celui désiré autour de $0,45\text{ rad}$. Une forte variation apparaît vers $t = 35\text{ s}$ correspondant au virage d'évitement (règle 14), suivie d'un redressement vers $0,75\text{ rad}$ à $t = 60\text{ s}$.

Entre 60 s et 90 s , le cap réel reste légèrement supérieur à la consigne pour garantir la séparation avec l'obstacle, puis les deux signaux convergent progressivement avec une faible oscillation. En fin de mission, le cap se stabilise autour de $1,2\text{ rad}$, confirmant un évitement réussi sans contact et conforme aux règles de navigation.

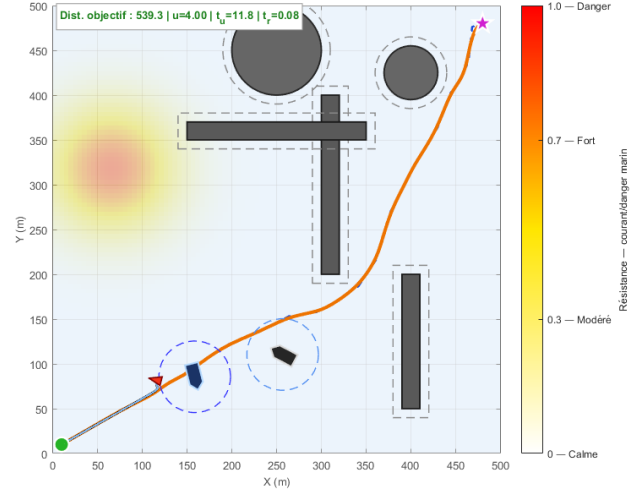
4.4.5.4 Scénario 4: Navigation de LSS-01 en croisant deux obstacles mobiles (USV)

Dans ce scénario, deux obstacles mobiles se croisent sur la trajectoire de l'USV : un navire bleu se déplaçant du haut vers le bas et un navire noir remontant du bas vers le haut. L'USV LSS-01 doit éviter ces deux obstacles tout en respectant sa trajectoire de référence de navigation.

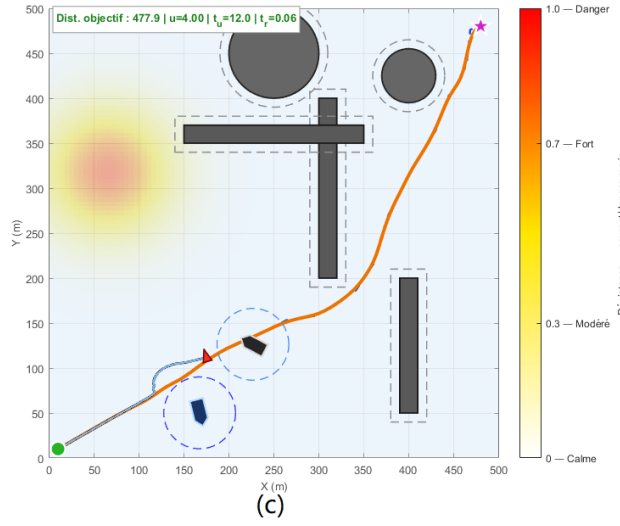
Les résultats de simulation issus de ce scénario sont présentés dans les Figures (4.15) et (4.16). La Figure (4.15) décrit les différentes phases de la mission au cours de la navigation, tandis que la Figure (4.16) illustre les performances de suivi du cap obtenues grâce au contrôleur MPC.



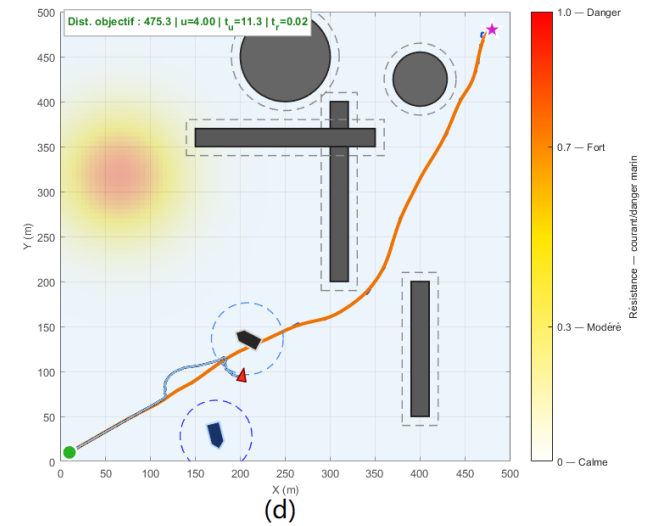
(a)



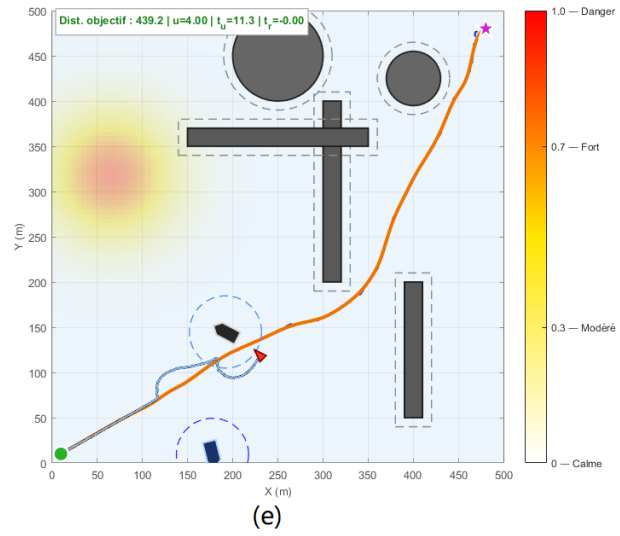
(b)



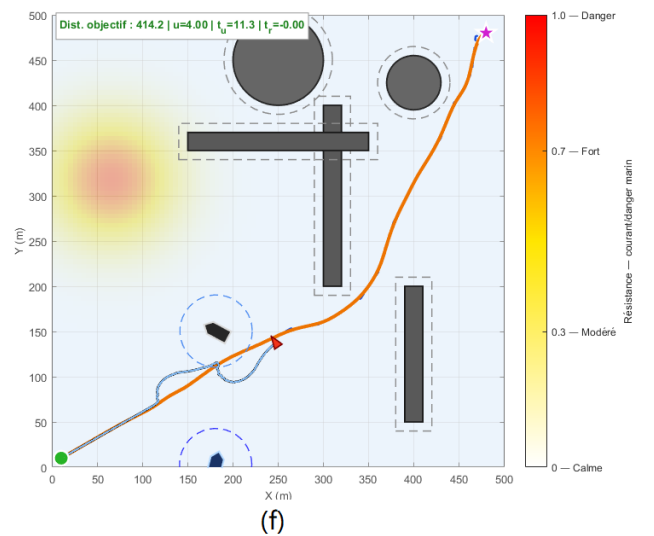
(c)



(d)



(e)



(f)

FIG. 4.15 : Suivi de trajectoire dans un scénario de navigation avec deux obstacles mobiles

Synthèse 8

La Figure (4.15, a) montre que l'USV LSS-01 approche de la zone de croisement à une vitesse de $u = 4 m$. Le navire bleu se rapproche de sa trajectoire, tandis que l'obstacle noir reste encore éloigné. Le gouvernail est quasi nul ($\tau_r = 0 N.m$) et la poussée est maintenue à $\tau_u = 12 N$. À ce stade, aucune action de correction n'est encore engagée.

La Figure (4.15, b) montre que l'USV LSS-01 s'approche de la zone de croisement avec l'obstacle bleu. Le gouvernail reste quasi neutre ($\tau_r = 0,08 N.m$) et la poussée est ajustée à $\tau_u = 11,8 N$. Le contrôleur MPC commence à anticiper la manœuvre d'évitement de navire bleu.

La Figure (4.15.c) montre que l'USV LSS-01 atteint la zone la plus critique du point de croisement après avoir évité le navire bleu conformément à la règle 15 du COLREG. Le contrôleur MPC applique un couple de gouvernail ($\tau_r = 0,06 N.m$) afin d'assurer un passage sécurisé, tandis que la poussée est maintenue constante à $\tau_u = 12 N$.

La Figure (4.15.d) montre que l'USV LSS-01 exécute la phase critique de l'évitement du navire noir conformément à la règle 15 du COLREG. Le MPC applique une légère correction de gouvernail ($\tau_r = 0,02 N.m$) afin de maintenir un passage sécurisé, tandis que la poussée reste constante à $\tau_u = 12 N$.

La Figure (4.15.e) montre que l'USV LSS-01 a franchi avec succès la zone de croisement après avoir évité les deux obstacles. Le navire amorce alors une phase de redressement ($\tau_r = 0 N.m$) et rejoindre sa trajectoire de référence. La manœuvre d'évitement s'achève sans collision, tandis que la poussée est ajustée à $\tau_u = 11,3 N$.

La Figure (4.15.f) montre que l'USV LSS-01 atteint son objectif avec succès. Le contrôleur MPC assure l'évitement des obstacles, ajuste la poussée de 12,0 N à 11,3 N et permet une réintégration efficace de la trajectoire de référence. La navigation reprend ensuite son régime nominal.

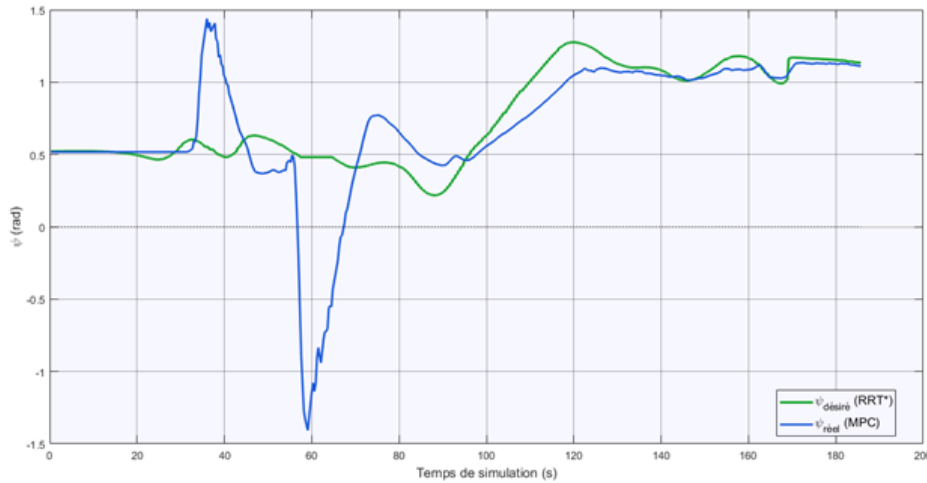


FIG. 4.16 : Contrôle du cap (ψ) lors du scénario 4 par MPC

Synthèse 9

La Figure (4.16) illustre l'évolution du cap ψ durant la mission. Jusqu'à $t \approx 20\text{ s}$, le suivi est satisfaisant, avec une bonne concordance entre le cap réel et le cap désiré autour de $0,5\text{ rad}$. Ensuite, une première variation importante apparaît vers $t \approx 35\text{ s}$, correspondant au virage d'évitement du navire bleu, avec une montée rapide du cap réel jusqu'à environ $1,45\text{ rad}$.

Vers $t = 55\text{--}60\text{ s}$, le cap atteint environ $-1,4\text{ rad}$, traduisant la phase critique de passage entre les deux obstacles, imposée par le MPC afin d'assurer un évitement sécurisé du 2ème obstacle. Entre $t = 60\text{ s}$ et $t = 100\text{ s}$, le cap converge progressivement vers sa consigne, avec de faibles oscillations liées à la phase de stabilisation après le croisement.

Après $t \approx 100\text{ s}$, le cap réel converge progressivement vers le cap désiré. En fin de simulation, les cap se stabilisent autour de $1,15\text{ rad}$, confirmant une navigation réussie, sans collision et conforme à la règle 15 du COLREG.

4.5 Conclusion

Ce chapitre a validé les performances de la stratégie de navigation et d'évitement de collisions de l'USV LSS-01 en environnement marin dynamique. Basée sur le lissage de la trajectoire de référence et le contrôle prédictif (MPC), l'approche proposée assure un suivi précis tout en gérant efficacement les interactions avec des obstacles mobiles, conformément aux règles du COLREG.

Les simulations montrent que la commande du véhicule est robuste et réactif face aux situations de croisement et de dépassement. Le contrôleur MPC assure des manœuvres d'évitement sûres, une transition fluide entre les phases critiques et une réintégration progressive de la trajectoire de référence, tout en maintenant la stabilité de la navigation.

Ainsi, les résultats obtenus confirment la pertinence et l'efficacité de l'approche développée, tant en termes de sécurité de navigation que de performance de suivi. Ce travail constitue une base solide pour des extensions futures vers des environnements encore plus complexes et des scénarios multi-agents à forte densité de trafic maritime.

Conclusion Générale

Ce mémoire a présenté le développement et la validation d'une architecture complète de navigation autonome dédiée au véhicule de surface sans pilote LSS-01. L'approche proposée repose sur une chaîne de traitement intégrée combinant la modélisation dynamique non linéaire, la planification optimale de trajectoire sous contraintes énergétiques, le lissage géométrique des chemins générés, ainsi que la commande prédictive avec intégration des règles internationales de navigation maritime (COLREGs).

Le premier apport de ce travail concerne la modélisation dynamique rigoureuse du véhicule LSS-01. Un modèle hydrodynamique non linéaire à trois degrés de liberté (3-DOF), représentant les mouvements de translation longitudinale (surge), de translation latérale (sway) et de rotation en lacet (yaw) a été établi sur la base du formalisme de Fossen. Le modèle obtenu est fidèle et représente avec précision le comportement dynamique réel du navire.

Le deuxième apport réside dans la conception et la validation de l'algorithme de planification de trajectoire énergétique ENERG-RRT*. Contrairement aux méthodes classiques telles que A* et RRT*, cette approche introduit une fonction de coût énergétique intégrant les efforts de propulsion ainsi que les effets des perturbations hydrodynamiques via une carte de résistance. Les résultats obtenus montrent que l'algorithme proposé génère des trajectoires plus optimisées en énergie tout en assurant la sécurité de navigation et l'évitement efficace des obstacles statiques dans différents scénarios.

Le troisième apport concerne l'architecture de commande en temps réel. Le lissage des trajectoires par courbes B-Splines cubiques garantit la continuité géométrique et la faisabilité cinématique. Le suivi est assuré par un contrôleur prédictif de type Model Predictive Control (MPC), intégrant explicitement les contraintes des actionneurs et les règles COLREGs dans sa formulation d'optimisation. Les résultats de simulation ont démontré la capacité du système à assurer des manœuvres conformes, à éviter les collisions et à converger vers la trajectoire de référence après chaque situation d'évitement d'obstacles dynamiques.

L'analyse des résultats a également mis en évidence la cohérence dynamique du système, notamment la maîtrise des variations de commande, la stabilité du cap lors des manœuvres et le respect des limites physiques du véhicule. Les performances obtenues confirment la robustesse et la pertinence de l'architecture proposée pour des applications de navigation autonome en environnement maritime complexe.

Ainsi, l'ensemble du pipeline développé — allant de la planification de trajectoire énergétique jusqu'au suivi en temps réel — constitue une architecture de navigation autonome cohérente et intégrée pour les USV évoluant dans des environnements maritimes dynamiques et contraints.

Les travaux réalisés ouvrent plusieurs axes d'amélioration et d'extension, nous proposons comme perspectives :

- Validation expérimentale
 - Implémentation et tests sur la plateforme réelle USV LSS-01
 - Évaluation en conditions maritimes réelles (vent, courant, vague)
- Extension du modèle dynamique
 - Passage vers un modèle à six degrés de liberté (6-DOF)
 - Prise en compte explicite des effets de vagues dans la modélisation.
- Amélioration de la planification de trajectoire
 - Intégration de méthodes d'apprentissage automatique (Reinforcement Learning)
 - Planification coopérative multi-USV
 - Prise en compte du trafic maritime dense en temps réel
- Navigation intelligente et autonome avancée
 - Détection et classification des obstacles par vision artificielle ou radar
 - Prise de décision autonome basée sur l'intelligence artificielle
 - Navigation collaborative entre plusieurs véhicules autonomes
- Amélioration de la commande prédictive (MPC)
 - Intégration d'un horizon de prédiction adaptatif en fonction de la densité du trafic maritime
 - Optimisation computationnelle pour exécution en temps réel embarqué
- Estimation et perception en environnement réel
 - Intégration de filtres de Kalman étendu (EKF/UKF) pour l'estimation d'état
 - Fusion de données capteurs (GPS, IMU, compas, radar, caméra)
 - Gestion des incertitudes de mesure et des pertes de signal

Ce travail met en évidence la faisabilité d'une architecture de navigation autonome intégrée, énergétiquement optimisée et conforme aux contraintes réglementaires maritimes. Il souligne également l'intérêt de combiner des approches avancées de modélisation dynamique non linéaire, de planification optimale de trajectoire et de commande prédictive afin d'améliorer la robustesse du système, la sécurité de navigation, l'efficacité énergétique ainsi que l'autonomie décisionnelle des véhicules de surface sans pilote évoluant en environnements maritimes réels et fortement contraints.

Bibliographie

- [1] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, *Probabilistic Robotics*, MIT Press, 2023.
- [2] B. Siciliano and O. Khatib, *Springer Handbook of Robotics*, 2nd ed., Springer, 2024.
- [3] M. Quigley, K. Conley and B. Gerkey, “Advances in Autonomous Mobile Robotics and Intelligent Systems,” *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 31, no. 2, pp. 15–28, 2024.
- [4] Y. Liu, Z. Sun and H. Chen, “Deep Learning-Based Navigation and Obstacle Avoidance for Autonomous Mobile Robots,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 176, 2025.
- [5] J. Kim and T. Lee, “Multi-Sensor Fusion for Autonomous Robotic Navigation in Dynamic Environments,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 45521–45539, 2024.
- [6] A. Ferreira, P. Costa and R. Sutton, “Recent Advances in Unmanned Surface Vehicles : Navigation, Control and Applications,” *Ocean Engineering*, vol. 301, 2025.
- [7] N. J. Nilsson, *Shakey the Robot*, Technical Report, Stanford Research Institute, 1984.
- [8] J. Borenstein, H. Everett and L. Feng, *Where Am I? Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning*, University of Michigan, 1996.
- [9] M. Buehler, K. Iagnemma and S. Singh, *The DARPA Urban Challenge : Autonomous Vehicles in City Traffic*, Springer, 2009.
- [10] S. Seok et al., “Design Principles for Highly Efficient Quadrupeds and Implementation on the MIT Cheetah Robot,” *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2015.
- [11] D. Floreano and R. Wood, “Science, Technology and the Future of Small Autonomous Drones,” *Nature*, vol. 521, pp. 460–466, 2015.
- [12] R. Siegwart, I. Nourbakhsh and D. Scaramuzza, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*, MIT Press, 2023.
- [13] A. Elfes and M. Quigley, “Recent Advances in SLAM and Autonomous Navigation Systems,” *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 31, no. 1, pp. 42–57, 2024.
- [14] P. Corke, *Robotics, Vision and Control : Fundamental Algorithms in MATLAB and Python*, Springer, 2023.
- [15] A. Ferreira, P. Costa and R. Sutton, “Autonomous Marine Robots : Navigation, Perception and Control Challenges,” *Ocean Engineering*, vol. 301, 2025.
- [16] J. Yuh, G. Marani and D. R. Blidberg, “Applications of marine robotic vehicles,” *Intelligent Service Robotics*, vol. 4, pp. 221–231, 2011.
- [17] Z. Liu, Y. Zhang, X. Yu and C. Yuan, “Unmanned surface vehicles : An overview of developments and challenges,” *Annual Reviews in Control*, vol. 41, pp. 71–93, 2016.
- [18] C. Barrera, I. Padron, F. Luis and O. Llinas, “Trends and challenges in unmanned surface vehicles (USV) : From survey to shipping,” *TransNav*, vol. 15, 2021.

- [19] T. Stenersen, “Guidance system for autonomous surface vehicles,” M.S. thesis, NTNU, 2015.
- [20] S. Batı, H. A. Oğul, C. Karaçizmeli and D. Tükel, “Human-computer interface for Doğuş unmanned sea vehicle,” in *Proc. 5th International Robotic Sailing Conference*, pp. 61–71, 2013.
- [21] S. Corfield and J. Young, “Unmanned surface vehicles-game changing technology for naval operations,” *IEE Control Engineering Series*, vol. 69, p. 311, 2006.
- [22] E. Dağlı, D. Tükel and C. Civan, “Doğuş-USV unmanned sea vehicle : Obstacle localization with stereo vision and path planning,” 2013.
- [23] I. Bae and J. Hong, “Survey on the developments of unmanned marine vehicles : intelligence and cooperation,” *Sensors*, vol. 23, p. 4643, 2023.
- [24] N. Agarwala, “Integrating UUVs for naval applications,” *Maritime Technology and Research*, vol. 4, pp. 254470–254470, 2022.
- [25] E. Othman, “A review on current design of unmanned surface vehicles (USVs),” *J. Adv. Rev. Sci. Res*, vol. 16, pp. 12–17, 2015.
- [26] A. Motwani, “A survey of uninhabited surface vehicles,” Tech. Rep., Plymouth University, 2012.
- [27] J. Curcio, J. Leonard and A. Patrikalakis, “SCOUT-a low cost autonomous surface platform for research in cooperative autonomy,” in *Proc. OCEANS 2005 MTS/IEEE*, pp. 725–729, 2005.
- [28] S. Campbell, W. Naeem and G. W. Irwin, “A review on improving the autonomy of unmanned surface vehicles through intelligent collision avoidance manoeuvres,” *Annual Reviews in Control*, vol. 36, pp. 267–283, 2012.
- [29] Z. Huang et al., “Design of an intelligent trimaran USV for maritime rescue,” in *ISOPE International Ocean and Polar Engineering Conference*, pp. ISOPE-I-16-136, 2016.
- [30] A. B. Phillips et al., “Autosub Long Range 1500: A continuous 2000 km field trial,” *Ocean Engineering*, vol. 280, p. 114626, 2023.
- [31] F. Raimondi et al., “A innovative semi-immergible USV (SI-USV) drone for marine and lakes operations,” in *OCEANS 2015-Genova*, pp. 1–10, 2015.
- [32] T. I. Fossen, *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*, John Wiley & Sons, 2011.
- [33] J. Zhuang et al., “Navigating high-speed unmanned surface vehicles : System approach and validations,” *Journal of Field Robotics*, vol. 38, pp. 619–652, 2021.
- [34] A. Gonzalez-Garcia and H. Castañeda, “Guidance and control based on adaptive sliding mode strategy for a USV subject to uncertainties,” *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 46, pp. 1144–1154, 2021.
- [35] R. O’Rourke, *Navy large unmanned surface and undersea vehicles : Background and issues for congress*, Congressional Research Service, 2019.
- [36] W. Xie, M. Yang and J. Gong, “Underwater attack-defense confrontation system and its future development,” *Strategic Study of Chinese Academy of Engineering*, vol. 21, pp. 71–79, 2019.

- [37] Q. Yang, Y. Yin, S. Chen and Y. Liu, “Autonomous exploration and navigation of mine countermeasures USV in complex unknown environment,” in *Proc. 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, pp. 4373–4377, 2021.
- [38] R. Yan, S. Pang, H. Sun and Y. Pang, “Development and missions of unmanned surface vehicle,” *Journal of Marine Science and Application*, vol. 9, pp. 451–457, 2010.
- [39] P. J. Winstead, “Implementation of Unmanned Surface Vehicles in the Distributed Maritime Operations Concept,” M.S. thesis, Naval Postgraduate School, 2018.
- [40] J. Heo, J. Kim and Y. Kwon, “Analysis of design directions for unmanned surface vehicles (USVs),” *Journal of Computer and Communications*, vol. 5, pp. 92–100, 2017.
- [41] Y. Hervagault, “Design and Implementation of an Effective Communication and Coordination System for Unmanned Surface Vehicles (USV),” Université Grenoble Alpes, 2019.
- [42] C. Erbe, S. Liong, M. W. Koessler, A. J. Duncan, and T. Gourlay, “Underwater sound of rigid-hulled inflatable boats,” *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 139, pp. EL223–EL227, 2016.
- [43] J. H. Ang, C. Goh, and Y. Li, “Key challenges and opportunities in hull form design optimisation for marine and offshore applications,” in *2015 21st International Conference on Automation and Computing (ICAC)*, 2015, pp. 1–6.
- [44] F. Setiawan, R. Kadir, N. Gamayanti, A. Santoso, Y. Bilfaqih, and Z. Hidayat, “Dynamic modelling and controlling unmanned surface vehicle,” in *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*, 2021, p. 012056.
- [45] S. Mao, P. Yang, D. Gao, C. Bao, and Z. Wang, “A Motion Planning Method for Unmanned Surface Vehicle Based on Improved RRT Algorithm,” *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 11, p. 687, 2023.
- [46] E. I. Sarda, H. Qu, I. R. Bertaska, and K. D. von Ellenrieder, “Station-keeping control of an unmanned surface vehicle exposed to current and wind disturbances,” *Ocean Engineering*, vol. 127, pp. 305–324, 2016.
- [47] C. Li, J. Jiang, F. Duan, W. Liu, X. Wang, L. Bu, Z. Sun, and G. Yang, “Modeling and experimental testing of an unmanned surface vehicle with rudderless double thrusters,” *Sensors*, vol. 19, p. 2051, 2019.
- [48] I. R. Bertaska, B. Shah, K. von Ellenrieder, P. Švec, W. Klinger, A. J. Sinisterra, M. Dhanak, and S. K. Gupta, “Experimental evaluation of automatically-generated behaviors for USV operations,” *Ocean Engineering*, vol. 106, pp. 496–514, 2015.
- [49] S. Karaman and E. Frazzoli, “Sampling-based algorithms for optimal motion planning,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 30, no. 7, pp. 846–894, 2011.
- [50] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence : A Modern Approach*, 4th ed., Pearson, 2020.
- [51] P. E. Hart, N. J. Nilsson, and B. Raphael, “A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths,” *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, vol. 4, no. 2, pp. 100–107, 1968.
- [52] S. M. LaValle, *Planning Algorithms*, Cambridge University Press, 2006.
- [53] I. Noreen, A. Khan, and Z. Habib, “A comparison of RRT, RRT* and RRT*Smart path planning algorithms,” *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 16, no. 10, pp. 20–27, 2016.

- [54] Y. Song et al., “Energy-efficient path planning for unmanned surface vehicles in complex maritime environments,” *Ocean Engineering*, vol. 215, p. 107869, 2020.
- [55] Y. Liu and R. Bucknall, “Path planning algorithm for unmanned surface vehicles formation in a practical maritime environment,” *Ocean Engineering*, vol. 97, pp. 126–144, 2015.
- [56] Y. Zhang et al., “Energy optimization of unmanned surface vehicle considering ocean currents based on improved RRT* algorithm,” *Applied Ocean Research*, vol. 121, p. 103045, 2022.
- [57] Z. Zhu et al., “Path planning for unmanned surface vehicle based on risk-aware cost function,” *Ocean Engineering*, vol. 233, p. 109170, 2021.
- [58] H. Oleynikova et al., “Signed distance fields : A natural representation for both mapping and planning,” in *RSS Workshop on Geometry and Beyond*, 2016.
- [59] X. Chen et al., “Dynamic path planning for autonomous vessels based on RRT* and MPC,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 52, no. 21, pp. 234–239, 2019.
- [60] C. Petres, Y. Pailhas, P. Patron, Y. Petillot, J. Evans, and D. Lane, “Path planning for autonomous underwater vehicles,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 23, no. 2, pp. 331–341, 2007.
- [61] E. W. Dijkstra, “A note on two problems in connexion with graphs,” *Numerische Mathematik*, vol. 1, pp. 269–271, 1959.
- [62] H. Sang, Y. You, X. Sun, Y. Zhou, and F. Liu, “The hybrid path planning algorithm based on improved A* and artificial potential field for unmanned surface vehicle formations,” *Ocean Engineering*, vol. 223, p. 108709, 2021.
- [63] S. Sivanandam and S. Deepa, *Genetic Algorithms*, Springer, 2008.
- [64] W. S. McCulloch and W. Pitts, “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity,” *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 5, pp. 115–133, 1943.
- [65] O. Khatib, “Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 5, pp. 90–98, 1986.
- [66] P. Fiorini and Z. Shiller, “Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 17, pp. 760–772, 1998.
- [67] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, “The dynamic window approach to collision avoidance,” *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 4, no. 1, pp. 23–33, 1997.
- [68] S. D. Hashali, S. Yang, and X. Xiang, “Route Planning Algorithms for Unmanned Surface Vehicles (USVs) : A Comprehensive Analysis,” *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 12, p. 382, 2024.
- [69] T. Yildirim and E. D. Karasu, “Robust Sliding Mode and Model Predictive Control of an Unmanned Surface Vehicle,” *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 9, no. 2, 2021.
- [70] I. B. Hagen, D. K. M. Kufoalor, E. F. Brekke, and T. A. Johansen, “MPC-based Collision Avoidance Strategy for Existing Marine Vessel Guidance Systems,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Brisbane, Australia, pp. 7618–7623, 2018.
- [71] H. Prautzsch, W. Boehm, and M. Paluszny, *Bézier and B-Spline Techniques*, Springer, 2002.

- [72] J. B. Rawlings and D. Q. Mayne, *Model Predictive Control : Theory and Design*, Nob Hill Publishing, 2009.
- [73] J. Richalet, A. Rault, J. L. Testud, and J. Papon, “Model Predictive Heuristic Control,” *Automatica*, vol. 14, no. 5, pp. 413–428, 1978.
- [74] S. J. Qin and T. A. Badgwell, “A Survey of Industrial Model Predictive Control Technology,” *Control Engineering Practice*, vol. 11, no. 7, pp. 733–764, 2003.
- [75] D. Q. Mayne et al., “Constrained Model Predictive Control : Stability and Optimality,” *Automatica*, vol. 36, no. 6, pp. 789–814, 2000.
- [76] J. M. Maciejowski, *Predictive Control with Constraints*, Pearson Education, 2002.
- [77] E. F. Camacho and C. Bordons, *Model Predictive Control*, 2nd ed., Springer, 2007.
- [78] F. Borrelli, A. Bemporad, and M. Morari, *Predictive Control for Linear and Hybrid Systems*, Cambridge University Press, 2017.
- [79] Y. Cho, J. Han, and J. Kim, “Efficient COLREG-Compliant Collision Avoidance in Multi-Ship Encounter Situations,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, no. 3, pp. 2506–2518, 2020.
- [80] International Maritime Organization (IMO), *International Regulations for Preventing Collisions at Sea (COLREGs)*, IMO Publishing, 1972.
- [81] T. A. Johansen, T. Perez, and A. Cristofaro, “Ship Collision Avoidance and COLREGS Compliance Using Simulation-Based Control Behavior Selection with Predictive Hazard Assessment,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 12, pp. 3407–3422, 2016.
- [82] B.-O. H. Eriksen and M. Breivik, “MPC-Based Mid-Level Collision Avoidance for ASVs Using Nonlinear Programming,” in *2017 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*, pp. 766–772, 2017.
- [83] C. Tam and R. Bucknall, “Collision Avoidance Strategy for Ships,” *Journal of Navigation*, vol. 63, no. 4, pp. 733–749, 2010.
- [84] L. Grüne and J. Pannek, *Nonlinear Model Predictive Control : Theory and Algorithms*, 2nd ed., Springer, 2017.
- [85] L. Piegl and W. Tiller, *The NURBS Book*, 2nd ed., Springer, 1997.
- [86] C. de Boor, *A Practical Guide to Splines*, Revised ed., Springer, 2001.
- [87] A. Maruf et al., “L1 Adaptive Controller for Unmanned Surface Vehicle Type Monohull LSS01 Autopilot System and Guidance Design,” *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*, vol. 649, no. 1, Article 012055, 2021.

Résumé

Ce mémoire présente le développement d'une architecture intégrée de navigation autonome appliquée au véhicule de surface sans pilote LSS-01 évoluant en environnement maritime dynamique et contraint. Une modélisation hydrodynamique non linéaire à trois degrés de liberté est d'abord établie afin de représenter fidèlement la dynamique du système. Trois méthodes de planification de trajectoire sont ensuite comparées : A^* , RRT^* et une variante énergétique $ENERG-RRT^*$, cette dernière intégrant une minimisation de l'effort propulsif et l'influence des courants marins via une carte de résistance hydrodynamique. Les trajectoires générées sont lissées par des courbes B-Splines cubiques afin d'assurer leur continuité géométrique et leur faisabilité dynamique. Le suivi de trajectoire est assuré par une commande prédictive de type MPC intégrant les contraintes du système ainsi que les règles COLREGs.

Mots-clés : USV, navigation autonome maritime, modélisation hydrodynamique, RRT^* énergétique, B-Splines cubiques, MPC, COLREGs, LSS-01.

Abstract

This master's thesis presents the development of an integrated autonomous navigation architecture applied to the unmanned surface vehicle (USV) LSS-01 operating in a dynamic and constrained maritime environment. A nonlinear three-degree-of-freedom hydrodynamic model is first established to accurately represent the system dynamics. Three trajectory planning methods are then compared : A^* , RRT^* , and an energy-based variant $ENERG-RRT^*$, the latter incorporating propulsion effort minimization and the influence of sea currents through a hydrodynamic resistance map. The generated trajectories are subsequently smoothed using cubic B-Spline curves to ensure geometric continuity and dynamic feasibility. Trajectory tracking is achieved using a Model Predictive Control (MPC) strategy that explicitly accounts for system constraints as well as COLREGs navigation rules.

Keywords : USV, autonomous maritime navigation, hydrodynamic modeling, energy-based RRT^* , cubic B-Splines, MPC, COLREGs, LSS-01.

ملخص

تُقدِّم هذه أطروحة الماجستير تطوير بنية متكاملة للملاحة الذاتية مخصصة للمركبة السطحية غير المأهولة (USV) من نوع LSS-01، والتي تعمل في بيئة بحرية ديناميكية ومقيدة. يتم أولاً إنشاء نموذج هيدروديناميكي غير خطي بثلاث درجات حرية لتمثيل ديناميكية النظام بدقة. بعد ذلك، تتم مقارنة ثلاث طرق لتخطيط المسار: خوارزمية A^* وخوارزمية RRT^* ومتغير طاقي يسمى $ENERG-RRT^*$ والذي يأخذ بعين الاعتبار تقليل جهد الدفع مع إدراج تأثير التيارات البحرية من خلال خريطة مقاومة هيدروديناميكية. يتم لاحقاً تنعيم المسارات الناتجة باستخدام منحنيات B-Spline التكعيبية لضمان الاستمرارية الهندسية وقابلية التنفيذ الديناميكي. يتم تنفيذ متابعة المسار باستخدام استراتيجية تحكم تنبؤية MPC تأخذ في الاعتبار القيود الخاصة بالنظام بالإضافة إلى قواعد الملاحة الدولية لتجنب التصادمات في البحر COLREGs. تُظهر نتائج المحاكاة أن البنية المقترحة تحقق ملاحة ذاتية قوية وآمنة ومحسّنة من حيث استهلاك الطاقة ومتوافقة مع القواعد التنظيمية في بيئات بحرية معقدة.

الكلمات المفتاحية: المركبات السطحية غير المأهولة، الملاحة الذاتية البحرية، النمذجة الهيدروديناميكية، RRT^* الطاقي، منحنيات B-Spline التكعيبية، التحكم التنبؤي MPC، قواعد COLREGs، LSS-01.