



ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA

TESIS DOCTORAL MENCIÓN INDUSTRIAL

Aportación a los Sistemas de Evitación de Obstáculos para Vehículos Marinos de Superficie No Tripulados

Autor:
Rafael Guardedeño Ramírez

Directores:
Dr. Manuel J. López Sánchez
Dr. Agustín Consegliere Castilla

Tutor de Navantia:
Ing. Jesús Sánchez Palomino

Grupo de Automática, Procesamiento de Señales e Ingeniería de Sistemas

9 de junio de 2021

Declaración de Autoría

Rafael Guardño Ramírez con DNI 80166982-E, estudiante de la Linea de Investigación sobre Ingeniería, Control de Calidad y Tecnologías de Procesado de Materiales y Fabricación ubicada dentro del Programa de Doctorado de Fabricación, Materiales e Ingeniería Ambiental de la Universidad de Cádiz, como autor de esta Tesis Doctoral con Mención Industrial titulada "Aportación a los Sistemas de Evitación de Obstáculos para Vehículos Marinos de Superficie No Tripulados"

DECLARO QUE

Es un trabajo original, que no copio ni utilizo parte de obra alguna sin mencionar de forma clara y precisa su origen tanto en el cuerpo del texto como en su bibliografía y que no empleo datos de terceros sin la debida autorización, de acuerdo con la legislación vigente. Asimismo, declaro que soy plenamente consciente de que no respetar esta obligación podrá implicar la aplicación de sanciones académicas, sin perjuicio de otras actuaciones que pudieran iniciarse.

En San Fernando, a 9 de junio de 2021

Fdo: Rafael Guardño Ramírez

“Yo pienso que convertir los sentimientos en matemáticas es realmente algo muy complicado y muy hermoso. La tarea, la tarea del arte es ésta, es transformar, digamos lo que nos ocurre continuamente, transformar todo eso en símbolos, transformarlo en música, transformarlo en algo que pueda perdurar en la memoria de los hombres. Ese es nuestro deber, tenemos que cumplir con él, si no nos sentimos muy desdichados.”

Jorge Luis Borges

UNIVERSIDAD DE CÁDIZ

Abstract

Escuela Superior de Ingeniería
Departamento de Ingeniería en Automática, Electrónica, Arquitectura y Redes de
Computadores

Doctorado en Ingeniería

Aportación a los Sistemas de Evitación de Obstáculos para Vehículos Marinos de Superficie No Tripulados

by Rafael Guardado Ramírez

This industrial doctoral thesis is centered on the guidance systems used to increase the autonomy of Unmanned Surface Vehicles (USVs). Specifically, three main contributions are made to the state of the art of static obstacle avoidance systems applied to USVs. Firstly, a new simulation environment for USVs is proposed, which is based on the simplified modelling of a LIDAR sensor. This sensor model provides a realistic environment that, due to its low load computation, can be used by iterative optimisation/evaluation techniques (such as evolutionary algorithms). Furthermore, a mathematical model is proposed and evaluated for using as USV in this simulation environment. On the other hand, there are currently multiple approaches to avoid obstacles, which can be applied to different types of USVs. In order to assist in the choice of the reactive algorithm for a particular vessel, as well as to accelerate the pretuning process necessary for its implementation, this work proposes a new AutoTuning Environment for Static Obstacle Avoidance (ATESOA) methods applied to USVs. Finally, a new Robust Reactive Static Obstacle Avoidance System (RRSOAS) has been specifically designed for USVs. This algorithm is easily applicable, since the previous knowledge of the USV mathematical model and its controllers are not needed. Instead, a new Estimated Closed-Loop Model (ECLM) is proposed and used to estimate possible future paths that USV could follow if a collision risk arises. Furthermore, the prediction errors due to the uncertainty present in mathematical modelling are taken into account, together with other new contributions focused on reducing its runtime. All the above contributions are presented in detail and evaluated by means of numerical simulations. The obtained results show their relevance in the field of USVs. Finally, several future lines are detailed which could generate new contributions to the state of the art.

UNIVERSIDAD DE CÁDIZ

Resumen

Escuela Superior de Ingeniería
Departamento de Ingeniería en Automática, Electrónica, Arquitectura y Redes de
Computadores

Doctorado en Ingeniería

Aportación a los Sistemas de Evitación de Obstáculos para Vehículos Marinos de Superficie No Tripulados

por Rafael Guardado Ramírez

La presente tesis doctoral con mención industrial está centrada en los sistemas de guiado utilizados para aumentar la autonomía de los vehículos marinos de superficie no tripulados. En concreto, se realizan tres aportaciones principales al estado del arte de los sistemas de evitación de obstáculos estáticos aplicados a USVs. En primer lugar, se propone un nuevo entorno de simulación para USVs, el cual está basado en el modelado simplificado de un sensor LIDAR. Gracias a este modelado del sensor, se consigue un entorno de simulación realista que, debido a su bajo coste computacional, puede ser utilizado en técnicas de optimización y evaluación iterativas (como los algoritmos evolutivos). Además, como parte de este entorno de simulación, también se propone y evalúa un nuevo modelado matemático para un USV. En segundo lugar, dada la diversidad de enfoques para evitar obstáculos que actualmente pueden ser implementados en distintos tipos de embarcaciones, en este trabajo se propone un nuevo método de autotuning para algoritmos reactivos aplicados a USVs. De este modo, es posible asistir a los diseñadores en la elección de un algoritmo reactivo para una embarcación concreta y, a su vez, acelerar el proceso de presintonía necesario para su implementación en el vehículo real. Por último, en este trabajo se propone un nuevo algoritmo reactivo específicamente diseñado para USVs. Este algoritmo es fácilmente aplicable, pues no requiere de un modelado matemático previo de la embarcación ni de sus controladores. En su lugar, en este trabajo se propone un nuevo modelado estimado para el sistema en lazo cerrado, el cual es utilizado para estimar posibles trayectorias futuras que el USV podría seguir si existe riesgo de colisión. Además, este algoritmo reactivo tiene en cuenta los errores de predicción debidos a la incertidumbre presente en el modelado matemático y, a su vez, incorpora nuevas aportaciones con el objetivo de reducir su tiempo de ejecución. Todas las aportaciones anteriores son presentadas en detalle y evaluadas mediante simulaciones numéricas. Los resultados obtenidos muestran su utilidad y competitividad para los USVs. Finalmente, se detallan varias líneas futuras que podrían generar nuevas aportaciones al estado del arte.

Agradecimientos

En primer lugar, cabe destacar que este trabajo no se habría realizado sin la financiación económica del programa de tesis industriales ofrecido por la Universidad de Cádiz y Navantia. Por ello, agradezco a todas las personas implicadas en estas tesis doctorales industriales la oportunidad que me han dado.

En segundo lugar, tengo que agradecer a toda mi familia y amigos el apoyo y el cariño recibido. Quiero destacar principalmente a mi pareja, padres y hermana, ellos han escuchado charlas muy largas sobre esta tesis (demostrando una paciencia infinita) y me han ofrecido unos consejos que me han guiado hasta donde estoy hoy, muchas gracias familia. Por otro lado, a mis amigos, con ellos he compartido muchos momentos felices: días de escalada, fútbol de futbols, juegos de mesa, cenas y, en general, muchas risas. La lista, por fortuna, la considero muy larga como para nombrarlos, pero gracias, me habéis dado momentos de desconexión que son oro cuando no sabes como salir del bucle.

En tercer lugar, y no por ello menos importante, quiero agradecer la implicación de mis directores de tesis y de mis tutores. Manolo, Jesús, Alberto y Agustín, gracias por todos los momentos dedicados al desarrollo de esta tesis. Vuestro carácter personal y cercanía, junto con las charlas técnicas mantenidas, han sido realmente enriquecedoras y han contribuido notablemente al desarrollo de este trabajo.

En cuarto lugar, quiero agradecer a los compañeros del grupo de investigación GAPSIS toda lo aprendido desde el año 2015, así como el apoyo y los recursos ofrecidos para realizar esta tesis. Además, también quiero destacar el arropo que mis compañeros de Navantia me dieron desde el minuto 1, acogiéndome como un ingeniero más. Muchísimas gracias a las dos partes implicadas en mi día a día durante el desarrollo de esta tesis, me he sentido realmente cómodo.

Para terminar, me gustaría agradecer a la Universidad de Cádiz, concretamente al Departamento de Ingeniería Automática, Electrónica, Arquitectura y Redes de Computadores, la financiación económica de los dos artículos publicados a partir de los desarrollos de esta tesis doctoral. Además, también quiero destacar la rápida gestión y revisión de dichos artículos por parte del departamento de I+D+i de Navantia Sistemas, gracias por el trato recibido.

Índice general

Declaración de Autoría	III
Abstract	VII
Resumen	IX
Agradecimientos	XI
Índice de figuras	XVII
Índice de tablas	XXI
Lista de Siglas	XXIII
1. Estado del Arte	1
1.1. Introducción	1
1.2. Definición General del Problema de Evitación de Obstáculos	5
1.2.1. Contexto	5
1.2.2. Problema	6
1.2.3. Solución	6
1.3. Evitación de Obstáculos en Robótica Móvil	6
1.3.1. Campos Potenciales Clásicos y Generalizados	7
1.3.2. Campo Virtual de Fuerzas	7
1.3.3. Ventana Dinámica	8
1.3.4. Histograma de Campo Vectorial	9
1.3.5. Cono de Colisión	10
1.3.6. Obstáculos con Velocidad	10
1.3.7. Método de Restricción de obstáculos	12
1.4. Sistemas de Evitación de Obstáculos aplicados a USVs	12
1.4.1. Enfoque de Kuwata et al.	12
1.4.2. Enfoque de H. Mousazadeh et al.	14
1.4.3. Enfoque de P. Agrawal and J. M. Dolan	14
1.4.4. Enfoque de P. Tang et al.	15
1.4.5. Enfoque de M. Abdelaal et al.	15
1.4.6. Enfoque de Y. Xue et al.	16
1.4.7. Enfoque de J. Zhang et al.	17
1.4.8. Enfoque de X. Wang et al.	17
1.4.9. Enfoque de Y. Zhao et al.	17
1.4.10. Enfoque de W. Naeem et al.	18
1.4.11. Enfoque de L. P. Perera et al	19
1.4.12. Enfoque de Y. He et al.	19
1.4.13. Enfoque de T. A. Johansen et al.	20

1.5. Líneas generales de algoritmos reactivos aplicados a USVs	21
2. Contexto, Motivación y Objetivos	23
2.1. Contexto y Motivación	23
2.2. Objetivos	25
2.2.1. Objetivos Específicos	25
Estudio del Estado del Arte	25
Modelado matemático de un vehículo marino de superficie	25
Diseño de un sistema de control para vehículos marinos de superficie	25
Modelado realista del sistema de detección de obstáculos	26
Escenarios de validación	26
Adaptación de algoritmos evolutivos al autotuning de algoritmos reactivos	27
Desarrollo de un sistema de evitación de obstáculos estáticos robusto para USVs	27
2.3. Consideraciones	27
2.4. Justificación de recursos disponibles	28
2.5. Organización del resto del trabajo	28
3. Entorno de Simulación para USVs	29
3.1. Introducción	29
3.2. Modelado del USV	30
3.2.1. Controladores de Rumbo y Velocidad	34
3.3. Modelado Simplificado de un Sensor LIDAR	35
3.4. Escenarios de Obstáculos Estáticos para Algoritmos Reactivos	38
3.5. Generador de Matrices de Probabilidad de Ocupación	41
3.6. Conclusiones del Entorno de Simulación	43
4. AutoTuning de Algoritmos Reactivos aplicados a USVs	45
4.1. Introducción	45
4.2. Métodos de Evitación de Obstáculos Estáticos	46
4.2.1. Algoritmo LROABRA	46
4.2.2. Campos Potenciales Aplicados a USVs	48
4.2.3. Vector Field Histogram Plus	51
4.3. Método Flexible para el AutoTuning de Algoritmos Reactivos	54
4.4. Resultados del AutoTuning	56
4.5. Conclusiones del Método de AutoTuning	63
5. Sistema Robusto y Reactivo para Evitar Obstáculos Estáticos en USVs	65
5.1. Introducción	65
5.2. Nuevo Algoritmo RRSOAS	66
5.2.1. Discretización Eficaz del Espacio de Decisión	67
5.2.2. Predictor de Trayectorias Basado en un Modelo Estimado del Lazo Cerrado	69
Modelo Estimado del Lazo Cerrado	69
Predictor de Trayectorias con un Horizonte Variable	73
5.2.3. Sistema Robusto de Comprobación de Colisiones a partir de MPOs	74
Forma Asociada al Vehículo Variable en Función del Paso de Predicción	75
Nueva Caracterización Basada en Fuerzas Repulsivas y Tiempos Estimados de Colisión	76
5.2.4. Sistema Heurístico de Guiado y Evitación de Obstáculos	78
5.3. Resultados obtenidos por el RRSOAS	79

5.3.1.	Estudio de Prestaciones	81
5.3.2.	Análisis de Robustez	84
5.4.	Conclusiones específicas del algoritmo RRSOAS	87
6.	Conclusiones y Trabajos Futuros	91
6.1.	Conclusiones Generales	91
6.2.	Principales Líneas Futuras	93
6.2.1.	Ampliar el Entorno de Simulación para USVs	93
	Generador de Escenarios Aleatorios Dinámicos	93
	Modelado Simplificado del Sistema de Detección de Obstáculos Dinámicos	94
	Generador de Escenarios Mixtos	94
6.2.2.	Ampliaciones y Mejoras para el Autotuning	95
	Evaluación en un USV real	95
	Consideración de escenarios mixtos	95
	Mejora basada en robustez	96
6.2.3.	Evaluación y Mejoras del RRSOAS	96
6.2.4.	Nuevo Enfoque para Evitar Obstáculos Dinámicos en USVs	98
	Clasificación de buques objetivo según las COLREGS	98
	Buques objetivo en situación de proximidad	99
	Buques objetivo en situación de riesgo de colisión	102
	Buques objetivo en situación de segura	103
6.2.5.	Ampliación del Sistema Heurístico de Evitación y Guiado	103
	Modo Funcionamiento Preventivo	103
	Modo Obstáculos en Proximidad	105
	Modo de Emergencia	105
6.2.6.	Algoritmo Reactivo para USVs en Modo Posicionamiento Dinámico	105
	Bibliografía	107

Índice de figuras

1.1. Registro de buques con sistema AIS (Automatic Identification System) en zona europea [3], 16/11/2018 a las 10:40PM.	1
1.2. Estructura general de las interacciones entre: sistemas de guiado, sistema navegación o detección y sistema de control, [1].	2
1.3. Partes principales que componen un sistema CAS de un USV.	3
1.4. Sensores utilizados para conocer el estado del buque y el entorno que lo rodea.	3
1.5. Esquema funcional de los controladores de rumbo y velocidad de una embarcación.	4
1.6. Interacción entre los sistemas de un vehículo marino de superficie no tripulado.	4
1.7. (a) USV CITIUS. Primer USV español desarrollado por la empresa Navantia. (b) Calzoni USV. Sistema no tripulado italiano utilizado como detector de minas. (c) Lake Wivenhoe USV de la Universidad de Queensland (Australia).	5
1.8. (a) Robot o sistema en un entorno desconocido con la misión de llegar hasta el objetivo, [16]. (b) Solución obtenida por el método de evitación de obstáculos para guiarlo.	6
1.9. Comparativa de la trayectoria generada por los campos potenciales clásicos (a) y los generalizados (b), [58].	7
1.10. Esquema funcional del método VFF, [32].	8
1.11. (a) Espacio de velocidades que contiene al conjunto de velocidades resultante (V_r) de la intersección de V_a , V_s y V_d . Estos conjuntos son obtenidos a partir del escenario mostrado en (b), donde el sistema circula por un pasillo y debe alcanzar el objetivo (target).	8
1.12. Función de coste usada en la Ventana Dinámica para el escenario de la Figura 1.11, la función de la derecha es suavizada mediante un filtrado pasa bajas.	9
1.13. (a) Distribución de obstáculos alrededor del sistema. (b) Histograma polar sobre el que se escoge la dirección de evitación (k_{sol}), considerando todas aquellas que no sobrepasan un umbral de ocupación (<i>Threshold</i>) y sus alineaciones con el objetivo (k_{target}), [16].	9
1.14. En sombreado se muestra el cono de colisión entre el sistema O y el obstáculo circular F (cuyo vector velocidad es V_F), [62].	10
1.15. (a) Sistema A y el obstáculo B avanzando a velocidad constante, [34]. (b) Representación del obstáculo B en el espacio de velocidades del sistema A . (c) Extensión del VO para múltiples obstáculos usando la suma de Minkowski.	11
1.16. (a) Creación de dos conjuntos: velocidades de colisión inminentes y velocidades con colisiones lejanas. (b) Intersección entre el espacio de velocidades alcanzables RV_A y VO_B	11
1.17. Waypoint objetivo <i>Goal</i> , distribución de waypoints temporales: x_1 , x_2 , x_3 y x_4 , conjunto de direcciones permitidas S_D y no permitidas S_{nD} , y solución obtenida θ_{sol} , [16].	12
1.18. Simulaciones realizadas en [17] combinando el método VO con las COLREGS.	13
1.19. Embarcaciones utilizadas en las pruebas de mar [17]: (a) USV, (b) buque obstáculo de 12-m y (c) buque obstáculo de 7-m.	13

1.20. COLREGS para evitar abordajes: (a) Cruce por la derecha, (b) Cruce por la izquierda, (c) Alcance y (d) Vuelta encontrada, [17].	13
1.21. Kayak de 1.8 metros de eslora empleando en las pruebas de mar. La fotografía superior muestra el sistema autónomo y la inferior el tele-operado (barco objetivo), [36].	14
1.22. Pruebas reales en entorno marino [44]: (a) Evitación de obstáculos estáticos a alta velocidad. (b) Modelo del entorno utilizado por el algoritmo reactivo. . . .	15
1.23. (a) Aplicación de campos potenciales clásicos a la evitación de obstáculos en USVs. (b) Escenario de simulación con obstáculos móviles y línea de costa, [38].	16
1.24. Simulación con múltiples obstáculos móviles, [18].	18
1.25. Clasificación del tipo de encuentro según las demoras relativas entre buques, [73].	19
1.26. Diferentes etapas posibles en el encuentro de dos buques, [73].	20
1.27. Escenarios con obstáculos cambiado aleatoriamente el rumbo y la velocidad, [20].	21
2.1. USV Vendaval del Puerto de Ceuta, primer vehículo marino de superficie no tripulado que opera en España [78].	24
3.1. Sistemas de referencia ejes tierra (x_E, y_E) , ejes cuerpo (x_B, y_B) y ejes horizonte local (x_L, y_L) , donde β es el ángulo de deslizamiento.	30
3.2. Puntos de equilibrio del Modelo (3.1) obtenidos al discretizar y estudiar el rango de operación de su actuador.	32
3.3. Variación de las constantes de tiempo efectivas del Modelo (3.1) linealizado en diferentes puntos de su rango de operación.	33
3.4. Simulaciones numéricas del Modelo (3.1) al someterlo a diferentes pruebas de mar: (a) Curvas de evolución. (b) Maniobra espiral. (c) Maniobras de zig-zag. Se mantiene $n_c = 2430$ RPM.	33
3.5. Puntos Detectados (3.16) por el modelo del sensor LIDAR en diferentes instantes de simulación T_{sim}	38
3.6. Escenarios de obstáculos estáticos utilizados en este trabajo para evaluar las prestaciones de los algoritmos reactivos aplicados a USVs.	39
3.7. Muestra de escenarios generada de forma aleatoria, en la cual se ha fijando $\Theta_E = (8 \ 20 \ 300 \ 75 \ 25)$	41
3.8. Escenario de obstáculos, puntos detectados (3.16) y matriz de ocupación.	42
4.1. Modelado del entorno utilizado por el algoritmo LROABRA [44].	46
4.2. Implementación del algoritmo LROABRA adaptado al entorno de simulación para USVs propuesto en este trabajo.	48
4.3. Campos potenciales clásicos modificados para ser usados como sistema de evitación de obstáculos estáticos en USVs, [38].	49
4.4. Implementación de los campos potenciales como algoritmos de evitación de obstáculos adaptados al entorno de simulación para USVs propuesto en este trabajo.	51
4.5. De derecha a izquierda, trayectorias aproximadas del sistema: VFH [61] vs VFH+ [33].	52
4.6. Adaptación del algoritmo VFH+ disponible en [106] al entorno de simulación para USVs propuesto en este trabajo.	53
4.7. Trayectorias del USV (3.1, 3.7) al aplicar cada algoritmo reactivo (LROABRA, PF, GPF y VFH+) autoajustado por el método ATESOA propuesto en este trabajo. .	57
4.8. Trayectorias del USV (3.1, 3.7) al aplicar los métodos LROABRA, PF, GPF y VFH+ en escenarios distintos a los usados para su autoajuste.	61

4.9.	Trayectorias del USV (3.1, 3.7) al aplicar los métodos: LROABRA, PF y GPF, los cuales han sido autoajustados sobre los mismo escenarios motrados.	62
5.1.	Esquema funcional del RRSOAS: entradas/salidas y los subsistemas principales.	67
5.2.	Discretización del Espacio (5.1) fijando: $\chi(k) = 0^\circ$, $n_\chi = 9$, $\tau_\chi = 1.7$ y $n_U = 2$. .	69
5.3.	Comparativa de las series temporales obtenidas al realizar simulaciones numéricas con el USV (3.1), (3.3) y (3.7) vs el nuevo ECLM (5.13). Dos series: identificación y validación.	72
5.4.	Elipses variables obtenidas a lo largo de un horizonte de predicción M^{ic} . El número de puntos utilizado para discretizar el perímetro se ha fijado en $n_\epsilon = 32$.	76
5.5.	Fuerzas de repulsión en función de: distancia recorrida por el USV a lo largo de una trayectoria futura, máxima probabilidad de ocupación en cada paso de predicción y n_d	77
5.6.	RRSOAS en un instante de simulación. Se muestra la evolución de las consignas de rumbo y velocidad, la trayectoria del USV, la traslación de las predicciones a la matriz de probabilidad de ocupación (Estimated Future Collisions (EFC) y Selected Future Path (SFP)) y la Heurística (5.37).	80
5.7.	Comparativa del algoritmo RRSOAS funcionando con dos modelos de predicción: el nuevo ECLM (5.13) y el MUSV (3.1), (3.3), (3.4) y (3.7). Los parámetros de ajuste usados quedan recogidos en la Tabla 5.1.	82
5.8.	Variación de los tiempos medios de ejecución del RRSOAS en función del número de consignas de gobierno alternativas (n_c) y el número de puntos (n_ϵ) utilizados para discretizar la elipse que modela la forma del USV.	84
5.9.	Trayectorias seguidas por el USV (3.1) al ser guiado de forma autónoma por los algoritmos reactivos: VFH+ y RRSOAS. Para el RRSOAS se muestran los resultados obtenidos con dos ajustes: uno en base a prestaciones y otro más conservador.	87
6.1.	Trayectorias límite de un buque objetivo en base a la traza estimada (posición, velocidad y dimensión), un radio de seguridad y sus varianzas de estimación. .	100
6.2.	Nota de trabajo. En azul aparecen las zonas ADOTBO superpuestas, en rojo el buque objetivo estimado, en negro el buque objetivo real, P es el punto de estudio, P_0 el origen del sistema de coordenadas polares, P_{BO} la posición estimada del buque objetivo, R_n^k el radio que determina la posición estimada del buque en un instante k y J_p^k la probabilidad asignada a P	101
6.3.	Volumen de ocupación generado al solapar las zonas ADOTBO, trayectoria futura que seguiría el buque objetivo en base a las estimaciones y trayectoria real.	101

Índice de tablas

3.1.	Parámetros de la embarcación <i>Viknes 830</i> en unidades internacionales [43].	31
3.2.	Parámetros del modelo USV propuesto en este trabajo.	34
3.3.	Parámetros de los controladores de rumbo y velocidad.	35
4.1.	Vectores de parámetros obtenidos en el autotuning realizado en los escenarios 1, 2 y 3.	58
4.2.	Indicadores (4.21) obtenidos por cada método de evitación de obstáculos en los escenarios 1, 2 y 3.	59
4.3.	Indicadores (4.21) del guiado del USV realizado por los algoritmos reactivos: LROABRA, PF, GPF y VFH+, sobre escenarios distintos a los usados para su autotuning.	60
4.4.	Vectores de parámetros obtenidos para los métodos LROABRA, PF y GPF autoajustados sobre los escenarios 4 y 5.	63
4.5.	Indicadores (4.21) obtenidos en el guiado del USV realizado por los métodos LROABRA, PF y GPF en los escenarios 4 y 5.	63
5.1.	Parámetros del RRSOAS en unidades internacionales. El algoritmo ha sido ajustado sobre el escenario 3 de la Figura 3.6.	80
5.2.	Indicadores (5.42) obtenidos por el algoritmo RRSOAS con cada modelo de predicción. Estos indicadores caracterizan las trayectorias mostradas en la Figura 5.7.	82
5.3.	Indicadores (5.42) obtenidos por cada algoritmo reactivo en el guiado del USV sobre los escenarios establecidos en el capítulo 3. Los resultados recogidos de los algoritmos VHF+ [33, 106] y LROABRA [44] han sido obtenidos en el capítulo 4.	83
5.4.	Indicadores obtenidos por los algoritmos reactivos para cada muestra de cien escenarios aleatorios parametrizada en función de U_{goal} y V_c . Los indicadores: <i>Éxito</i> , <i>Stop</i> y <i>Colisión</i> están expresados en porcentajes	85
5.5.	Indicadores promedio de los novecientos escenarios mostrados en la Tabla 5.4.	86

Lista de Siglas

ADAM	Automation Development for Autonomous Mobility
ADOTBO	Área de Densidad de Ocupación Temporal del Buque Objetivo
AG	Algoritmo Genético
AIS	Automatic Identification System
ANFIS	Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
ASR	Accessible Sweep Region
BO	Buque Objetivo
BOE	Buque Objetivo Estimado
CAS	Collision Avoidance System
CCA	Collision Cone Approach
CITIUS	Command and control Integration and Training Interoperable Unmanned Systems
CPA	Closed Points of Approach
CR	Collision Risk
CS	Closer-quarter Situation
DAE	Dominio Amplio de la Embarcación
DCPA	Distance Closed Point of Approach
DDS	Discrete Decision Space
DE	Dominio de la Embarcación
DP	Dynamic Positioning
ECLM	Estimated Closed-Loop Model
EOD	Evitación de Obstáculos Dinámicos
EOE	Evitación de Obstáculos Estáticos

ER	Evidencial Reasoning
EFC	Estimated Future Collisions
FAVENTAN	Funciones Avanzadas para Vehículos No Tripulados en el Ámbito Naval
GAPSIS	Grupo de Automática, Procesamiento de Señales e Ingeniería de Sistemas
GPF	Generalized Potential Fields
GPS	Global Positioning System
HILS	Hardware In-the-Loop Simulation
ID	Immediate Danger
IO	Identificador del Obstáculo
INS	Inertial Navigation System
LIDAR	Laser Imaging Detection And Ranging
LOD	Lista de Obstáculos Dinámicos
LOS	Line-Of-Sight
LROABRA	Local Reactive Obstacle Avoidance Based on Region Analysis
MIMO	Multi- Input-Multi-Output
MDPI	Molecular Diversity Preservation International
MPO	Matriz de Probabilidad de Ocupación
MUSV	Model of Unmanned Surface Vehicle
NMPC	Nonlinear Model Predictive Control
OMI	Organización Marítima Internacional
PF	Potential Fields
PRC	Potential Risk of Collision
RADAR	RAdio Detection And Ranging
ROV	Remotely Operated Vehicle
RRSOAS	Robust Reactive Static Obstacle Avoidance System
RPM	Revolución Por Minuto
SAE	Sum Absolute Error
SD	Ship Domain

SEO	Sistema de Evitación de Obstáculos
SEOD	Sistema de Evitación de Obstáculos Dinámicos
SEOE	Sistema de Evitación de Obstáculos Estáticos
SFP	Selected Future Path
SHEG	Sistema Heurísticos de Evitación y Guiado
SISO	Single-Input-Single-Output
SMC	Sliding Mode Controller
SONAR	SOund Navigation And Ranging
SP	Situación de Proximidad
SRC	Situación de Riesgo de Colisión
SS	Situación Segura
TCPA	Time Closed Point of Approach
UIC	Unidad de Innovación Conjunta
USV	Unmanned Surface Vehicle
VC	Velocidad de Colisión
VD	Velocidad Divergente
VFF	Virtual Force Fields
VFH	Vector Field Histogram
VFH+	Vector Field Histogram Plus
VNP	Velocidad que No da Prioridad
VO	Velocity Obstacles
VP	Velocidad que da Prioridad

Capítulo 1

Estado del Arte

1.1. Introducción

El desarrollo de vehículos marinos de superficie no tripulados o USVs (Unmanned Surface Vehicles) es, a día de hoy, un campo de investigación activo y en crecimiento. Esto se debe a que las aplicaciones de un USV son muy amplias, pues abarcan desde el control medioambiental, pasando por multitud de aplicaciones científicas y comerciales, hasta cuestiones de seguridad nacional y vigilancia [1]. Además, puesto que la mayor parte de la superficie del planeta está cubierta por agua, y dada la intensiva actividad humana desarrollada en estas zonas, es natural que se persiga aumentar la seguridad marítima. Esto queda recogido por la OMI (Organización Marítima Internacional) como sigue: “El transporte marítimo es quizás el más internacional de todos los grandes sectores comerciales del mundo, y uno de los más peligrosos”, [2]. Como muestra de ello, en la Figura 1.1 puede verse la actividad marítima europea durante un día laboral [3].

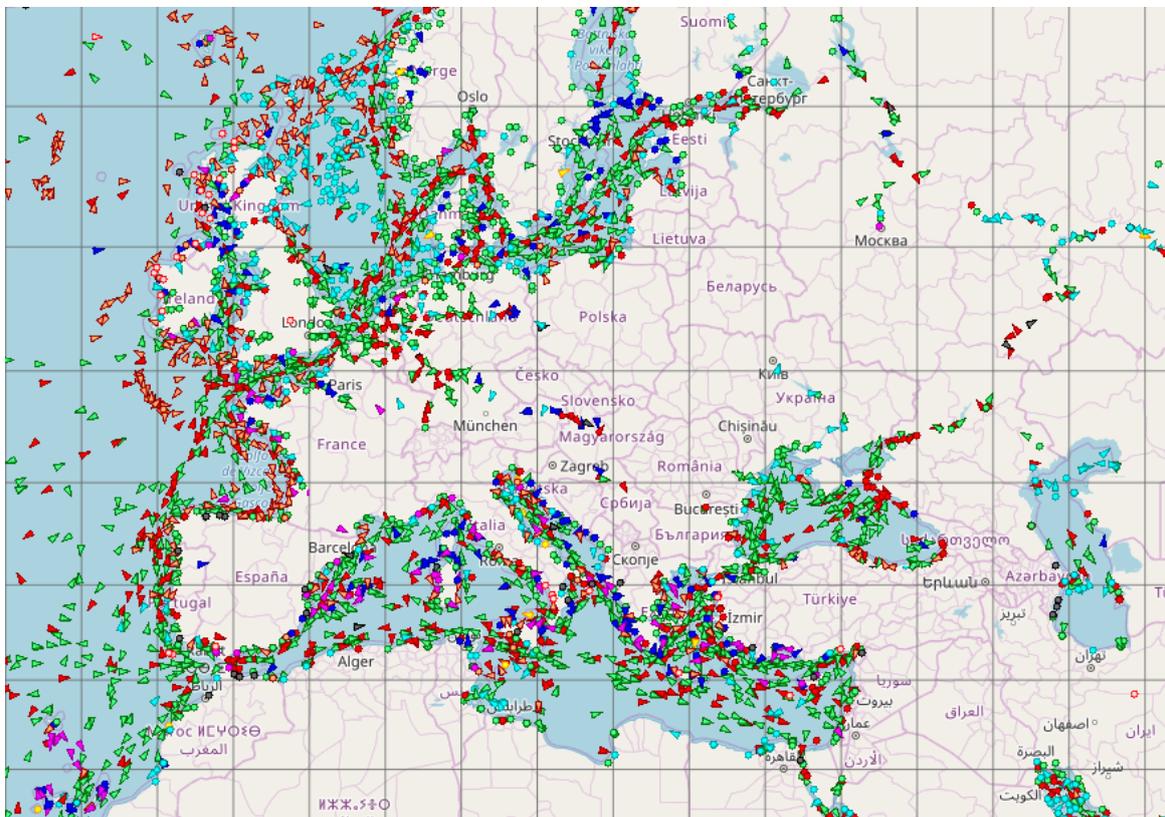


Figura 1.1. Registro de buques con sistema AIS (Automatic Identification System) en zona europea [3], 16/11/2018 a las 10:40PM.

Con el objetivo de evitar abordajes, la OMI en 1960 elaboró un conjunto de reglas internacionales para la seguridad de la vida humana en el mar (Convenio SOLAS), [2]. Actualmente, el conjunto de reglas vigente para evitar los abordajes en el mar es conocido como COLREGS [5], convenio creado en 1972 con el objetivo de actualizar y sustituir al Convenio SOLAS. Sin embargo, como Statheros et al. [4] destacan, el 56 % de todas las colisiones que se producen en el mar son debidas a una violación de las COLREGS. Por lo tanto, es imprescindible que un sistema USV cumpla con dicha normativa. Pero, como puede intuirse, este reglamento no ha sido pensado para aplicarlo a sistemas autónomos, pues hace alusión a muchos aspectos cualitativos de la navegación como, y se cita textualmente; “Si las circunstancias del caso lo permiten, toda maniobra que se efectúe para evitar un abordaje será llevada a cabo en forma clara, con la debida antelación y respetando las buenas prácticas marineras”, [5]. Aspectos como este dificultan el desarrollo de vehículos marinos no tripulados completamente autónomos. Aunque no solo la parte correspondiente a la normativa supone un reto. Hoy por hoy, el desarrollo técnico necesario para lograr que un buque sea completamente autónomo no está solucionado. Para mostrar la cantidad de tareas o cuestiones técnicas requeridas, en la Figura 1.2 pueden verse los diferentes subsistemas necesarios para conseguir un vehículo marino de superficie no tripulado. En concreto, estas partes quedan recogidas por un único sistema, comúnmente definido como sistema CAS (Collision Avoidance System), ver Figura 1.3.

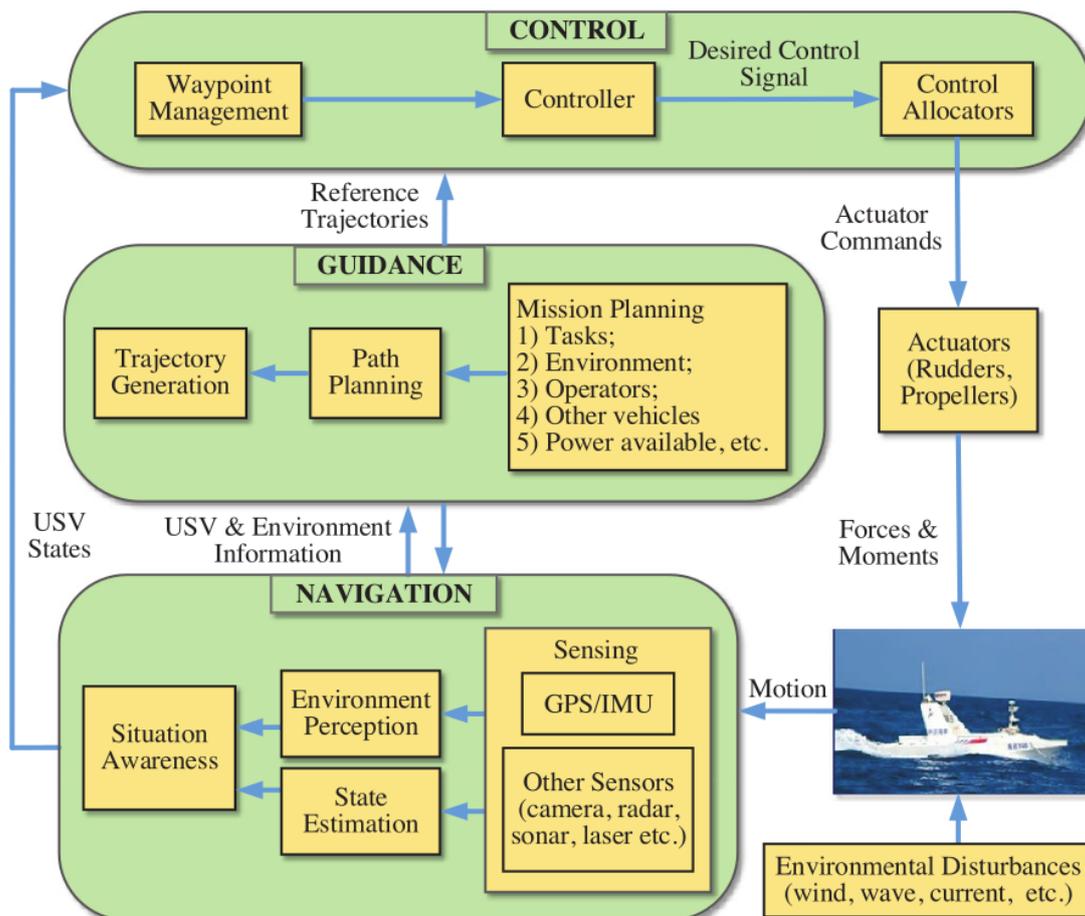


Figura 1.2. Estructura general de las interacciones entre: sistemas de guiado, sistema navegación o detección y sistema de control, [1].

Como paso previo a la exposición de la línea central de este trabajo, es conveniente presentar los campos principales en los que se puede dividir un sistema CAS, [1,6,7].

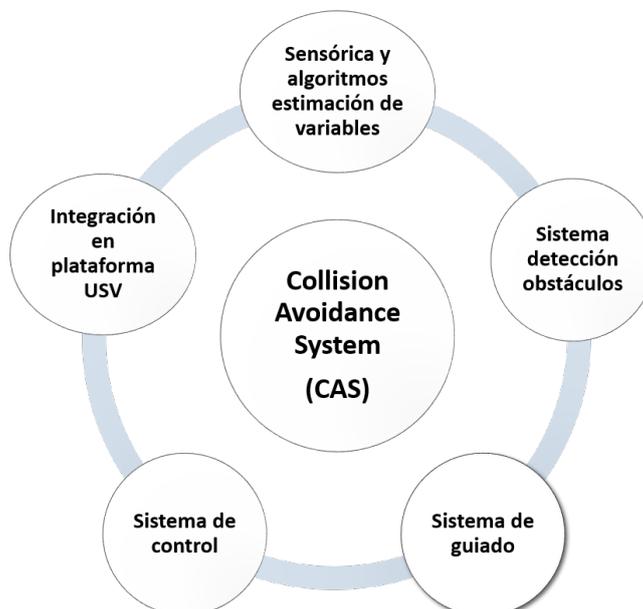


Figura 1.3. Partes principales que componen un sistema CAS de un USV.

- Sensores.** Son necesarios para conocer el estado del buque y el entorno en el que este se encuentra. Los sensores más empleados en este tipo de sistemas son: RADAR (Radio Detection And Ranging), INS (Inertial Navigation System), GPS (Global Positioning System), LIDAR (Laser Imaging Detection And Ranging), SONAR (SOund Navigation And Ranging), cámaras y sensores ambientales (viento y corrientes), ver Figura 1.4.



Figura 1.4. Sensores utilizados para conocer el estado del buque y el entorno que lo rodea.

- Sistema de Estimación.** Teniendo en cuenta la información entregada por el INS, el GPS, los sensores ambientales y el modelo matemático de la embarcación [8,9], este sistema estima las variables de estado del USV.
- Sistema de Detección.** Su objetivo es construir un modelo del entorno que rodea al vehículo [10–15]. Para ello, fusiona la información entregada por los sensores, el sistema AIS y otras fuentes de datos disponibles (cartas náuticas, vector de estado estimado, etc.).

- Sistema de Guiado.** En base al modelo del entorno generado por el sistema de detección, el sistema de guiado solicita unas consignas de rumbo y velocidad que guíen al USV de forma segura hasta su objetivo [7–9, 12, 13, 16–25]. A su vez, este sistema está formado por tres partes principales: planificación de caminos, seguimiento de caminos y evitación de obstáculos (algoritmos reactivos).
- Sistema de Control.** Debe garantizar que la embarcación alcanza las consignas solicitadas por el sistema de guiado, ver Figura 1.5. Para ello, el algoritmo de control modifica los actuadores (propulsión y timón) en función de las consignas solicitadas y el vector de estado [8, 9, 26].

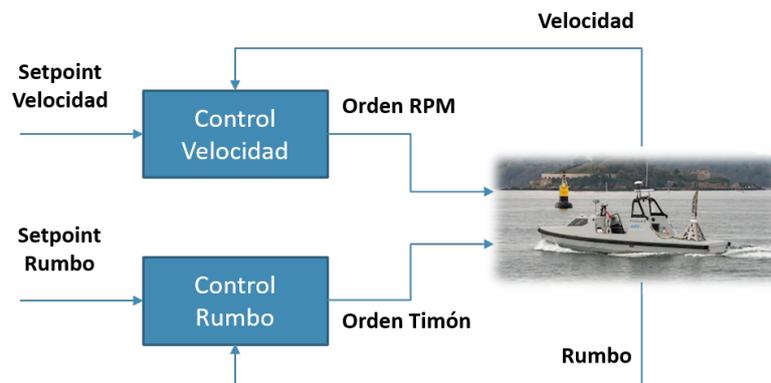


Figura 1.5. Esquema funcional de los controladores de rumbo y velocidad de una embarcación.

- Integración en la Plataforma Marina.** Representa el hardware y el software necesarios para realizar la integración del sistema CAS con la plataforma del USV [1, 6, 7].

Todos estos sistemas interactúan en tiempo real con el objetivo de dotar a la embarcación de autonomía. Estas interacciones, descritas en los ítems anteriores, son mostradas de forma detalla en la Figura 1.6. Por lo tanto, el grado de autonomía del vehículo queda condicionado al nivel de desarrollo de cada parte, así como a la suma del conjunto.

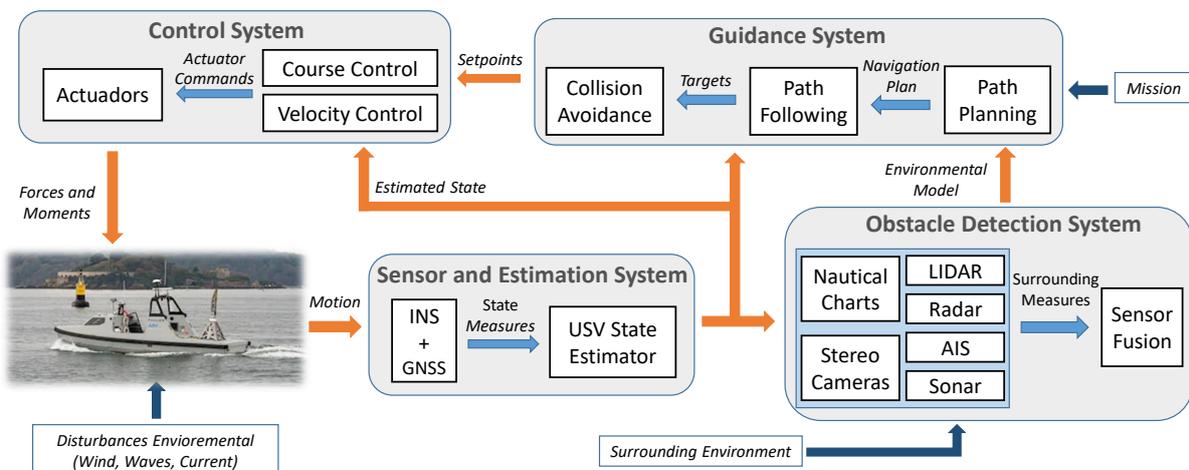


Figura 1.6. Interacción entre los sistemas de un vehículo marino de superficie no tripulado.

Cabe señalar que, actualmente, no existe un USV cuyos subsistemas (Figura 1.6) alcancen un grado de desarrollo suficiente para ser considerado completamente autónomo. Sin embargo,

hay múltiples prototipos de carácter comercial, militar o de investigación, ver Figura 1.7. Gracias a este tipo de embarcaciones, se está avanzando en el desarrollo de los sistemas de estimación, control, guiado y detección empleados en USVs.

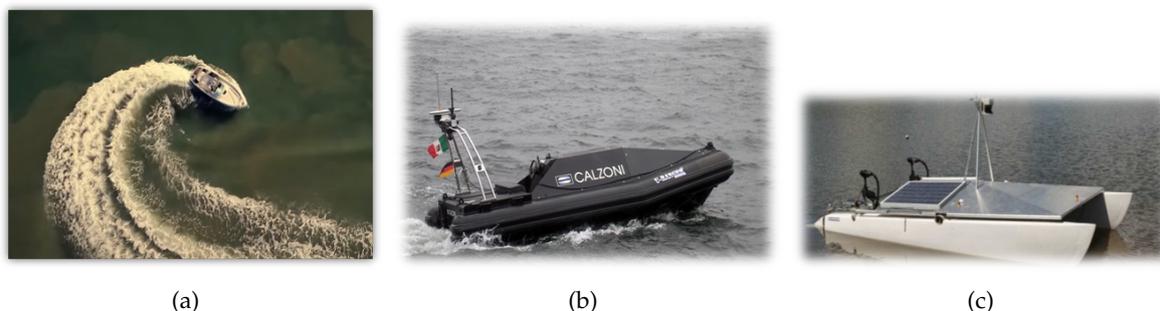


Figura 1.7. (a) USV CITIUS. Primer USV español desarrollado por la empresa Navantia. (b) Calzoni USV. Sistema no tripulado italiano utilizado como detector de minas. (c) Lake Wivenhoe USV de la Universidad de Queensland (Australia).

Presentadas las partes fundamentales de un sistema CAS, es posible señalar que la presente tesis está ubicada en el sistema de guiado de un USV. De forma somera, estos sistemas de guiado constan de tres subsistemas, ver Figura 1.6. En primer lugar, los algoritmos de planificación [7, 12, 22, 27, 28] generan caminos libres de colisiones con los obstáculos conocidos que, a su vez, llevan al vehículo hasta su objetivo. Definido un camino, los algoritmos de seguimiento modifican el rumbo y la velocidad del USV para seguirlo [8, 9, 21, 29]. Por último, ante la presencia de obstáculos desconocidos por el planificador, los algoritmos reactivos utilizan la información del sistema de detección de obstáculos (generada a partir de las medidas de los sensores) para modificar las consignas de dirección/velocidad con el objetivo de evitar una colisión [13, 16–20, 23, 30–34]. De todos los subsistemas mostrados en la Figura 1.6, este trabajo está centrado en los Sistemas de Evitación de Obstáculos (SEOs) aplicados a USVs [13, 15, 17–20, 28, 29, 35–51]. En concreto, se realizará el estudio, la implementación, el desarrollo y el autoajuste de diferentes algoritmos de Evitación de Obstáculos Estáticos (EOE), los cuales pueden ser combinados con otros métodos de Evitación de Obstáculos Dinámicos (EOD) para garantizar una navegación segura considerando la normativa COLREGS. De forma tangencial, en este trabajo también estudiará el modelado matemático de embarcaciones [8, 9, 26, 52–54], así como los sistemas de control de rumbo y velocidad. Pues ambos son necesarios para obtener un entorno de simulación realista sobre el que estudiar y desarrollar SEOs para USVs. Además, también será necesario utilizar herramientas de Geometría Computacional [55] para poder realizar el modelado de la sensoria en el entorno de simulación.

1.2. Definición General del Problema de Evitación de Obstáculos

A continuación se introduce de forma genérica el problema que debe resolver un sistema de evitación de obstáculos.

1.2.1. Contexto

El sistema estudiado A es considerado como un sólido rígido moviéndose en el espacio W , [16]. Dada su naturaleza, o sus grados de libertad, A dispondrá de un espacio de configuración CS , en el cual un estado en un tiempo t queda definido por q_t . Para dicha configuración el sistema ocupará un espacio $A(q_t) \in W$. Además, el vehículo dispone de una serie de sensores

con los que modelar el entorno que le rodea. Por lo tanto, para cada q_t una porción del espacio es medida $S(q_t) \in W$ y, dentro de esta, puede haber un espacio ocupado por obstáculos $O(q_t) \in W$, véase Figura 1.8a. Por otro lado, el sistema A dispone de una serie de entradas de control u , las cuales pueden ser modificadas en cada instante t en función de la configuración del sistema $u(q_t)$. Dicha modificación provocará, durante un tiempo T , que el sistema describa una trayectoria a través de su espacio de configuración hasta llegar a $q_{t+T} = f(u, q_t, T)$. Esta trayectoria incluye un conjunto de configuraciones Q_{t+T} perteneciente a CS .

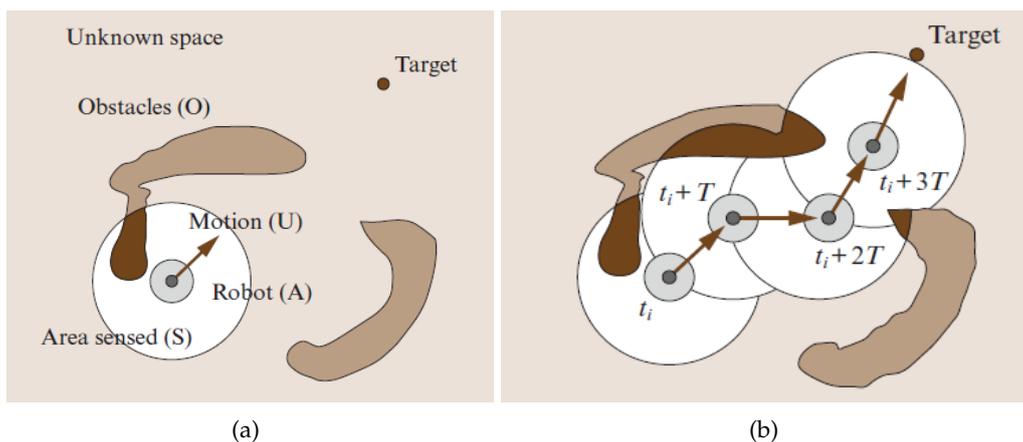


Figura 1.8. (a) Robot o sistema en un entorno desconocido con la misión de llegar hasta el objetivo, [16]. (b) Solución obtenida por el método de evitación de obstáculos para guiarlo.

1.2.2. Problema

Alcanzar una configuración objetivo q_{target} desde una configuración inicial $q_{inicial}$. De forma más detallada, en un tiempo t_i el sistema A posee la configuración q_{ti} y en dicha configuración obtiene las medidas $S(q_{ti})$ de su entorno, en las cuales se detectan una serie de obstáculos $O(q_{ti})$. Con dicha información, y conociendo la cinemática y dinámica del sistema, se deben generar unas entradas de control $u(q_{ti})$ que hagan que el sistema avance hacia la configuración objetivo a través de una trayectoria libre de obstáculos.

1.2.3. Solución

El resultado de resolver este problema en cada periodo de muestreo T_m generará una secuencia de comandos de control $\{u_i, u_{i+1}, \dots, u_n\}$ que consiguen que el sistema evite los obstáculos detectados por los sensores y, a la vez, lo hacen progresar hacia la configuración objetivo q_{target} , ver Figura 1.8b.

1.3. Evitación de Obstáculos en Robótica Móvil

Con el fin de ofrecer una visión de conjunto, y antes de profundizar en los algoritmos reactivos utilizados en USVs, es necesario acudir a la teoría de evitación de obstáculos desarrollada en robótica móvil; pues la mayoría de los sistemas CAS aplicados a USVs están fundamentados en conceptos o métodos de este campo. Para ello, cabe mencionar el trabajo realizado en [16], en el cual los autores recogen las técnicas de evitación de obstáculos o algoritmos reactivos más destacados.

1.3.1. Campos Potenciales Clásicos y Generalizados

El enfoque de evitación de obstáculos más empleados en robótica móvil es el de los campos potenciales [56]. Fue desarrollado en 1985 por O. Khatib [31]. Este método realiza una analogía física, en ella el sistema se mueve a través del espacio de configuración bajo el empuje de un campo de fuerza virtual. En dicho campo, la configuración objetivo ejerce una fuerza de atracción sobre el sistema, mientras que los obstáculos ejercen una fuerza de repulsión en función de la distancia, estos son conocidos como campos potenciales clásicos, los cuales no consideran la dinámica del sistema al generar la fuerza ejercida por los obstáculos. Dada esta limitación, Krogh [57] generaliza el método considerando la transición de un sistema dinámico por su espacio de configuración desde un estado inicial a un estado final. Para ello, introduce la idea fundamental de que el campo de potencial no debe depender únicamente de la posición del sistema, sino que también debe considerar su velocidad instantánea y su aceleración máxima. De esta forma, si el sistema no se mueve o se aleja de los obstáculos estos no afectan a la trayectoria generada al aplicar las consignas de control u calculadas. Este resultado, entre otras aportaciones relevantes, es verificado en [58], donde el autor centra su investigación en la comparación de estos dos métodos.

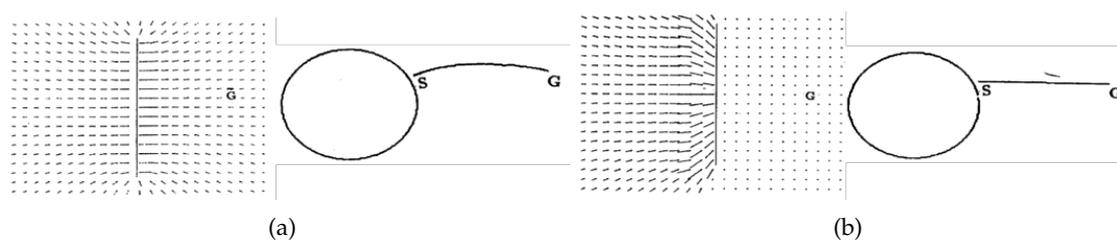


Figura 1.9. Comparativa de la trayectoria generada por los campos potenciales clásicos (a) y los generalizados (b), [58].

Por último, cabe añadir que los campos potenciales no consideran obstáculos móviles, pero hay trabajos en los que se amplía la zona de ocupación del obstáculo para poder abordar este problema [59].

1.3.2. Campo Virtual de Fuerzas

Otro de los métodos más empleados en robótica móvil para la evitación de obstáculos es el VFF (Virtual Force Fields) [32]. Este enfoque integra los campos potenciales clásicos [31] con las matrices de ocupación [10] (empleadas en robótica móvil para representar el entorno alrededor del sistema). En concreto, en este método la matriz de ocupación (o rejilla de certeza) divide el espacio en cuadrados de la misma dimensión, a cada cuadrado se le denomina celda. Cada celda contiene un valor que mide la confianza de que exista un obstáculo.

Enfoque muy práctico, pues en sistemas que están continuamente muestreando el entorno pueden producirse falsos positivos de obstáculos de forma aleatoria. Cada detección de un obstáculo producirá que la celda incremente su valor. De este modo, los obstáculos reales son detectados continuamente y producen valores altos en las celdas, mientras que los falsos positivos producen valores muy bajos. Cada celda ocupada aplica una fuerza de repulsión al sistema, cuya magnitud es proporcional al contenido de la celda e inversamente proporcional al cuadrado de la distancia entre el sistema y dicha celda. La fuerza resultante de repulsión sobre el sistema viene dada por la suma vectorial del conjunto de fuerzas individuales ejercidas por cada celda, véase Figura 1.10. Por otro lado, el objetivo ejerce una fuerza de atracción de magnitud constante sobre el sistema, cuya dirección y sentido dependen de la posición relativa

entre el objetivo y el sistema. Como se muestra en la Figura 1.10, la suma de estas dos fuerzas provoca la fuerza resultante sobre el sistema, la cual es empleada para obtener la velocidad de giro del sistema como señal de control u .

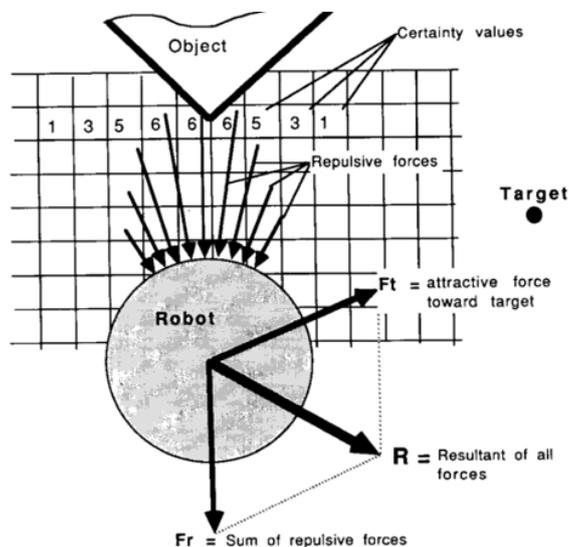


Figura 1.10. Esquema funcional del método VFF, [32].

1.3.3. Ventana Dinámica

Otro enfoque que debe ser destacado es el de la Dynamic Window [30], en el cual la búsqueda de comandos de control se realiza directamente en el espacio de velocidades. Dicho espacio de velocidades puede apreciarse en la Figura 1.11, donde el eje x representa velocidades de rotación y el eje y representa la velocidad lineal del sistema. Además, este espacio está restringido por tres factores: velocidades límite del sistema V_s , velocidades alcanzables por el sistema en el siguiente periodo de muestreo V_d y velocidades seguras ante colisión V_a . Para el cálculo de este último conjunto el algoritmo supone que las trayectorias descritas por el sistema son circulares o rectilíneas.

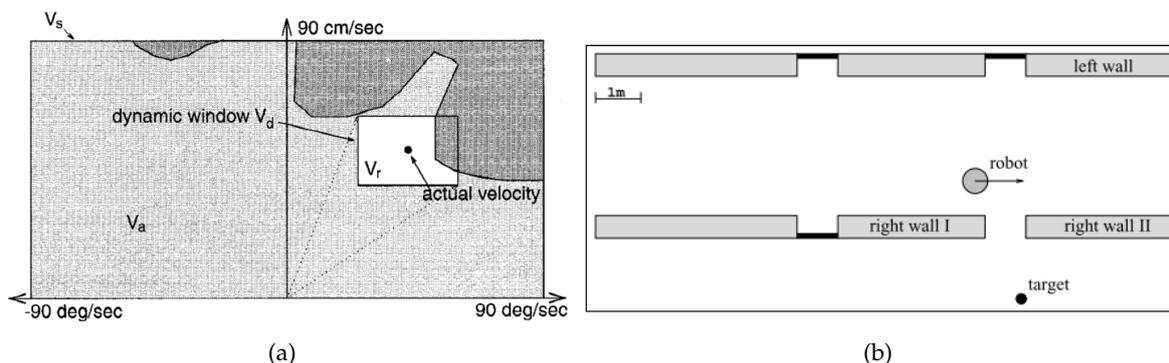


Figura 1.11. (a) Espacio de velocidades que contiene al conjunto de velocidades resultante (V_r) de la intersección de V_a , V_s y V_d . Estos conjuntos son obtenidos a partir del escenario mostrado en (b), donde el sistema circula por un pasillo y debe alcanzar el objetivo (target).

De forma más concreta, el algoritmo tiene dos fases; primero define el conjunto resultante de velocidades alcanzables y seguras (V_r) y, en segundo lugar, maximiza una heurística para elegir un par de velocidades de control (velocidad angular y velocidad lineal del sistema). En

la heurística se utiliza una función de coste que considera: velocidad lineal, alineación del sistema con el objetivo y distancia de colisión. Además, los autores proponen un filtrado pasa bajas a dicha función de coste para eliminar el ruido de los sensores de detección, ver Figura 1.12.

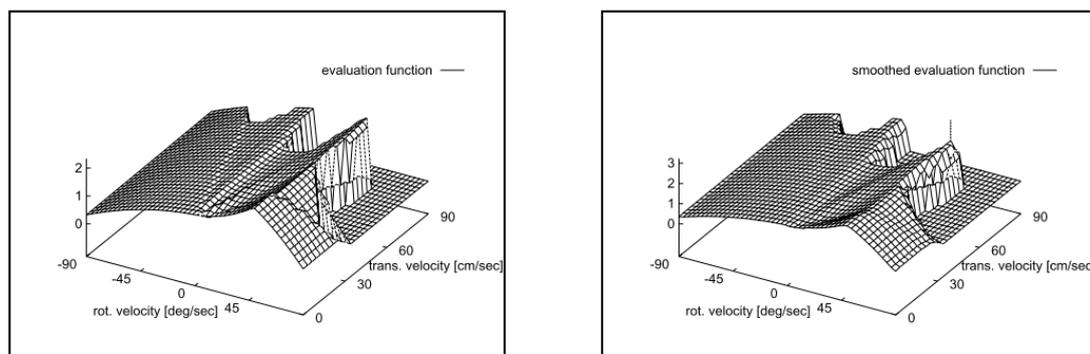


Figura 1.12. Función de coste usada en la Ventana Dinámica para el escenario de la Figura 1.11, la función de la derecha es suavizada mediante un filtrado pasa bajas.

En cuanto al modelo del entorno empleado en este método es bastante simple: cada obstáculo es considerado como una línea. Un método bastante similar es "The Curvature-Velocity Method for Local Obstacle Avoidance" planteado por los autores en [60], en el cual consideran a los obstáculos como círculos.

1.3.4. Histograma de Campo Vectorial

El método VFH (Vector Field Histogram) divide el espacio en sectores usando un histograma polar cuyo sistema de coordenadas queda centrado en el vehículo, [61]. Cada componente de este histograma representa la densidad de obstáculos en un sector polar. Como se muestra en la Figura 1.13, el histograma obtenido tendrá picos (alta densidad de ocupación) y valles (baja densidad de ocupación). El conjunto de direcciones candidatas queda restringido por un umbral de densidad (parámetro de ajuste). Tras esto, se emplea una heurística para seleccionar la dirección objetivo, si es viable, o la dirección más alineada con el objetivo en caso contrario. Posteriormente, este método es mejorado significativamente y pasa a denominarse VFH+ [33].

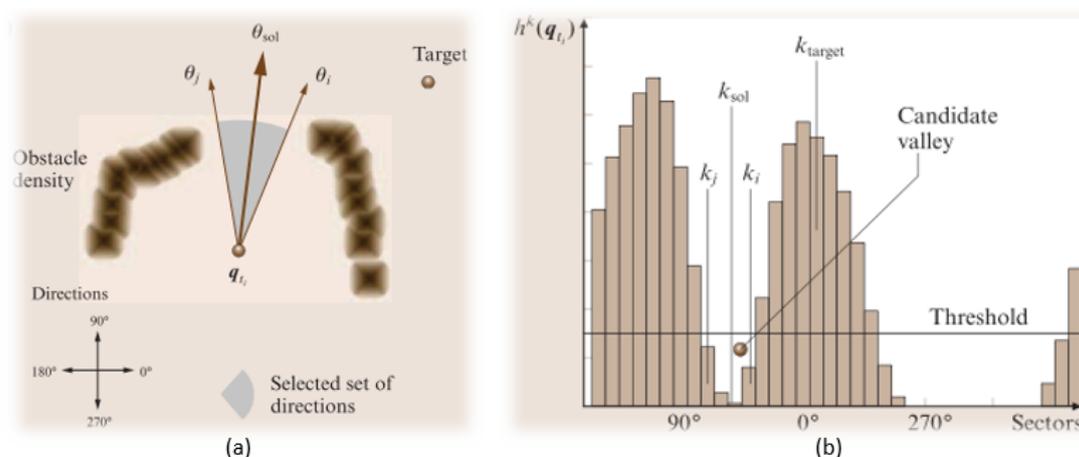


Figura 1.13. (a) Distribución de obstáculos alrededor del sistema. (b) Histograma polar sobre el que se escoge la dirección de evitación (k_{sol}), considerando todas aquellas que no sobrepasan un umbral de ocupación ($Threshold$) y sus alineaciones con el objetivo (k_{target}), [16].

1.3.5. Cono de Colisión

Existen varios métodos que emplean conos de colisión para tratar el problema de entornos dinámicos en la evitación de obstáculos, uno de los más destacados es el CCA (Collision Cone Approach) [62]. Este método extrapola la teoría, bien definida en aeronáutica, del guiado de misiles al campo de la robótica, pues se basa en la idea de que la evitación de colisiones y la intercepción de objetos móviles son dos partes del mismo problema. El planteamiento se basa en objetos móviles moviéndose a velocidades constantes detectados en cada periodo de muestreo. Sobre cada uno de los objetos móviles se plantea la Line-Of-Sight (LOS) y, con una base matemática detallada y no trivial, se genera un cono de colisión como el mostrado en la Figura 1.14. Dicho cono de colisión define el conjunto de direcciones para el módulo de velocidad actual del sistema que provocarán una colisión futura. Del mismo modo, los autores también definen el conjunto de módulos de velocidad que, manteniendo la dirección actual de la velocidad, generarán una colisión futura. El modelo del entorno utilizado en este método es bastante flexible, pues admite obstáculos circulares o con formas irregulares. Aunque, para facilitar los cálculos, los autores recomiendan aproximar los objetos irregulares como un conjunto de círculos, para ello proponen el método definido en [63]. Además de la forma del obstáculo, se necesita conocer su posición y su vector velocidad.

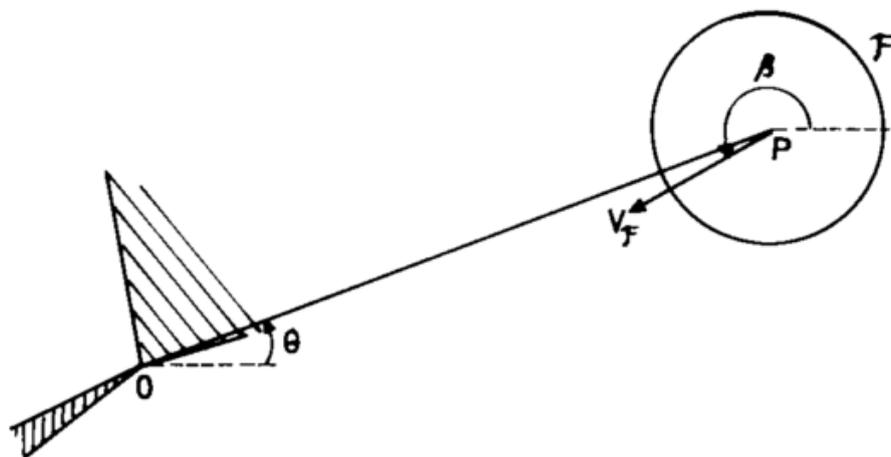


Figura 1.14. En sombreado se muestra el cono de colisión entre el sistema O y el obstáculo circular F (cuyo vector velocidad es V_F), [62].

1.3.6. Obstáculos con Velocidad

El método VO (Velocity Obstacles) [34], al igual que el anterior, también define un cono de colisión para cada obstáculo móvil. La diferencia entre ambos radica principalmente en el planteamiento; mientras el CCA se plantea analíticamente, el VO tiene un planteamiento geométrico. En concreto, el VO se basa en un espacio de velocidades vectorial, en el cual cada velocidad queda definida por su módulo, su dirección y su sentido, véase la Figura 1.15. Como puede apreciarse, las tangentes al obstáculo forman el cono de colisión $CC_{A,B}$. Si la velocidad relativa $V_{A,B}$ cae dentro del cono de colisión $CC_{A,B}$, se producirá una colisión futura entre A y B. Además, como se muestra en la Figura 1.15c, esta información puede expresarse en función de la velocidad absoluta del sistema (V_A) empleando la suma de Minkowski [55], lo cual permite obtener VOs para múltiples objetos en movimiento.

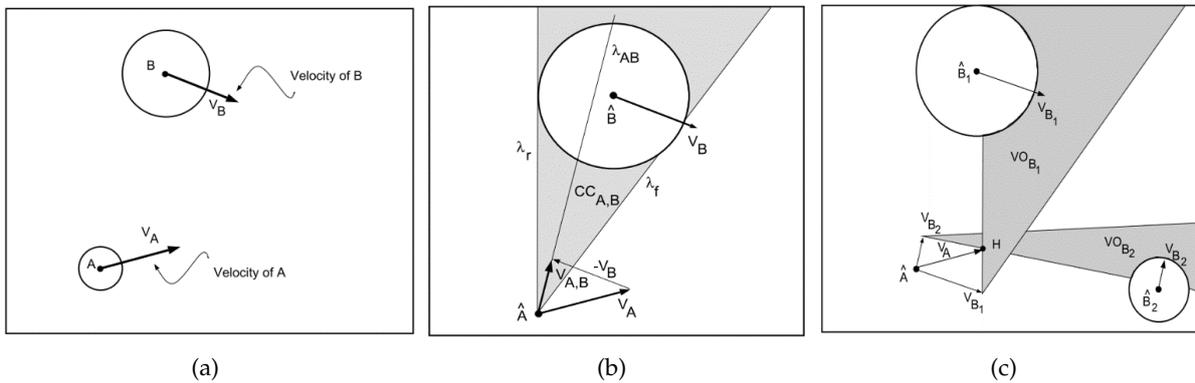


Figura 1.15. (a) Sistema A y el obstáculo B avanzando a velocidad constante, [34]. (b) Representación del obstáculo B en el espacio de velocidades del sistema A . (c) Extensión del VO para múltiples obstáculos usando la suma de Minkowski.

Además, el método propone un horizonte temporal como parámetro de ajuste para discernir entre colisiones inmediatas y colisiones lejanas, véase Figura 1.16a. Por otro lado, se debe añadir que la dinámica del sistema también es trasladada al espacio de velocidades, definiendo así el conjunto vectorial de velocidades alcanzables RV_A . De esta forma, únicamente se evalúan el conjunto vectorial de velocidades que el sistema podrá alcanzar en el siguiente periodo de muestreo. La principal ventaja de este método es que su planteamiento geométrico permite discernir entre cuatro conjuntos de velocidades diferentes: velocidades divergentes S_d (alejan al sistema del obstáculo), velocidades que cruzan por delante del obstáculo S_f , velocidades que cruzan por detrás del obstáculo S_r y velocidades de colisión VO_B , ver Figura 1.16b.

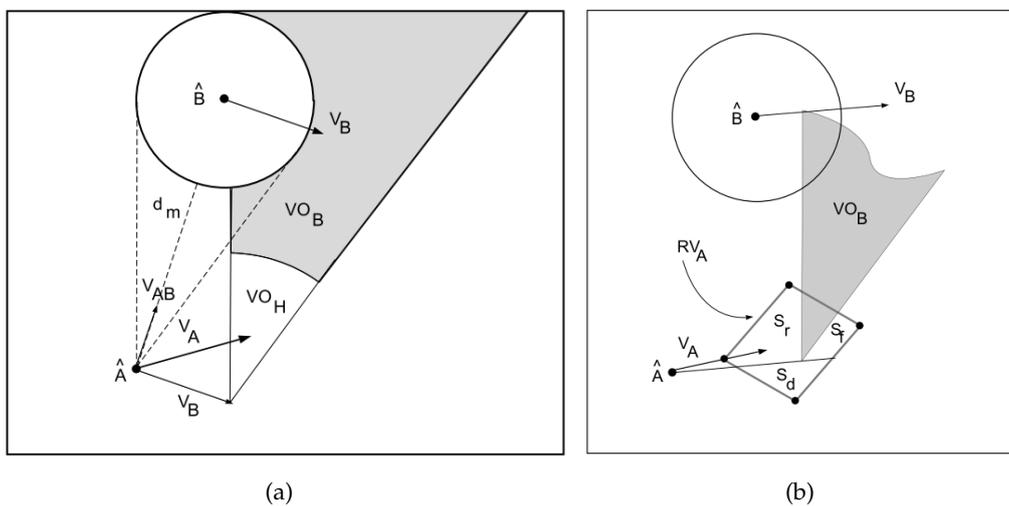


Figura 1.16. (a) Creación de dos conjuntos: velocidades de colisión inminentes y velocidades con colisiones lejanas. (b) Intersección entre el espacio de velocidades alcanzables RV_A y VO_B .

Este enfoque ha sido ampliamente estudiado y mejorado para aplicaciones concretas, obteniéndose versiones posteriores como: [64–67], en las cuales se consideran obstáculos con aceleración y/o con la capacidad de reaccionar ante el riesgo de colisión, aunque la idea base es la expuesta arriba.

1.3.7. Método de Restricción de obstáculos

El Obstacle-Restriction Method [68] no es tan ampliamente usado en robótica móvil como los presentados anteriormente. Aunque, debido a que su planteamiento, puede adaptarse fácilmente a la forma en que los USVs siguen rectas en el mar usando un sistema de seguimiento de caminos o Look-Ahead, [21]. En concreto, este enfoque de evitación de obstáculos divide el problema en tres etapas. En primer lugar, si no es posible alcanzar el objetivo directamente, el método genera un conjunto de waypoints auxiliares y, de entre ellos, escoge el más cercano al objetivo. Tras esto, cada obstáculo restringe los rumbos que el sistema puede tomar, evitando así que el vehículo se dirija hacia los obstáculos. Por último, del conjunto de rumbos resultante (rumbos permitidos) se escoge el más alineado con el waypoint temporal seleccionado o con el objetivo si fuese alcanzable, ver Figura 1.17. Por otro lado, la velocidad del sistema es inversamente proporcional a la distancia al obstáculo más cercano.

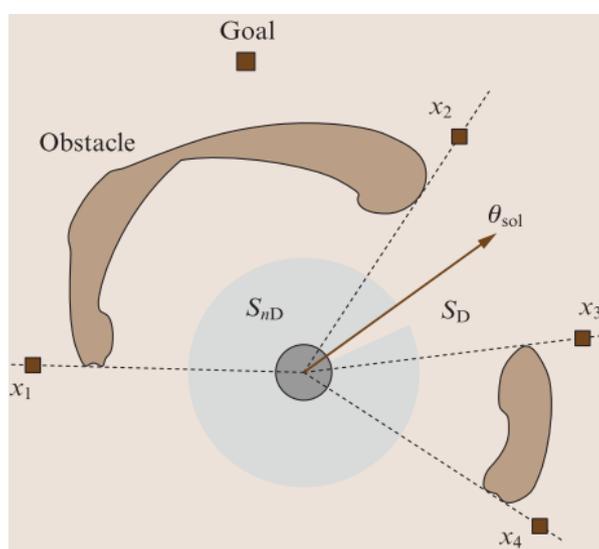


Figura 1.17. Waypoint objetivo *Goal*, distribución de waypoints temporales: x_1 , x_2 , x_3 y x_4 , conjunto de direcciones permitidas S_D y no permitidas S_{nD} , y solución obtenida θ_{sol} , [16].

1.4. Sistemas de Evitación de Obstáculos aplicados a USVs

Al igual que ocurre con los métodos reactivos utilizados en robótica móvil, existe una gran diversidad de enfoques empleados como sistemas de evitación de obstáculos para USVs. Como muestra de esta diversidad, a continuación se realiza un breve análisis individual de algunos de los métodos reactivos empleados en USVs. Cabe destacar que la mayoría de estos enfoques están basados en métodos reactivos de la robótica móvil [16], algoritmos heurísticos simplificados previamente utilizados en planificación de caminos [12] o fundamentos extraídos del control predictivo [69].

1.4.1. Enfoque de Kuwata et al.

En [17] los autores proponen un sistema de evitación de obstáculos para USVs basado en el método Velocity Obstacles [34]. Como puede apreciarse en la Figura 1.18, y tal como especifican en [17], se requiere que el sistema de detección proporcione la posición del centro del obstáculo, su vector velocidad y una aproximación (lo más ajustada posible) de su forma. Además, el método considera el error presente en las estimaciones de las velocidades de los obstáculos.

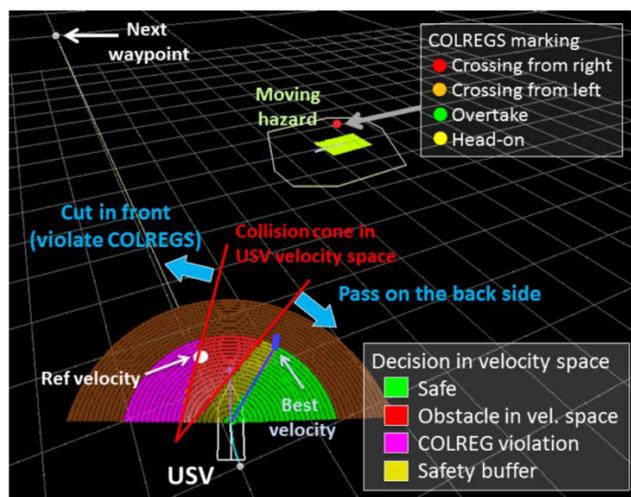


Figura 1.18. Simulaciones realizadas en [17] combinando el método VO con las COLREGS.

Es un trabajo completo en lo referido a la evitación de obstáculos dinámicos en mar abierto. Pues, además de emplear simulaciones numéricas, validan su método en pruebas de mar donde el USV se encuentra con dos embarcaciones y evita con éxito las posibles colisiones cumpliendo las COLREGS, véase Figura 1.19. Aunque, como inconveniente, no considera la presencia de escenarios estáticos complejos (como líneas de costa). Debido a esto, tampoco tiene en cuenta la dinámica del sistema, pues en situaciones de mar abierto (con varias millas náuticas de distancia) los tiempos de establecimiento de la embarcación pueden despreciarse.

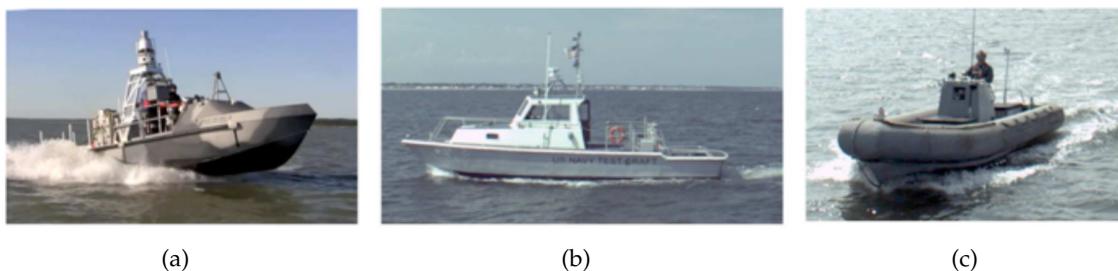


Figura 1.19. Embarcaciones utilizadas en las pruebas de mar [17]: (a) USV, (b) buque obstáculo de 12-m y (c) buque obstáculo de 7-m.

Por otro lado, consideran que para evitar abordajes el USV debe seguir las COLREGS mostradas en la Figura 1.20. Aunque no detallan como identifican cada tipo de encuentro, se basan en la posición relativa entre los dos buques y sus rumbos.

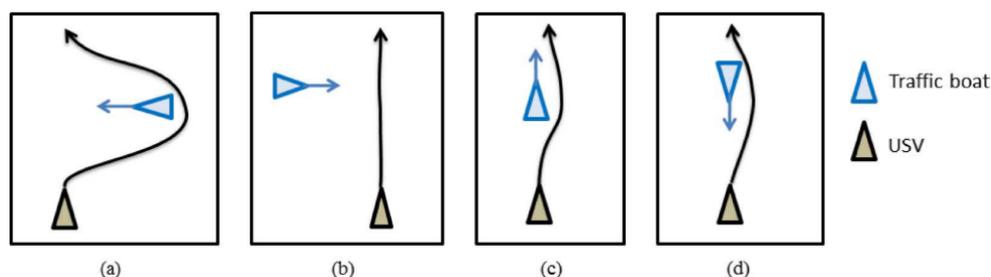


Figura 1.20. COLREGS para evitar abordajes: (a) Cruce por la derecha, (b) Cruce por la izquierda, (c) Alcance y (d) Vuelta encontrada, [17].

1.4.2. Enfoque de H. Mousazadeh et al.

Su sistema de evitación de obstáculos [41] está basado en el método reactivo de los campos potenciales clásicos [31], el cual combinan con el algoritmo Search ball [70] para salvar el problema de los mínimos locales. Según su enfoque, cada obstáculo detectado es clasificado como estático o dinámico. Además, a partir del sistema de detección, suponen disponibles: ancho del obstáculo, posición del obstáculo y su vector velocidad. En cuanto al tratamiento de cada tipo de obstáculo, en caso de ser un obstáculo fijo se aplican campos potenciales clásicos, mientras que para obstáculos móviles se realizan giros de 45° grados para evitarlos (a izquierda o derecha según convenga). Los autores validan el método con un catamarán, aunque no consideran situaciones en las que haya presencia de escenarios estáticos complejos. Como posible mejora, se debe destacar que el algoritmo no cumple con las COLREGS. Además, tampoco considera incertidumbre o errores de medida en el modelo del entorno entregado por el sistema de detección.

1.4.3. Enfoque de P. Agrawal and J. M. Dolan

Trabajo centrado en el seguimiento de un buque objetivo por parte de un USV [36], estimando para ello la trayectoria de dicho buque a partir de simulaciones de Monte Carlo. Aun así, con el fin de garantizar la seguridad del USV, desarrollan un sistema de evitación de obstáculos basado en el algoritmo A* [12], el cual mejoran usando el método Artificial Terrain Costs para el tratamiento de obstáculos dinámicos y la adición de las COLREGS. Como entradas, suponen disponibles: una matriz de ocupación 3D (x, y, t) , la posición, la forma y las velocidades (lineal y angular) de cada obstáculo, así como un modelo dinámico y el vector de estado del USV. Los autores validan el método mediante simulaciones numéricas, así como con el sistema real mostrado en la Figura 1.21, en escenarios con obstáculos fijos y móviles.

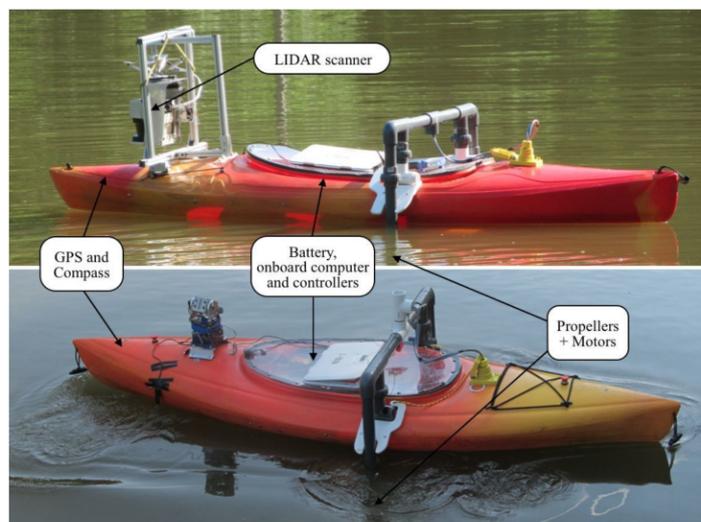


Figura 1.21. Kayak de 1.8 metros de eslora empleando en las pruebas de mar. La fotografía superior muestra el sistema autónomo y la inferior el tele-operado (barco objetivo), [36].

Cabe destacar que, sin tener en cuenta los errores presentes en las medidas o estimaciones, estos autores suponen conocido el entorno y el vector de estado de cada obstáculo. Por lo tanto, los resultados que obtienen no serían extrapolables a un escenario real, donde las estimaciones realizadas por el sistema de detección contiene incertidumbre debida a las limitaciones de los sensores. Por otro lado, tampoco detallan como realizan la implementación de las COLREGS.

1.4.4. Enfoque de P. Tang et al.

Método reactivo para USVs con la capacidad de obstáculos estáticos a alta velocidad [44]. Su enfoque comparte los fundamentos del método genérico Obstacle-Restriction Method [68], el cual es combinado con una ventana dinámica [30]. Esta ventana dinámica queda definida por la aceleración angular máxima del USV y se usa para explorar las direcciones candidatas en la evitación de obstáculos estáticos (el método no considera obstáculos móviles). Por otro lado, la velocidad del USV se hace inversamente proporcional a la distancia de los obstáculos, al igual que en [68]. El sistema de guiado es validado mediante simulaciones numéricas y en pruebas de mar realizadas con el sistema real, véase Figura 1.22.

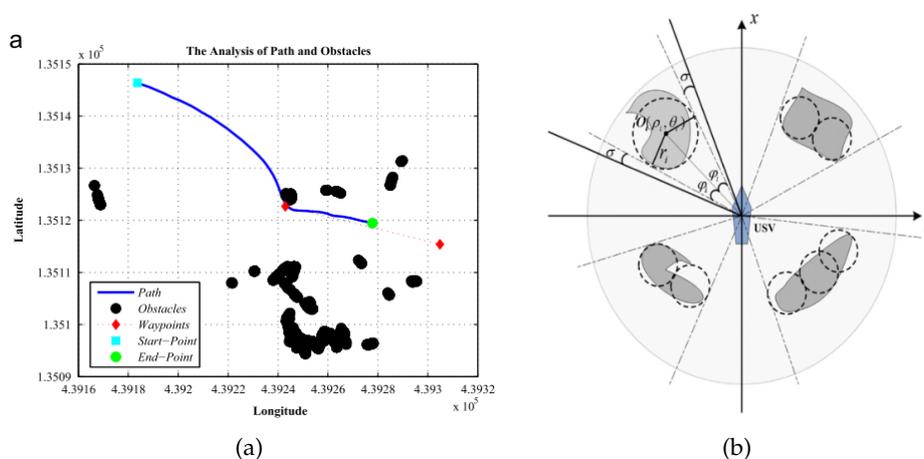


Figura 1.22. Pruebas reales en entorno marino [44]: (a) Evitación de obstáculos estáticos a alta velocidad. (b) Modelo del entorno utilizado por el algoritmo reactivo.

Como entradas, el algoritmo requiere un modelo del entorno basado en polígonos (convexos o no convexos), los cuales deben simplificarse aproximando cada polígono a un conjunto de círculos (ver Figura 1.22b), aunque los autores no definen el método usado en dicha aproximación. Por último, se debe señalar que no consideran la dinámica del USV ni los errores de estimación presentes en el modelo del entorno.

1.4.5. Enfoque de M. Abdelaal et al.

En [37] se integra el sistema de evitación de obstáculos con los controladores de rumbo y velocidad del USV. Para ello, como sistema de control se emplea la técnica NMPC (Nonlinear Model Predictive Control) [69], la cual permite plantear el control y la evitación de obstáculos como un problema de mínimos cuadrados con restricciones. De esta forma, la distancia entre el USV y los obstáculos queda impuesta como una restricción de desigualdad (considerando como círculos tanto al sistema como a los obstáculos). Además, puesto que es necesario conocer la trayectoria futura de todos los obstáculos móviles, se supone que los buques objetivo mantienen su rumbo y velocidad constante. Por otro lado, para añadir las COLREGS se simplifica el problema, asumiendo que se debe dar prioridad a las maniobras hacia estribor. En cuanto a la validación del método propuesto, los autores realizan simulaciones numéricas en las que emplean como sistema el modelo no lineal de un buque con tres grados de libertad (x, y, ψ) . Como aportación a destacar, en el trabajo se propone un observador no lineal para las perturbaciones externas [71]. Este observador se utiliza para calcular el par y las fuerzas provocadas por las perturbaciones ambientales (corriente, viento y oleaje) a lo largo de un

horizonte de predicción fijo. Por otro lado, se debe destacar que no se analiza el comportamiento del NMPC en escenarios complejos, solo se consideran cuatro escenarios básicos: obstáculos estáticos, vuelta encontrada, alcance y cruce, ver Figura 1.20. Aunque, como principal punto a mejorar, los autores no tienen en cuenta la incertidumbre presente en el modelado matemático del USV utilizado para diseñar el controlador predictivo. Además, tampoco consideran la incertidumbre presente en el modelo del entorno que estimaría un sistema de detección.

1.4.6. Enfoque de Y. Xue et al.

Los autores proponen en [38] un método reactivo basado en campos potenciales clásicos [31] para los obstáculos estáticos y en los fundamentos del Velocity Obstacles [34] para obstáculos móviles. Con este planteamiento, consideran escenarios en los que la costa es tomada como un conjunto de puntos y los obstáculos móviles como círculos, véase Figura 1.23. Por otro lado, realizan el análisis del sistema de evitación de obstáculos mediante simulaciones numéricas con un modelo matemático no lineal de tres grados de libertad (x, y, ψ) . Aunque los autores presentan un buen número de simulaciones, no definen de forma clara la interacción entre las fuerzas generadas por los campos potenciales y la acción realizada cuando existe riesgo de colisión con obstáculos móviles. Finalmente, como salida, se calculan una serie de waypoints para llevar al USV hasta el objetivo. Para este cálculo no consideran la dinámica del buque. En su lugar, identifican diferentes polinomios para obtener unos waypoints que no impliquen cambios abruptos en el rumbo. Tras esto, cada waypoint se utiliza para solicitar el rumbo del USV, el cual es fijado por un control PID que manipulan el ángulo de timón. Por otro lado, la velocidad del buque solo es modificada si no es posible evitar la colisión con un cambio de rumbo. En cuanto al tratamiento de las COLREGS, los autores definen cada tipo de encuentro basándose en los rumbos relativos y las velocidades relativas de los buques.

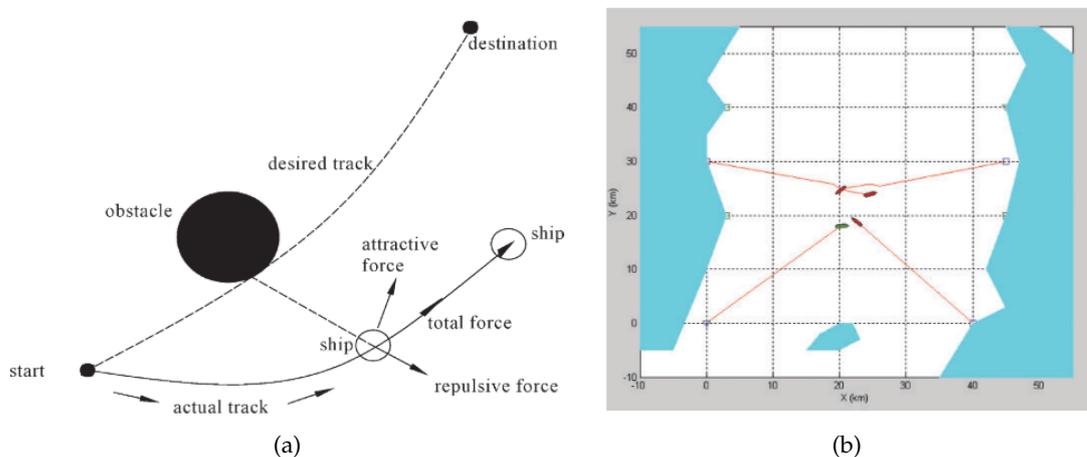


Figura 1.23. (a) Aplicación de campos potenciales clásicos a la evitación de obstáculos en USVs. (b) Escenario de simulación con obstáculos móviles y línea de costa, [38].

Cabe señalar que los autores no tienen en cuenta el error presente en el modelo del entorno ni las perturbaciones externas que afectan a la embarcación. Además, consideran que todos los buques reaccionarán para evitar la colisión, lo cual no siempre es cierto, pues esto dependerá del tipo de buque según se define en la normativa [5]. Como último apunte, aunque los autores plantean escenarios complejos (obstáculos estáticos y dinámicos), los obstáculos estáticos considerados son muy simples, ver Figura 1.23.

1.4.7. Enfoque de J. Zhang et al.

Método simple para evitar colisiones cumpliendo las COLREGS [39]. Se utiliza el ángulo de cruce entre dos buques (ángulo de intersección de sus rumbos) para definir el tipo de encuentro. Además, al igual que en los métodos de robótica móvil Collision Cone [62] o Velocity Obstacles [34], los autores discuten como afectará el realizar una maniobra de evitación basada en un cambio de rumbo o basada en un cambio de velocidad. Para ello, analizan la variación de los CPAs (Closed Points of Approach) futuros en cuatro casos prácticos. Tras dicho análisis, llegan a la conclusión de que un cambio de rumbo es apropiado si el ángulo de cruce es grande, mientras que para ángulos de cruce pequeños aminorando relativamente poco se obtienen buenos resultados. Por otro lado, los autores añaden que en situaciones de proximidad es necesario considerar la maniobrabilidad del buque. Para ello, proponen utilizar un modelo de primer orden para la dinámica del rumbo, aunque no definen como se integra dicho modelo en su algoritmo reactivo. Además, no detallan como identifican cada situación COLREGS y, aunque presentan varias simulaciones numéricas para validar su método, en todas ellas suponen que los buques llevan a bordo su sistema de evitación e informan a los demás barcos (no contempla incertidumbre en el modelo del entorno). Por último, tampoco consideran perturbaciones externas o escenarios con obstáculo estáticos complejos.

1.4.8. Enfoque de X. Wang et al.

En [42] no se ha desarrollado un método de evitación de obstáculos como tal, en su lugar, los autores proponen un sistema de apoyo para evitar colisiones en situaciones de proximidad entre buques (situación en la que dos buques no podrán pasar a una distancia segura si solo uno de ellos maniobra [5]). Para ello, los autores se basan en el cálculo del DCPA (Distance Closed Point of Approach) y el TCPA (Time Closed Point of Approach). Pero, a diferencia de la mayoría de los métodos que usan estos indicadores, en este trabajo se considera la dinámica del buque. Por lo tanto, se realiza un cálculo dinámico del DCPA y del TCPA, con el cual se ofrece un análisis más realista del resultado de aplicar un cambio de rumbo al buque. Esto es demostrado mediante simulaciones numéricas, en las cuales realizan el análisis de los principales indicadores de riesgo entre dos buques (distancia, DCPA, TCPA, demora relativa y velocidad relativa) para tres tipos de encuentro: vuelta encontrada, cruce y situación de alcance. Pese a no ser un método reactivo por sí mismo, el trabajo realizado ofrece un análisis a considerar en el diseño del sistema de guiado para USVs. Aunque se debe destacar que solo abarcan una posible solución del problema, el cambio de rumbo. Para ofrecer un enfoque completo en situaciones de proximidad, también se debería considerar la variación dinámica de DCPA y TCPA para cambios de velocidad o cambios de rumbo y velocidad.

1.4.9. Enfoque de Y. Zhao et al.

Los autores presentan un sistema de evitación de obstáculos que divide el problema en dos partes [18]. En primer lugar, crean una lista de prioridad en función del riesgo de colisión con cada buque objetivo. Para cuantificar el riesgo de colisión de cada buque utilizan la Evidential Reasoning (ER) Theory [72], en la cual consideran como factores claves: distancia mínima en el tiempo (DCPA), tiempo en el que ocurre dicha distancia (TCPA), distancia actual, demora relativa y ratio de velocidad (V_{USV}/V_{OBS}). Tras crear esta lista de prioridad, se analizan el conjunto de velocidades que puede alcanzar el USV, restringiendo aquellas que no cumplen las COLREGS con los respectivos buques. Para ello emplean el algoritmo ORCA [67], una versión posterior al VO [34] que considera que los otros buques también intentarán evitar la colisión. En caso de que el espacio de velocidades permitidas este vacío, se van eliminando obstáculos

desde la cola de la lista de prioridad. Como entradas de su algoritmo, es necesario conocer rumbo, velocidad y posición de los buques objetivo. Por último, para validar el sistema de guiado utilizan simulaciones numéricas con múltiples obstáculos móviles, véase Figura 1.24.

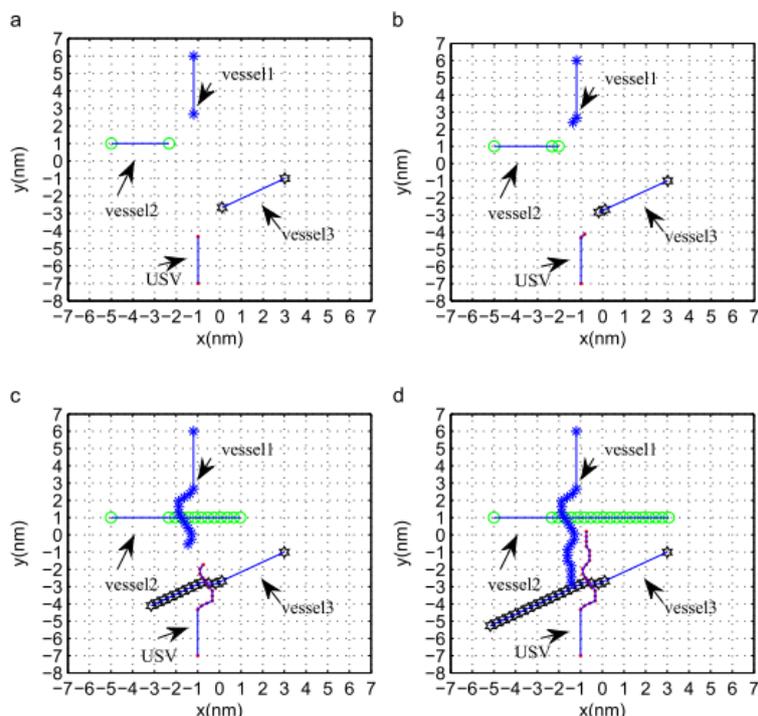


Figura 1.24. Simulación con múltiples obstáculos móviles, [18].

Cabe señalar que este método no considera escenarios estáticos complejos, ni tiene en cuenta la incertidumbre presente en el modelo del entorno. Además, los autores no validan el método en situaciones de proximidad (todas las simulaciones tienen millas náuticas en las distancias iniciales), probablemente por ello tampoco considera la dinámica del USV.

1.4.10. Enfoque de W. Naem et al.

Enfoque simple [40], realizan la evitación de obstáculos en una embarcación cuya única variable controlada es el rumbo (navega a una velocidad constante de 4 nudos). En este método, si la distancia entre el USV y el obstáculo es inferior a un umbral, se añade un *bias* al ángulo seguido por el sistema Look-Ahead [21]. Este *bias* siempre se toma hacia estribor para cumplir con las COLREGS. Para validar su método, los autores realizan simulaciones numéricas modelando el rumbo del USV como un sistema de segundo orden, el cual es controlador por un PID. En estas simulaciones, muestran los resultados obtenidos en escenarios con obstáculos estáticos simples y, por separado, con un único obstáculo dinámico a una velocidad de 2 nudos. Como entradas, su algoritmo de evitación requiere conocer los vértices de todos los obstáculos para aplicar la distancia umbral. Este modelo del entorno no es muy eficaz, teniendo en cuenta que pueden existir obstáculos "largos" (líneas de costa). Además, no consideran la dinámica del sistema, la incertidumbre en el modelo del entorno, la reacción de otros buques, perturbaciones externas o escenarios complejos.

1.4.11. Enfoque de L. P. Perera et al

En [13] los autores recogen el resultado de varios artículos ya publicados sobre vehículos marinos de superficie no tripulados y las partes que deben integrar el sistema CAS. Como una de las principales aportaciones, se debe destacar que desarrollan un sistema de detección [14] que obtiene una estimación de la trayectoria futura de los buques objetivo, el cual está basado en un Filtro de Kalman Extendido. Dicha trayectoria, junto con el rumbo, la velocidad, la posición y la aceleración de los buques objetivo, es empleada por su sistema de evitación de obstáculos para generar las consignas de rumbo y velocidad del USV. En concreto, su sistema de evitación estaba basado en lógica difusa [19]. Para ello, realizan la fuzzificación de las variables de los buques objetivos a través de funciones de membresía para: rumbo, velocidad, demora relativa y distancia. Tras esto, emplean un conjunto de reglas IF-THEN con las que integran el cumplimiento de las COLREGS. Finalmente, las decisiones de cambio de rumbo y velocidad obtenidas se defuzzifican a través de otras dos funciones de membresía para los cambios de rumbo y de velocidad. Es un trabajo muy completo, especifican el hardware y el software empleado y, además, validan el conjunto de algoritmos propuesto en pruebas experimentales con una canoa de 2.6 metros de eslora y un barco obstáculo. Por último, se debe destacar que el trabajo realizado por este equipo de investigación es muy extenso y su evaluación no es trivial. Pese a ello, en sus diversos trabajos no consideran escenarios con múltiples obstáculos en situaciones de proximidad.

1.4.12. Enfoque de Y. He et al.

En [73] los autores centran su esfuerzo en cuantificar las diferentes situaciones de encuentro que definen las COLREGS. En este aspecto el trabajo es muy bueno, el mejor encontrado hasta la fecha, pues aportan el valor de los límites que definen cada encuentro y lo justifican, véase Figura 1.25. Además, su interpretación cuantitativa de las COLREGS queda respaldada por la experiencia de uno de los autores, quien fue capitán del carguero panameño [75] de 225 metros de eslora (buque sobre el que se basa el estudio).

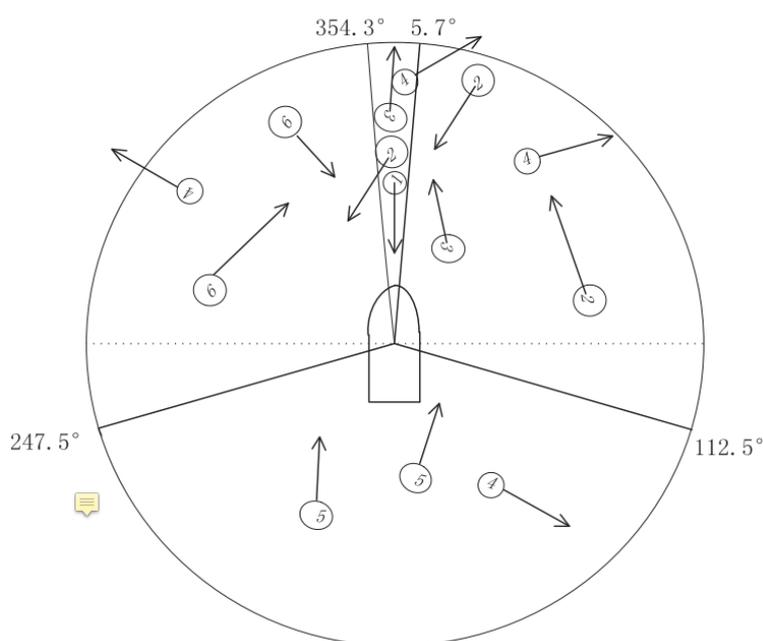


Figura 1.25. Clasificación del tipo de encuentro según las demoras relativas entre buques, [73].

En concreto, los autores definen un dominio del buque SD (Ship Domain) en función de su eslora. Este dominio SD es empleado para definir las cuatro fases de peligro mostradas en la Figura 1.26. De forma resumida, se considera que existe PRC (Potential Risk of Collision) entre el USV y un buque objetivo, ambos manteniendo rumbo y velocidad, si el buque objetivo en el futuro entrará en la zona SD del USV. Por otro lado, para que se dé una situación de CR (Risk of Collision) debe existir riesgo potencial de colisión PRC y una distancia mínima entre ambos buques. Las últimas dos situaciones: CS (Closer-quarter Situation); pasar a una distancia segura no es viable si solo manobra uno de los buques e ID (Immediate Danger); no es posible evitar la colisión si solo uno de los buques manobra, se definen utilizando el concepto del último punto de gobierno FTCS (first time-in-point of close-quarters situation). Una vez identificada una de estas situaciones, exponen como debería actuar el USV en función de si tiene que ceder el paso o si tiene preferencia, interpretación muy novedosa con respecto a los otros trabajos estudiados.

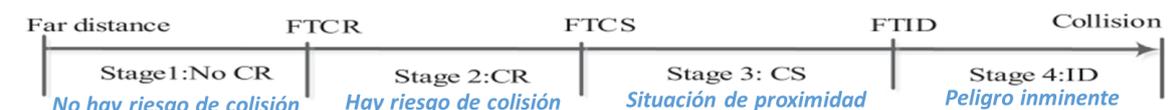


Figura 1.26. Diferentes etapas posibles en el encuentro de dos buques, [73].

Como principal punto a mejorar, los autores presentan un algoritmo de evitación muy simple basado en aplicar cambios de rumbo. Además, las simulaciones numéricas ofrecidas son bastante pobres, pues no consideran escenarios estático complejos, perturbaciones externas o la incertidumbre presente en el modelo del entorno.

1.4.13. Enfoque de T. A. Johansen et al.

El trabajo realizado en [20] es uno de los más completos. Su método de evitación de obstáculos se basa en realizar predicciones del comportamiento del modelo matemático del buque para diferentes pares de consignas de control. En concreto, discretizan un espacio de decisión que contiene 13 posibles cambios de rumbo ($-90, -75, -60, -45, -30, -15, 0, 15, 30, 45, 60, 75, 90$) y 4 posibles cambios de velocidad (mantener velocidad nominal, bajar de velocidad, parada de propulsores, propulsores en sentido inverso), 52 posibilidades en total. Sobre este espacio de decisión cada obstáculo móvil realiza una ponderación atendiendo a: distancia-tiempo, velocidad relativa y cumplimiento de las COLREGS. Por otro lado, el espacio de decisión también es ponderado en función de su alineación con las consignas nominales y las consignas anteriores (propuesta realizada previamente en [33] para evitar conmutaciones continuas en las consignas de control). Además, consideran la incertidumbre presente en las medidas o estimaciones entregadas por el sistema de detección. Para ello, añaden nuevos obstáculos móviles por cada obstáculo estimado, cuyos módulos de velocidad y/o demoras relativas difieren de forma acotada de los valores estimados. Esta parte no es computacionalmente elevada, pues solo se añadiría un número fijo de nuevos obstáculos por cada buque objetivo. Por otro lado, para tener en cuenta la posibilidad de que los buques objetivos maniobren, los autores consideran que cada buque obstáculo puede cambiar su rumbo hacia estribor, suponiendo que cumpliría con las COLREGS, un *bias* fijo en cualquier instante del horizonte de predicción fijo. Esta adición en cambio sí supone un coste de cómputo bastante elevado, dada la gran variedad de combinaciones entre: obstáculos, obstáculos añadidos para considerar incertidumbre de medida e instantes de predicción en los que cada obstáculo puede realizar un cambio de rumbo. Otra consideración importante realizada por los autores es que tienen en cuenta las fuerzas y los pares exteriores que afectan al buque al realizar la predicción; pues pese a que el

autopiloto consiga compensarlos en condiciones normales, si los motores se paran, el buque se verá afectado de una deriva debida a estos efectos ambientales. Con todos estos factores, los autores aportan simulaciones en las que se dan situaciones de hasta ocho buques objetivos con trayectorias aleatorias, véase Figura 1.27. Por ello, las simulaciones numéricas realizadas para evaluar este sistema de evitación de obstáculos pueden tomarse como referencia.

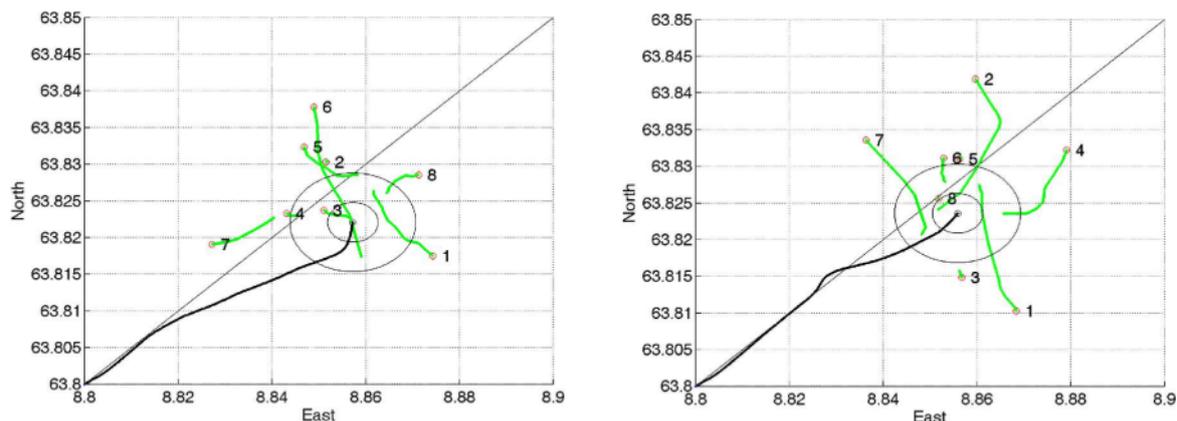


Figura 1.27. Escenarios con obstáculos cambiado aleatoriamente el rumbo y la velocidad, [20].

Por otro lado, cabe mencionar que los autores no exponen el modelo matemático del USV. Además, en las simulaciones numéricas realizadas utilizan el mismo modelo matemático que representa el comportamiento dinámico del USV como modelo de predicción. Por lo tanto, estas simulaciones no tienen en cuenta como afectaría la incertidumbre contenida en el modelo de predicción a las trayectorias futuras sobre las que se basa el algoritmo reactivo. Por último, tanto el método reactivo como los resultados mostrados están enfocados a la evitación de obstáculos dinámicos; es decir, no se realiza un planteamiento detallado para la evitación de obstáculos estáticos en escenarios densamente ocupados.

1.5. Líneas generales de algoritmos reactivos aplicados a USVs

Como se ha mostrado en los apartados anteriores, existe una amplia variedad de sistemas de evitación de obstáculos (SEOs) aplicados a USVs [13, 15, 17–20, 28, 29, 35–51, 73, 74]. Como ejemplo de esta diversidad, y aunque la gran mayoría de estos trabajos han sido diseñados para barcos a propulsión, el enfoque propuesto en [74] utiliza un campo potencial reactivo para considerar las limitaciones cinemáticas de un velero con respecto a la dirección del viento. En el caso de los barcos a propulsión, predominan los trabajos que proponen Sistemas de Evitación de Obstáculos Dinámicos (SEODs) para situaciones en mar abierto [13, 17–20, 28, 36–43, 47–51, 73]. Y, aunque algunos de ellos también consideran un enfoque específico para obstáculos estáticos [20, 28, 37, 38, 40, 43, 47, 49, 50], su estudio y evaluación es secundario. Sin embargo, en una menor escala, trabajos como [15, 29, 35, 44–46] se centran en la capacidad de un USV para evitar obstáculos estáticos. Además de la clasificación en función del tipo de obstáculos, los SEOs para USVs también pueden catalogarse según el enfoque empleado. En primer lugar, debe destacarse la amplia variedad de SEOs [15, 17, 18, 35, 38, 41, 43–46, 49] que utilizan o modifican métodos reactivos propuestos para robots móviles [30, 31, 33, 34, 57, 58, 61, 62, 66, 67]. En concreto, en [35, 38, 41, 45, 49] los autores basan sus sistemas de evitación de obstáculos en campos potenciales [31, 57, 58]. Por otro lado, en [15, 43, 44, 46] los autores adaptan la Dynamic Window [30, 33, 61] y el VFH+ (Vector Field Histogram plus) para evitar obstáculos estáticos.

Además, en [43] también se utiliza el Collision Cone [62] para los obstáculos dinámicos. Aunque, uno de los métodos reactivos para robots móviles que más traslación ha tenido al campo de los USVs [17, 18, 48] es el Velocity Obstacles [34] o sus variantes [66, 67]. Por otro lado, trabajos como [28, 36, 40, 51, 76, 77] basan sus SEOs en modificaciones de algoritmos de planificación de caminos como el A* [12]. Otro enfoque a destacar es el utilizado en [13, 19], cuyo sistema de evitación estaba basado en la fuzzificación de las variables de los buques objetivos a través de funciones de membresía. Por último, un planteamiento muy extendido consiste en realizar predicciones de las posibles trayectorias futuras que podría seguir el USV en caso de colisión [20, 37, 39, 42, 43, 47, 48, 50]. Aunque, se debe añadir que ninguno de estos métodos considera la incertidumbre contenida en el modelado dinámico del USV utilizado para realizar las predicciones.

Para terminar, es necesario señalar que en este trabajo se realizan diversas aportaciones a los sistemas de evitación de obstáculos aplicados a USVs. Es por ello que, en cada capítulo del presente documento, se realizará una breve introducción sobre las aportaciones que en él mismo se realizan al campo de los USVs. A excepción del siguiente capítulo, en el cual se presenta el contexto, la motivación y los objetivos de esta tesis doctoral con mención industrial.

Capítulo 2

Contexto, Motivación y Objetivos

2.1. Contexto y Motivación

La presente tesis doctoral está ubicada en el ámbito de la Ingeniería de Control y la Robótica con aplicaciones al sector de la industria naval, concretamente al desarrollo de vehículos marinos de superficie no tripulados. Específicamente, se ha realizado bajo la financiación de una beca de doctorado obtenida en la convocatoria: Tesis Doctorales Industriales entre la Universidad de Cádiz y Navantia. Es por ello que ha sido desarrollada tanto en los laboratorios de la Escuela Superior de Ingeniería de Cádiz, como en las instalaciones de Navantia Sistemas en San Fernando. En concreto, dentro de la Universidad de Cádiz, se ha llevado a cabo en el seno del grupo de investigación GAPSIS (Grupo de Automática, Procesamiento de Señales e Ingeniería de Sistemas). Dicho esto, es necesario destacar que la relación entre el grupo GAPSIS y Navantia Sistemas tiene un recorrido que comienza en el año 2008. Entre otros proyectos, estas dos entidades han desarrollado dos trabajos importantes sobre vehículos marinos de superficie no tripulados:

- Proyecto ADAM (Automation Development for Autonomous Mobility). Se desarrolló entre 2011 y 2014.
- Programa CITIUS (Command and control, Integration and Training for Interoperable Unmanned Systems). Se desarrolló entre 2013 y 2015.

Los proyectos anteriores soportan las bases de la presente tesis doctoral. En ellos se realizó el modelado matemático de las embarcaciones y las perturbaciones ambientales (oleaje, viento y corriente), la automatización requerida para realizar un control autónomo de la embarcación, el estudio y diseño de estrategias de control para el rumbo, la velocidad y el posicionamiento dinámico del vehículo, el estudio y desarrollo de observadores de estado y algoritmos de seguimiento de caminos, así como los entornos de simulación numérica necesarios para evaluar estos algoritmos. En base al conocimiento y a los resultados generados en ADAM y en CITIUS, recientemente surgieron dos nuevos proyectos I+D+i centrados en los vehículos marinos de superficie no tripulados:

- UIC (Unidad de Innovación Conjunta en la Universidad de Cádiz y Navantia). Transición acelerada de prototipos al mercado, línea de vehículos marinos de superficie no tripulados. Desde el año 2018 hasta el año 2021.
- FAVENTAN (Funciones Avanzadas para Vehículos No Tripulados en el Ámbito Naval). Proyecto enmarcado en el Programa Coincidente de la Armada Española. Desde el año 2020 hasta el año 2022.

Como nuevos objetivos, y partiendo de la adaptación de los sistemas previamente consolidados, en estos proyectos se persigue desarrollar un planificador de caminos, un sistema de detección de obstáculos y un sistema evitación de obstáculos, así como aplicar un control de posicionamiento dinámico a una embarcación tipo USV. De este modo, se pretende conseguir la ingeniería y los algoritmos necesarios para implementar un sistema CAS en un vehículo marino de superficie no tripulado, el cual permita, además de funciones de tele-operación, implementar y validar estrategias de guiado autónomo, con detección y evitación de obstáculos. Para ello, en estos proyectos se están realizando tareas de integración de los sensores, procesados de la información del entorno, desarrollo de algoritmos reactivos, desarrollo de algoritmos de planificación de caminos y adaptación de controladores y observadores de estado. Particularmente, en estos dos proyectos el presente doctorando (junto con los compañeros del Grupo GAPSIS y Navantia Sistemas) ha asumido la tarea de estudiar, desarrollar y evaluar sistemas de evitación de obstáculos para USVs. Por lo tanto, algunas de las aportaciones realizadas en este trabajo han sido o serán aplicadas en estos proyectos de I+D+i.

Por último, es necesario destacar que todos los resultados mostrados en este trabajo han sido obtenidos a partir de simulaciones numéricas. Estas simulaciones se han realizado con el software MATLAB/Simulink en un entorno de simulación que se presentará posteriormente. No obstante, dada la participación del presente doctorando en el proyecto FAVENTAN, parte de los algoritmos reactivos estudiados y desarrollados en este trabajo serán implementados y evaluados en un demostrador tecnológico real. Como USV real, se utilizará el USV Vendaval desarrollado por Navantia Sistemas para el Puerto de Ceuta, ver Figura 2.1. Este vehículo ha sido el primer USV autónomo de España e incorpora la sensórica y los algoritmos de control/estimación necesarios para poder integrar un sistema de evitación de obstáculos. Además, actualmente parte de los algoritmos recogidos en este trabajo ya han sido validados en el entorno HILS de Navantia Sistemas. Aunque, por motivos de confidencialidad industrial, estos resultados no quedan recogidos en el presente documento.



Figura 2.1. USV Vendaval del Puerto de Ceuta, primer vehículo marino de superficie no tripulado que opera en España [78].

2.2. Objetivos

El objetivo principal de esta tesis doctoral es realizar contribuciones significativas al campo de los vehículos marinos de superficie no tripulados. Entre las principales contribuciones que se persiguen están:

- *Desarrollar un entorno de simulación realista con bajo costo computacional que pueda ser utilizado para realizar simulaciones numéricas iterativas.*
- *Desarrollar un entorno de autotuning flexible que permita el ajuste automático de métodos reactivos para embarcaciones concretas sobre escenarios predefinidos.*
- *Desarrollar un sistema de evitación de obstáculos estáticos robusto que pueda ser combinado con otros métodos reactivos para evitar obstáculos dinámicos que integren la normativa COLREGS.*
- *Establecer una líneas futuras detalladas que permitan obtener un Sistema de Evitación de Obstáculos Completo para USVs, así como sus herramientas para su desarrollo y evaluación.*

2.2.1. Objetivos Específicos

Para lograr cumplir los objetivos generales, es necesario definir y realizar un conjunto de objetivos específicos, los cuales quedan detallados a continuación.

Estudio del Estado del Arte

En primer lugar, es necesario realizar una revisión en profundidad del estado del arte de la temática principal de la tesis, los sistemas de evitación de obstáculos y su aplicación a los vehículos marinos de superficie. En concreto, se buscará y estudiará métodos y conceptos de las técnicas de evitación de obstáculos convencionales. Pues dado el extenso desarrollo de técnicas de evitación de obstáculos realizado en robótica móvil, es necesario comprender los enfoques y conceptos base en los cuales se fundamenta un algoritmo reactivo. Tras esto, será posible comprender y replicar buena parte de los sistemas de evitación de obstáculos usados en vehículos marinos de superficie. Además, será posible evaluar su alcance, grado de robustez y aplicabilidad.

Modelado matemático de un vehículo marino de superficie

Aspecto fundamental para obtener un entorno de simulación realista que considere la dinámica del buque y sus actuadores. Se estudiará el modelado de la dinámica para un vehículo marino de superficie más utilizado para validar algoritmos de guiado en embarcaciones. Tras realizar la revisión bibliográfica ya presentada, y con el respaldo del grupo GAPSIS y Navantia Sistemas, se ha decidido elegir un modelo matemático no lineal de tres grados de libertad: x_E, y_E e ψ , donde el subíndice E refiere la variable al sistema de referencia ejes tierra. Se debe destacar que el modelo estudiado para una embarcación tipo USV es un sistema MIMO (Multi-Input-Multi-Output) subactuado, ya que este dispone de dos entradas de control (velocidad de giro del propulsor y ángulo de timón) y tres salidas a controlar (x_E, y_E, ψ) .

Diseño de un sistema de control para vehículos marinos de superficie

Este apartado en sí mismo es un campo de investigación muy amplio y activo en la actualidad. Esto se debe principalmente a que las prestaciones de cualquier vehículo autónomo

quedan fijadas por los indicadores de calidad (tiempo de establecimiento, overshoot, consumo de energía, etc...) obtenidos por sus controladores. Por ello, se debe señalar que este es un campo de estudio tangencial en este trabajo; es decir, no se realizará ninguna aportación novedosa. Dicho esto, si será necesario estudiar los sistemas de control más empleados en vehículos marinos de superficie no tripulados. Además, se debe conocer en profundidad la interacción entre el sistema de control y la embarcación, pues el sistema en lazo cerrado resultante marcará la velocidad de reacción del USV, factor determinante en situaciones de riesgo de colisión inminente. Al igual que en el punto anterior, se ha tenido en cuenta la experiencia del grupo GAPSIS y Navantia Sistemas en este campo. En concreto, el objetivo será diseñar dos controladores PIDs con los cuales se controlará el rumbo del vehículo marino de superficie y su velocidad de avance. Para el diseño de estos PIDs se simplificará el modelo del USV, considerándolo como dos sistemas SISO (Single-Input-Single-Output) independientes, los cuales relacionan la velocidad de avance con las RPM (Revolución Por Minuto) del propulsor y el rumbo con el ángulo de timón.

Modelado realista del sistema de detección de obstáculos

Un sistema de percepción o detección de obstáculos debe realizar la fusión de toda la información aportada por una batería de sensores: INS, GPS, Radar, LIDAR, SONAR, Cámaras, etc. Todas las medidas entregadas por estos sensores tienen niveles de error acotados. Por ello, para fusionar toda esta información en un modelo del entorno, es necesario que cada sensor procese su información mediante filtros avanzados y represente los obstáculos detectados. La redundancia de sensores (y por tanto de información) permite expresar el modelo del entorno en un mapa probabilístico de ocupación, de forma que sea posible discriminar falsas medidas o ponderar la fiabilidad de cada sensor. Pese a ello, el modelo del entorno entregado por este sistema será estimado y, como tal, tendrá: errores de estimación con una covarianza definida y sombras debidas al efecto de perspectiva. Todos estos errores deben ser considerados en el modelado realizado, pues afectarán directamente al sistema de evitación de obstáculos. Por lo tanto, será necesario realizar el modelado de un sensor de tipo radial, así como utilizar un filtro para realizar el tratamiento de las medidas entregadas por este sensor. En concreto, para el modelado del sensor del entorno se recurrirá a herramientas/bibliotecas de geometría computacional. Por otro lado, para generar el modelo del entorno se utilizarán las funciones disponibles en las Toolboxes de MATLAB.

Escenarios de validación

Actualmente no existe una normativa o legislación que establezca los requisitos necesarios para que un buque autónomo pueda navegar por aguas no segregadas. Dado que uno de los objetivos de este trabajo es desarrollar un sistema de evitación de obstáculos estáticos para USVs, será necesario definir una serie de escenarios de obstáculos con los que desarrollar y evaluar el algoritmo reactivo. Además, dadas las infinitas combinaciones geométricas que definen los posibles escenarios en los que un USV puede encontrarse, es necesario disponer de una muestra de escenarios significativa sobre la que estudiar y analizar la robustez de los métodos de evitación de obstáculos en términos estadísticos. Por lo tanto, uno de los objetivos específicos de este trabajo es desarrollar un generador de escenarios aleatorios coherente y compatible con el modelado del sensor del entorno utilizado. Por otro lado, será necesario añadir a estos escenarios niveles de incertidumbre acotados sobre el modelo matemático de la embarcación y las perturbaciones ambientales.

Adaptación de algoritmos evolutivos al autotuning de algoritmos reactivos

Los algoritmos evolutivos han sido ampliamente utilizados en el aprendizaje automático de robots. Además, son técnica de optimización muy flexibles que permiten tratar con problemas discontinuos. Por ello, dado que los métodos de evitación de obstáculos involucran comúnmente factores de decisión a partir de umbrales que los convierte en funciones no derivables, el entorno de autotuning propuesto en este trabajo estará basado en un algoritmo evolutivo. Este algoritmo evolutivo debe diseñarse para el problema de autoajustar algoritmos de evitación de obstáculos estáticos para un USV determinado sobre escenarios concretos. Por lo tanto, el planteamiento que se realice debe ser flexible a la amplia variedad de enfoques utilizados como algoritmos reactivos en USVs y, a su vez, permitir su integración con la plataforma marina. Además, para garantizar que el autotuning de los métodos reactivos puede realizarse en un tiempo finito. Este entorno de autoajuste debe ser compatible con un entorno de simulación realista con bajo coste computacional. El objetivo este entorno de autotuning será acelerar la elección de un método reactivo concreto para un tipo de embarcación particular.

Desarrollo de un sistema de evitación de obstáculos estáticos robusto para USVs

Este punto persigue diseñar un sistema de evitación de obstáculos para USVs que cubra las carencias encontradas en los trabajos revisados hasta la fecha. Como se mencionó en el estado del arte, la mayoría de estos métodos reactivos están centrados en situaciones de mar abierto con obstáculos dinámicos. Por ello, como línea central de la tesis, se persigue dar una solución robusta al problema de la evitación de obstáculos estáticos y líneas de costa que, a su vez, sea compatible con los métodos reactivos dinámicos ya presentados. En particular, al desarrollar el algoritmo reactivo deben atenderse cuatro aspectos principales: discretización del espacio de decisión, generación de los horizontes de predicción, tratamiento de la incertidumbre contenida en el modelo del entorno y tratamiento de la incertidumbre contenida en el modelo de predicción. Cada uno de estos puntos será desarrollado en profundidad para poder evaluar de forma realista las consecuencias de solicitar diferentes pares de consignas de control (girar a estribor y frenar, girar a babor y acelerar o cualquier otra combinación). Además, con el objetivo de facilitar la integración de este método reactivo con otros usados para evitar obstáculos dinámicos, se propondrán modelos simplificados que estimen la dinámica del USV en lazo cerrado. Para terminar, el método reactivo propuesto será comparado con otros algoritmos utilizados en USVs para evitar obstáculos estáticos.

2.3. Consideraciones

Presentados los objetivos específicos, es necesario realizar una serie de aclaraciones sobre el enfoque utilizado en este trabajo:

- En primer lugar, se supone que se dispone del vector de estado del USV en cada instante de ejecución de los algoritmos reactivos ($T_m = 1$ s). Dado que en la práctica el vehículo marino dispondrá de un observador de estado, esta suposición no supone ninguna limitación para implementar los algoritmos desarrollados.
- Por otro lado, como perturbaciones externas que afectan a la embarcación solo se considerará la corriente marina en términos de velocidades relativas. Es necesario destacar que la mayoría de los trabajos presentados en el capítulo anterior ni siquiera considera perturbaciones externas en sus simulaciones numéricas. Esto queda justificado desde el

punto de vista de los controladores, pues estos deben compensar el efecto de las condiciones ambientales en un tiempo finito. Aun así, en este trabajo se considerará el efecto de la corriente para crear un escenario más desfavorable.

- Por último, aunque en este documento no se recogen los resultados obtenidos mediante la técnica HILS (Hardware In the Loop Simulation), el algoritmo reactivo que será presentado ha sido validado en el entorno HILS disponible en Navantia Sistemas. Gracias a ello se comprobó que es viable su funcionamiento en tiempo real estricto, bajo la presencia de incertidumbre, perturbaciones ambientales (viento, oleaje y corriente), escenarios estáticos densamente ocupados y funcionando con el vector de estado estimado por un observador. Estos resultados no serán mostrados por motivos de confidencialidad.

2.4. Justificación de recursos disponibles

Para realizar esta tesis doctoral con mención industrial han sido necesarios los siguientes elementos:

- Software MatLab/Simulink, versión 2019a o posteriores. Incluyendo las Toolboxes de Robótica, Navegación y Optimización Global.
- Ordenador portátil de altas prestaciones GT60 2PC Dominator. Procesador Intel Core i7 Processor de 4th generación, 16GB de memoria RAM DDR3L, tarjeta gráfica NVIDIA GeForce GTX870M y un almacenamiento de 256GB Super RAID más 750GB HDD.
- Acceso a libros consolidados en el campo de investigación, así como a bases de datos especializadas que recogen trabajos con alto índice de impacto sobre todas las tecnologías de las que se compone el sistema CAS de un USV. Entre otras bases de datos, se han consultado: IEEE Xplore Digital Library, ScienceDirect o MDPI (Molecular Diversity Preservation International).

2.5. Organización del resto del trabajo

La organización de esta tesis doctoral es la siguiente: En el capítulo 1 se realiza una revisión bibliográfica del estado del arte de los sistemas de evitación de obstáculos para USVs. El capítulo 2 recoge el contexto en que se desarrolla la presente tesis doctoral con mención industrial, así como los objetivos que esta persigue. Por otro lado, en el capítulo 3 se presenta el entorno de simulación propuesto en este trabajo para validar métodos reactivos aplicados a USVs. Tras esto, en el capítulo 4 se recoge la configuración del algoritmo genético utilizada para realizar el autotuning de los algoritmos reactivos, los indicadores definidos para evaluar sus prestaciones y los métodos de evitación de obstáculos adaptados e implementados para ser autoajustados. Como aportación principal, en el capítulo 5 se describen en detalle los cuatro subsistemas que forman el nuevo algoritmo RRSOAS (Robust Reactive Static Obstacle Avoidance System) propuesto en este trabajo. Para terminar, en el capítulo 6 se presenta las conclusiones generales y las líneas futuras obtenidas en esta tesis doctoral.

Es necesario destacar que los capítulos 3, 4 y 5 son auto-contenidos. En concreto, comienzan con una introducción que pone en contexto su principal aportación al estado del arte. Tras esto, se exponen los fundamentos matemáticos y herramientas software con las que se realiza cada aportación. Además, en cada capítulo se muestran los resultados obtenidos mediante simulaciones numéricas y unas conclusiones específicas.

Capítulo 3

Entorno de Simulación para USVs

3.1. Introducción

En este trabajo se propone un nuevo entorno de simulación de bajo coste computacional para vehículos marinos de superficie no tripulados. Este entorno se considera una aportación significativa, dado que todos los métodos de evitación de obstáculos presentados anteriormente tienen algo en común; requieren de un entorno de simulación para su diseño, desarrollo, presintonía y evaluación. En este aspecto, existen enfoques muy completos [79–82], donde los autores se centran en el desarrollo de entornos de simulación para la validación de USVs bajo condiciones de mar realistas (viento, corriente y oleaje), considerando además los modelos de sensores inerciales y LIDARs disponibles en el entorno GAZEBO [83]. Por otro lado, la mayoría de los trabajos focalizados en métodos de evitación de obstáculos, no consideran las perturbaciones ambientales que afectan al USV y, además, suponen conocidas: posición, dimensión y velocidad de los obstáculos. Como excepciones, en [17, 20] se considera el error presente en las estimaciones del modelo del entorno. Además, en [20, 37] también se tienen en cuenta las perturbaciones externas que afectan al USV, las cuales son modeladas como fuerzas y momentos constantes referidos a ejes tierra. Frente a estos entornos de simulación extremadamente simplificados [15, 18, 36, 38–46], o los entornos sumamente completos propuestos en [79–83], en este trabajo se propone un nuevo entorno de simulación basado en el modelado simplificado de un sensor LIDAR. De esta forma, se reduce el tiempo de las simulaciones numéricas y se expone a los métodos de evitación de obstáculos a un nivel superior de la incertidumbre presente en el entorno que rodea a la embarcación. Gracias a esto, el entorno de simulación propuesto en este trabajo puede ser utilizado por algoritmos de optimización iterativos (como los algoritmos genéticos [84]) o en estudios de robustez basados en múltiples simulaciones numéricas sobre diferentes escenarios. Para esta última finalidad, este entorno de simulación incorpora un generador aleatorio de escenarios con obstáculos estáticos y corriente marina. Además, dado su amplio uso en robótica móvil [10–12, 32], así como en sistemas de guiados para USVs [27, 28, 35, 36, 40, 51, 76], este entorno de simulación también dispone de un generador de Matrices de Probabilidad de Ocupación (MPO). Para terminar, es necesario disponer de un modelo de USV sobre el que estudiar los diferentes algoritmos reactivos. En el estado del arte actual existen diferentes modelos matemáticos de USVs [37, 41, 43, 85–87], todos ellos para embarcaciones menores de pequeña eslora. Esto se debe principalmente a que una de las ventajas de este tipo de vehículos es que, al no albergar tripulación, pueden reducir su tamaño, aumentando así su maniobrabilidad y reduciendo costes [1, 6]. La mayoría de estos modelos [37, 41, 43, 85, 86] simplifican la dinámica del buque al no considerar: el modelado de los actuadores y el efecto de la corriente. Con el objetivo de que el entorno de simulación propuesto en este trabajo sea realista, se presenta un nuevo modelo matemático de una embarcación de 9.2 metros de eslora. Este modelo ha sido sintetizado a partir de trabajos previos ubicados en el campo del control automático para embarcaciones [8, 9, 43, 87–90]. En concreto, sus parámetros

han sido calculados mediante simulaciones numéricas con el objetivo de obtener el comportamiento característicos de los vehículos marinos de superficie [9, 26, 52–54, 91]. Particularmente, el modelo no lineal del USV está compuesto por: modelo de la embarcación y los actuadores, efecto de corriente y controladores de rumbo y velocidad.

3.2. Modelado del USV

El modelo del USV propuesto en este trabajo está basado en el desarrollo planteado en [8, 9] para el modelado de embarcaciones de 3 grados de libertad. Además, para el damping se considera el modelado no lineal propuesto por Norrbin [9, 87] y el efecto de las corrientes se incorpora al modelo en términos de velocidades relativas, considerando que la variación de la corriente es significativamente más lenta que la dinámica del buque, [9]. De esta forma, el modelo dinámico de un USV propuesto en este trabajo queda definido según la Ecuación (3.1).

$$\begin{aligned} \dot{u}(m - X_{\dot{u}}) &= mvr + mx_g r^2 - Y_{\dot{v}} v_r r + X_u u_r + X_{|u|u} |u_r| u_r + \tau_x \\ \dot{v}(m - Y_{\dot{v}}) + mx_g \dot{r} &= -mur - X_{\dot{u}} u_r r + Y_{\dot{v}} v_r + Y_r r + Y_{|v|v} |v_r| v_r + Y_{|r|v} |r| v_r + Y_{|v|r} |v_r| r + \tau_y \\ \dot{r}(I_z - N_{\dot{r}}) + mx_g \dot{v} &= -mx_g u r - N_{uv} v_r u_r + N_r r + N_{\dot{v}} v_r + N_{|v|r} |v_r| r + N_{|r|v} |r| v_r + N_{|r|r} |r| r + \tau_n \end{aligned}$$

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \dot{x}_E \\ \dot{y}_E \\ \dot{\psi} \end{pmatrix}}_{\dot{\eta}} = \underbrace{\begin{pmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0 \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{R(\psi)} \underbrace{\begin{pmatrix} u \\ v \\ r \end{pmatrix}}_{\mathbf{v}} \quad (3.1)$$

donde η es el vector posición del buque referido a ejes tierra, \mathbf{v} y \mathbf{v}_r representan los vectores de velocidad y velocidad relativa referidos a ejes cuerpo, $R(\psi)$ es la matriz de rotación del sistema referencia ejes cuerpo a ejes tierra (ver Figura 3.1), $\tau_{act} = [\tau_x \ \tau_y \ \tau_z]^T$ representa las fuerzas y momentos ejercidos por los actuadores y el término no lineal viscoso N_{uv} sustituye a $(X_{\dot{u}} - Y_{\dot{v}})$, causante del momento desestabilizador o momento de Munk [9]. El vector velocidad relativa del Modelo (3.1) queda definido según (3.2), donde V_c representa el módulo de la velocidad de la corriente y β_c su dirección.

$$\mathbf{v}_r = [u_r \ v_r \ r]^T = [(u - V_c \cos(\beta_c - \psi)) \ (v - V_c \sin(\beta_c - \psi)) \ r]^T \quad (3.2)$$

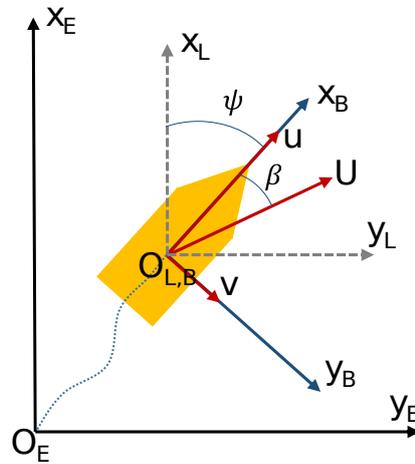


Figura 3.1. Sistemas de referencia ejes tierra (x_E, y_E), ejes cuerpo (x_B, y_B) y ejes horizonte local (x_L, y_L), donde β es el ángulo de deslizamiento.

Por otro lado, los elementos que permiten gobernar el movimiento de la embarcación son los actuadores [8,9,87–89]. Para el modelo USV propuesto en este trabajo se considera como actuador un motor fuera borda que genera la fuerza de propulsión y el par de gobierno. Este actuador se modela como el conjunto formado por propulsor y timón [87–89]. De esta forma, el vector de fuerzas producido por el fuera borda situado en el eje de crujía del barco queda definido según:

$$\boldsymbol{\tau}_{act} = \begin{pmatrix} \tau_x \\ \tau_y \\ \tau_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & -l_x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} T_{act} - D_{act} \\ L_{act} \end{pmatrix}, \quad \begin{aligned} T_{act} &= T_{|n|n}|n|n - T_{|n|u}|n|u_r \\ D_{act} &= D_{|\delta|}|\delta||u_r|u_r \\ L_{act} &= (L_\delta\delta - L_{|\delta|\delta}|\delta|\delta)|u_r|u_r \end{aligned} \quad (3.3)$$

donde l_x representa la distancia del actuador al centro de gravedad del barco, n las revoluciones por minuto del motor (RPM), δ el ángulo del fuera borda con respecto a la vía, T_{act} la fuerza de empuje generada por el propulsor y, por último, D_{act} y L_{act} la fuerza de arrastre y la fuerza transversal generadas por el timón, respectivamente. Además, se considera la dinámica del motor fuera borda:

$$\begin{aligned} \dot{\delta} &= (1/\tau_\delta)(\delta_c - \delta), & \delta &\in [-\delta_{lim}, \delta_{lim}], & \dot{\delta} &\in [-\dot{\delta}_{lim}, \dot{\delta}_{lim}] \\ \dot{n} &= (1/\tau_n)(n_c - n), & n &\in [n_{min}, n_{max}] \end{aligned} \quad (3.4)$$

donde δ_c y n_c representan las consignas de ángulo de timón y RPM, respectivamente. Las constantes de tiempo τ_δ y τ_n caracterizan la dinámica del fueraborda.

Definido el modelo matemático, para ajustar sus parámetros se han tomado como referencia el radio de giro ($K_r = \sqrt{I_z/m}$) y el modelo de Nomoto identificados en [43] para el buque *Viknes 830*, así como su velocidad máxima. Las características principales de esta embarcación quedan recogidas en la tabla (3.1).

Tabla 3.1. Parámetros de la embarcación *Viknes 830* en unidades internacionales [43].

Símbolo	Descripción	Valor	Símbolo	Descripción	Valor
B_v	Manga	2.97	m_v	Peso	3980
L_v	Eslora	8.52	I_{z_v}	Momento de inercia eje z	19.7
D_v	Calado	0.82	u_{max}	Velocidad máxima	10.5
K_{Nomoto}	Ganancia r/δ	0.50	r_{max}	Velocidad de giro máxima	0.35
τ_{Nomoto}	Constante de tiempo	4.00	δ_{max}	Ángulo de timón máximo	0.26

Los parámetros del modelo de USV propuesto en este trabajo quedan recogidos en la Tabla (3.2). Suponiendo una distribución homogénea de masas y tomando como referencia el *Viknes 830*, se obtiene la masa del nuevo modelo y su momento de inercia según la Ecuación (3.5). Además, las masas añadidas de la embarcación se estiman según [90], Ecuación (3.6).

$$m = \left(\frac{LBD}{L_v B_v D_v} \right) m_v, \quad I_z = K_{r_v}^2 m \quad (3.5)$$

donde L , B y D representan la eslora, la manga y el calado del buque, respectivamente.

$$X_{\dot{u}} = -0.05m, \quad Y_{\dot{v}} = -(1/2)\rho\pi D^2 L, \quad N_{\dot{r}} = -(1/24)(0.1mB^2 + \rho\pi D^2 L^3) \quad (3.6)$$

donde ρ define la densidad del agua de mar a temperatura ambiente.

El resto de parámetros son ajustados para obtener valores estacionarios de velocidad de avance y velocidad de giro similares a los recogidos en la tabla (3.1). Con el fin de verificar este ajuste, se supone una velocidad de corriente nula ($V_c = 0$) y, tras esto, se obtienen los puntos de equilibrio del sistema (valores estacionarios del vector velocidad \boldsymbol{v}) discretizando el rango de operación de los actuadores (n_c y δ_c). Como puede apreciarse en la Figura 3.2, la velocidad de avance aumenta con las revoluciones del motor (siendo $u_{max} = 10.5$ m/s) y cae al meter timón. Además, la relación del valor estacionario de r con el ángulo de timón coincide con el comportamiento de vehículos marinos de superficie expuesto en [9, 26, 52–54].

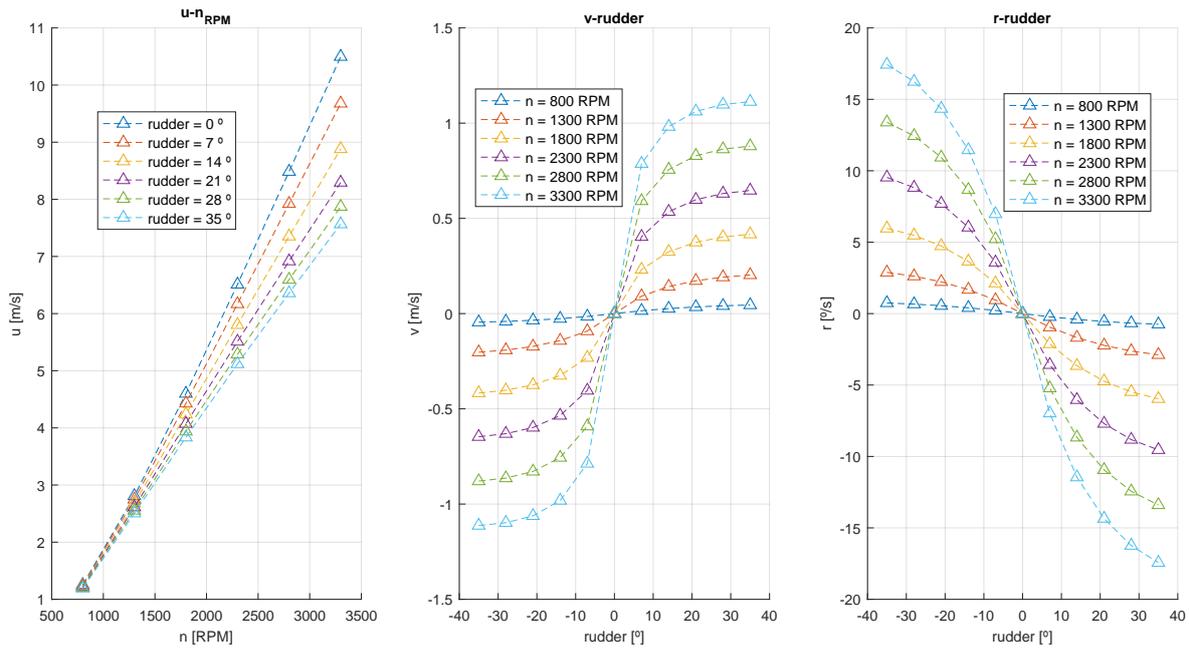


Figura 3.2. Puntos de equilibrio del Modelo (3.1) obtenidos al discretizar y estudiar el rango de operación de su actuador.

Por otro lado, los parámetros recogidos en la Tabla (3.2) deben garantizar un comportamiento estable en todos los puntos de operación de la embarcación. Para validar el comportamiento dinámico del Modelo (3.1), este se linealiza en cada uno de los puntos de operación de la Figura 3.2. Como resultado, las constantes de tiempo efectivas obtenidas para el vector velocidad \boldsymbol{v} son mostradas en la Figura 3.3. Como puede apreciarse, el sistema es estable para todo su rango de operación y su dinámica se vuelve más rápida en función de la velocidad de avance de la embarcación [9, 26, 52–54]. Además, al mantener el timón a la vía, la constante de tiempo efectiva τ_r varia, en función de la velocidad, entorno a los 4 segundos obtenidos en [43] para el modelo de Nomoto de la embarcación *Viknes 830*. Para terminar con el análisis del Modelo (3.1), este se valida a través de simulaciones numéricas realizando diferentes pruebas de mar [91]. Se utiliza el método de integración numérica Runge-Kutta de orden cuarto con un paso de integración de 0.01 segundos, se mantiene $n_c = 2430$ RPM y $V_c = 0$ m/s. En la Figura 3.4a pueden apreciarse las curvas de evolución. Por otro lado, en la Figura 3.4b se muestra la maniobra espiral o de Diouddonne y en la Figura 3.4c dos maniobras de zig-zag.

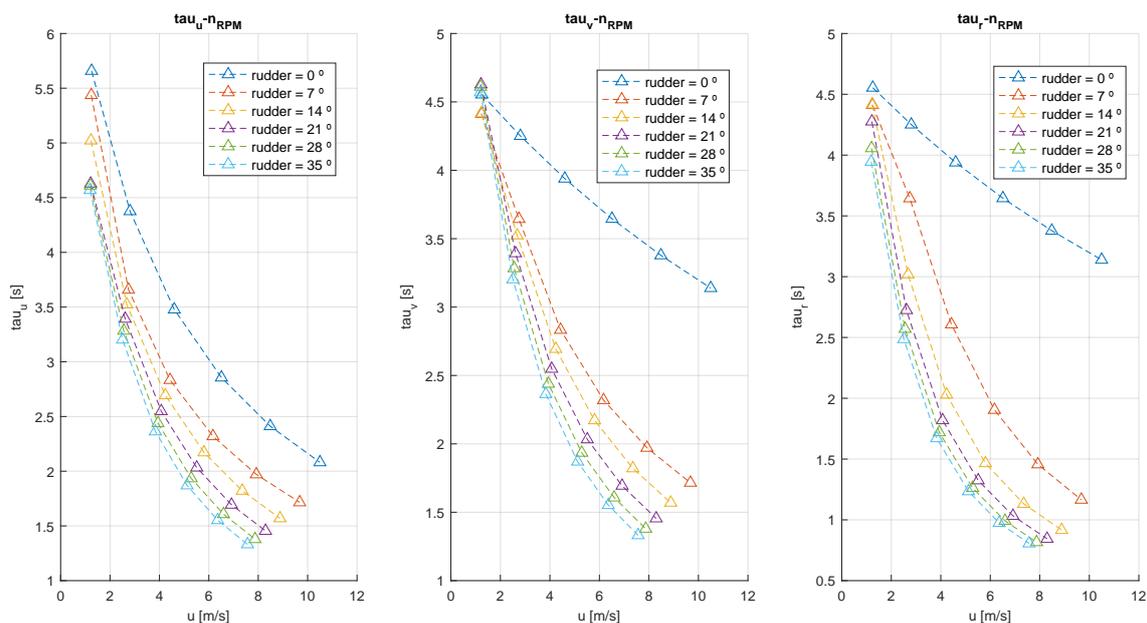


Figura 3.3. Variación de las constantes de tiempo efectivas del Modelo (3.1) linealizado en diferentes puntos de su rango de operación.

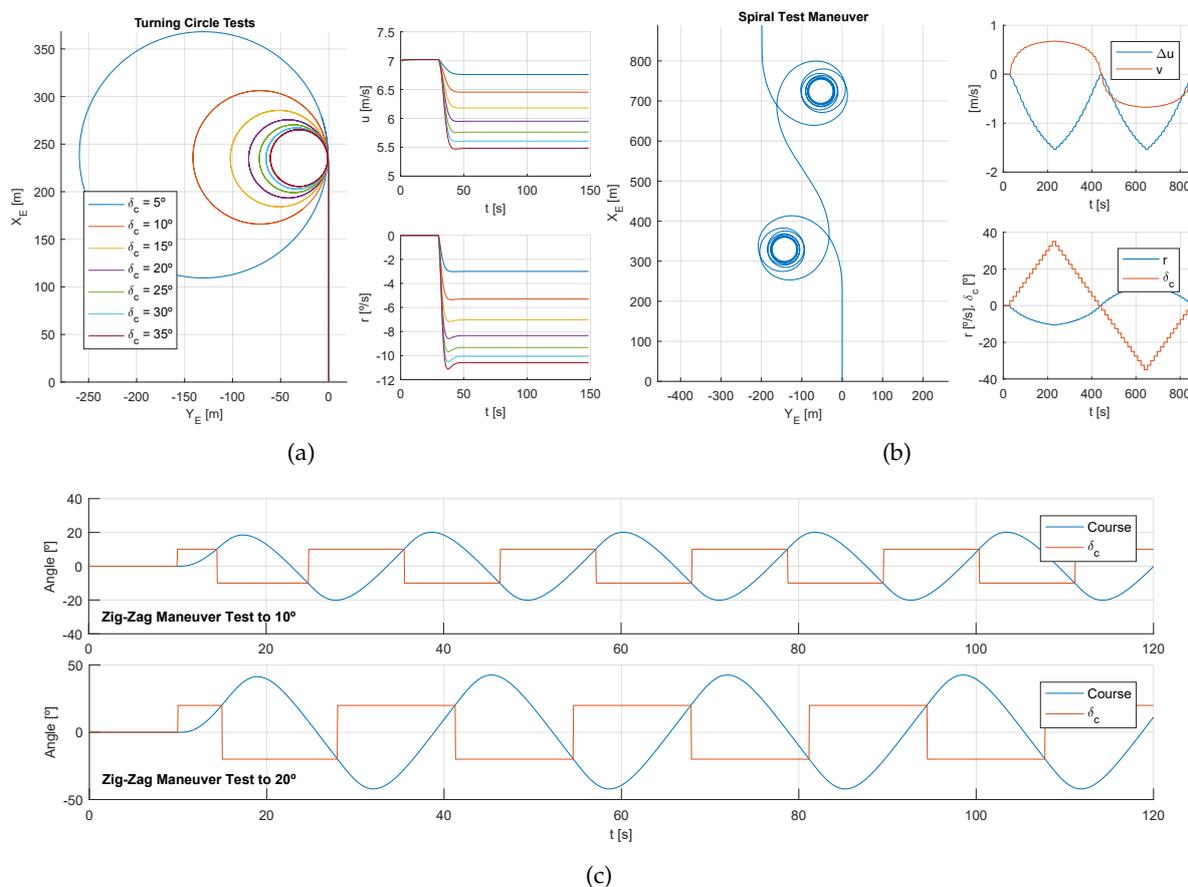


Figura 3.4. Simulaciones numéricas del Modelo (3.1) al someterlo a diferentes pruebas de mar: (a) Curvas de evolución. (b) Maniobra espiral. (c) Maniobras de zig-zag. Se mantiene $n_c = 2430$ RPM.

Tabla 3.2. Parámetros del modelo USV propuesto en este trabajo.

Símbolo	Valor	Símbolo	Valor	Símbolo	Valor
L	9.2 m	B	3 m	D	0.7 m
x_g	0.5 m	l_x	4.5 m	m	3705.78 kg
I_z	18345.50 kg m ²	$X_{\dot{u}}$	-185.23 kg	$Y_{\dot{\delta}}$	-7272.34 kg
N_r	-51433.21 kg m ²	ρ	1027 kg/m ³	X_u	-512.5
Y_v	-2200	Y_r	-500	N_r	-15000
N_v	-311.1	$X_{ u u}$	-59.5	$Y_{ v v}$	-5000
$Y_{ r v}$	-7000	$N_{ r r}$	-4000	$N_{ v r}$	-50
$Y_{ v r}$	-40	$N_{ r v}$	-1700	N_{uv}	-22
$T_{ n n}$	1.2×10^{-3}	$T_{ n u}$	3.27×10^{-2}	L_{δ}	1.3886
$L_{ \delta \delta}$	1.28×10^{-2}	$D_{ \delta \delta}$	0.71	τ_n	0.5 s
τ_{δ}	1 s	n_{max}	3300 RPM	n_{min}	800 RPM
δ_{lim}	35 °	$\dot{\delta}_{lim}$	10 °/s		

3.2.1. Controladores de Rumbo y Velocidad

La mayoría de sistemas de evitación de obstáculos para USVs requieren que la embarcación disponga de controladores de rumbo y velocidad [15,17,18,20,36–42,44–46]. Estos controladores son los que garantizan, dentro de un rango de estados de mar establecidos, que la embarcación alcanza las consignas de rumbo y velocidad solicitadas por el algoritmo reactivo en un tiempo finito. Para ello, en la actualidad, existen multitud de métodos de control [8,9,52,90,92]. Dado que el objetivo de este trabajo no está centrado en el diseño de los controladores, y buscando acotar el problema, se utilizarán dos estructuras PID para realizar el control de rumbo y de velocidad, ver Ecuación (3.7). Para el diseño de estos dos PID se simplifica el modelo de la embarcación, considerándolo como dos sistemas SISO independientes, los cuales relacionan la velocidad de avance con las RPM del propulsor y el rumbo con el ángulo de timón. Además, debido a la fuerte no linealidad del Modelo (3.1), se utiliza la técnica de control adaptativo Gain Scheduling [52,92]. Para ello, se ajustan experimentalmente los parámetros de los controladores para tres puntos de operación: velocidad baja ($u_{low} = 3$ m/s), media ($u_{medium} = 6$ m/s) y alta ($u_{high} = 9$ m/s), ver Tabla 3.3. En velocidades intermedias se realizan interpolaciones lineales entre los tres PID. Para terminar, cabe señalar que los controladores se han discretizado usando el método de Euler hacia atrás con un periodo de muestreo $T_m^c = 0.1$ s.

$$\begin{aligned}
\delta_c(k) &= \underbrace{K_{P_{\chi}} e_{\chi}(k)}_{\delta_P(k)} + \underbrace{T_m^c K_{I_{\chi}} e_{\chi}(k) + \delta_I(k-1)}_{\delta_I(k)} + \underbrace{\frac{K_{D_{\chi}}}{T_m^c} (e_{f_{\chi}}(k) - e_{f_{\chi}}(k-1))}_{\delta_D(k)} \\
n_c(k) &= \underbrace{K_{P_U} e_U(k)}_{n_P(k)} + \underbrace{T_m^c K_{I_U} e_U(k) + n_I(k-1)}_{n_I(k)} + \underbrace{\frac{K_{D_U}}{T_m^c} (e_{f_U}(k) - e_{f_U}(k-1))}_{n_D(k)} \quad (3.7) \\
e_{f_i}(k) &= \frac{1}{c_f + 1} (e_i(k) + c_f e_{f_i}(k-1)), \quad e_i(k) = sp_i(k) - i(k)
\end{aligned}$$

donde $i \in \{U, \chi\}$, $c_f = \tau_f / T_m^c$ y las constantes de tiempo se fijan como $\tau_f = 0.1(K_D / K_P)$.

Tabla 3.3. Parámetros de los controladores de rumbo y velocidad.

	$K_{P\chi}$	$K_{L\chi}$	$K_{D\chi}$	K_{P_U}	K_{L_U}	K_{D_U}
u_{low}	-40	-0.01	-30	40	2	6
u_{medium}	-16	-0.01	-32	35	2	12
u_{high}	-9.5	-0.01	-17	45	2	18

Además, debido al efecto de las perturbaciones externas, se realiza una compensación en las señales de error de los controladores (3.7) [9, 90]. De este modo, se controla el ángulo de rumbo del USV ($\chi = \psi + \beta$, ver Figura 3.1) en lugar de su guiñada (ψ), así como el módulo (U) de su vector velocidad en vez de su componente longitudinal (u),

$$\begin{aligned} e_\chi(k) &= sp_\chi(k) - \chi(k), & \chi(k) &= \psi(k) + \text{atan2}(v(k), u(k)) \\ e_U(k) &= sp_U(k) - U(k), & U(k) &= \sqrt{u(k)^2 + v(k)^2} \end{aligned} \quad (3.8)$$

3.3. Modelado Simplificado de un Sensor LIDAR

Como aportación novedosa de este trabajo, y con el objetivo de aportar mayor realismo a las simulaciones numéricas realizadas, se ha modelado un sensor LIDAR. Como referencia, se han tomado las características del LIDAR Ultra Puck de la firma Velodyne [93]. Además, al igual que en [15, 17, 18, 20, 36–46], para validar los sistemas de evitación de obstáculos, se ha simplificado a un espacio cartesiano 2D (x_E, y_E). Por lo tanto, solo se considera uno de los canales verticales del sensor LIDAR. Con ello, se disminuye el cómputo del modelo del sensor, reduciendo tiempos de simulación y permitiendo que sea utilizado en algoritmos de optimización y evaluación iterativos. En concreto, de los datos facilitados por el fabricante en [93], se obtiene:

- Distance Measurement Range of 200 meters. Se ha fijado $d_{range} = 200$ m.
- Horizontal Field of View of 360° . Se ha fijado $h_{range} = 360^\circ$.
- Horizontal Angular Resolution between 0.1° and 0.4° . Buscando el caso más desfavorable se ha fijado $h_{res} = 0.4^\circ$.
- Rotation Rate between 5 Hz to 20 Hz. Buscando un compromiso entre cómputo y tasa de refresco de la información del entorno (T_m^L), se fija una frecuencia de giro $f_m^L = 10$ Hz.
- Range Accuracy up to ± 3 cm. Se toma $\sigma_{min}^L = 0.03$ m como el valor mínimo de la desviación típica del ruido blanco Gaussiano que afecta a la medida.

Antes de comenzar con el modelado del sensor LIDAR, es necesario definir los escenarios de obstáculos en los que se sitúa la embarcación. En este trabajo, cada obstáculo $Obst_E$ se define como un polígono formado por cuatro segmentos concatenados referidos a ejes tierra, de modo que, la unión de un número finito de obstáculos (n_O) da lugar a un escenario (S_E), ver Ecuación (3.9). Es importante destacar que se ha elegido modelar cada obstáculo como un rectángulo debido a la facilidad para formar escenarios a partir de estos polígonos. Sin embargo, este modelo de sensor LIDAR también puede ser utilizado en presencia de polígonos irregulares como los que definen los ambientes marinos [27, 35, 76]. Para ello, se pueden adoptar dos enfoques. En primer lugar, se podría aplicar la Triangulación Delaunay [55] a los

polígonos que forman las líneas de costa [94]. Esta triangulación descompone el polígono en un número finito de triángulos (n_O). De este modo, cada triángulo quedaría definido como un polígono formado por tres segmentos concatenados. En segundo lugar, el escenario puede definirse directamente como el conjunto de segmentos recogidos en archivos de tipo .shp, como por ejemplo los disponibles en [94].

$$S_E = \bigcup_{i_O=1}^{n_O} Obst_E^{i_O}, \quad Obst_E^{i_O} = \left\{ \begin{array}{l} seg_{1E}^{i_O} = (x_{1E}^{i_O}, y_{1E}^{i_O}, x_{2E}^{i_O}, y_{2E}^{i_O}), \quad seg_{2E}^{i_O} = (x_{2E}^{i_O}, y_{2E}^{i_O}, x_{3E}^{i_O}, y_{3E}^{i_O}), \\ seg_{3E}^{i_O} = (x_{3E}^{i_O}, y_{3E}^{i_O}, x_{4E}^{i_O}, y_{4E}^{i_O}), \quad seg_{4E}^{i_O} = (x_{4E}^{i_O}, y_{4E}^{i_O}, x_{1E}^{i_O}, y_{1E}^{i_O}) \end{array} \right\} \quad (3.9)$$

donde $seg_{1E}^{i_O \dots 4E}$ representan los segmentos concatenados que componen cada obstáculos y $x_{1E}^{i_O \dots 4E}$ e $y_{1E}^{i_O \dots 4E}$ las coordenadas de sus cuatro puntos.

Definidos los parámetros del LIDAR, así como el escenario de evitación (S_E), este sensor puede modelarse como el conjunto de segmentos L_B (3.10), referido a ejes cuerpo.

$$L_B = \left\{ seg_B^{i_L} (x_{1B}^{i_L}, y_{1B}^{i_L}, x_{2B}^{i_L}, y_{2B}^{i_L}) \mid x_{1B}^{i_L} = y_{1B}^{i_L} = 0, \quad x_{2B}^{i_L} = \cos(i_L h_{res}) d_{range}, \quad y_{2B}^{i_L} = \sin(i_L h_{res}) d_{range} \right\} \\ I_L = \{i_L \mid i_L \in \mathbb{N}, \quad i_L < n_L\}, \quad n_L \in \mathbb{N} \quad (3.10)$$

donde $x_{1B,2B}^{i_L}$ e $y_{1B,2B}^{i_L}$ representan las coordenadas de los dos puntos que forman un segmento y n_L representa el número de segmentos (haces del LIDAR) que componen el conjunto L_B ($n_L = h_{range}/h_{res} = 900$).

Para modelar las distancias medidas por el LIDAR en su campo de visión horizontal (h_{range}), se buscan los puntos de intersección entre los dos conjuntos de segmentos S_E y L_B . Para ello, ambos conjuntos de segmentos deben estar referidos al mismo sistema de referencia. Por lo tanto, tras expresar el conjunto L_B de forma matricial, este se rota y traslada a ejes tierra en cada instante de simulación (k), ver Ecuación (3.11).

$$\underbrace{\begin{pmatrix} x_{1E}^0 & y_{1E}^0 & x_{2E}^0 & y_{2E}^0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{1E}^{i_L} & y_{1E}^{i_L} & x_{2E}^{i_L} & y_{2E}^{i_L} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{1E}^{n_L-1} & y_{1E}^{n_L-1} & x_{2E}^{n_L-1} & y_{2E}^{n_L-1} \end{pmatrix}}_{L_E} = \underbrace{\begin{pmatrix} x_{1B}^0 & y_{1B}^0 & x_{2B}^0 & y_{2B}^0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{1B}^{i_L} & y_{1B}^{i_L} & x_{2B}^{i_L} & y_{2B}^{i_L} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{1B}^{n_L-1} & y_{1B}^{n_L-1} & x_{2B}^{n_L-1} & y_{2B}^{n_L-1} \end{pmatrix}}_{L_B} \begin{pmatrix} R_p^T & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & R_p^T \end{pmatrix} + \\ + \left(\begin{array}{cccc} 1 & \dots & 1 & \dots & 1 \end{array} \right)^T \begin{pmatrix} x_E(k) & y_E(k) & x_E(k) & y_E(k) \end{pmatrix}, \quad R_p = \begin{pmatrix} \cos(\psi(k)) & -\sin(\psi(k)) \\ \sin(\psi(k)) & \cos(\psi(k)) \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

Además, es necesario expresar en forma matricial el conjunto de segmentos que forman el escenario S_E :

$$S_E = \begin{pmatrix} Obst_E^1 \\ \vdots \\ Obst_E^{i_O} \\ \vdots \\ Obst_E^{n_O} \end{pmatrix}, \quad Obst_E^{i_O} = \begin{pmatrix} seg_{1E}^{i_O} \\ seg_{2E}^{i_O} \\ seg_{3E}^{i_O} \\ seg_{4E}^{i_O} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{1E}^{i_O} & y_{1E}^{i_O} & x_{2E}^{i_O} & y_{2E}^{i_O} \\ x_{2E}^{i_O} & y_{2E}^{i_O} & x_{3E}^{i_O} & y_{3E}^{i_O} \\ x_{3E}^{i_O} & y_{3E}^{i_O} & x_{4E}^{i_O} & y_{4E}^{i_O} \\ x_{4E}^{i_O} & y_{4E}^{i_O} & x_{1E}^{i_O} & y_{1E}^{i_O} \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

Dado que el problema de la intersección de segmentos se puede abordar desde el campo de la geometría computacional [55], en este trabajo las matrices (3.11) y (3.12) se utilizan como entradas de la función propuesta en [95]. Esta función calcula las intersecciones entre dos conjuntos de segmentos, considerando segmentos coincidentes y paralelos. Entre otras salidas, entrega las matrices F_{Inter} y ND_{L_E} , ambas de dimensión $n_L \times n_O$. F_{Inter} define entre que segmentos de los conjuntos (3.11) y (3.12) se produce una intersección ($F_{Inter}(i_L, i_O) = 1$) y ND_{L_E} contiene las distancias normalizadas entre los puntos de intersección obtenidos y los puntos de inicio de los segmentos del conjunto L_E . A partir de la matriz F_{Inter} , en la Ecuación (3.13), se obtiene el vector f_{Inter}^L que indica que haces han detectado un obstáculo.

$$f_{Inter}^L = \left(f_{Inter}^0 \quad \dots \quad f_{Inter}^{i_L} \quad \dots \quad f_{Inter}^{n_L-1} \right)^T, \quad f_{Inter}^{i_L} = \begin{cases} 1 & \text{if } F_{Inter}^{i_L} \cdot F_{Inter}^{i_L T} \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.13)$$

$$F_{Inter}^{i_L} \in M_{1 \times n_O}(\mathbb{R})$$

Conocidas las posiciones angulares ($\theta_m^{i_L}$) de los haces que han detectado obstáculos, el vector de distancias medidas D_m^L queda definido según la Ecuación (3.14). Este modelado del LIDAR considera los efectos de perspectiva que afectan a este tipo de sensores [1, 36, 41, 79], pues de cada haz solo se toma la distancia más cercana $d_{min}^{i_L}$, obviando así puntos de intersección posteriores con otros segmentos (obstáculos).

$$\theta_m^L = \left(\theta_m^0 \quad \dots \quad \theta_m^{i_L} \quad \dots \quad \theta_m^{n_L-1} \right)^T, \quad \theta_m^{i_L} = i_L h_{res}$$

$$D_m^L = \left(d_m^0 \quad \dots \quad d_m^{i_L} \quad \dots \quad d_m^{n_L-1} \right)^T, \quad d_m^{i_L} = \begin{cases} d_{min}^{i_L} + \eta^{i_L} & \text{if } f_{Inter}^{i_L} = 1 \\ d_{range} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.14)$$

$$d_{min}^{i_L} = \min \left(ND_{L_E}^{i_L} \right), \quad ND_{L_E}^{i_L} \in M_{1 \times n_O}(\mathbb{R})$$

donde η^{i_L} es el ruido blanco Gaussiano que afecta a cada una de las distancias, cuya desviación típica (σ^{i_L}) depende de $d_{min}^{i_L}$ según la Ecuación (3.15). De esta forma, en función de la distancia al obstáculo, se modela una variación de la precisión del sensor con límites continuos.

$$\sigma^{i_L} = \left(\tanh \left(\frac{10d_{min}^{i_L}}{d_{range}} - 5 \right) + 1 \right) \left(\frac{\sigma_{max}^L - \sigma_{min}^L}{2} \right) + \sigma_{min}^L \quad (3.15)$$

donde el parámetro de ajuste σ_{max}^L se debe dimensionar en función de los estados de mar. De este modo, las prestaciones del sensor dependen de la distancia a la que se encuentra el obstáculo, así como de las condiciones ambientales. Como ruido de medida máximo, en este trabajo se ha fijado $\sigma_{max}^L = 5$ m.

Junto con las matrices de distancia medida (D_m^L) y flags de intersección (f_{Inter}^L), este modelado del sensor entrega la matriz de puntos de intersección con los obstáculos detectados (3.16). Como muestra visual, la Figura 3.5 recoge las medidas entregadas (en diferentes instantes de simulación) por el modelado simplificado propuesto en este trabajo para un sensor LIDAR.

$$P_{obstB}^L = \left(x_{obstB}^0 \quad \dots \quad x_{obstB}^{i_L} \quad \dots \quad x_{obstB}^{n_L-1} \right)^T, \quad x_{obstB}^{i_L} = \cos(i_L h_{res}) d_m^{i_L}$$

$$y_{obstB}^{i_L} = \sin(i_L h_{res}) d_m^{i_L} \quad (3.16)$$

siendo coincidente el sistema de referencia del sensor LIDAR con el sistema de referencia ejes cuerpo.

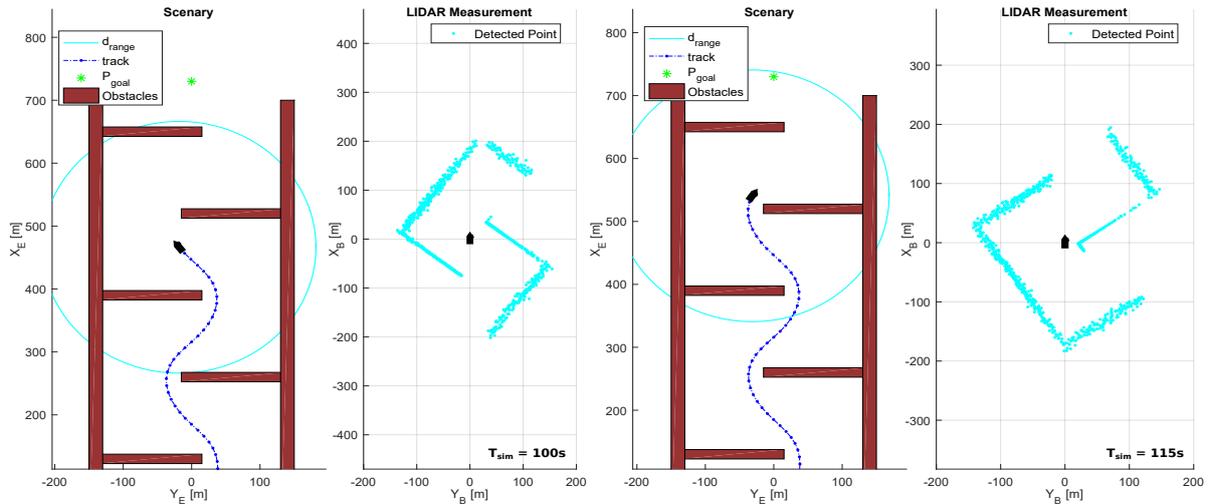


Figura 3.5. Puntos Detectados (3.16) por el modelo del sensor LIDAR en diferentes instantes de simulación T_{sim} .

Este modelado, con respecto a otros trabajos que también validan sistemas de evitación de obstáculos para USVs a través de simulaciones numéricas [15, 17, 18, 20, 36–46], supone una aportación novedosa, pues expone a los sistemas de evitación a un nivel superior de la incertidumbre presente en el entorno que rodea a la embarcación, sin llegar a la complejidad que requiere un modelado completo del entorno de simulación [79–83]. Por ello, puede ser usado en técnicas de optimización y evaluación iterativas para algoritmos reactivos, técnicas en las que se deben realizar un gran número de simulaciones. Como demostración visual, en el vídeo [96] se muestra el algoritmo LROABRA [44] adaptado al modelado del sensor LIDAR propuesto en este trabajo. Como puede apreciarse en este vídeo, este modelado añade error de medida a los puntos detectados en función de su distancia al vehículo. Además, también tiene en cuenta la incertidumbre presente en el entorno, pues no detecta obstáculos ocultos debidos a los efectos de perspectiva.

3.4. Escenarios de Obstáculos Estáticos para Algoritmos Reactivos

Antes de describir los escenarios S_E , es necesario destacar que los métodos de evitación de obstáculos estudiados en este trabajo son algoritmos reactivos [16]. Estos algoritmos se caracterizan por utilizar modelos del entorno generados en tiempo real, los cuales son construidos a partir de las medidas entregadas por diferentes sensores. Debido a los errores de medida y al rango limitado de estos sensores, los métodos reactivos no garantiza que el vehículo alcance el objetivo si existen mínimos locales [16]. Por esta razón, con el objetivo de ofrecer una solución más amplia al problema de la navegación autónoma [1, 6, 7], es necesario combinar métodos de evitación de obstáculos, o algoritmos reactivos [13, 15, 17–20, 36–46], con algoritmos globales o de planificación de caminos [7, 12, 22, 35, 76]. En este sentido, los escenarios de obstáculos estudiados en este trabajo están enfocados a la parte reactiva; es decir, escenarios desconocidos que el vehículo autónomo descubre durante la navegación a través de las medidas entregadas por el modelo del sensor LIDAR (3.10). Por ello, estos escenarios no consideran mínimos locales como los que pueden encontrarse en algunos entornos marinos, para los cuales sería necesario disponer de un sistema de guiado que incorporase un algoritmo global. En concreto, cada escenario de obstáculos queda definido por S_E (3.9), la corriente marina (V_c y β_c), un waypoint

objetivo (P_{goal}), una velocidad objetivo (U_{goal}) y los vectores iniciales de posición y velocidad del USV (η_0, ν_0). Estos escenarios de obstáculos se usan para estudiar dos características fundamentales de los algoritmos reactivos: prestaciones y robustez.

En primer lugar, con el objetivo de evaluar las prestaciones de los sistemas de evitación obstáculos, se definen los cinco escenarios mostrados en la Figura 3.6. Con el escenario 1, el más sencillo, se verifica la implementación de los métodos reactivos. El escenario 2, principalmente, se utiliza para validar la estabilidad del algoritmo reactivo en situaciones con obstáculos cercanos que no suponen un riesgo de colisión. Además, también evalúa la respuesta de estos métodos cuando, posteriormente, aparece un obstáculo que si implica una colisión futura. El escenario 3 obliga al USV a realizar maniobras de zig-zag, en las cuales todas las direcciones, a mayor o menor distancia, llevan a colisión. De esta forma se evalúa el comportamiento de los métodos de evitación de obstáculos en entornos cerrados. Por último, los escenarios 4 y 5 están densamente poblados y permiten una gran variedad de rutas alternativas. Estos se usan para estudiar la robustez de los métodos de evitación que, siendo ajustados para otro escenario, deben hacer frente a nuevas situaciones geométricas no contempladas en su ajuste inicial. En todos los escenarios anteriores el vehículo comienza moviéndose a la velocidad objetivo $U_{goal} = u = 7$ m/s y, buscando el caso más desfavorable en el que la corriente lleva al USV hacia los obstáculos, se ha fijado $V_c = 0.5$ m/s y $\beta_C = 0^\circ$.

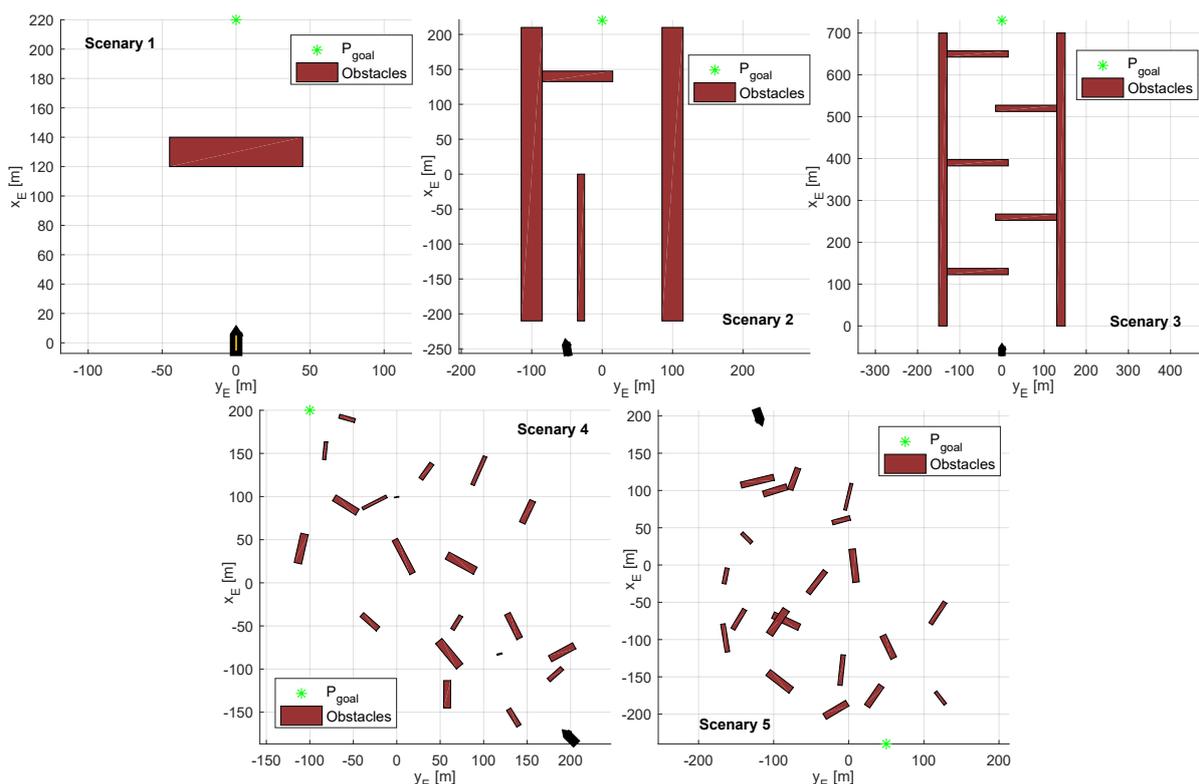


Figura 3.6. Escenarios de obstáculos estáticos utilizados en este trabajo para evaluar las prestaciones de los algoritmos reactivos aplicados a USVs.

Por otro lado, existen infinitas combinaciones, geométricas y ambientales, que definen los posibles escenarios que un USV puede encontrarse durante la navegación autónoma. Por lo tanto, ajustado el algoritmo reactivo sobre un escenario concreto, es necesario estudiar su robustez frente a otros escenarios cuyas distribuciones de obstáculos y condiciones ambientales sean diferentes. Con esta finalidad, y como aportación novedosa de este trabajo, se propone evaluar la robustez de los algoritmos reactivos a través de un estudio estadístico. Este estudio

se basada en la tasa de éxito del algoritmo al guiar al USV sobre una población de escenarios aleatorios. De este modo, se realiza un estudio de robustez más exhaustivo que en la mayoría de trabajos sobre SEOs aplicados a USVs [17–20, 29, 35–47, 49, 51], en los cuales los resultados mostrados quedan acotados a un conjunto de escenarios específicos.

Para llevar a cabo este estudio se genera una muestra de escenarios (n_E), en los cuales el número de obstáculos (n_o) se fija constante. Estos obstáculos, así como la dirección de la corriente, el vector posición inicial del USV y el waypoint objetivo, son generados de forma aleatoria. En concreto, los cuatro puntos de los segmentos que definen cada obstáculo de S_E (3.9), son generados a partir de un rectángulo de dimensiones, posición y orientación aleatorias:

$$\mathbf{Obst}_E^{i_o} = \begin{pmatrix} x_{1E}^{i_o} & y_{1E}^{i_o} \\ x_{2E}^{i_o} & y_{2E}^{i_o} \\ x_{3E}^{i_o} & y_{3E}^{i_o} \\ x_{4E}^{i_o} & y_{4E}^{i_o} \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \underbrace{\begin{pmatrix} a^{i_o} & b^{i_o} \\ -a^{i_o} & b^{i_o} \\ -a^{i_o} & -b^{i_o} \\ a^{i_o} & -b^{i_o} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\psi^{i_o}) & \sin(\psi^{i_o}) \\ -\sin(\psi^{i_o}) & \cos(\psi^{i_o}) \end{pmatrix}}_{\text{Rectangle Definition}} + \underbrace{R^{i_o} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\theta^{i_o}) \\ \sin(\theta^{i_o}) \end{pmatrix}^T}_{\text{Rectangle Placement}} \quad (3.17)$$

donde cada rectángulo aleatorio ($\mathbf{Obst}_E^{i_o}$) es definido por sus dimensiones (a^{i_o}, b^{i_o}) y su orientación ψ^{i_o} , mientras su localización en el escenario depende de las coordenadas polares (R^{i_o}, θ^{i_o}). Estos cinco parámetros ($a^{i_o}, b^{i_o}, \psi^{i_o}, R^{i_o}, \theta^{i_o}$) son obtenidos según:

$$a^{i_o} = a_{max} \zeta_1^{i_o}, \quad b^{i_o} = b_{max} \zeta_2^{i_o}, \quad \psi^{i_o} = \pi \zeta_3^{i_o}, \quad R^{i_o} = R_E \zeta_4^{i_o}, \quad \theta^{i_o} = \pi(2\zeta_5^{i_o} - 1) \quad (3.18)$$

donde $\zeta_{1..5}^{i_o}$ representa un número aleatorio distribuido uniformemente en el intervalo (0, 1), a_{max} y b_{max} definen las dimensiones máximas del rectángulo y, por último, R_E es un radio que ajusta la dispersión de los obstáculos, definiendo así la zona de ocupación del escenario.

Como punto de partida de todos los escenarios, el USV se encuentra fuera de la zona de ocupación y está alineado con el waypoint objetivo, mientras navega a una velocidad U_{goal} . De este modo, el algoritmo reactivo siempre puede optar por la solución más conservadora: rodear el escenario. Además, la embarcación se ve afectada por la corriente marina, cuya dirección es generada de forma aleatoria. Por lo tanto, los vectores iniciales de posición y velocidad del USV, así como el ángulo β_c , se definen como:

$$\boldsymbol{\eta}_0 = \begin{pmatrix} x_0 & y_0 & \psi_0 \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} R_0 \cos(\theta_0) & R_0 \sin(\theta_0) & \text{atan2}(y_0, x_0) + \pi \end{pmatrix}^T, \quad \mathbf{v}_0 = \begin{pmatrix} U_{goal} & 0 & 0 \end{pmatrix}^T \\ \theta_0 = \pi(2\zeta_\eta - 1), \quad R_0 = R_E + \frac{1}{2}(d_{range} + a_{max}), \quad \beta_c = \pi(2\zeta_{\beta_c} - 1) \quad (3.19)$$

donde las coordenadas polares (R_0, θ_0) definen la localización inicial del USV en el escenario, el cual se encuentra orientado hacia la zona de ocupación (ψ_0), y las variables ζ_η y ζ_{β_c} son números aleatorios distribuidos uniformemente en el intervalo (0, 1).

Por otro lado, el waypoint objetivo es situado en una zona libre de obstáculos [16, 23]. Además, dado que al inicio el USV se encuentra alineado con P_{goal} , este queda definido como:

$$\mathbf{P}_{goal} = \begin{pmatrix} x_{goal} & y_{goal} \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} x_0 & y_0 \end{pmatrix}^T + 2R_0 \begin{pmatrix} \cos(\psi_0) & \sin(\psi_0) \end{pmatrix}^T \quad (3.20)$$

Por último, en línea con la mayoría de los sistemas de evitación de obstáculos [15–18, 20, 23, 30, 33, 34, 36, 43, 44, 47], es necesario definir un rumbo objetivo en cada instante de simulación (k). En este trabajo la misión del USV será llegar al punto objetivo P_{goal} , quedando así el rumbo

objetivo definido por la Ecuación (3.21). En caso de que la misión implique seguir un tipo de camino concreto, el ángulo χ_{goal} debe ser calculado por un algoritmo de seguimiento [8,9,21,29].

$$\chi_{goal}(k) = \text{atan2} \left(y_{goal} - y_E(k), x_{goal} - x_E(k) \right) + \psi(k) \quad (3.21)$$

En resumen, una muestra de escenarios de obstáculos queda definida por el vector de parámetros $\Theta_E = (n_E \ n_0 \ R_E \ a_{max} \ b_{max})$, donde n_E determina el número de escenarios que forman la muestra, n_0 fija el número de obstáculos, R_E limita las zonas de ocupación y, para terminar, a_{max} y b_{max} definen las dimensiones máximas de los obstáculos. Por último, cabe señalar que cada muestra de escenarios se hace parametrizable en función de U_{goal} y V_c . De esta forma, es posible estudiar como afectan a los algoritmos reactivos la magnitud de las perturbaciones ambientales en diferentes puntos de operación del USV. De manera ilustrativa, en la Figura 3.7 se muestran ocho escenarios generados de forma aleatoria siguiendo este procedimiento.

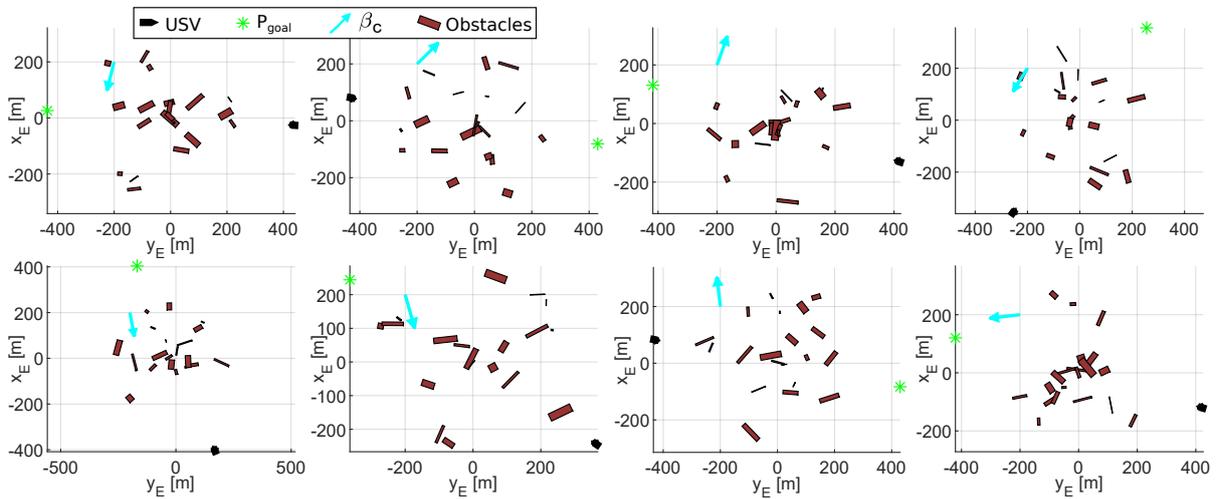


Figura 3.7. Muestra de escenarios generada de forma aleatoria, en la cual se ha fijado $\Theta_E = (8 \ 20 \ 300 \ 75 \ 25)$.

3.5. Generador de Matrices de Probabilidad de Ocupación

Los sistemas de detección o percepción [10–14], con el objetivo de generar un modelo del entorno que rodea al USV, procesan y fusionan la información recogida por diferentes sensores y fuentes de datos (ver Figura 1.6). De este modo, el sistema de guiado de la embarcación puede utilizar toda la información disponible para realizar una planificación de caminos y evitar posibles obstáculos inesperados. Debido a su amplio uso en sistemas de guiado [10–12,27,28,32,35,36,40,51,76], en este entorno de simulación se modela, como sistema de detección de obstáculos, un generador de Matrices de Probabilidad de Ocupación (MPO) [10,11,32]. Una ventaja de las MPOs es que permiten desacoplar el método de evitación de obstáculos de la complejidad del escenario (forma y número de obstáculos). Para ello, fijada una resolución g_{res} , se discretiza el espacio que rodea al vehículo en celdas, las cuales cuantifican la incertidumbre que contienen las medidas/estimaciones con una probabilidad de ocupación p_{ij} . De esta forma, el análisis del entorno por parte del método reactivo únicamente depende de las dimensiones de la matriz ($m_g \times n_g$). En este trabajo, al igual que en [32,51], la MPO queda centrada en el USV y se traslada con el movimiento del vehículo. En concreto, el sistema de referencia de la matriz coincide con el sistema de referencia horizonte local del USV, ver

Figura 3.1. Además, en base a las simulaciones numéricas realizadas, y en línea con el tamaño de celda utilizado en [51] para una embarcación similar al USV (3.1), se fija ha fijado una resolución $g_{res} = 1$ m. Definida la resolución, y con el objetivo de utilizar el máximo rango de detección del Sensor (3.10), la matriz se establece cuadrada y su dimensión depende de d_{range} ,

$$i_g \in [1, n_g], \quad j_g \in [1, m_g], \quad n_g = m_g = 2 \lceil d_{range} / g_{res} \rceil + 1 \quad (3.22)$$

donde $\lceil x \rceil$ representa la función $floor(x)$ y (i_g, j_g) son los índices de la matriz. De este modo, cada celda queda referida a ejes tierra según su vector posición:

$$\eta_{ij}(k) = \begin{pmatrix} x_{ij_g}(k) \\ y_{ij_g}(k) \end{pmatrix} = g_{res} \begin{pmatrix} 1 - i_g \\ j_g - 1 \end{pmatrix} + d_{range} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x_E(k) \\ y_E(k) \end{pmatrix} \quad (3.23)$$

Además de su posición, es necesario calcular la probabilidad de ocupación de cada celda p_{ij} . Dado que este trabajo no está centrado en el desarrollo de un sistemas de detección de obstáculos, durante las simulaciones numéricas la MPO es calculada utilizando la *Navigation Toolboxes* de MATLAB [97]. En concreto, se utiliza la función *occupancyMap* para definir la matriz según sus dimensiones y resolución. Esta función está basada en un filtro bayesiano, uno de los enfoques más utilizados para generar matrices de probabilidad de ocupación [11]. Definida la MPO, en cada periodo de muestro T_m^L se trasladan a la misma las medidas entregadas por el modelo del sensor LIDAR (3.10). Para ello, se utiliza la función *insertRay*, cuyas entradas son directamente compatibles con las distancias medidas D_m^L (3.14) y el vector posición del USV; η . Además, con el objetivo de evitar posibles errores de truncamiento cometidos al discretizar el espacio, se emplea la función *inflate* para ampliar cada celda ocupada un radio equivalente a g_{res} . Para terminar, la función *occupancyMatrix* es utilizada para obtener la probabilidad de ocupación de todas las celdas de la matriz, ver Ecuación (3.24). Como resultado, en la Figura 3.8 se muestra al USV navegando por un escenario de obstáculos, así como las medidas entregadas por el modelo del sensor LIDAR y la matriz de probabilidad de ocupación generada.

$$g_p(k) = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nm} \end{pmatrix} = f_B \left(\theta_m^L(k), D_m^L(k), \eta(k), g_p(k-1) \right) \quad (3.24)$$

donde f_B representa el filtro bayesiano utilizado para generar las matrices de ocupación en cada instante de simulación (k).

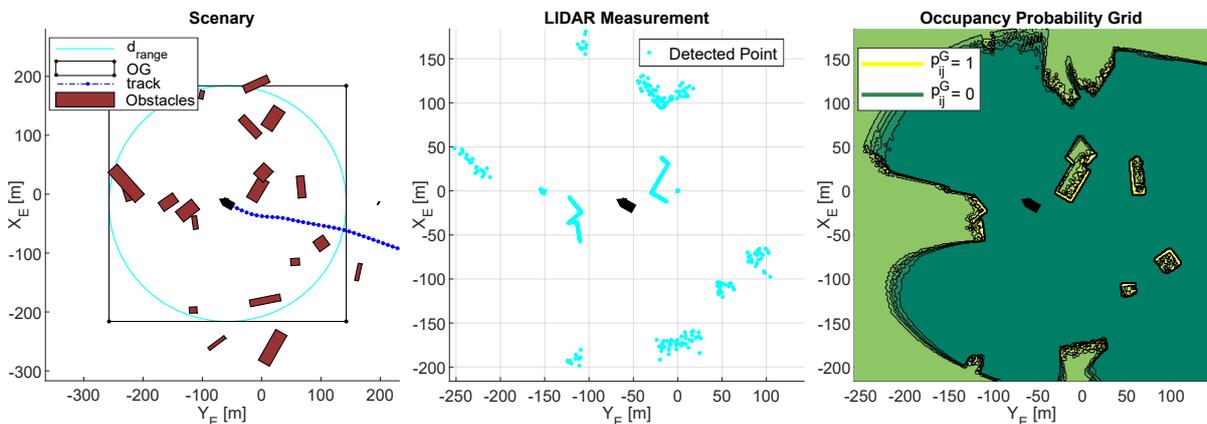


Figura 3.8. Escenario de obstáculos, puntos detectados (3.16) y matriz de ocupación.

3.6. Conclusiones del Entorno de Simulación

Actualmente existen diversos enfoques reactivos aplicados a USVs para evitar obstáculos. Como denominador común, todos estos enfoques requieren de un entorno de simulación numérica para su diseño, desarrollo y evaluación. Con el objetivo de disponer de un entorno de simulación realista y de bajo cómputo, el cual pueda ser utilizado por algoritmos de optimización y evaluación iterativos, en este trabajo se han realizado e integrado las siguientes aportaciones:

- Se ha propuesto el modelo de un USV sintetizado a partir de publicaciones previas. Esto queda justificado dada la ausencia, en el estado del arte actual, del modelado de una embarcación de pequeña eslora que considere los actuadores y el efecto de perturbaciones externas. En concreto, se ha desarrollado un nuevo modelo matemático que incluye: modelado no lineal de la dinámica de la embarcación y sus actuadores, modelado del efecto de la corriente y controladores de rumbo y velocidad. Además, la estabilidad y el comportamiento de este modelo de USV han sido evaluadas mediante un estudio discreto de sus puntos de equilibrio, así como en pruebas de mar simuladas.
- Por otro lado, con el objetivo de obtener un entorno de simulación realista y, a su vez, con un tiempo de cómputo acotado, en este trabajo se ha propuesto el modelado simplificado de un sensor LIDAR. Este modelado 2D considera errores de medida cuyas magnitudes depende de la distancia a la que se encuentren los obstáculos detectados, así como los efectos de perspectiva o sombras a los que este tipo de sensores se ven limitados. De este modo, se consigue un entorno de simulación lo suficientemente realista para realizar el desarrollo, el ajuste y la evaluación de algoritmos reactivos. Con la ventaja, sobre entornos más completos y complejos, de que permite usar técnicas de optimización y evaluación basadas en procedimientos iterativos.
- Además, se han diseñado cinco escenarios de obstáculos estáticos específicos para evaluar diferentes prestaciones de los algoritmos reactivos. Junto a estos cinco escenarios, en este capítulo también se propone un generador de escenarios estáticos aleatorios, cuyas propiedades (zona de ocupación, densidad de ocupación y efecto de la corriente marina) pueden ser ajustadas. De este modo, el entorno de simulación propuesto en este trabajo permite realizar la evaluación de sistemas de evitación de obstáculos en términos de prestaciones, así como atendiendo a su robustez sobre distribuciones de obstáculos aleatorias en presencia de diferentes niveles de perturbaciones.
- Para terminar, debido a su amplio uso en sistemas de guiado para vehículos autónomos, el entorno de simulación propuesto en este capítulo también dispone de un generador de matrices de probabilidad de ocupación. Para ello, a partir de un filtro bayesiano, se realiza un procesado de las medidas entregadas por el modelo del sensor LIDAR. Este filtro traslada las medidas a las celdas que discretizan el espacio y permite cuantificar la incertidumbre en términos de probabilidad de ocupación. De este modo, se persigue aumentar la flexibilidad del entorno de simulación a la hora de integrarlo con diferentes algoritmos reactivos.

Cabe señalar que este entorno de simulación para USVs ha sido publicado en el siguiente artículo [98], el cual está recogido en el número especial *Unmanned Marine Vehicles* de la revista internacional *Journal of Marine Science and Engineering*. Esta revista está clasificada como Q2 dentro del campo de la ingeniería oceánica y, además, es de acceso abierto.

Capítulo 4

AutoTuning de Algoritmos Reactivos aplicados a USVs

4.1. Introducción

Dada la intensiva actividad investigadora, múltiples enfoques para evitar obstáculos [13, 15, 17–20, 27, 36–46] han sido aplicados a diferentes tipos de USVs. Con el objetivo de asistir a los diseñadores en la elección de un algoritmo reactivo para una embarcación concreta, y persiguiendo al mismo tiempo acelerar su proceso de presintonía, en este capítulo se propone un nuevo entorno de autotuning para métodos de evitación de obstáculos estáticos aplicados a USVs. Como abreviatura, formada a partir de sus siglas en inglés, este entorno se ha denominado ATESOA: AutoTuning Environment for Static Obstacle Avoidance methods. En concreto, ATESOA se basa en el nuevo modelado simplificado para sensores LIDAR propuesto en el capítulo anterior. Dado que, con respecto a entornos más completos [79–83], el sensor LIDAR (3.10) reduce el tiempo de las simulaciones numéricas y, a su vez, modela la incertidumbre presente en el entorno que rodea al USV. Gracias a esto, establece un entorno realista que puede ser utilizado por algoritmos evolutivos, como un algoritmo genético [84], para realizar el autotuning de sistemas de evitación de obstáculos. A día de hoy, no se ha encontrado ningún entorno de autotuning para métodos de evitación de obstáculos aplicados a USVs. Si bien, actualmente existen diferentes enfoques de autoajuste para vehículos no tripulados [99–105]. Por ejemplo, en ámbito de los sistemas CAS, los autores en [99] utilizan machine learning para el sistema de guiado de un vehículo terrestre. En cuanto a métodos de autotuning aplicados en el entorno marino, cabe destacar el trabajo realizado en [100], donde utilizan un algoritmo genético para realizar el autoajuste de los parámetros de un SMC (Sliding Mode Controller), controlador que diseñan y evalúan para el modelado matemático de un buque petrolero. Por otro lado, en [101] los autores realizan el autoajuste de un sistema DP (Dynamic Positioning) en base a los cambios detectados en el estado del mar. Este DP es evaluado mediante simulaciones numéricas sobre un buque de abastecimiento en alta mar. En lo referido a vehículos submarinos, cabe destacar el trabajo realizado en [102], donde los autores proponen y validan un método de autotuning para el control de rumbo de un vehículo submarino tipo micro-ROV (Remotely Operated Vehicle). Como aportación novedosa con respecto a estos trabajos, el entorno ATESOA ha sido diseñado para facilitar y acelerar el proceso de presintonía necesario para implementar algoritmos reactivos en USVs. Además, con el objetivo de evaluar este entorno de autotuning, se han adaptado e implementado tres métodos de evitación de obstáculos estáticos ya utilizados en USVs. En concreto, estos métodos son: LROABRA [44] (Local Reactive Obstacle Avoidance Based on Region Analysis), VFH+ [15, 33] (Vector Field Histogram+) y campos potenciales [38, 45]. Como aportación secundaria de este capítulo, se ha mejorado el comportamiento de los campos potenciales aplicados a USVs propuestos en [38, 45], gracias a la aplicación del concepto de campos potenciales generalizados [57, 58].

4.2. Métodos de Evitación de Obstáculos Estáticos

Con el objetivo de evaluar el nuevo entorno de autotuning propuesto en este trabajo, se han adaptado e implementado tres métodos de evitación de obstáculos al Modelo (3.10) del sensor LIDAR.

4.2.1. Algoritmo LROABRA

El método LROABRA (Local Reactive Obstacle Avoidance Based on Region Analysis) es propuesto en [44] como un sistema de evitación de obstáculos estáticos para USVs navegando a altas velocidades. En su propuesta, los obstáculos son referidos en un sistema ejes cuerpo de coordenadas polares y considerados círculos de radio r_i y posición $O_i(\rho_i, \theta_i)$, ver Figura 4.1. Estos obstáculos generan direcciones no permitidas definidas según:

$$B_{obs} = \bigcup_{i=1}^{n_o} R_{osb}^i, \quad R_{osb}^i = \begin{cases} [\psi(k) + \theta_i - \phi_i - \sigma, \psi(k) + \theta_i + \phi_i + \sigma] & \text{if } \rho_i \leq d_{near} \\ \emptyset & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.1)$$

donde σ representa un ángulo de seguridad utilizado para expandir la zona ocupada por los obstáculos, d_{near} es la distancia umbral a partir de la cual son considerados los obstáculos y $\phi_i = \text{asin}(r_i / \rho_i)$.

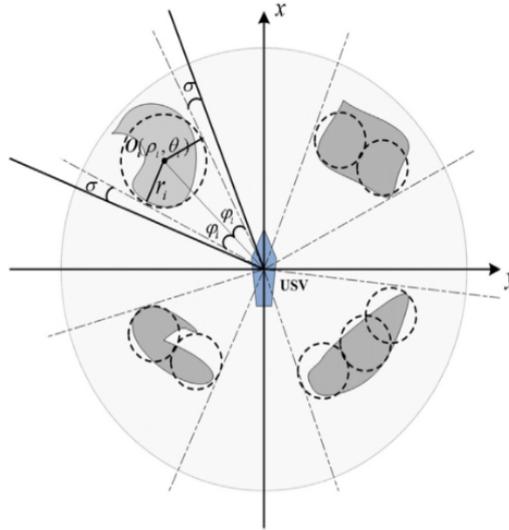


Figura 4.1. Modelado del entorno utilizado por el algoritmo LROABRA [44].

Por otro lado, en base al método propuesto en [30], los autores consideran que las posibles direcciones de guiado (θ), así como las consignas de velocidad (sp_U), quedan limitadas por una ventana dinámica:

$$V_T = \left\{ sp_U \mid sp_U \in [U(k) - \dot{u}_{max} T_m, U(k) + \dot{u}_{max} T_m] \right\}$$

$$V_{Head} = \left\{ \theta \mid \theta \in \left[\psi(k) + r(k) T_m - \frac{1}{2} \dot{r}_{max} T_m^2, \psi(k) + r(k) T_m + \frac{1}{2} \dot{r}_{max} T_m^2 \right] \right\} \quad (4.2)$$

donde \dot{u}_{max} y \dot{r}_{max} representan la aceleración lineal y angular máxima del buque, respectivamente, y T_m es el periodo de ejecución del algoritmo.

Definidos los conjuntos de orientaciones prohibidas (B_{obs}) y alcanzables (V_{Head}), se maximiza la Heurística (4.3) para obtener el ángulo $\theta_{optimal}$.

$$F_\epsilon(\theta) = \underbrace{\epsilon \left(1 - \frac{|\theta_{goal} - \theta|}{\pi} \right)}_{f_{head}(\theta)} + \underbrace{(1 - \epsilon) \left(\frac{1}{n_O} \sum_{i=1}^{n_O} \frac{|\theta - (\theta_i + \psi(k))|}{\pi} \right)}_{f_{safe}(\theta)} \quad (4.3)$$

$$\theta \in V_{Head}, \quad \theta \notin B_{obs}, \quad \theta \in [-\pi, \pi]$$

donde ϵ es el parámetro de ajuste de la heurística y θ_{goal} representa la dirección objetivo.

Dado que el ángulo $\theta_{optimal}$ define una dirección de guiado segura y alcanzable por el USV, se utiliza para insertar un waypoint temporal $P_{insert}(x_{insert}, y_{insert})$ a una distancia D_{insert} . Este waypoint temporal será utilizado para obtener el setpoint de rumbo sp_χ , ver Ecuación (4.4).

$$\begin{aligned} x_{insert} &= x_E(k) + D_{insert} \cos(\theta_{optimal}(k)) \\ y_{insert} &= y_E(k) + D_{insert} \sin(\theta_{optimal}(k)) \end{aligned}, \quad sp_\chi(k) = \text{atan2}(y_{insert} - y_E(k), x_{insert} - x_E(k)) \quad (4.4)$$

donde P_{insert} se actualiza si el USV lo alcanza o si el ángulo de guiado se aleja de $\theta_{optimal}$,

$$\begin{aligned} |x_{insert} - x_E(k), y_{insert} - y_E(k)| &\leq d_{gate} \\ |sp_\chi(k) - \theta_{optimal}(k)| &\geq \theta_{gate} \end{aligned} \quad (4.5)$$

siendo d_{gate} y θ_{gate} los umbrales de distancia lineal y angular que fijan la actualización de P_{insert} .

Por otro lado, el setpoint de velocidad sp_U es calculado según la Ecuación (4.6), quedando limitado a la ventana dinámica V_T (4.2).

$$sp_U(k) = U_{goal} \eta_L(k) \left(1 - \frac{|\theta_\delta(k)|}{\pi} \right), \quad \theta_\delta(k) = sp_\chi(k) - \psi(k) \quad (4.6)$$

donde la variable η_L depende de la distancia mínima a los obstáculos que quedan dentro de la zona de impacto del USV:

$$\eta_L = \begin{cases} \eta_1 = \frac{r(k)}{\max(\theta_\delta(k), r(k))} & \text{if } d_{min} \leq d_{near} \\ \eta_2 = \frac{d_{min}^2 + 2r_{max}d_{min}}{d_{near}^2 + r_{max}d_{near}} & \text{otherwise} \end{cases}, \quad d_{min} = \min \{ d_{obs}^i \leq d_{near} \wedge |\theta_i| < \theta_v \} \quad (4.7)$$

siendo r_{max} la velocidad de giro máxima de la embarcación, d_{obs}^i la distancia al centro de cada obstáculo y θ_v la zona angular de impacto establecida para el USV.

Con el objetivo de exponer al algoritmo LROABRA a un mayor nivel de incertidumbre en el entorno, en este trabajo se modifica el conjunto de direcciones no permitidas B_{osb} , para generarlo a partir de las medidas entregadas por el modelado del sensor LIDAR. Para ello, cada haz del sensor (3.10) es considerado como un obstáculo, quedando redefinido B_{obs} según la Ecuación (4.8). Además, con el objetivo de que el algoritmo considere el rumbo del USV en lugar de su guiñada, en las Ecuaciones (4.2), (4.3) y (4.6), se sustituye $\psi(k)$ por $\chi(k)$. Como muestra de esta integración, la Figura 4.2 recoge una de las ejecuciones del algoritmo LROABRA adaptado

al entorno de simulación para USVs propuesto en este trabajo.

$$B_{obs} = \bigcup_{i=1}^{n_L} R_{osb}^i, \quad R_{osb}^i = \begin{cases} [\chi(k) + i_L h_{res} - \sigma, \chi(k) + i_L h_{res} + \sigma] & \text{if } d_m^L \leq d_{near} \\ \emptyset & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.8)$$

donde los términos $\theta_i \pm \phi_i$ de la Ecuación (4.1) ha sido reemplazado por $i_L h_{res}$.

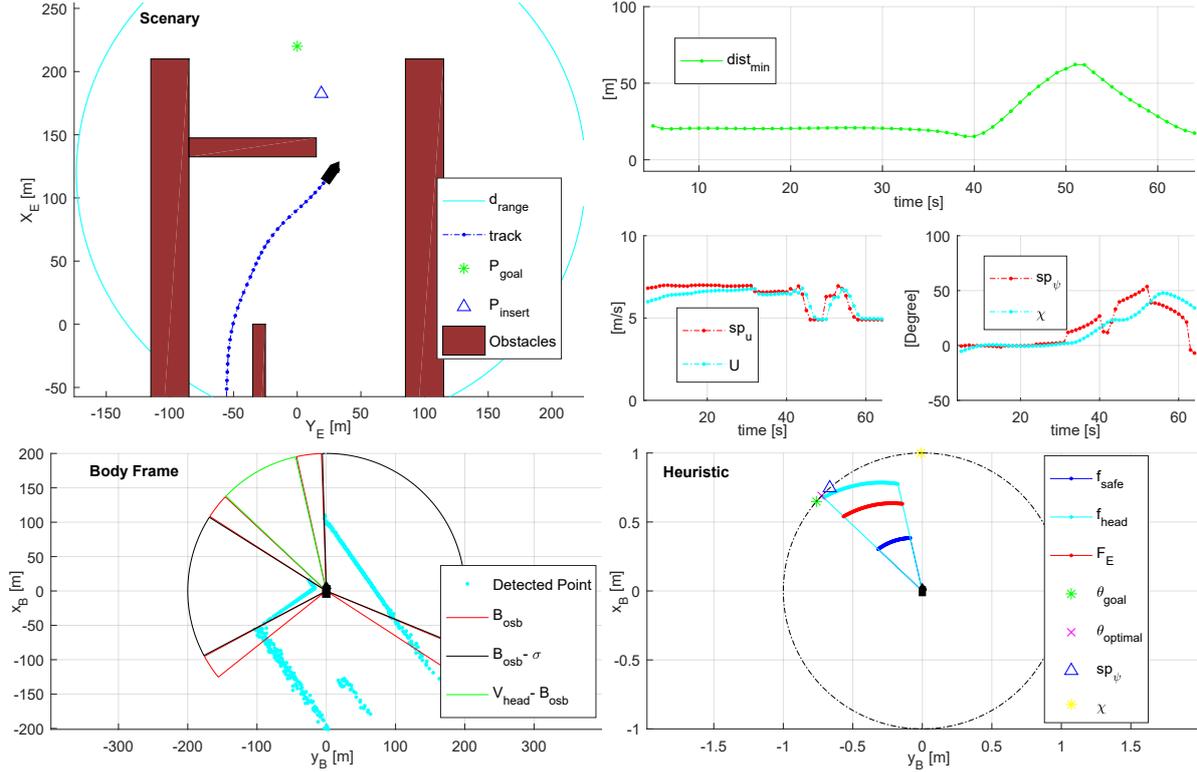


Figura 4.2. Implementación del algoritmo LROABRA adaptado al entorno de simulación para USVs propuesto en este trabajo.

4.2.2. Campos Potenciales Aplicados a USVs

El método de los campos potenciales (Potential Fields, PF), debido a su simplicidad ha sido ampliamente usado en diferentes problemas de robótica móvil [12, 16, 27, 31, 35, 38, 41, 45, 57]. Aunque, entre otros inconvenientes, puede provocar trayectorias con oscilaciones [58]. Con el objetivo de mejorar sus prestaciones, diferentes autores en [38, 45] modifican los campos potenciales clásicos [31] para mejorar su rendimiento en USVs, ver Figura 4.3. En sus trabajos, modelan la fuerza de atracción y las fuerzas de repulsión según la Ecuación (4.9).

$$f_{att} = m_{att} \alpha_{att} |P_{goal} - P_{USV}(k)|^{m_{att}-1}$$

$$f_{rep}^i = \underbrace{\eta_{rep} \left(\frac{1}{p_s^i} - \frac{1}{p_o} \right) \frac{1}{p_s^{i2}} |P_{USV}(k) - P_{goal}|^{n_{rep}}}_{f_{rep1}^i} + \underbrace{\frac{n_{rep}}{2} \eta_{rep} \left(\frac{1}{p_s^i} - \frac{1}{p_o} \right)^2 |P_{USV}(k) - P_{goal}|^{n_{rep}-1}}_{f_{rep2}^i} \quad (4.9)$$

donde $P_{USV} = (x_E, y_E)$, P_{goal} es la posición del waypoint objetivo, α_{att} y m_{att} son parámetros positivos que ajustan la magnitud del potencial de atracción, p_o es la distancia que limita el rango de influencia de los obstáculos, p_s^i la distancia a cada obstáculo y, por último, la magnitud del potencial de repulsión se ajusta con las constantes positivas η_{rep} y n_{rep} .

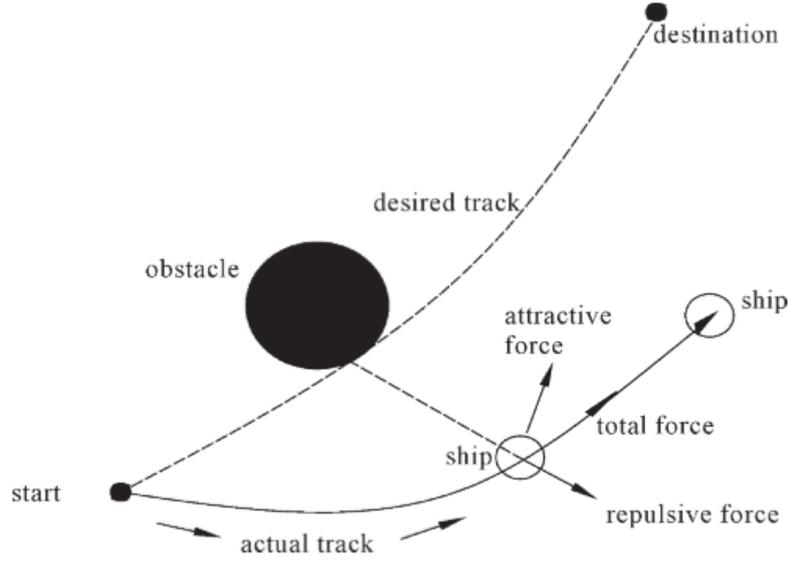


Figura 4.3. Campos potenciales clásicos modificados para ser usados como sistema de evitación de obstáculos estáticos en USVs, [38].

Las fuerzas repulsivas de la Ecuación (4.9), según se expone en [38], son generadas a partir de los vértices de los obstáculos que forman la línea de costa. Además, se debe destacar que las distancias consideradas en [38] son de kilómetros. Con el objetivo de exponer al algoritmo a un mayor nivel de incertidumbre en el entorno y evaluarlo en situaciones de proximidad ($d_{range} = 200$ m) que aumenten la dificultad de los escenarios, en este trabajo se considera que cada uno de los haces del sensor LIDAR (3.10) genera una fuerza de repulsión. De esta forma, la fuerza de repulsión total, la fuerza de atracción y la fuerza resultante, todas ellas referidas al ángulo de rumbo χ del USV, quedan definidas según:

$$F_{rep}(k) = \sum_{i_L=1}^{n_L} f_{rep}^{i_L} \begin{pmatrix} \cos(i_L h_{res} - \beta(k)) & \sin(i_L h_{res} - \beta(k)) \end{pmatrix}$$

$$F_{att}(k) = f_{att} \begin{pmatrix} \cos(\theta_{goal}(k) - \beta(k)) & \sin(\theta_{goal}(k) - \beta(k)) \end{pmatrix} \quad (4.10)$$

$$F_R(k) = F_{rep}(k) + F_{att}(k) = \begin{pmatrix} F_{Rx} & F_{Ry} \end{pmatrix}$$

donde $\beta = \chi - \psi$, $\theta_{goal} = atan2(y_{goal} - y_E, x_{goal} - x_E)$ y el módulo de cada fuerza de repulsión ($f_{rep}^{i_L}$) se corresponde con el término f_{rep}^i de la Ecuación (4.9), en la cual se ha sustituido p_s^i por la distancia medida $d_m^{i_L}$ definida en la Ecuación (3.14).

La consigna de rumbo sp_χ se obtiene a partir de la fuerza resultante (F_R) según la Ecuación (4.11), [58]. Como puede apreciarse, se añade un filtrado pasa-bajas para disminuir las

oscilaciones [32].

$$\begin{aligned}\theta_{FR}(k) &= \text{atan2}(F_{Ry}, F_{Rx}) + \chi(k) \\ sp_{\chi}(k) &= \frac{1}{c_F + 1} (\theta_{FR}(k) + c_F sp_{\chi}(k-1))\end{aligned}\quad (4.11)$$

donde $c_F = \tau_F / T_m$, siendo τ_F la constante de tiempo efectiva del filtro a la fuerza resultante y T_m el periodo de ejecución del método de evitación de obstáculos.

Por otro lado, en [38,45] no consideran modificar la velocidad de la embarcación. Para dotar a los campos potenciales de la misma capacidad de maniobra sobre la embarcación que el resto de métodos de evitación estudiados en este capítulo, se toma el enfoque propuesto en [32] para generar el setpoint de velocidad sp_U en función de la fuerza resultante y la velocidad de la embarcación, ver Ecuación (4.12).

$$\begin{aligned}sp_U(k) &= U_{goal}(1 - |\cos(\theta)|) \\ \cos(\theta) &= \begin{cases} 0 & \text{if } |F_R| = 0 \\ \frac{uF_{Rx} + vF_{Ry}}{|U_B||F_R|} & \text{otherwise} \end{cases}\end{aligned}\quad (4.12)$$

donde $U_B(u, v)$ representa el vector velocidad del buque referido a ejes cuerpo.

Como se mostrará en la sección de resultados, pese a los resultados favorables obtenidos en [38,45] con estos campos potenciales modificados para distancias de decenas de kilómetros, cuando se limita el rango de detección ($d_{range} = 200$ m [93]) estos no ofrecen resultados aceptables. Como aportación secundaria de este trabajo, y basado en el concepto de campos potenciales generalizados (GPF, Generalized Potential Fields) propuesto en [57] y estudiados en [58], se propone emplear campos potenciales que consideren la dirección relativa entre el obstáculo y el vector velocidad de la embarcación, ver Ecuación (4.13). Para ello, el módulo de las fuerzas de repulsión f_{rep}^{iL} calculadas en (4.10) se sustituye por:

$$f_{repG}^{iL} = f_{rep}^{iL} |\cos(\phi^{iL})^{\beta_{spf}}|, \quad \phi^{iL} = \begin{cases} \pi/2 & \text{if } |i_L h_{res} - \beta(k)| > \pi/2 \\ i_L h_{res} - \beta(k) & \text{otherwise} \end{cases}\quad (4.13)$$

donde β_{spf} es un parámetro de ajuste positivo empleado para disminuir el efecto de los obstáculos a los cuales el USV no se dirige.

Dado que fuerza de atracción en el método GPF es calculada del mismo modo que en los PF propuesto en [38], cualquier cambio en la dirección de guiado de un método con respecto a otro dependerá solamente de las fuerzas repulsivas. En la Figura 4.4 se muestra una comparativa entre las fuerzas generadas al aplicar los campos potenciales propuestos en [38,45] y las obtenidas al aplicar los GPF para USVs propuestos en este trabajo. Como puede apreciarse en la gráfica inferior izquierda, en el caso de los GPF, solo aquellos obstáculos hacia los que el USV se está desplazando producen una fuerza repulsiva (círculos azules en la Figura 4.4). Por otro lado, en el caso de los PF, todos los obstáculos que se encuentra dentro del rango de influencia (p_o) producen una fuerza repulsiva (círculos marrones en la Figura 4.4). Como consecuencia, en el instante de simulación mostrado, la fuerza resultante obtenida al aplicar GPF (Ft_{GPF}) guía al USV hacia el objetivo, mientras que la obtenida al aplicar PF (Ft_{PF}) aleja al USV de los obstáculos (aunque estos no representen un peligro de colisión real) y, por consiguiente, del waypoint objetivo (ver gráfica inferior derecha de la Figura 4.4).

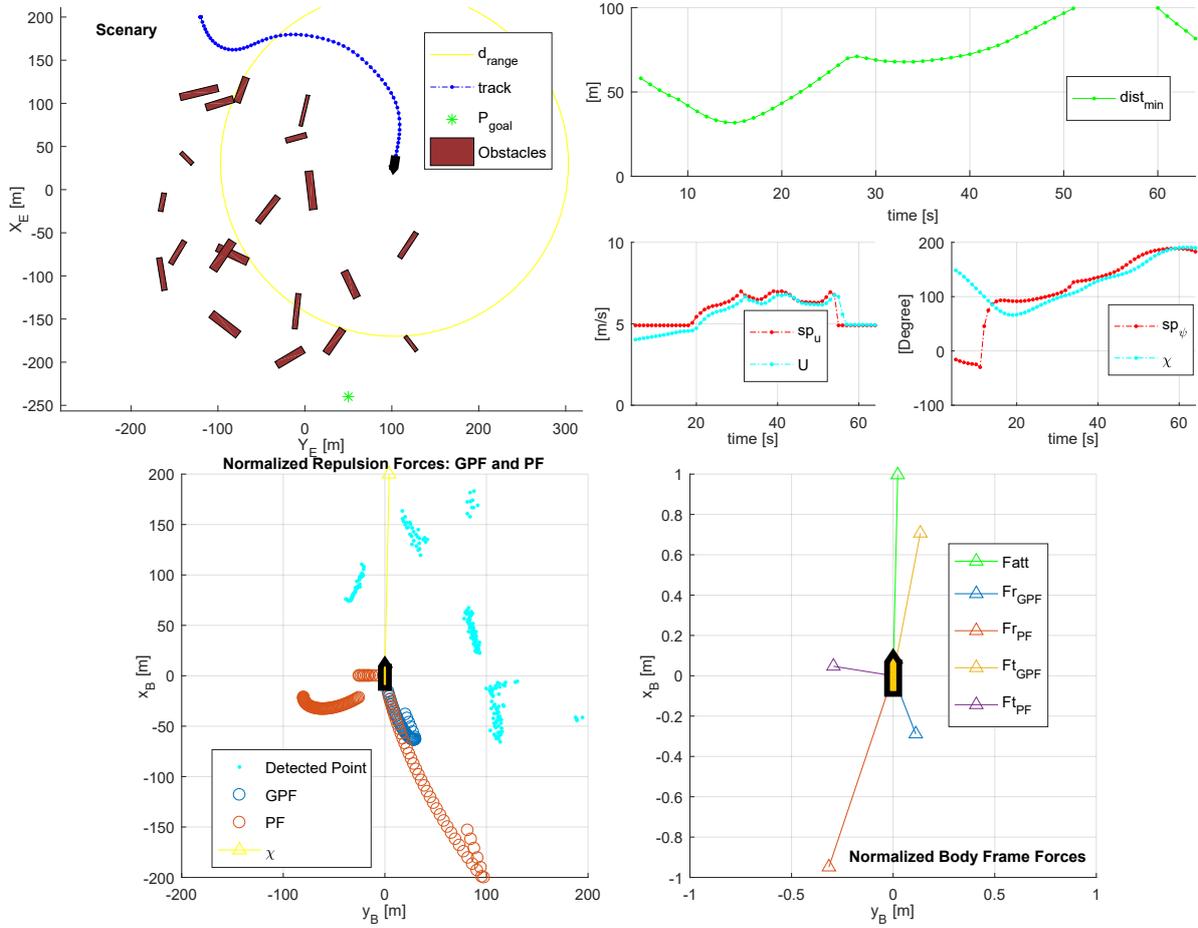


Figura 4.4. Implementación de los campos potenciales como algoritmos de evitación de obstáculos adaptados al entorno de simulación para USVs propuesto en este trabajo.

4.2.3. Vector Field Histogram Plus

El método VFH+ se propuso en [33] como una versión mejorada del VFH (Vector Field Histogram) [61]. Posteriormente, ha sido empleado como sistema de evitación de obstáculos en un USV [15]. Para su implementación, en este capítulo se utiliza el bloque disponible en Simulink de dicho algoritmo [106]. Al igual que los algoritmos reactivos anteriores, el VFH+ requiere disponer de un modelo del entorno. En su caso, utiliza el definido como The Primary Polar Histogram (H_P) [33]. Para generarlo, la versión del método disponible en [106] es directamente compatible con el modelo del sensor LIDAR propuesto en este trabajo. Como entradas, el VFH+ utiliza las medidas de distancia (3.14) y sus posiciones angulares (4.14). En este capítulo, para considerar el efecto de las perturbaciones ambientales, estas posiciones angulares son referidas al ángulo de rumbo χ del USV.

$$\theta_\chi^L = \left(\theta_\chi^0 \quad \dots \quad \theta_\chi^L \quad \dots \quad \theta_\chi^{n_L-1} \right)^T, \quad \theta_\chi^L = \theta_m^{i_L} - \beta(k) = i_L h_{res} - \text{atan2}(v(k), u(k)) \quad (4.14)$$

De la misma forma que el algoritmo LROABRA aumenta la ocupación angular de los obstáculos con el parámetro σ , y en contraste con los campos potenciales donde no se considera el tamaño del USV, el método VFH+ aproxima la forma del vehículo a un círculo de radio r_{width} . De este modo, se amplía la ocupación angular de cada punto detectado según $\gamma_r^{i_L}$, ver Ecuación (4.15). Dando lugar a que cada barra del histograma polar de ocupación H^P quede definida

según la Ecuación (4.16).

$$\gamma_r^L = \left(\gamma_r^0 \quad \dots \quad \gamma_r^{i_L} \quad \dots \quad \gamma_r^{n_L-1} \right)^T, \quad \gamma_r^{i_L} = \begin{cases} \text{asin} \left(r_{width} / d_m^{i_L} \right) & \text{if } f_{Inter}^{i_L} = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.15)$$

$$\mathbf{H}_P = \left(h_p^0 \quad \dots \quad h_p^{i_L} \quad \dots \quad h_p^{n_L-1} \right)^T, \quad h_p^{i_L} = \sum_{j_L=1}^{n_L} f \left(d_m^{j_L} \right) b^{j_L} \quad (4.16)$$

$$b^{j_L} = \begin{cases} 1 & \text{if } \theta_\chi^{j_L} \in [\theta_\chi^{i_L} - \gamma_r^{i_L}, \theta_\chi^{i_L} + \gamma_r^{i_L}] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad J_L = \{j_L \mid j_L \in \mathbb{N}, j_L < n_L\}$$

donde j_L define un segundo índice para recorrer los vectores del sensor LIDAR y $f \left(d_m^{j_L} \right)$ representa la densidad de ocupación en función de la distancia, ver [33,106].

Obtenido \mathbf{H}_P , este es convertido en un Binary Polar Histogram (\mathbf{H}_B) que clasifica las direcciones entre ocupadas o libres. Además, para evitar que el estado de las direcciones cambie varias veces entre libre u ocupado, generando un comportamiento oscilatorio que puede llevar al sistema a situaciones de peligro [33], se aplica la siguiente histéresis:

$$\mathbf{H}_B = \left(h_B^0 \quad \dots \quad h_B^{i_L} \quad \dots \quad h_B^{n_L-1} \right)^T, \quad h_B^{i_L} = \begin{cases} 1 & \text{if } h_p^{i_L}(k) > \tau_{high} \\ 0 & \text{if } h_p^{i_L}(k) < \tau_{low} \\ h_B^{i_L}(k-1) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.17)$$

donde τ_{high} y τ_{low} definen los umbrales de la histéresis.

Por otro lado, con el objetivo de considerar la dinámica y cinemática del vehículo, el método VFH+ simplifica su trayectoria a arcos circulares de radio r_{ship} , [33], ver Figura 4.5. Estas trayectorias circulares limitan las direcciones seguras, aplicando una máscara al \mathbf{H}_B y generando The Masked Polar Histogram:

$$\mathbf{H}_M = \left(h_M^0 \quad \dots \quad h_M^{i_L} \quad \dots \quad h_M^{n_L-1} \right)^T, \quad h_M^{i_L} = \begin{cases} 0 & \text{if } h_B^{i_L}(k) = 0 \text{ and } \theta_\chi^{i_L} \in \{[\phi_r, \chi], [\chi, \phi_l]\} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.18)$$

donde ϕ_l y ϕ_r son los ángulos seguros de giro a babor y a estribor, respectivamente. La definición de estos ángulos queda recogida en [33].

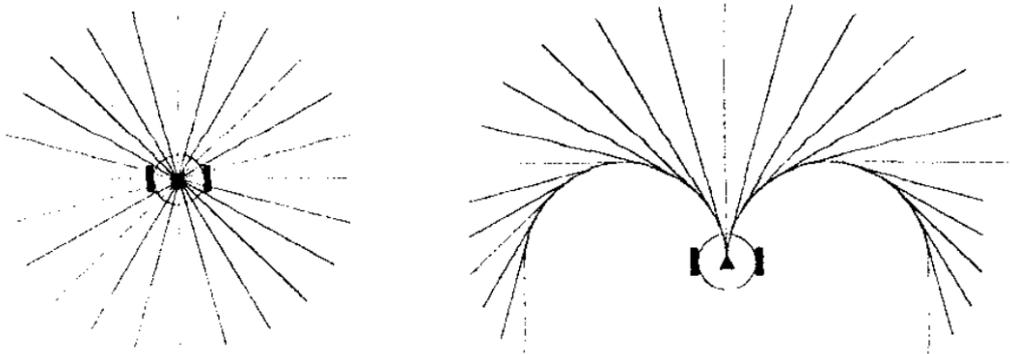


Figura 4.5. De derecha a izquierda, trayectorias aproximadas del sistema: VFH [61] vs VFH+ [33].

Definido H_M , entre las direcciones libres de colisión obtenidas ($h_M^i = 0$), se elige el setpoint de rumbo sp_χ minimizando (θ_χ^{min}) la siguiente función de coste:

$$g(\theta_\chi^i(k)) = \mu_1 \Delta(\theta_\chi^i(k) + \chi(k), \theta_{goal}(k)) + \mu_2 \Delta(\theta_\chi^i(k), 0) + \mu_3 \Delta(\theta_\chi^i(k) + \chi(k), sp_\chi(k-1))$$

$$sp_\chi(k) = \theta_\chi^{min}(k) + \chi(k) \quad (4.19)$$

donde los parámetros μ_1 , μ_2 y μ_3 ponderan: alineación con la dirección objetivo, coste asociado al cambio de dirección y alineación con el setpoint de rumbo anterior (efecto memoria), respectivamente. El operador $\Delta(c_1, c_2)$ calcula la distancia angular entre las direcciones c_1 y c_2 .

Por último, el setpoint de velocidad sp_U se calcula según la Ecuación (4.20) definida en [61]. Como muestra visual, la Figura 4.6 recoge una de las ejecuciones del VFH+ implementado y adaptado al entorno de simulación para USVs propuesto en este trabajo.

$$sp_U(k) = U_{goal} \left(1 - \frac{|r(k)|}{r_{max}} \right) \quad (4.20)$$

donde r_{max} es un parámetro de ajuste que representa la velocidad angular máxima del USV.

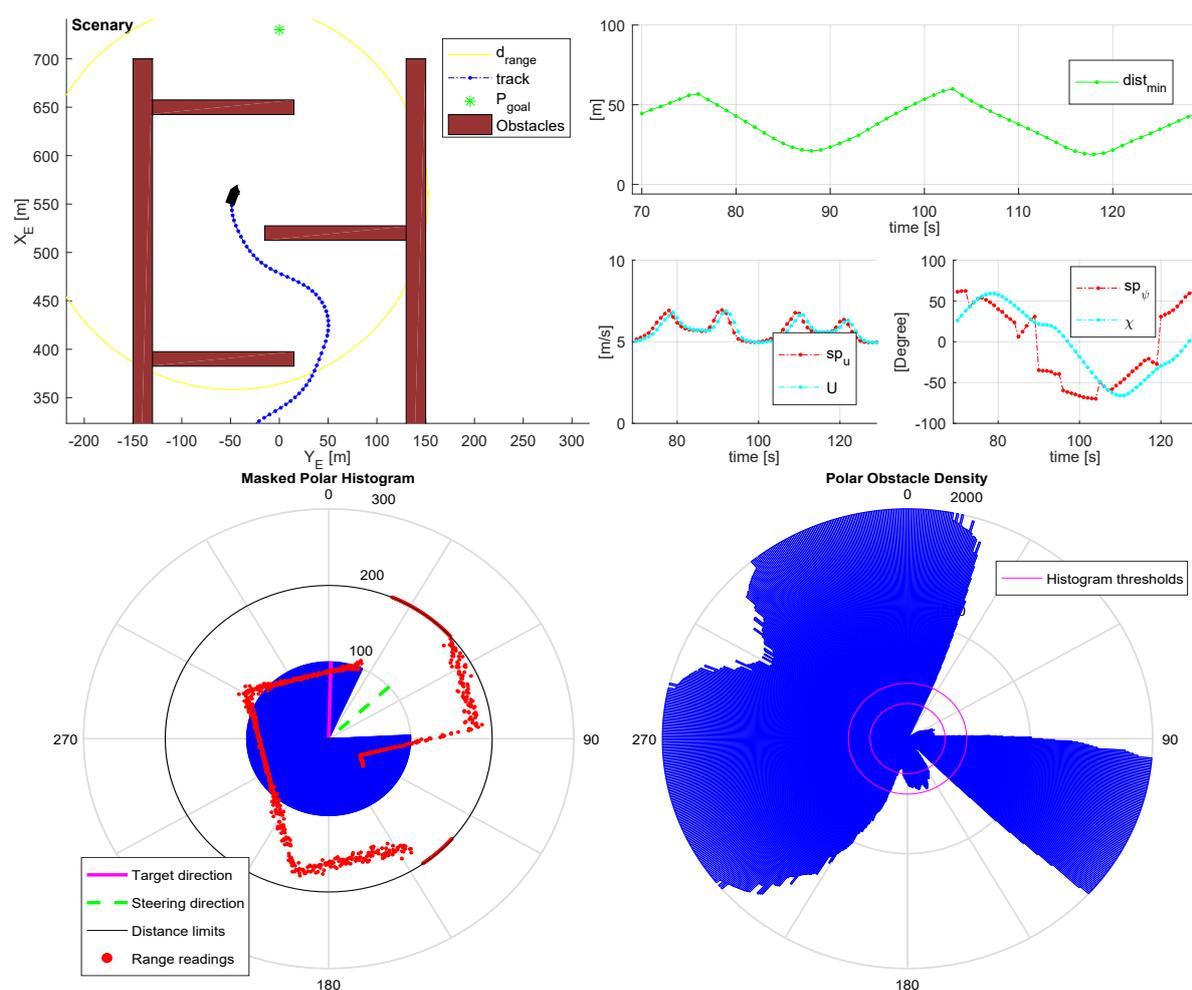


Figura 4.6. Adaptación del algoritmo VFH+ disponible en [106] al entorno de simulación para USVs propuesto en este trabajo.

4.3. Método Flexible para el AutoTuning de Algoritmos Reactivos

Actualmente existe una gran variedad de métodos de evitación de obstáculos para USVs [13, 15, 17–20, 36–46], así como un amplio abanico de vehículos marinos de superficie [8, 9, 13, 15, 17, 36, 37, 41, 43, 44, 85–87, 90] en los que estos pueden ser aplicados. Por este motivo, como aportación novedosa de este trabajo, se propone un método de autotuning para sistemas de evitación de obstáculos aplicados a USVs, el cual ha sido denominado ATESOA. Este método es completamente flexible a diferentes sistemas de evitación de obstáculos y a todo tipo de vehículos marinos de superficie que disponga de controladores de rumbo y velocidad. Además, aunque solo se ha evaluado con algoritmos reactivos para obstáculos estáticos, esta técnica puede ser fácilmente aplicada a algoritmos que consideren obstáculos dinámicos. Para ello, sería necesario disponer de un entorno de simulación de bajo cómputo que modele la detección de buques objetivo. Dicho esto, y partiendo de las limitaciones de cada algoritmo reactivo, las prestaciones de estos métodos en la evitación de obstáculos y el guiado del vehículo hacia el objetivo quedan determinadas por el ajuste de sus parámetros (Θ^{tuning}). Nótese que dicho ajuste debe realizarse sobre uno o varios escenarios de obstáculos concretos. Sin embargo, en los problemas de evitación de obstáculos pueden darse infinitas combinaciones geométricas que definan el escenario en el que se encuentra el vehículo autónomo. Por lo tanto, aunque se obtenga el valor óptimo de Θ^{tuning} para un índice definido, este lo será únicamente para un escenario concreto. Por ello, el estudio realizado en este trabajo no pretende encontrar el vector de parámetros óptimo para cada método de evitación aplicado a una embarcación determinada. Sino que, su objetivo es facilitar y acelerar la etapa de presintonía necesaria para implementar los algoritmos de evitación de obstáculos en embarcaciones, así como para asistir en la elección de un algoritmo reactivo para una embarcación concreta.

En este trabajo se utiliza un Algoritmo Genético (AG) como técnica de optimización para realizar el autotuning de los algoritmos reactivos. Esta elección es debida a dos factores. En primer lugar, su asentado uso en el autotuning de vehículos con capacidades autónomas [84, 100, 103, 105]. En segundo lugar, se debe al hecho de que los métodos de evitación de obstáculos [13, 15, 17–20, 36–46] involucran comúnmente factores de decisión a partir de umbrales, los cuales los convierte en funciones no derivables que complican la aplicación de métodos de optimización convencionales como los mínimos cuadrados [52, 104]. Dicho esto, cada parámetro de ajuste de un método de evitación será considerado un gen y, por consiguiente, el vector de parámetros Θ^{tuning} en un individuo de la población. Además, para cuantificar las prestaciones obtenidas por cada vector de ajuste Θ^{tuning} de un algoritmo reactivo, se proponen los siguientes indicadores:

$$\begin{aligned}
 \Delta sp_{\chi}(k) &= \frac{|sp_{\chi}(k) - sp_{\chi}(k-1)|}{\pi} + \Delta sp_{\chi}(k-1) \\
 \Delta sp_U(k) &= \frac{|sp_U(k) - sp_U(k-1)|}{u_{max}} + \Delta sp_U(k-1) \\
 dist_D(k) &= |(x_E(k) - x_E(k-1)), (y_E(k) - y_E(k-1))| + dist_D(k-1) \\
 time(k) &= kT_m \\
 dist_G(k) &= |(x_E(k) - x_{goal}), (y_E(k) - y_{goal})|
 \end{aligned} \tag{4.21}$$

donde Δsp_{χ} y Δsp_U cuantifican el esfuerzo de control solicitado por el sistema de evitación de obstáculos, $dist_D$ es la distancia recorrida por el USV, $time$ su tiempo de viaje y $dist_G$ la distancia hasta P_{goal} .

Definidos los indicadores (4.21), el índice que cuantifica las prestaciones de cada individuo Θ^{tuning} para un método de evitación de obstáculos queda definido según:

$$J = \begin{cases} J_s = \frac{time(k)}{time^{lim}} + \frac{dist_D(k)}{dist_D^{lim}} + \frac{1}{2} \left(\frac{\Delta sp_\chi(k)}{\Delta sp_\chi^{lim}} + \frac{\Delta sp_U(k)}{\Delta sp_U^{lim}} \right) & \text{if } f_{stop} = 1 \\ J_f = 3 + \frac{dist_G(k)}{dist_G(0)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.22)$$

donde $time^{lim}$, $dist_D^{lim}$, Δsp_χ^{lim} y Δsp_U^{lim} fijan los valores máximos de los indicadores (4.21) permitidos para un escenario concreto y $dist_G(0)$ representa la distancia inicial entre el USV y P_{goal} . Por otro lado, f_{stop} distingue entre dos situaciones: el USV ha alcanzado su objetivo o no,

$$f_{stop} = \begin{cases} 1 & \text{if } dist_G(k) \leq d_{wp} \\ 0 & \text{if } \left(n(k) = n^{lim} \vee \min(D_m^L) \leq d_{collision} \right) \end{cases}, \quad n \in \{time, dist_D, \Delta sp_\chi, \Delta sp_U\} \quad (4.23)$$

donde d_{wp} y $d_{collision}$ representan las distancias umbrales que definen si el USV ha llegado a P_{goal} o ha sufrido una colisión, respectivamente.

De esta forma, si el vector de parámetros Θ^{tuning} lleva al USV hasta el objetivo, dentro de los límites establecidos (4.23), se utiliza el índice J_s para minimizar: tiempo, distancia y esfuerzo de control en el viaje, ver Ecuación (4.22). Por el contrario, si se rebasa la distancia de seguridad ($d_{collision}$) o alguno de los límites establecidos, la simulación numérica se detiene y el índice utilizado es J_f . El valor de J_f siempre será superior al de J_s y, además, dependiente de la distancia final entre el USV y P_{goal} . Este último término facilita que, en caso de no encontrar ningún vector de parámetros que guíe con éxito al USV hasta el objetivo en las poblaciones iniciales, el AG priorice los vectores Θ^{tuning} que más lo acercan. Establecido el Índice (4.22), los vectores de parámetros de ajuste de los cuatro métodos de evitación de obstáculos estudiados en este capítulo se definen como:

$$\begin{aligned} \Theta_{LROABRA}^{tuning} &= \left(\dot{u}_{max} \quad \dot{r}_{max} \quad \epsilon \quad D_{insert} \quad (d_{near} - D_{insert}) \quad \sigma \quad \theta_{gate} \quad r_{max} \quad \theta_v \right)^T \\ \Theta_{PF}^{tuning} &= \left(m_{att} \quad \alpha_{att} \quad \eta_{rep} \quad n_{rep} \quad p_o \quad \tau_{FR} \right)^T, \quad \Theta_{GPF}^{tuning} = \left(\Theta_{PF}^{tuning T} \quad \beta_{GPF} \right)^T \\ \Theta_{VFH+}^{tuning} &= \left(\tau_{low} \quad (\tau_{high} - \tau_{low}) \quad r_{ship} \quad \mu_1 \quad \mu_2 \quad \mu_3 \quad r_{max} \right)^T \end{aligned} \quad (4.24)$$

Para terminar, la implementación del AG se ha realizado a partir de la Toolbox disponible en Matlab [107]. Con el objetivo de considerar los límites físicos o de ajuste establecidos para los vectores Θ^{tuning} , estos han sido acotados teniendo en cuenta las directrices expuestas en [32, 33, 38, 44, 45, 61, 106], ver Ecuación (4.25). Por lo tanto, se ha establecido como función de mutación la opción *mutationadaptfeasible* [107] y se ha limitado la población inicial a Θ^{low} y Θ^{high} , ver Ecuación (4.25). Por otro lado, con el objetivo de acotar los tiempos de simulación, se ha fijado una población de 200 individuos, un máximo de 20 generaciones y el parámetro *MaxStallGenerations* se fija en un 25 % de las generaciones máximas. Por último, para evitar una convergencia prematura [84, 107], se han limitado los individuos de elite a un 1.5 % de la población y se ha disminuido el factor de cruce (aumentando así el de mutación) a 0.7. El resto

de parámetros son los establecidos por defecto en [107].

$$\begin{aligned}\Theta_{PF}^{low} &= (0.1 \ 50 \ 8000 \ 0.1 \ 50 \ 1)^T, & \Theta_{PF}^{high} &= (5 \ 1000 \ 2.0 \times 10^5 \ 5 \ 200 \ 6)^T \\ \Theta_{LROABRA}^{low} &= (0.2 \ 0.3 \ 0.5 \ 60 \ 0 \ \pi/18 \ \pi/4 \ 0.1 \ \pi/36)^T, & \Theta_{GPF}^{low} &= (\Theta_{PF}^{lowT} \ 2)^T \\ \Theta_{LROABRA}^{up} &= (2 \ 2.5 \ 0.9 \ 100 \ 100 \ \pi/6 \ 3\pi/4 \ 1 \ \pi/6)^T, & \Theta_{GPF}^{high} &= (\Theta_{PF}^{highT} \ 15)^T \\ \Theta_{VFH+}^{low} &= (50 \ 10 \ 20 \ 10 \ 0 \ 0 \ 0.1)^T, & \Theta_{VFH+}^{up} &= (500 \ 1000 \ 100 \ 20 \ 10 \ 10 \ 0.5)^T\end{aligned}\tag{4.25}$$

donde las limitaciones están expresadas en unidades internacionales.

4.4. Resultados del AutoTuning

En este apartado se muestran los resultados obtenidos por la nueva técnica de autotuning para métodos de evitación de obstáculos aplicados a USVs. En las simulaciones se utiliza el método de integración numérica Runge-Kutta de orden cuarto con un paso de integración de 0.01 s. Por otro lado, los algoritmos reactivos se ejecutan a un periodo de muestreo $T_m = 1$ s. En concreto, se ha realizado el autoajuste de cuatro métodos de evitación de obstáculos (LROABRA, PF, GPF y VFH+) para el USV formado por el modelo de embarcación definido en (3.1) y gobernado por los controladores (3.7). Con el objetivo de exponer a los algoritmos a un mayor nivel de incertidumbre en el entorno, estos han sido adaptados a las medidas entregadas por el modelo del sensor LIDAR (3.10) propuesto en el Capítulo 3. Además, se han utilizado los escenarios 1, 2 y 3 definidos en ese mismo capítulo para realizar el autotuning de los algoritmos reactivos. Como resultado, los vectores de parámetros obtenidos para cada método de evitación de obstáculos (ajustado automáticamente a cada escenario) quedan recogidos en la Tabla 4.1. Donde, por ejemplo, PF^{S1} representa el método PF ajustado automáticamente sobre el escenario 1.

Con el objetivo de validar la técnica de autotuning propuesta en este capítulo, y a su vez comparar las prestaciones de los métodos de evitación de obstáculos estudiados, se presentan la Figura 4.7 y la Tabla 4.2. Por un lado, la Figura 4.7 muestra las diferentes trayectorias descritas por el USV al ser guiado por cada uno de los algoritmos reactivos. En estas simulaciones, los algoritmos han sido autoajustados sobre los mismos escenarios (1, 2, y 3) que se utilizan para su evaluación. Como soporte cuantitativo, la Tabla 4.2 recoge los indicadores (4.21) que definen las prestaciones obtenidas por estos algoritmos al guiar al USV sobre los escenarios. En ambos resultados puede apreciarse como, salvo en el caso de los campos potenciales aplicados al escenario 2, el nuevo ATESOA obtiene con éxito un vector de parámetros que guía de forma segura al USV hacia el objetivo P_{goal} . En el escenario 2 (obstáculos cercanos sin riesgo de colisión) ninguno de los métodos basados en campos potenciales (PF y GPF) consigue guiar de forma segura al USV hasta el objetivo. Una situación como esta no es evaluada por los autores en [38, 45]. Concretamente, en el escenario más similar, los autores en [38] realizan el guiado del modelo de una embarcación Clase Mariner [90] (171.8 metros de eslora) sobre un escenario en el que el espacio entre los obstáculos es de unos 10 km. Dicha evaluación es significativamente diferente a la realizada en este trabajo, donde se utiliza el Modelo (3.1) de 9.2 m de eslora y la distancia entre obstáculos es de 50 m. Además, en [38] el punto objetivo queda contenido entre los obstáculos, lo cual no provoca que la fuerza F_{att} atraiga al USV hacia

los mismos (situación buscada en el escenario 2). Cabe añadir que realizando un ajuste manual tampoco se ha conseguido que los métodos PF y GPF superen con éxito este escenario. Esta situación se corresponde con el problema descrito en [35,108], donde los autores exponen las desventajas de los campos potenciales al atravesar pequeños pasajes. Para resolverlo, sería necesario aplicar campos potenciales más avanzados como los propuestos en [108]. Por otro lado, la aportación realiza en este capítulo al aplicar el concepto de campos potenciales generalizados [57,58] a los PF propuestos en [38,45] para USVs, mejora notablemente el guiado del USV en situaciones de proximidad. Esto puede apreciarse en los escenarios 1 y 3, donde se han reducido los tiempos de viaje al 54.13 % y 58.85 %, así como las distancias recorridas al 51.33 % y 59.31 %, respectivamente. Pese a ello, para el rango de medida $d_{range} = 200$ m, las prestaciones obtenidas por los métodos basados en campos potenciales son significativamente inferiores a las obtenidas por los métodos LROABRA y VFH+, ver Tabla 4.2. En cuanto a estos, ambos presentan indicadores muy similares en los tres escenarios. Siendo las prestaciones obtenidas por el VFH+ mejores en los escenarios 1 y 2, mientras que en el escenario 3 el método LROABRA supera al VFH+.

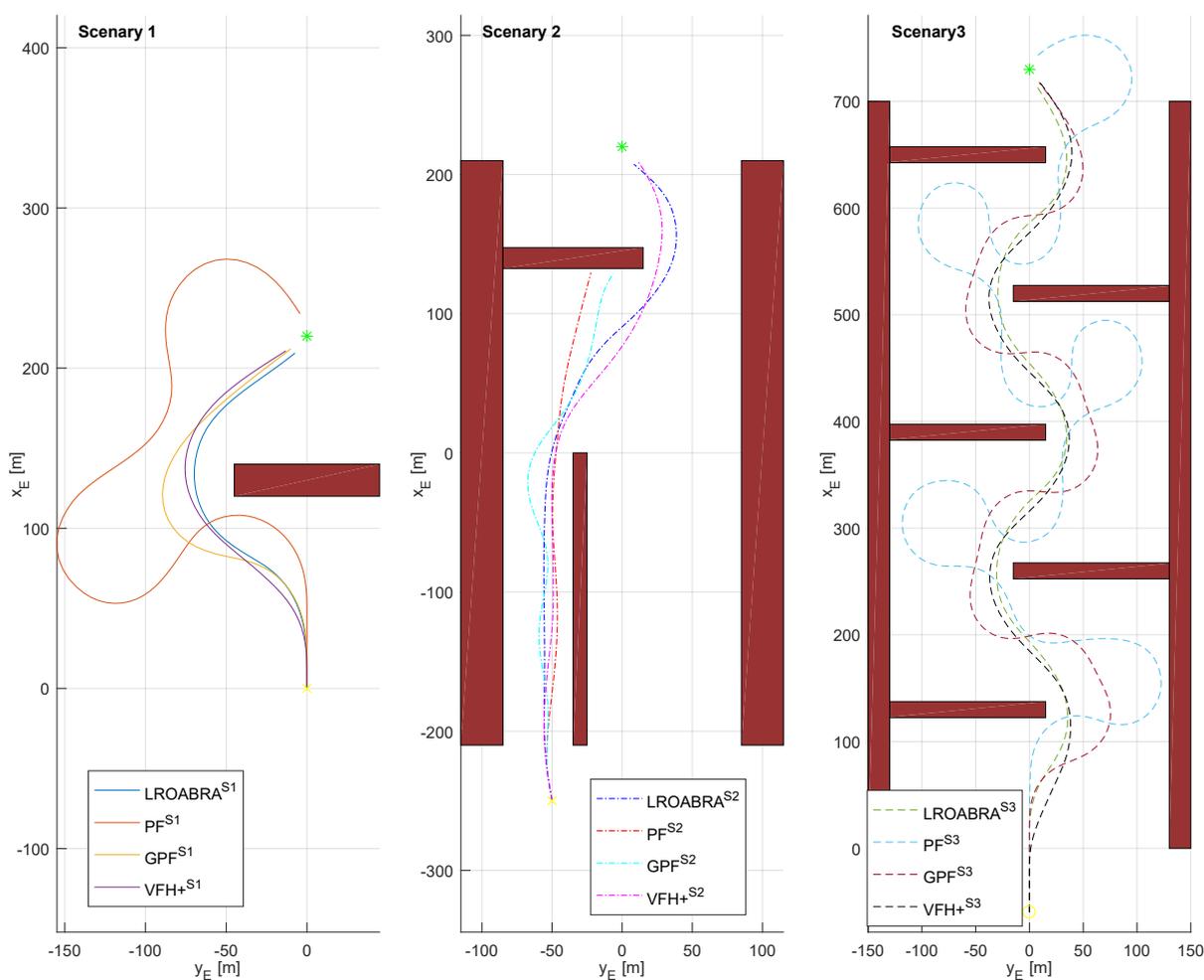


Figura 4.7. Trayectorias del USV (3.1, 3.7) al aplicar cada algoritmo reactivo (LROABRA, PF, GPF y VFH+) autoajustado por el método ATESOA propuesto en este trabajo.

Tabla 4.1. Vectores de parámetros obtenidos en el autotuning realizado en los escenarios 1, 2 y 3.

Método ^{Escenario}	Vector de Parámetros
LROABRA ^{S1}	$\Theta^{tuning} = (1.83 \quad 1.87 \quad 0.68 \quad 62.28 \quad 79.44 \quad 0.19 \quad 0.86 \quad 0.77 \quad 0.51)^T$
LROABRA ^{S2}	$\Theta^{tuning} = (1.43 \quad 1.84 \quad 0.63 \quad 67.13 \quad 41.91 \quad 0.19 \quad 1.17 \quad 0.66 \quad 0.11)^T$
LROABRA ^{S3}	$\Theta^{tuning} = (1.07 \quad 1.57 \quad 0.56 \quad 60.98 \quad 60.35 \quad 0.18 \quad 2.18 \quad 0.68 \quad 0.09)^T$
PF ^{S1}	$\Theta^{tuning} = (1.36 \quad 833.16 \quad 1.32 \times 10^5 \quad 1.68 \quad 107.95 \quad 1.54)^T$
PF ^{S2}	$\Theta^{tuning} = (2.06 \quad 550.53 \quad 2.02 \times 10^4 \quad 1.75 \quad 100.59 \quad 1.50)^T$
PF ^{S3}	$\Theta^{tuning} = (2.85 \quad 454.25 \quad 1.03 \times 10^5 \quad 4.20 \quad 172.67 \quad 1.91)^T$
GPF ^{S1}	$\Theta^{tuning} = (2.62 \quad 909.49 \quad 1.89 \times 10^5 \quad 4.48 \quad 161.7 \quad 2.27 \quad 14.49)^T$
GPF ^{S2}	$\Theta^{tuning} = (1.07 \quad 245.22 \quad 1.85 \times 10^5 \quad 0.34 \quad 141.87 \quad 3.28 \quad 10.64)^T$
GPF ^{S3}	$\Theta^{tuning} = (0.75 \quad 447.15 \quad 1.55 \times 10^5 \quad 0.50 \quad 120.94 \quad 1.06 \quad 13.75)^T$
VFH+ ^{S1}	$\Theta^{tuning} = (93.71 \quad 714.1 \quad 50.94 \quad 15.81 \quad 7.58 \quad 0.30 \quad 0.45)^T$
VFH+ ^{S2}	$\Theta^{tuning} = (305.97 \quad 176.25 \quad 72.96 \quad 13.01 \quad 2.12 \quad 9.71 \quad 0.43)^T$
VFH+ ^{S3}	$\Theta^{tuning} = (407.43 \quad 40.24 \quad 70.08 \quad 19.84 \quad 3.13 \quad 3.18 \quad 0.47)^T$

Por otro lado, en los problemas de evitación de obstáculos existen infinitas combinaciones geométricas que definen los posibles escenarios que el vehículo autónomo puede encontrarse. Por lo tanto, realizado el ajuste de un método de evitación para un escenario concreto, es necesario evaluar su robustez ante otros escenarios que presenten distribuciones de obstáculos diferentes. En este aspecto, no se busca un comportamiento robusto en el que el guiado del USV, realizado por un método de evitación, siga conservando sus prestaciones (basadas en los indicadores (4.21) o similares). En su lugar, se estudia la capacidad del método para guiar de forma segura al USV hasta P_{goal} en escenarios significativamente diferentes al utilizado para su ajuste. En este contexto, se ha evaluado cada método de evitación de obstáculos, con los vectores de parámetros recogidos en la Tabla 4.1, en escenarios con distribuciones de obstáculos diferentes a las utilizadas para su autoajuste. Como resultados, la Figura 4.8 muestra las trayectorias descritas por el USV al aplicar cada método de evitación sobre los escenarios definidos en este trabajo para los cuales no ha sido ajustado. Además, como apoyo a la figura anterior, la Tabla 4.3 recoge los indicadores (4.21) obtenidos por cada método de evitación al guiar al USV. En este estudio de robustez, el indicador que mayor interés presenta es f_{stop} , el cual define el éxito o el fracaso en el guiado del USV. Como puede apreciarse, en los escenarios definidos en este trabajo, los métodos PF y GPF no arrojan buenos resultados en el guiado del USV sobre escenarios para los cuales no han sido ajustados. Pues, únicamente, se obtiene un resultado favorable por parte del método GPF ajustado en el escenario 3 al guiar al USV sobre el escenario 1 (GPF^{S3}-S1). En el resto de escenarios, los métodos basados en campos potenciales llevan al USV a una colisión o generan trayectorias propias de un ciclo límite [58] (PF^{S1} en

los escenarios 3 y 5). En cuanto al método LROABRA, este supera con éxito la mayoría de escenarios para los cuales no ha sido ajustado. A excepción de dos casos: el escenario 2 con el autoajuste realizado para el escenario 1 y el escenario 4 con cualquier vector de parámetros. El primer caso se debe al valor $d_{near} = 141.72$ m obtenido en el autoajuste, el cual restringe el paso a través de los dos obstáculos paralelos y, sin considerar su dinámica, solicita al USV un giro completamente a estribor que provoca una colisión. En el segundo caso, mediante las simulaciones numéricas realizadas, se comprueba que en el escenario 4 las colisiones se producen debido a que el método LROABRA realiza múltiples conmutaciones en el waypoint de guiado P_{insert} . Estas conmutaciones, tal y como se establece en [33], provocan un comportamiento indeciso que lleva al USV a una colisión. Para corregir esto, de forma similar al método VFH+, una posible solución pasaría por añadir a la heurística (4.3) una ponderación que considere la alineación de las direcciones candidatas V_{Head} con la consigna de rumbo anterior $sp_{\chi}(k-1)$.

Tabla 4.2. Indicadores (4.21) obtenidos por cada método de evitación de obstáculos en los escenarios 1, 2 y 3.

Método-Escenario	f_{stop}	time [s]	dist _D [m]	Δsp_{χ} [°]	Δsp_U [m/s]	dist _G [m]
LROABRA ^{S1} - S1	✓	50	263.64	248.02	1.08	—
PF ^{S1} - S1	✓	109	573.20	446.68	2.33	—
GPF ^{S1} - S1	✓	59	294.23	427.20	1.11	—
VFH+ ^{S1} - S1	✓	47	265.50	162.14	1.29	—
LROABRA ^{S2} - S2	✓	82	751.45	154.19	1.74	—
PF ^{S2} - S2	✗	—	—	—	—	93.19
GPF ^{S2} - S2	✗	—	—	—	—	91.62
VFH+ ^{S2} - S2	✓	78	739.36	131.86	1.23	—
LROABRA ^{S3} - S3	✓	145	929.25	340.32	2.85	—
PF ^{S3} - S3	✓	384	1993.10	1785.40	6.92	—
GPF ^{S3} - S3	✓	226	1182.10	1837.20	1.05	—
VFH+ ^{S3} - S3	✓	148	949.69	428.77	2.28	—

Con respecto al método VFH+, este supera con éxito todos de escenarios específicos definidos en el Capítulo 3, escenarios para los cuales no ha sido ajustado. Además, presenta un comportamiento robusto a las variaciones en su vector de parámetros, pues los indicadores (4.21) obtenidos en un mismo escenario para diferentes valores de Θ^{tuning} son muy similares, ver Tabla 4.3. Por lo tanto, para los escenarios específicos estudiados, de los cuatro métodos de evitación de obstáculos estáticos aplicados a USVs que han sido adaptados e implementados en este capítulo, es el método VFH+ el que mejores resultados ofrece en cuanto a prestaciones (ver Tabla 4.2) y robustez (ver Figura 4.8).

Tabla 4.3. Indicadores (4.21) del guiado del USV realizado por los algoritmos reactivos: LROA-BRA, PF, GPF y VFH+, sobre escenarios distintos a los usados para su autotuning.

Método-Escenario	f_{stop}	time [s]	$dist_D$ [m]	Δsp_χ [°]	Δsp_U [m/s]	$dist_G$ [m]
LROABRA ^{S2} - S1	✓	71	350.42	573.68	1.67	—
LROABRA ^{S3} - S1	✓	69	346.06	401.13	1.54	—
LROABRA ^{S1} - S2	✗	—	—	—	—	408.43
LROABRA ^{S3} - S2	✓	82	752.03	133.03	1.65	—
LROABRA ^{S1} - S3	✓	167	951.04	509.81	3.83	—
LROABRA ^{S2} - S3	✓	165	1002.80	638.77	3.83	—
LROABRA ^{S1} - S4	✗	—	—	—	—	362.89
LROABRA ^{S2} - S4	✗	—	—	—	—	357.68
LROABRA ^{S3} - S4	✗	—	—	—	—	160.49
LROABRA ^{S1} - S5	✓	109	780.98	344.93	1.60	—
LROABRA ^{S2} - S5	✓	89	767.74	236.10	2.05	—
LROABRA ^{S3} - S5	✓	88	758.31	232.56	2.01	—
PF ^{S3} - S1	✗	—	—	—	—	103.32
PF ^{S1} - S2	✗	—	—	—	—	419.99
PF ^{S3} - S2	✗	—	—	—	—	406.31
PF ^{S1} - S3	✗	—	—	—	—	646.32
PF ^{S1} - S4	✗	—	—	—	—	422.80
PF ^{S3} - S4	✗	—	—	—	—	418.08
PF ^{S1} - S5	✗	—	—	—	—	303.24
PF ^{S3} - S5	✗	—	—	—	—	139.99
GPF ^{S3} - S1	✓	64	324.85	356.46	1.14	—
GPF ^{S1} - S2	✗	—	—	—	—	323.60
GPF ^{S3} - S2	✗	—	—	—	—	360.60
GPF ^{S1} - S3	✗	—	—	—	—	222.95
GPF ^{S1} - S4	✗	—	—	—	—	226.71
GPF ^{S3} - S4	✗	—	—	—	—	228.07
GPF ^{S1} - S5	✗	—	—	—	—	181.70
GPF ^{S3} - S5	✗	—	—	—	—	177.98
VFH+ ^{S2} - S1	✓	48	270.62	164.54	1.33	—
VFH+ ^{S3} - S1	✓	47	267.96	220.53	1.27	—
VFH+ ^{S1} - S2	✓	80	748.90	130.65	1.39	—
VFH+ ^{S3} - S2	✓	78	743.54	129.58	1.21	—
VFH+ ^{S1} - S3	✓	177	1081.70	644.07	2.96	—
VFH+ ^{S2} - S3	✓	166	1018.60	600.59	3.39	—
VFH+ ^{S1} - S4	✓	78	758.63	194.63	1.44	—
VFH+ ^{S2} - S4	✓	76	754.82	157.85	1.30	—
VFH+ ^{S3} - S4	✓	75	750.52	151.35	1.23	—
VFH+ ^{S1} - S5	✓	93	791.22	400.88	1.96	—
VFH+ ^{S2} - S5	✓	92	790.23	275.57	1.83	—
VFH+ ^{S3} - S5	✓	92	793.59	287.66	1.84	—

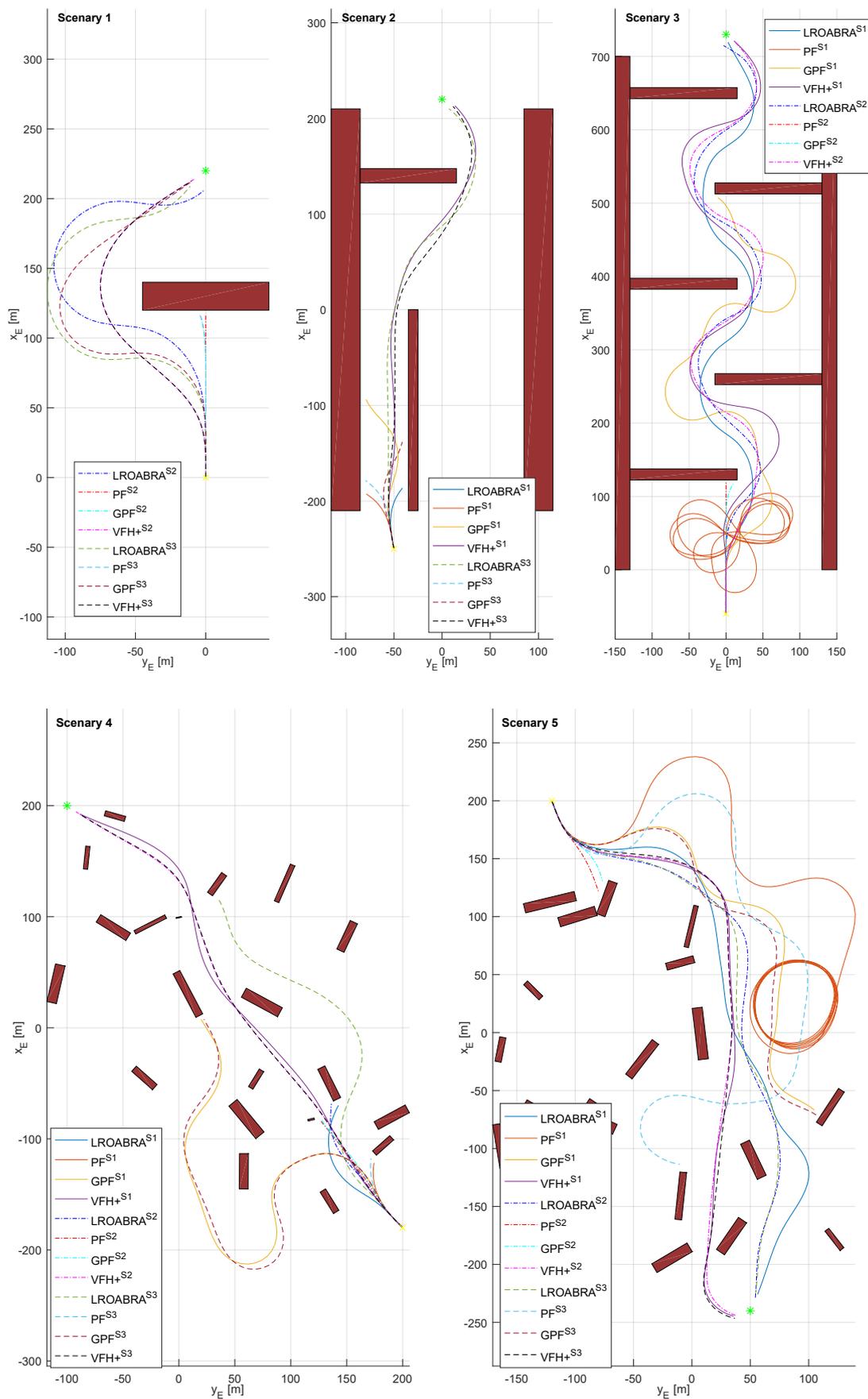


Figura 4.8. Trayectorias del USV (3.1, 3.7) al aplicar los métodos LROABRA, PF, GPF y VFH+ en escenarios distintos a los usados para su autoajuste.

Como muestran los resultados obtenidos en la Figura 4.8 y en la Tabla 4.3, el nuevo ATESOA propuesto en este capítulo es flexible a diferentes algoritmos reactivos utilizados en USVs. Donde, la robustez del ajuste automático obtenido depende del escenario utilizado para el autotuning pero, principalmente, de las prestaciones propias de cada método de evitación de obstáculos. Pues, como se muestra a continuación, la técnica de autotuning propuesta en este trabajo consigue ajustar con éxito los métodos de evitación de obstáculos que no lograron superar los escenarios 4 y 5. En concreto, se realiza el autotuning del método LROABRA para el escenario 4 y de los métodos PF y GPF para los escenarios 4 y 5. Los vectores de parámetros obtenidos quedan recogidos en la Tabla 4.4. Como resultados, en la Figura 4.9 se muestran las trayectorias descritas por el USV al aplicar los métodos LROABRA, PF y GPF autoajustados. Además, la Tabla 4.5 recoge los indicadores (4.21) obtenidos por cada método en cada escenario. Como puede apreciarse, todos los métodos superan con éxito los dos escenarios. En el escenario 4, el método LROABRA vuelve a superar en prestaciones a los campos potenciales. En cuanto a estos, de los algoritmos reactivos estudiados en este capítulo, los resultados obtenidos indican que serían la peor opción como sistema de evitación para USVs en situaciones donde el rango de medida de los sensores es limitado ($d_{range} \leq 200$ m). Aunque cabe señalar que, en ambos escenarios, el método GPF propuesto en este trabajo vuelve a obtener una trayectoria menos oscilatoria en el guiado del USV que los PF propuestos en [38, 45], recorriendo así menores distancias de viaje.

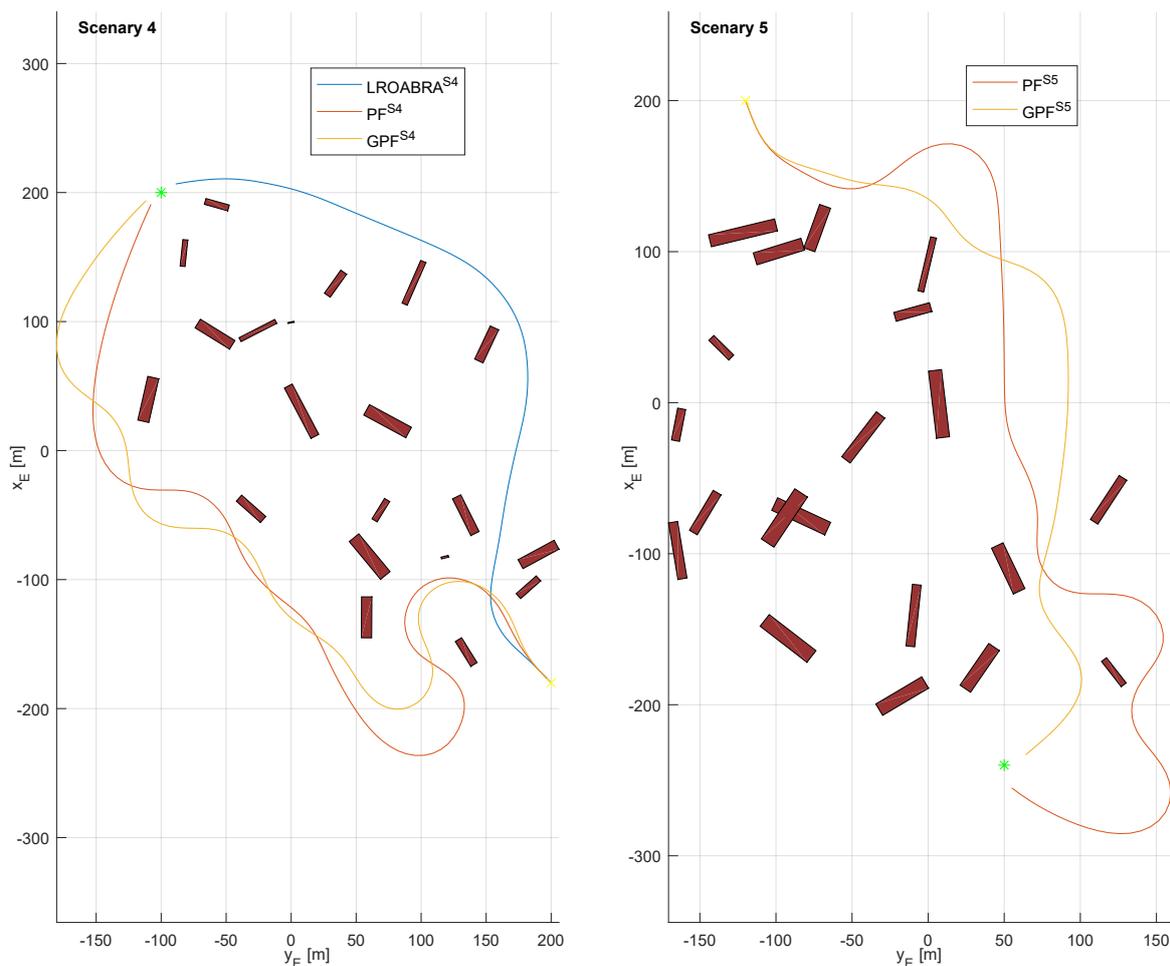


Figura 4.9. Trayectorias del USV (3.1, 3.7) al aplicar los métodos: LROABRA, PF y GPF, los cuales han sido autoajustados sobre los mismo escenarios mostrados.

Tabla 4.4. Vectores de parámetros obtenidos para los métodos LROABRA, PF y GPF autoajustados sobre los escenarios 4 y 5.

Método ^{Escenario}	Vector de Parámetros
LROABRA ^{S4}	$\Theta^{tuning} = (1.92 \ 0.83 \ 0.56 \ 74.94 \ 74.91 \ 0.21 \ 1.41 \ 0.85 \ 0.11)^T$
PF ^{S4}	$\Theta^{tuning} = (1.97 \ 209.81 \ 1.10 \times 10^5 \ 3.24 \ 34.02 \ 5.62)^T$
PF ^{S5}	$\Theta^{tuning} = (0.99 \ 525.02 \ 5.46 \times 10^4 \ 0.73 \ 42.79 \ 4.09)^T$
GPF ^{S4}	$\Theta^{tuning} = (1.96 \ 867.47 \ 5.34 \times 10^4 \ 3.31 \ 76.05 \ 3.92 \ 11.45)^T$
GPF ^{S5}	$\Theta^{tuning} = (0.70 \ 726.56 \ 1.70 \times 10^5 \ 1.73 \ 29.30 \ 5.99 \ 10.66)^T$

Tabla 4.5. Indicadores (4.21) obtenidos en el guiado del USV realizado por los métodos LROABRA, PF y GPF en los escenarios 4 y 5.

Método-Escenario	f_{stop}	time [s]	dist _D [m]	Δsp_χ [°]	Δsp_U [m/s]	dist _G [m]
LROABRA ^{S4} - S4	✓	97	867.66	290.04	1.12	—
PF ^{S4} - S4	✓	144	1143.20	511.33	4.36	—
GPF ^{S4} - S4	✓	153	1063.40	915.83	2.04	—
PF ^{S5} - S5	✓	137	1047.60	642.90	3.70	—
GPF ^{S5} - S5	✓	95	815.77	443.22	2.67	—

4.5. Conclusiones del Método de AutoTuning

En este capítulo se ha desarrollado y evaluado un método de autoajuste para algoritmos reactivos aplicados a USVs. Las principales conclusiones aportadas tras realizar este estudio son las siguientes:

- En primer lugar, se ha comprobado la utilidad del entorno de simulación para USVs propuesto en el Capítulo 3. Dado que este ha permitido autoajustar y evaluar diferentes métodos de evitación de obstáculos sobre un USVs, bajo la presencia de perturbaciones externas e incertidumbre en el modelo del entorno. En concreto, en este capítulo se han replicado y adaptado tres métodos de evitación de obstáculos estáticos previamente aplicados a USVs. Dicha adaptación ha aportado realismo a las simulaciones numéricas realizadas, puesto que los algoritmos reactivos trabajan sobre modelos del entorno generados a partir de medidas similares a las que entregaría un sensor LIDAR 2D. Además de la adaptación e implementación de algoritmos reactivos, se ha mejorado el comportamiento de los campos potenciales aplicados a USVs a través de la inclusión de los campos potenciales generalizados.
- Como principal aportación de este capítulo, se ha propuesto un método de autotuning flexible a los múltiples algoritmos reactivos que pueden ser aplicados a diferentes tipos de USVs. Además, aunque este solo ha sido evaluado con métodos de evitación de obstáculos estáticos, su planteamiento es fácilmente extrapolable a algoritmos reactivos

que también consideren obstáculos dinámicos. Esto es gracias al algoritmo genético utilizado, el cual permite que el método de autotuning no necesite conocer la estructura o el funcionamiento del algoritmo reactivo. En su lugar, únicamente requiere conocer sus parámetros de ajuste y disponer de un entorno de simulación numérica sobre el que, previamente, el algoritmo reactivo haya sido implementado. Es por ello que, para aplicar este método de autoajuste a sistema de evitación de obstáculos que consideren buques objetivo sería necesario modelar un sistema de detección para dichos obstáculos. Este modelado podría ir desde un tracking, realizado a partir de las medidas entregadas por un sensor LIDAR y/o RADAR, hasta una simplificación que entregase la dimensión, velocidad y posición de cada buque objetivo con un nivel de ruido añadido.

- Para terminar, gracias al método de autotuning ha sido posible estudiar y comparar las prestaciones de cuatro métodos de evitación de obstáculos estáticos (LROABRA, PF, GPF y VFH+) aplicados a un modelo de USV concreto. Esta comparativa puede considerarse completamente objetiva, pues no depende del tiempo invertido por un diseñador humano para realizar el ajuste fino de cada uno de los algoritmos. Sino que, a partir de una misma configuración del algoritmo evolutivo, se han realizado múltiples simulaciones numéricas hasta realizar el autoajuste de cada método reactivo o exceder los límites fijados para el algoritmo genético. Los resultados obtenidos muestran como el nuevo método de autotuning propuesto en este capítulo consigue ajustar con éxito y, dependiendo del algoritmo reactivo, de manera robusta los parámetros de los cuatro métodos de evitación de obstáculos ante un rango de medida del sensor LIDAR limitado a 200 metros. Además, tras examinar los resultados obtenidos para el tipo de embarcación estudiada en este trabajo, y considerando el rango de medida anterior, puede concluirse que el método VFH+ sería el más propicio para ser utilizado como sistema de evitación de obstáculos estáticos.

Cabe señalar que este método de autotuning para algoritmos reactivos aplicados a USVs ha sido publicado en el siguiente artículo [98], el cual está recogido en el número especial *Unmanned Marine Vehicles* de la revista internacional *Journal of Marine Science and Engineering*. Esta revista está clasificada como Q2 dentro del campo de la ingeniería oceánica y, además, es de acceso abierto.

Capítulo 5

Sistema Robusto y Reactivo para Evitar Obstáculos Estáticos en USVs

5.1. Introducción

Este capítulo está centrado en los sistemas de evitación de obstáculos [13, 15, 17–20, 28, 29, 35–51] utilizados para aumentar la autonomía de los vehículos marinos de superficie. Antes de señalar las aportaciones realizadas en este capítulo al campo de los USVs, es necesario destacar la intensa actividad investigadora en métodos de evitación de obstáculos aplicados a robots móviles [16, 24, 25, 30, 33, 34, 62, 66, 67]. Por ejemplo, el enfoque propuesto en [25] para robot submarino se basa en dos módulos de comportamiento: uno para evitar obstáculos y otro para buscar el objetivo. Estos módulos están compuestos por dos ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) que consideran el movimiento del robot en los planos vertical y horizontal. Otro enfoque a destacar es el propuesto en [24], donde a partir de un grafo de segmentos tangentes, construido considerando el radio mínimo de giro del robot, los autores proponen un algoritmo de navegación probabilístico y prueban que el robot llegará de forma segura al objetivo en el 100 % de los casos. Frente a estos resultados, la propuesta de nuevos algoritmos reactivos para USVs queda justificada debido a las perturbaciones propias del entorno marino [8], así como a las dinámicas y tiempos de establecimiento característicos de los vehículos marinos de superficie [9, 26, 52–54]. Por ello, el algoritmo reactivo propuesto en este trabajo tiene en cuenta la dinámica del USV al solicitar cualquier cambio en las consignas de control. En concreto, este nuevo sistema de evitación de obstáculos estáticos ha sido diseñado específicamente para USVs. Como abreviatura, formada a partir de sus siglas en inglés, este sistema se ha denominado RRSOAS: Robots Reactive Static Obstacle Avoidance System. El RRSOAS sigue un enfoque muy extendido en los algoritmos reactivos planteados para USVs. Este enfoque consiste en realizar predicciones de las posibles trayectorias futuras que podría seguir el USV en caso de colisión [20, 37, 39, 42, 43, 47, 48, 50]. De forma detallada, ante un posible riesgo de colisión, los sistemas de evitación de obstáculos estudian un conjunto de consignas alternativas para el rumbo y la velocidad del vehículo [16]. Este conjunto, o Espacio de Decisión (DS), contiene infinitas consignas de rumbo/velocidad, por lo que es necesario discretizarlo para abordar su estudio. En trabajos como [15, 17, 18, 20, 30, 33, 34, 43, 44, 46, 47] se utilizan Espacios de Decisión Discretos (DDS) obtenidos a partir de resoluciones fijas. Como aportación novedosa, en este trabajo se propone discretizar el DS utilizando una resolución exponencial para las consignas de rumbo. De esta forma, se consigue una resolución variable, alta en la vecindad del rumbo actual y baja en los límites de DS, reduciendo así el número de consignas alternativas. Por otro lado, con el objetivo de tener en cuenta la dinámica de la embarcación, se realizan predicciones de las posibles trayectorias que tomaría el vehículo al solicitar cambios de rumbo/velocidad. Para ello, en [20, 37, 39, 42, 43, 47, 48, 50] es necesario conocer el modelado matemático de la embarcación y de sus controladores. A diferencia

de estos métodos, el RRSOAS no necesita disponer de estos modelos. En su lugar, en este trabajo se propone un nuevo Modelo Estimado del sistema en Lazo Cerrado (ECLM, Estimated Closed-Loop Model) para estimar las posibles trayectorias futuras. Este ECLM simplifica el sistema en lazo cerrado bajo la hipótesis de un correcto funcionamiento de los controladores de rumbo/velocidad y, a su vez, considera la dinámica propia de los vehículos marinos de superficie [9,26,52–54]. Con respecto al horizonte de predicción que define el límite de estas trayectorias futuras, la mayoría de los algoritmos reactivos para USVs [20,37,39,42,47,48,50] utilizan un horizonte fijo. Como resultado, dependiendo principalmente de las consignas de velocidad, estas trayectorias recorren diferentes distancias para un mismo tiempo de predicción. Con el objetivo de disminuir el tiempo de cómputo de las predicciones, en este trabajo se propone utilizar un horizonte de predicción variable. En [109] se establece el horizonte de predicción como una variable más a optimizar por un controlador predictivo diseñado para vehículos aéreos no tripulados [110]. En cambio, en este trabajo el horizonte de predicción depende de cada par de consignas de gobierno alternativas, de modo que todas las trayectorias futuras exploradas recorran la misma distancia. Por otro lado, es necesario destacar que en [20,37,39,42,43,47,48,50] no se considera la incertidumbre presente en el modelo matemático utilizado para realizar las predicciones. Esta incertidumbre, dado el carácter recursivo de las predicciones, provoca un error que aumenta con el tiempo de predicción. Con el objetivo de hacer al RRSOAS robusto a estos errores de predicción, en este trabajo se propone modelar el contorno del USV como una elipse cuyo perímetro varía en función del paso de predicción. De este modo, la forma asociada al vehículo aumenta con el error de predicción. En cuanto al modelo del entorno, el nuevo RRSOAS utiliza una Matriz de Probabilidad de Ocupación (MPO) [10], la cual es proporcionada por el sistema de detección de obstáculos. Las MPOs han sido muy utilizadas en robótica móvil [10–12,32], así como en sistemas de guiados para USVs [27,28,35,36,40,51,76]. En concreto, se emplea un filtro Bayesiano [11] para generar las matrices de probabilidad de ocupación en cada periodo de ejecución [97]. Como aportación novedosa frente al enfoque general [20,37,39,42,43,47,48,50], donde las predicciones son evaluadas para cada obstáculo, se propone trasladar las posibles trayectorias futuras que podría seguir el USV a una matriz de probabilidad de ocupación. Para ello, se modifica el concepto de fuerzas de repulsión propuesto en [32] y se propone un tiempo de colisión estimado en función de la probabilidad de ocupación. De este modo, teniendo en cuenta la dinámica del USV, el RRSOAS considera los errores de medida/estimación presentes en el modelo del entorno. Además, la MPO permite desacoplar el método de evitación de obstáculos de la complejidad del escenario (forma y número de obstáculos). Caracterizadas las consignas de gobierno alternativas, en base a las fuerzas de repulsión y tiempos de colisión estimados asociados a sus trayectorias futuras, se sigue el enfoque general de utilizar una heurística para calcular las consignas de rumbo y velocidad solicitadas a los controladores en cada periodo de muestreo [15–18,20,30,33,34,36,43,44,47,48,50,51]. Para terminar, como entorno de simulación se utiliza el propuesto en el capítulo 3, el cual es la base para comparar las prestaciones del RRSOAS frente a otros dos algoritmos reactivos [33,44,98]. Además, también se realiza un estudio de la robustez del algoritmo sobre un total de novecientos escenarios aleatorios, en los cuales el USV navega a diferentes velocidades y se ve afecto por distintos niveles de corriente marina.

5.2. Nuevo Algoritmo RRSOAS

El RRSOAS ha sido diseñado a partir de la síntesis de varios conceptos base en el campo de la evitación de obstáculos [16,30,32,33,61], considerando a su vez criterios generales usados en USVs [20,37,43,47], así como nuevas aportaciones realizadas en este trabajo con el objetivo de

umentar la robustez y aplicabilidad de los algoritmos reactivos en embarcaciones. Antes de presentar el nuevo método, en la Figura 5.1 se muestra un esquema general del mismo. Como entradas, el algoritmo requiere el vector de estado del USV (x_{USV}), una matriz de probabilidad de ocupación (g_p) y unas consignas objetivo (χ_{goal}, U_{goal}). Como salidas, el RRSOAS solicita las consignas sp (sp_χ, sp_U) a los controladores de rumbo y velocidad del USV.

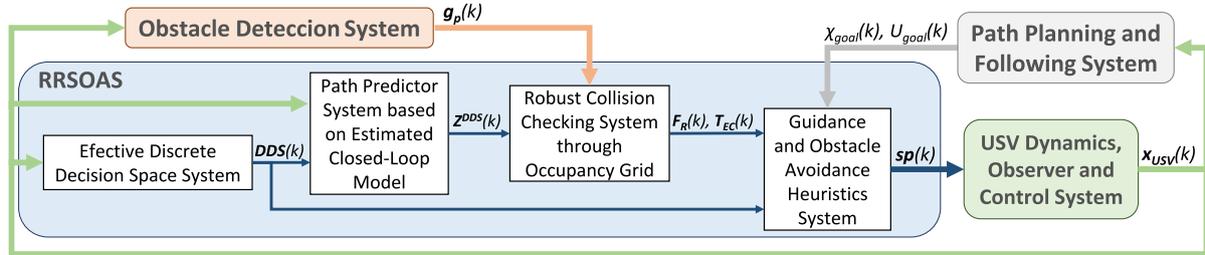


Figura 5.1. Esquema funcional del RRSOAS: entradas/salidas y los subsistemas principales.

En cada periodo de muestreo (T_m) este algoritmo reactivo utiliza cuatro subsistemas:

- *Effective Discrete Decision Space System.* Con el objetivo de evitar una posible colisión, el bloque genera un conjunto de consignas de gobierno alternativas (DDS).
- *Path Predictor System based on Estimated Closed-Loop Model.* Considerando el vector de estado del USV (x_{USV}), utiliza el conjunto DDS para realizar predicciones de las posibles trayectorias que podría seguir el USV (Z^{DDS}) en una maniobra de evitación.
- *Robust Collision Checking System through Occupancy Grid.* Las trayectorias Z^{DDS} son trasladadas a la matriz de probabilidad de ocupación y caracterizadas según una fuerza de repulsión (F_R) y un tiempo de colisión estimado (T_{EC}).
- *Guidance and Obstacle Avoidance Heuristic System.* En función de F_R y T_{EC} , así como las consignas objetivo (χ_{goal}, U_{goal}), se utiliza una heurística para ponderar, restringir y decidir sobre DDS las consignas de gobierno sp (sp_χ, sp_U) solicitadas a los controladores.

5.2.1. Discretización Eficaz del Espacio de Decisión

En una situación de navegación, ante la presencia de obstáculos, la velocidad y el rumbo de la embarcación pueden llevar a una futura colisión. Con el objetivo de evitar estas posibles colisiones, es necesario estudiar un conjunto de consignas alternativas para el rumbo (sp_χ) y la velocidad (sp_U) del USV [15–18, 20, 44, 47]. La combinación de estas consignas alternativas define el Espacio de Decisión:

$$DS(k) = \left\{ sp(sp_\chi, sp_U) \mid sp_\chi \in [\chi(k) - \Delta\chi_{max}, \chi(k) + \Delta\chi_{max}], sp_U \in [0, U_{lim}] \right\} \quad (5.1)$$

donde $\Delta\chi_{max}$ y U_{lim} son los parámetros de ajuste que definen el rango de maniobra del USV, limitando los valores de las consignas alternativas de rumbo y velocidad, respectivamente.

Dado que el Conjunto (5.1) es continuo, para poder estudiarlo es necesario discretizarlo en base a una resolución [17, 18, 20, 30, 33, 34, 43, 44, 47]. Un inconveniente al utilizar una resolución fija para las consignas de dirección y centrar estas en el rumbo actual del vehículo, enfoque general seguido en robótica móvil [16, 23, 30, 33, 34, 61], es que se debe aumentar la resolución para reducir el error de seguimiento del rumbo objetivo [43]. En consecuencia, también

aumenta el número de pares de consignas alternativas y, con ello, el tiempo de cómputo. Un enfoque alternativo consiste en centrar directamente el espacio de decisión en el rumbo objetivo [20, 40]. De este modo, los autores garantizan que el guiado del USV sigue a χ_{goal} sin necesidad de utilizar altas resoluciones en la discretización de las consignas de rumbo. Aunque, como inconveniente, la simetría (número de consignas alternativas a babor y a estribor) del Espacio (5.1) depende de la distancia angular entre χ y χ_{goal} . Con el objetivo de reducir el error de seguimiento con respecto a χ_{goal} sin utilizar altas resoluciones, mientras el espacio de decisión se mantiene centrado en torno a χ , en este trabajo se propone una discretización exponencial para las consignas de rumbo, ver Ecuación (5.2). Esta discretización limita los rumbos candidatos para conseguir realizar una navegación más afín a la normativa COLREGS [5], realizando correcciones pequeñas para compensar cambios de rumbo debidos a perturbaciones y aplicando cambios de rumbo significativos (fácilmente perceptibles por otras embarcaciones [5]) en caso de riesgo de colisión. Además, aunque los obstáculos presentes en el entorno fueren al RRSOAS a solicitar cambios de rumbo en un único sentido, la simetría del Espacio (5.1) no se ve afectada.

$$SP_{\chi}(k) = \left\{ sp_{\chi} \mid sp_{\chi} = \chi(k) \pm \Delta\chi_{max} e^{(-i_{\chi}/\tau_{\chi})}, i_{\chi} \in [0, n_{\chi}] \right\} \quad (5.2)$$

donde τ_{χ} es una constante positiva que define la variación de la resolución a lo largo del rango positivo $\Delta\chi_{max}$ y n_{χ} representa el número par de rumbos alternativos (simétricos a babor y a estribor).

Por otro lado, como puede comprobarse en [20, 47], en los sistemas de evitación de obstáculos aplicados a USVs el uso de bajas resoluciones para discretizar las consignas de velocidad no afecta sus prestaciones. Por ello, en este trabajo se utilizarán dos resoluciones fijas: U_{res}^+ y U_{res}^- , las cuales definen velocidades alternativas superiores e inferiores a U_{goal} , respectivamente. Además, también se consideran como consignas la propia velocidad objetivo y una velocidad nula solicitada en situaciones de colisión inevitable. De este modo, el conjunto que discretiza las consignas alternativas para la velocidad de navegación viene dado por:

$$SP_U(k) = \begin{cases} \{0, U_{goal}(k)\} & \text{if } n_U = 0 \\ \{0, U_{goal}(k)\} \cup SP_U^+ \cup SP_U^- & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.3)$$

donde n_U es el número par de velocidades alternativas y los conjuntos SP_U^+ y SP_U^- se definen según:

$$\begin{aligned} SP_U^+ &= \left\{ sp_U \mid sp_U = U_{goal}(k) + i_U U_{res}^+(k) \right\}, & U_{res}^+(k) &= (U_{lim} - U_{goal}(k)) / n_U \\ SP_U^- &= \left\{ sp_U \mid sp_U = U_{goal}(k) + i_U U_{res}^-(k) \right\}, & U_{res}^-(k) &= (U_{gov} - U_{goal}(k)) / n_U \end{aligned}, \quad i_U \in [1, n_U] \quad (5.4)$$

siendo U_{gov} la velocidad mínima a la que el controlador de rumbo puede gobernar el USV.

Como resultado, utilizando una resolución exponencial para la discretización de los rumbos (5.2) y dos resoluciones fijas para las velocidades (5.3), el Espacio de Decisión (5.1) es discretizado según la Ecuación (5.5). En la Figura 5.2 se muestra uno de los posibles Discrete Decision Space (DDS) que define el conjunto de consignas alternativas (sp_{χ}, sp_U) evaluadas por el RRSOAS.

$$DDS(k) = \left\{ sp^{i_c}(sp_{\chi}, sp_U) \mid sp_{\chi} \in SP_{\chi}(k), sp_U \in SP_U(k) \right\}, \quad i_c \in ([1, n_c] \cap \mathbb{N}) \quad (5.5)$$

donde $sp^{ic}(sp_\chi, sp_U)$ representa un posible par de consignas de gobierno alternativas y n_c es el número total de consignas consideradas; $n_c = (2n_\chi + 1)(2n_U + 2)$.

Por último, es necesario tener en cuenta las oscilaciones que las perturbaciones ambientales (viento, oleaje y corriente) provocan en el rumbo de la embarcación. Estas oscilaciones, pese a ser corregidas por el autopiloto en un tiempo finito, pueden generar cambios no deseados en DDS (5.5), ya que no son debidas a maniobras para evitar obstáculos o para seguir a $\chi_{goal}(k)$. Con el fin de reducir el efecto de dichas oscilaciones sobre el Conjunto (5.2), en este trabajo se propone aplicar la Histéresis (5.6) al rumbo del USV, sustituyendo así $\chi(k)$ por $\chi_{hyst}(k)$ en las Ecuaciones (5.1) y (5.2).

$$\chi_{hyst}(k) = \begin{cases} \chi(k) & \text{if } |\chi(k) - \chi_{hyst}(k-1)| \geq \kappa_\chi \\ \chi_{hyst}(k-1) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.6)$$

donde κ_χ fija el rango de histéresis, ajustado según el estado de mar y las prestaciones del autopiloto.

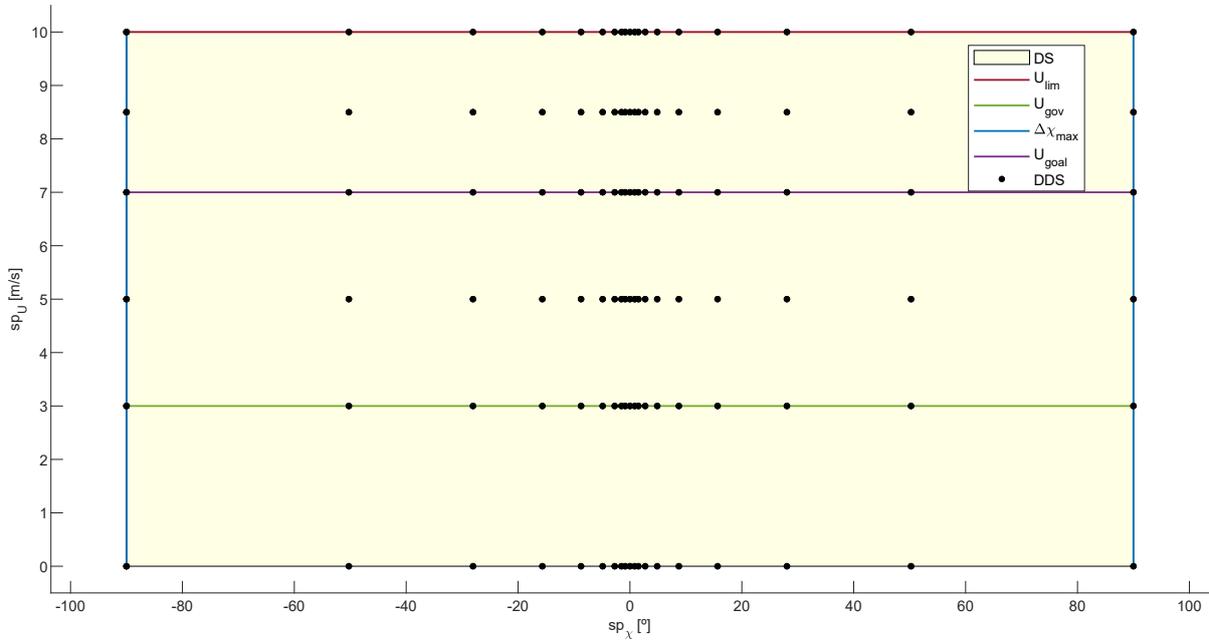


Figura 5.2. Discretización del Espacio (5.1) fijando: $\chi(k) = 0^\circ$, $n_\chi = 9$, $\tau_\chi = 1.7$ y $n_U = 2$.

5.2.2. Predictor de Trayectorias Basado en un Modelo Estimado del Lazo Cerrado

Este sistema estima las posibles trayectorias futuras que podría seguir el USV para evitar una colisión. Al realizar estas predicciones, no es necesario conocer el modelado matemático de la embarcación ni de sus controladores. En su lugar, utiliza un nuevo modelado propuesto en este trabajo para el sistema en lazo cerrado formado por la embarcación y los controladores. Además, el predictor ajusta los horizontes de predicción para que todas las trayectorias futuras, las cuales son asociadas a cada par de consignas del DDS (5.5), recorran la misma distancia.

Modelo Estimado del Lazo Cerrado

Como abreviatura, formada a partir de sus siglas en inglés, este sistema se ha denominado ECLM: Estimated Closed-Loop Model. El ECLM modela el sistema en lazo cerrado formado por la embarcación y los controladores de rumbo/velocidad como dos ecuaciones diferenciales

de segundo orden con retardo, ver Ecuaciones (5.7) y (5.8). Cada uno de estos modelos es considerado como un sistema SISO (Single-Input, Single-Output) que relaciona el setpoint (sp_χ, sp_U) con una estimación lineal de la variable controlada ($\tilde{\chi}_l, \tilde{U}_l$). Ambos sistemas SISO quedan definidos por: constantes de tiempo efectivas (τ_χ, τ_U), tiempos de retardo efectivos (d_χ, d_U), coeficientes de amortiguamiento (ζ_χ, ζ_U) y ganancias estacionarias (K_χ, K_U). Estas últimas, debido a la compensación del error realizada por los controladores para garantizar que el USV converge a los setpoints, son tomadas como unitarias; $K_\chi = K_U = 1$.

$$\frac{d\tilde{\chi}_l(t)}{dt} = \tilde{r}_l(t), \quad \frac{d\tilde{r}_l(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_\chi^2} \left(K_\chi sp_\chi (t - d_\chi) - 2\zeta_\chi \tau_\chi \tilde{r}_l(t) - \tilde{\chi}_l(t) \right) \quad (5.7)$$

$$\frac{d\tilde{U}_l(t)}{dt} = \tilde{a}_l(t), \quad \frac{d\tilde{a}_l(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_U^2} \left(K_U sp_U (t - d_U) - 2\zeta_U \tau_U \tilde{a}_l(t) - \tilde{U}_l(t) \right) \quad (5.8)$$

donde \tilde{r}_l y \tilde{a}_l son estimaciones de la velocidad angular y la aceleración lineal del USV, respectivamente.

Dada la dinámica no linealidad característica de los vehículos marinos de superficie y el fuerte acoplamiento que existe entre sus variables de estado [9, 26, 52–54], es necesario considerar efectos adicionales a la dinámica lineal representada por los Modelos (5.7) y (5.8). Por ello, con el objetivo de aumentar el ajuste del ECLM al comportamiento de un USV, en este trabajo se propone modificar las Ecuaciones (5.7) y (5.8). En primer lugar, se consideran las caídas de velocidad que sufre la embarcación cuando se producen cambios de rumbo. Físicamente, esto es debido al acoplamiento que se existe entre las componentes del vector velocidad de la embarcación (v) [9, 26, 52–54, 88], así como a las fuerzas de rozamiento provocadas por la acción de los actuadores, ver Ecuaciones (3.1) y (3.3). Para modelar este efecto, la velocidad de avance estimada es redefinida y depende de la velocidad angular estimada:

$$\tilde{U}(t) = \tilde{U}_l(t - T_p) - |\tilde{r}(t - T_p)| \left(c_1 \tilde{U}^2(t - T_p) + c_2 \tilde{U}(t - T_p) + c_3 \right) \quad (5.9)$$

$$\tilde{U}(t) \in [U_{gov}, U_{lim}]$$

donde (c_1, c_2, c_3) son coeficientes positivos que modelan la pérdida de velocidad sufrida por la embarcación al realizar cambios de rumbo y T_p es el paso de integración. Además, \tilde{U} es limitada al rango de navegación del USV.

En segundo lugar, es necesario tener en cuenta la dinámica no lineal característica de la velocidad de giro del vehículo. Como definen [9, 26, 52–54], en las embarcaciones la dinámica de r se hace más rápida cuando aumenta la velocidad de avance. Por lo tanto, en el ECLM los parámetros del Modelo (5.7) que definen la rapidez de la dinámica del rumbo se hacen no lineales y variables en función de \tilde{U} ,

$$\tau_\chi(t) = c_4 + c_5/\tilde{U}(t - T_p) + c_6/\tilde{U}^2(t - T_p), \quad d_\chi(t) = c_7 + c_8/\tilde{U}(t - T_p) \quad (5.10)$$

donde los coeficientes (c_4, c_5, c_6, c_7, c_8) son definidos positivos para garantizar la estabilidad del ECLM y modelan como disminuyen $\tau_\chi(t)$ y $d_\chi(t)$ al aumentar la velocidad de la embarcación.

De este modo, la velocidad angular y el rumbo del nuevo ECLM quedan definidos como:

$$\begin{aligned}\tilde{\chi}(t) &= \int \tilde{r}(t) dt \\ \tilde{r}(t) &= \int \frac{1}{\tau_\chi^2(t)} \left(sp_\chi(t - d_\chi(t)) - 2\zeta_\chi \tau_\chi(t) \tilde{r}(t) - \tilde{\chi}(t) \right) dt, \quad \tilde{r}(t) \in \{-r_{max}, r_{max}\}\end{aligned}\quad (5.11)$$

donde r_{max} representa la máxima velocidad de giro de la embarcación.

Para terminar, y dado que este modelo será utilizado para realizar predicciones de posibles trayectorias futuras del USV, es necesario realizar una estimación de las posiciones $(\tilde{x}_E, \tilde{y}_E)$,

$$\begin{aligned}\tilde{x}_E(t) &= \int \tilde{U}(t) \cos(\tilde{\chi}(t)) dt \\ \tilde{y}_E(t) &= \int \tilde{U}(t) \sin(\tilde{\chi}(t)) dt\end{aligned}\quad (5.12)$$

Definidas las Ecuaciones (5.8), (5.9), (5.10), (5.11) y (5.12), estas son discretizadas utilizando el método de Euler hacia delante con el objetivo de realizar predicciones de posibles trayectorias futuras. Como valor de presintonía, el paso de integración T_p se fija igual al periodo de muestreo de los controladores (3.7). Reagrupando términos se obtiene el nuevo ECLM, un modelo no lineal y variable en el tiempo que es expresado en el espacio de estados:

$$\begin{aligned}\underbrace{\begin{pmatrix} \tilde{a}_l(k) \\ \tilde{U}_l(k) \\ \tilde{U}(k) \\ \tilde{r}(k) \\ \tilde{\chi}(k) \\ \tilde{x}_E(k) \\ \tilde{y}_E(k) \end{pmatrix}}_{\mathbf{x}_{ECLM}(k)} &= \underbrace{\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ T_p & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & a_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & a_{44} & a_{45} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T_p & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a_{63} & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & a_{73} & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{\mathbf{A}_{ECLM}(k-1)} \underbrace{\begin{pmatrix} \tilde{a}_l(k-1) \\ \tilde{U}_l(k-1) \\ \tilde{U}(k-1) \\ \tilde{r}(k-1) \\ \tilde{\chi}(k-1) \\ \tilde{x}_E(k-1) \\ \tilde{y}_E(k-1) \end{pmatrix}}_{\mathbf{x}_{ECLM}(k-1)} + \underbrace{\begin{pmatrix} b_{11} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & b_{32} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}}_{\mathbf{B}_{ECLM}(k-1)} \underbrace{\begin{pmatrix} sp_U(k - \gamma_1) \\ sp_\chi(k - \gamma_2) \end{pmatrix}}_{\mathbf{u}_{ECLM}(k-1)} \\ \underbrace{\begin{pmatrix} \tilde{\chi}(k) \\ \tilde{x}_E(k) \\ \tilde{y}_E(k) \end{pmatrix}}_{\mathbf{y}_{ECLM}(k)} &= \underbrace{\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{\mathbf{C}_{ECLM}} \mathbf{x}_{ECLM}(k), \quad \underbrace{\begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ \gamma_1 \end{pmatrix}}_{\text{Non-Time Dependent Parameters}} = \begin{pmatrix} 1 - (2\zeta_U T_p) / \tau_U \\ -T_p / \tau_U^2 \\ 1 + \lceil d_U / T_p \rceil \end{pmatrix} \\ \underbrace{\begin{pmatrix} a_{33} \\ a_{44} \\ a_{45} \\ a_{63} \\ a_{73} \\ \gamma_2 \end{pmatrix}}_{\text{Time Dependent Parameters (k-1)}} &= \underbrace{\begin{pmatrix} c_1 & c_3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2\zeta_\chi & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/\tau_\chi & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{\text{Time Dependent Parameters (k-1)}} \underbrace{\begin{pmatrix} -|\tilde{r}|\tilde{U} \\ -|\tilde{r}|/\tilde{U} \\ -T_p/\tau_\chi \\ T_p \cos(\tilde{\chi}) \\ T_p \sin(\tilde{\chi}) \\ \lceil d_\chi / T_p \rceil \end{pmatrix}}_{\text{Time Dependent Parameters (k-1)}} - \underbrace{\begin{pmatrix} |\tilde{r}|c_2 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}}_{\text{Time Dependent Parameters (k-1)}}, \quad \begin{pmatrix} \tau_\chi \\ d_\chi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_4 & c_5 & c_6 \\ c_7 & c_8 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1/\tilde{U} \\ 1/\tilde{U}^2 \end{pmatrix}\end{aligned}\quad (5.13)$$

donde $\lceil x \rceil$ representa la función $\text{floor}(x)$, $b_{32} = -a_{45}$ y $b_{11} = -a_{12}$.

Como puede apreciarse, la dinámica del nuevo ECLM es definida por el vector de parámetros (5.14). Para identificar este vector, en un vehículo real se recogerían series temporales en las que un patrón experimentado realice maniobras de evitación de obstáculos con el USV

(registrando el rumbo y las velocidades lineales y angulares de la embarcación). De esta forma, el ECLM considera la dinámica que caracteriza al USV en situaciones de riesgo de colisión.

$$\Theta_{ECLM} = \left(\tau_U \quad d_U \quad \zeta_U \quad \zeta_\chi \quad c_1 \quad c_2 \quad c_3 \quad c_4 \quad c_5 \quad c_6 \quad c_7 \quad c_8 \right) \quad (5.14)$$

Al no disponer de una embarcación real, se ha utilizado el propio algoritmo RRSOAS como patrón experimentado para generar las series temporales usadas en la identificación del Modelo (5.13). En estas simulaciones, las predicciones numéricas que utiliza el método RRSOAS se realizan a partir de los Modelos (3.1), (3.3) y (3.7), los cuales han sido discretizados usando el método de Euler hacia delante y con un paso de integración $T_p = 0.1$ s.

Dado que el ECLM es un sistema con retardos, y en línea con los trabajos realizados en [111–113], para la identificación del Vector (5.14) se utiliza un método de optimización numérica basado en un Algoritmo Genético (AG) [84]. De este modo, cada vector de parámetros es considerado como un individuo de una población y, en consecuencia, cada parámetro representa un gen. Además, para cuantificar el grado de ajuste del Modelo (5.13) a las series temporales se utilizarán los indicadores de error de estimación SAEs (Sum Absolute Errors):

$$SAE_\chi = \sum_{k=1}^{n_{ts}} \left| \chi(k) - \tilde{\chi}(k) \right|, \quad SAE_r = \sum_{k=1}^{n_{ts}} \left| r(k) - \tilde{r}(k) \right|, \quad SAE_U = \sum_{k=1}^{n_{ts}} \left| U(k) - \tilde{U}(k) \right| \quad (5.15)$$

donde $n_{ts} = T_t/T_p$ es un número entero que representa la longitud de las series temporales, las cuales son obtenidas en pruebas de navegación con el objetivo de identificar el ECLM (5.13), y T_t representa su duración.

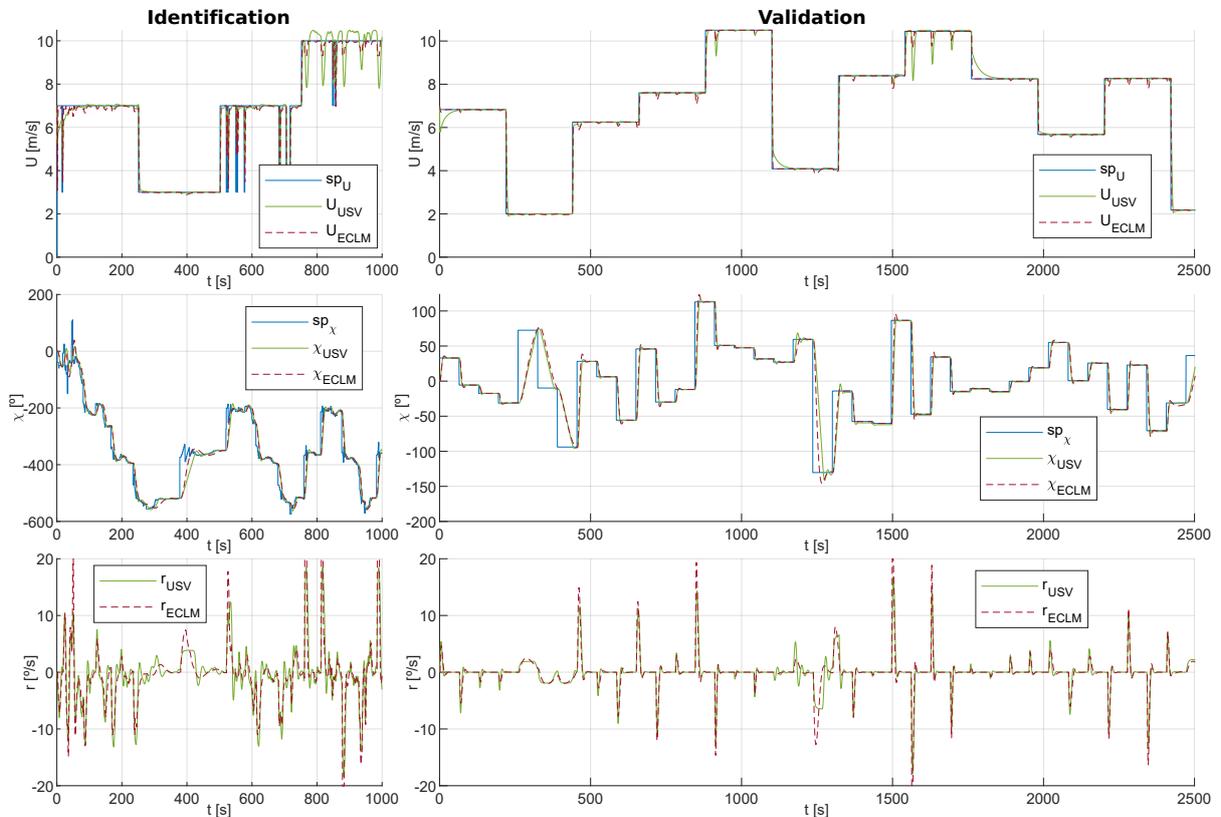


Figura 5.3. Comparativa de las series temporales obtenidas al realizar simulaciones numéricas con el USV (3.1), (3.3) y (3.7) vs el nuevo ECLM (5.13). Dos series: identificación y validación.

Definidos los Indicadores (5.15), la función de coste utilizada por el AG para cuantificar el grado de ajuste de cada individuo Θ_{ECLM} es definida como:

$$J_{ECLM} = SAE_{\chi}/\pi + SAE_r/r_{max} + SAE_U/U_{lim} \quad (5.16)$$

Para implementar el GA, en este trabajo se utiliza la Toolbox disponible en Matlab [107]. Con el objetivo de garantizar la estabilidad del modelo y acotar el espacio de búsqueda, se limitan los parámetros del vector Θ_{ECLM} considerando su significado físico y el comportamiento del USV. Consecuentemente, la opción *mutationadaptfeasible* es establecida como función de mutación [107] y la población inicial también es limitada. Por otro lado, se ha fijado: una población de 200 individuos, un máximo de 100 generaciones y el parámetro *MaxStallGenerations* ha sido fijado como un 15% del máximo de generaciones. Para terminar, con el propósito de evitar una temprana convergencia [84,107], los individuos de elite han sido limitados al 2% de la población y el factor de cruce ha sido reducido (aumentando así el factor de mutación) a 0.7. Los otros parámetros son los establecidos por defecto en [107]. Cabe destacar que, dado el carácter aleatorio de los algoritmos evolutivos [84], la identificación para una misma serie temporal se ha repetido 32 veces y, de los vectores de parámetros obtenidos, se escoge el que mejor se ajusta a una segunda serie temporal usada para validar los parámetros identificados, ver Figura 5.3. Como resultado, los parámetros identificados del ECLM que estima la dinámica del sistema en lazo cerrado, formado por las Ecuaciones (3.1), (3.3) y (3.7), son los siguientes:

$$\tilde{\Theta}_{ECLM} = (0.7 \quad 0.2 \quad 0.9 \quad 0.6 \quad 0.0002 \quad 0.0003 \quad 0.015 \quad 0.1 \quad 15.6 \quad 49 \quad 0.8 \quad 5.7) \quad (5.17)$$

Predictor de Trayectorias con un Horizonte Variable

El predictor de trayectorias propuesto en este trabajo utiliza un horizonte de predicción variable M^{ic} para que todas las trayectorias futuras recorran la misma distancia de predicción D_p . De esta forma, el tiempo de predicción es ajustado a cada par de consignas sp^{ic} en función de la dinámica del USV. En concreto, se propone fijar una distancia de predicción D_p en función del rango de medida de los sensores del entorno (d_{range}). Además, en caso de que este rango de medida este sobredimensionado, dada la maniobrabilidad del USV para evitar obstáculos estáticos, la distancia D_p puede reducirse siempre que garantice que el rumbo y la velocidad del ECLM (5.13) alcanzan el régimen estacionario.

A partir del estado actual de la embarcación, se obtiene el vector de estado del ECLM (5.13) para inicializar las predicciones:

$$x_{ECLM}(k) = (\tilde{a}_l(k) \quad \tilde{U}_l(k) \quad U(k) \quad r(k) \quad \chi(k) \quad x_E(k) \quad y_E(k))^T \quad (5.18)$$

donde $\tilde{U}_l(k)$ es obtenida según la Ecuación (5.9) y $\tilde{a}_l(k)$ se calcula usando la aproximación de Euler hacia delante:

$$\tilde{U}_l(k) = U(k) + |r(k)| (c_1 U^2(k) + c_2 U(k) + c_3), \quad \tilde{a}_l(k) = \frac{U(k) - U(k-1)}{T_m} \quad (5.19)$$

Además, dados los retrasos definidos en el ECLM (5.13), se recogen las consignas de control demandadas a los controladores en instantes anteriores:

$$\begin{aligned} sp_{\chi}^{past} &= (sp_{\chi}(k-1) \quad \dots \quad sp_{\chi}(k-\gamma_2^b)) \\ sp_U^{past} &= (sp_U(k-1) \quad \dots \quad sp_U(k-\gamma_1)) \end{aligned}, \quad \gamma_2^b = \left\lceil \frac{c_7 + c_8/U_{gov}}{T_p} \right\rceil + 1 \quad (5.20)$$

donde γ_2^b es el máximo retardo considerado para la estimación de la dinámica del rumbo. Este retardo se obtiene a la mínima velocidad de gobierno U_{gov} , ver Ecuaciones (5.9) y (5.10).

Definido el estado inicial (5.18) y las entradas anteriores (5.20) del ECLM, cada par de consignas de gobierno alternativas es mantenido durante todo el horizonte de predicción. Como resultado, evaluando el ECLM (5.13), se obtiene una trayectoria futura estimada para cada par de consignas sp^{ic} ,

$$\begin{aligned} Y^{ic}(k) &= \left(y_{ECLM}(k+1) \quad \dots \quad y_{ECLM}(k+m^{ic}) \quad \dots \quad y_{ECLM}(k+M^{ic}) \right) \\ m^{ic} &\in [1, M^{ic}] \end{aligned} \quad (5.21)$$

Como se define en la Ecuación (5.22), cada horizonte M^{ic} debe garantizar que la trayectoria alcanza la distancia de predicción D_p , la cual ha sido fijada igual al rango de medida del Sensor LIDAR (3.10). Como excepción, al evaluar una consigna de velocidad nula, M^{ic} es truncado cuando se alcanza U_{gov} . Dado que, en una situación de peligro real, al solicitar una consigna de parada, será necesario pasar el USV a modo posicionamiento dinámico o, si no se dispone del mismo, a modo manual/teleoperado.

$$M^{ic} = \begin{cases} m^{ic} & \text{if } \tilde{d}(k+m^{ic}) \geq D_p \\ M_{max} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.22)$$

donde $\tilde{d}(k+m^{ic})$ es la distancia recorrida en cada paso de predicción y M_{max} representa el máximo horizonte de predicción permitido, el cual es utilizado para realizar una asignación de memoria estática para el algoritmo.

Además, con el objetivo de caracterizar posteriormente cada posible trayectoria futura, se estima la distancia recorrida $\tilde{d}(k+m^{ic})$ y el tiempo $\tilde{t}(k+m^{ic})$ en cada paso de predicción. De este modo, el Vector (5.21) es ampliado:

$$\begin{aligned} Z^{ic}(k) &= \begin{pmatrix} Y^{ic}(k) \\ D^{ic}(k) \\ T^{ic}(k) \end{pmatrix}, & D^{ic}(k) &= \left(\tilde{d}(k+1) \quad \dots \quad \tilde{d}(k+m^{ic}) \quad \dots \quad \tilde{d}(k+M^{ic}) \right) \\ & & T^{ic}(k) &= \left(\tilde{t}(k+1) \quad \dots \quad \tilde{t}(k+m^{ic}) \quad \dots \quad \tilde{t}(k+M^{ic}) \right) \end{aligned} \quad (5.23)$$

Agrupando los vectores Z^{ic} , se obtienen las posibles trayectorias futuras para el DDS (5.5),

$$Z^{DDS}(k) = \left(Z^1(k) \quad \dots \quad Z^{ic}(k) \quad \dots \quad Z^{nc}(k) \right) \quad (5.24)$$

5.2.3. Sistema Robusto de Comprobación de Colisiones a partir de MPOs

A continuación se desarrollan dos aportaciones novedosas de este trabajo para aumentar la robustez de los algoritmos reactivos aplicados a USVs [20, 37, 39, 42, 43, 47, 48, 50]. La primera de ellas está enfocada a tratar la incertidumbre presente en el modelado matemático del USV utilizado para realizar predicciones. Por otro lado, la segunda aportación, trata los errores de medida/estimación contenidos en el modelo del entorno utilizado por el RRSOAS, una matriz de probabilidad de ocupación.

Forma Asociada al Vehículo Variable en Función del Paso de Predicción

Dado el carácter recursivo de las predicciones, las incertidumbres paramétricas y estructurales presentes en el modelado [92] provocan un error de predicción que aumenta con cada paso de predicción (m^{ic}). En este trabajo, con el objetivo de tener en cuenta estos errores de predicción, y a la vez considerar la forma de la embarcación, se propone modelar el contorno del USV como una elipse cuyo perímetro varía en función de m^{ic} . De este modo, la forma de la embarcación es aproximada al perímetro discretizado de una elipse referida al sistema de referencia ejes cuerpo, ver Ecuación (5.25). En esta elipse, las diagonales mayor y menor son dimensionadas en función de la eslora y la manga del USV (L_{USV} y M_{USV} , ver Tabla 3.2). Por otro lado, el número de puntos utilizados para discretizar la elipse, n_ϵ , puede calcularse en función de una aproximación de su perímetro (*Ramanujan II-Cantrell*, [114]) y la resolución de la matriz de ocupación (g_{res}). Aunque, con el objetivo de reducir el tiempo de ejecución del algoritmo, n_ϵ puede ajustarse en base a la capacidad de cómputo del hardware que se emplee para su implementación.

$$\epsilon_B = \begin{pmatrix} x_{\epsilon B}^1 & y_{\epsilon B}^1 \\ \vdots & \vdots \\ x_{\epsilon B}^{i_\epsilon} & y_{\epsilon B}^{i_\epsilon} \\ \vdots & \vdots \\ x_{\epsilon B}^{n_\epsilon} & y_{\epsilon B}^{n_\epsilon} \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} \cos(res_\epsilon) & \sin(res_\epsilon) \\ \vdots & \vdots \\ \cos(i_\epsilon res_\epsilon) & \sin(i_\epsilon res_\epsilon) \\ \vdots & \vdots \\ \cos(n_\epsilon res_\epsilon) & \sin(n_\epsilon res_\epsilon) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \gamma_L L_{USV} & 0 \\ 0 & \gamma_M M_{USV} \end{pmatrix}, \quad \begin{matrix} i_\epsilon \in [1, n_\epsilon] \\ res_\epsilon = 2\pi/n_\epsilon \end{matrix} \quad (5.25)$$

donde γ_L y γ_M son coeficientes de seguridad usados para sobredimensionar la embarcación.

Definidos los puntos que forman el perímetro de la elipse ϵ_B , estos son trasladados al sistema de referencia de la matriz de ocupación, o sistema de referencia horizonte local,

$$\epsilon_L(k + m^{ic}) = \epsilon_B \begin{pmatrix} \cos(\tilde{\chi}(k + m^{ic})) & \sin(\tilde{\chi}(k + m^{ic})) \\ -\sin(\tilde{\chi}(k + m^{ic})) & \cos(\tilde{\chi}(k + m^{ic})) \end{pmatrix} + \mathbf{M}_{ones} \mathbf{d}_L(k + m^{ic}) \quad (5.26)$$

donde \mathbf{M}_{ones} es una matriz unidad de dimensión $n_\epsilon \times 2$, mientras que \mathbf{d}_L se define como:

$$\mathbf{d}_L(k + m^{ic}) = \mathbf{diag} \left(\tilde{x}_E(k + m^{ic}) - x_E(k), \tilde{y}_E(k + m^{ic}) - y_E(k) \right) \quad (5.27)$$

Con el objetivo de considerar los errores de predicción debidos a la incertidumbre presente en el modelado, la elipse de dimensión constante usada en la Ecuación (5.26) es sustituida por una elipse cuyo perímetro aumenta con el paso de predicción m^{ic} , ver Ecuación (5.28). Además, para modelar y limitar el crecimiento de esta elipse se propone utilizar una tangente hiperbólica (función con límites continuos). Como ilustración visual, la Figura 5.4 muestra una comparativa de las elipses ϵ_B^v obtenidas al variar γ_v .

$$\epsilon_B^v(k + m^{ic}) = \epsilon_B \left(1 + \tanh \left(\frac{m^{ic}}{M^{ic}} \right) \gamma_v \right) \quad (5.28)$$

donde γ_v es un factor de seguridad variable definido positivo, el cual es establecido en función del grado de ajuste que existe entre el modelo de predicción y el comportamiento real del USV.

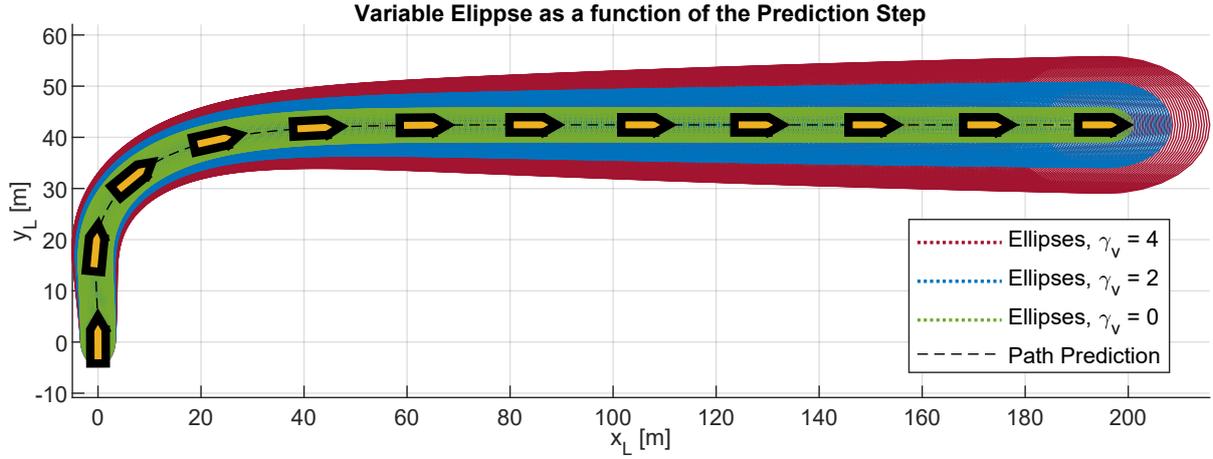


Figura 5.4. Elipses variables obtenidas a lo largo de un horizonte de predicción M^{ic} . El número de puntos utilizado para discretizar el perímetro se ha fijado en $n_e = 32$.

Nueva Caracterización Basada en Fuerzas Repulsivas y Tiempos Estimados de Colisión

En este apartado se propone trasladar las posibles trayectorias futuras que podría seguir el USV a una matriz de probabilidad de ocupación (g_p). De este modo, cada par de consignas de gobierno alternativas es caracterizado en función de una fuerza de repulsión y un tiempo de colisión estimado. Para ello, una vez referido el perímetro de la elipse al sistema de referencia horizonte local (5.26), este es trasladado a la matriz de ocupación. De este modo, cada punto es expresado en forma de índices:

$$\epsilon_{ij}(k + m^{ic}) = \begin{pmatrix} i_g^1 & \dots & i_g^{i_e} & \dots & i_g^{n_e} \\ j_g^1 & \dots & j_g^{i_e} & \dots & j_g^{n_e} \end{pmatrix}^T = \left[\epsilon_L(k + m^{ic}) \begin{pmatrix} -1/g_{res} & 0 \\ 0 & 1/g_{res} \end{pmatrix} \right] + b_g M_{ones} \quad (5.29)$$

donde $[x]$ representa la función $round(x)$ y $b_g = (1 + n_g)/2$.

En base a los índices obtenidos en la Ecuación 5.29, se obtiene la probabilidad de ocupación p_ϵ contenida en las celdas ϵ_{ij} ,

$$p_\epsilon(k + m^{ic}) = \left(p_{ij}^1 \quad \dots \quad p_{ij}^{i_e} \quad \dots \quad p_{ij}^{n_e} \right) \quad (5.30)$$

Buscando el caso más desfavorable, se selecciona la mayor probabilidad de ocupación $p_{max}(k + m^{ic})$ para cada posible trayectoria en cada paso de predicción:

$$p_{max}(k + m^{ic}) = \max \left(p_\epsilon(k + m^{ic}) \right) \quad (5.31)$$

Agrupando $p_{max}(k + m^{ic})$ para todo el horizonte de predicción M^{ic} , se forma el vector de máximas probabilidades de ocupación para cada posible trayectoria futura:

$$P_{max}^{ic}(k) = \left(p_{max}(k + 1) \quad \dots \quad p_{max}(k + m^{ic}) \quad \dots \quad p_{max}(k + M^{ic}) \right) \quad (5.32)$$

Tras esto, se utiliza el concepto de fuerzas de repulsión (f_r) propuesto en [32] para el método VFF (Virtual Force Field). En este método, todas las celdas de la matriz de ocupación producen una f_r en función de su distancia al vehículo y su probabilidad de ocupación. Estas fuerzas son sumadas, junto con una fuerza de atracción, para obtener la fuerza de guiado resultante. Como aportación novedosa, y a diferencia del método VFF, en este trabajo las fuerzas de repulsión

son utilizadas para caracterizar cada posible trayectoria futura Z^{i_c} . Para ello, en cada paso de predicción m^{i_c} , se calcula una fuerza de repulsión $f_r(k + m^{i_c})$ en función de la distancia futura $\tilde{d}(k + m^{i_c})$ y la máxima probabilidad de ocupación de las celdas que visita la elipse discreta (5.29); $p_{max}(k + m^{i_c})$. De este modo, las fuerzas $f_r(k + m^{i_c})$ tiene en cuenta la dinámica del USV, ver Ecuación (5.33).

$$\mathbf{f}_r^{i_c}(k) = \left(f_r(k+1) \quad \dots \quad f_r(k + m^{i_c}) \quad \dots \quad f_r(k + M^{i_c}) \right) \quad (5.33)$$

$$f_r(k + m^{i_c}) = \frac{p_{max}(k + m^{i_c})}{\tilde{d}^{n_d}(k + m^{i_c})}$$

donde n_d define la variación de la fuerza de repulsión en función de la distancia que recorrería el USV en una posible trayectoria futura. En el método VFF la distancia en la Ecuación (5.33) está elevada al cuadrado ($n_d = 2$). En su trabajo, los autores realizan el guiado autónomo del robot móvil CARMEL, el cual es equipado con 24 ultrasonidos cuyo rango de detección de 3 metros. Puesto que este rango de medida difiere mucho con el empleado en USVs [1, 6, 7, 17, 44, 93, 98], es necesario estudiar la variación de fuerzas de repulsión en función del parámetro n_d . Para ello, en la Figura 5.5 se muestran las fuerzas de repulsión obtenidas, a lo largo del rango de detección usado en este trabajo ($d_{range} = 200$ m), para tres ajustes diferentes de n_d . Debido a la variación mostrada en esta figura, y con el objetivo de que todos los obstáculos situados dentro de d_{range} produzcan una fuerza de repulsión significativa, en este trabajo se ha fijado $n_d = 0.5$.

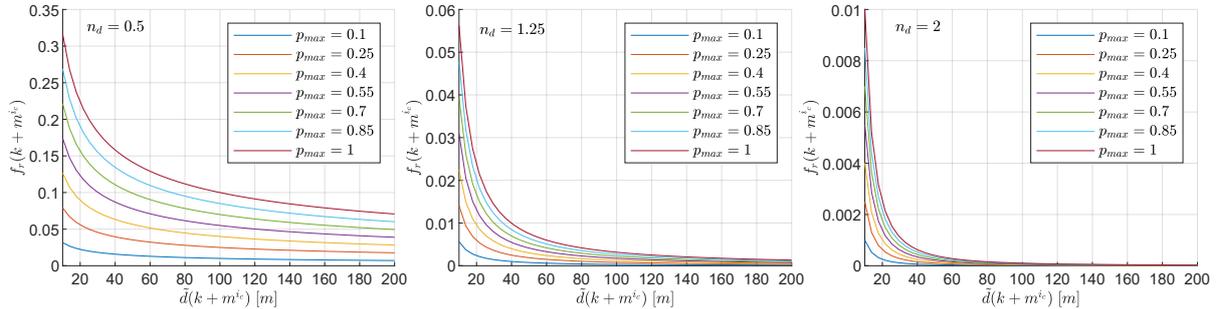


Figura 5.5. Fuerzas de repulsión en función de: distancia recorrida por el USV a lo largo de una trayectoria futura, máxima probabilidad de ocupación en cada paso de predicción y n_d .

Por otro lado, con el objetivo de restringir aquellas consignas sp^{i_c} que lleven al USV a una colisión inminente, en este trabajo se propone realizar una estimación de los tiempos de colisión que implicaría cada posible trayectoria futura; $T_{ec}^{i_c}$. Para ello, en cada paso de predicción m^{i_c} , se calcula $t_{ec}(k + m^{i_c})$ en función del tiempo de predicción $\tilde{t}(k + m^{i_c})$ y la máxima probabilidad de ocupación $p_{max}(k + m^{i_c})$, ver Ecuación (5.34). Agrupando los valores de $t_{ec}(k + m^{i_c})$ para todo el horizonte de predicción (M^{i_c}) se forma el Vector (5.35).

$$t_{ec}(k + m^{i_c}) = \begin{cases} \frac{\tilde{t}(k + m^{i_c})}{p_{max}^{n_t}(k + m^{i_c})} & \text{if } p_{max}(k + m^{i_c}) > 0 \\ M_{max} T_P & \text{otherwise} \end{cases}, \quad n_t \in (0, 1] \quad (5.34)$$

donde n_t es un parámetro de ajuste utilizado para sobredimensionar la probabilidad de ocupación y, con ello, disminuir el tiempo estimado de colisión. Valores cercanos a cero de este

parámetro permiten ajustar el nuevo RRSOAS a un comportamiento más conservador.

$$\mathbf{t}_{ec}^{i_c}(k) = \left(t_{ec}(k+1) \quad \dots \quad t_{ec}(k+m^{i_c}) \quad \dots \quad t_{ec}(k+M^{i_c}) \right) \quad (5.35)$$

Por último, buscando el caso más desfavorable, cada par de consignas \mathbf{sp}^{i_c} queda caracterizado por la mayor fuerza de repulsión ($F_R^{i_c}$) y por el menor tiempo de colisión estimado ($T_{EC}^{i_c}$). De este modo, tras evaluar todas las trayectorias futuras asociadas a las consignas de gobierno alternativas (n_c), se caracteriza el DDS (5.5) en función de la dinámica del modelo de predicción y la matriz de probabilidad de ocupación:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_R^{DDS}(k) &= \left(F_R^1(k) \quad \dots \quad F_R^{i_c}(k) \quad \dots \quad F_R^{n_c}(k) \right), & F_R^{i_c}(k) &= \max \left(\mathbf{f}_r^{i_c}(k) \right) \\ \mathbf{T}_{EC}^{DDS}(k) &= \left(T_{EC}^1(k) \quad \dots \quad T_{EC}^{i_c}(k) \quad \dots \quad T_{EC}^{n_c}(k) \right), & T_{EC}^{i_c}(k) &= \min \left(\mathbf{t}_{ec}^{i_c}(k) \right) \end{aligned} \quad (5.36)$$

5.2.4. Sistema Heurístico de Guiado y Evitación de Obstáculos

En línea con la mayoría de métodos de evitación de obstáculos reactivos [16], el RRSOAS minimiza una heurística para decidir que consignas $\mathbf{sp}(sp_\chi, sp_U)$ serán solicitadas a los controladores en cada periodo de muestreo (k). En concreto, la heurística utilizada está basada en la propuesta realizada por los autores en [30] para el método Dynamic Windows, la cual ha sido modificada con el objetivo de mejorar sus prestaciones para USVs,

$$J_{RRSOAS}(k) = \alpha_1 J_{Heading}(k) + \alpha_2 J_{Velocity}(k) + \alpha_3 J_{FR}(k) + \alpha_4 J_{Past}(k) \quad (5.37)$$

$$T_{mac} \mathbf{M}_{ones} \leq \mathbf{T}_{EC}^{DDS}(k)$$

donde α_i , para $i \in \{1, 2, 3, 4\}$, representa los parámetros de ajuste utilizados en la ponderación de la heurística, \mathbf{M}_{ones} es una matriz unidad de dimensión $1 \times n_c$ y, al igual que en [30], T_{mac} es un parámetro utilizado para restringir las consignas \mathbf{sp}^{i_c} en función de sus tiempos de colisión estimados. Por otro lado, con el objetivo de facilitar el ajuste del algoritmo, todos los índices considerados en la heurística son normalización.

En primer lugar, en base a la propuesta realizada en [30], se obtienen los índices $J_{Heading}(k)$ y $J_{Velocity}(k)$, los cuales definen la alineación del DDS (5.5) con el rumbo y la velocidad objetivo. Además, en línea con la propuesta inicialmente realizada en [33] y, posteriormente, utiliza en otros algoritmos reactivos para USVs [20, 47], se añade a la heurística una ponderación que considera la alineación de cada $\mathbf{sp}_\chi^{i_c}$ con la consigna de rumbo solicitada en el instante anterior. De este modo, se otorga al algoritmo un efecto memoria que reduce conmutaciones en las consignas de rumbo. Estas conmutaciones, debidas a pequeñas variaciones en la heurística entre diferentes periodos de ejecución, dan lugar un comportamiento indeciso en el guiado del vehículo que puede provocar una colisión [33]. En concreto, a partir de los Conjuntos (5.2) y (5.3) se forman los vectores:

$$\begin{aligned} \mathbf{SP}_\chi^{DDS}(k) &= \left(sp_\chi^1(k) \quad \dots \quad sp_\chi^{i_c}(k) \quad \dots \quad sp_\chi^{n_c}(k) \right) \\ \mathbf{SP}_U^{DDS}(k) &= \left(sp_U^1(k) \quad \dots \quad sp_U^{i_c}(k) \quad \dots \quad sp_U^{n_c}(k) \right) \end{aligned} \quad (5.38)$$

Teniendo en cuenta los Vectores (5.38), la consigna de rumbo anterior $sp_\chi(k-1)$ y las consignas objetivo (χ_{goal}, U_{goal}) , se obtiene los índices $J_{Heading}$, J_{Past} y $J_{Velocity}$:

$$\begin{aligned} J_{Heading}(k) &= \frac{1}{\pi} \Delta \left(\mathbf{SP}_\chi^{DDS}(k), \chi_{goal}(k) \mathbf{M}_{ones} \right) \\ J_{Past}(k) &= \frac{1}{\pi} \Delta \left(\mathbf{SP}_\chi^{DDS}(k), sp_\chi(k-1) \mathbf{M}_{ones} \right) \\ J_{Velocity}(k) &= \frac{1}{Y_U^{max}(k)} Y_U(k) \end{aligned} \quad (5.39)$$

donde Δ es una función que calcula la distancia angular absoluta y Y_U^{max} queda definido como:

$$Y_U^{max}(k) = \max(Y_U(k)), \quad Y_U(k) = \left| \mathbf{SP}_U^{DDS}(k) - U_{goal}(k) \mathbf{M}_{ones} \right| \quad (5.40)$$

siendo $||$ el valor absoluto.

Por otro lado, en lugar de ponderar las distancias de colisión [20,30,43,47], en este trabajo se utiliza el índice J_{FR} , ver Ecuación (5.41). De esta forma, al ponderar el DDS (5.5), se consideran las fuerzas de repulsión que caracterizan las posibles trayectorias futuras en función de la matriz de probabilidad de ocupación.

$$J_{FR}(k) = \frac{1}{F_R^{max}(k)} F_R^{DDS}(k), \quad F_R^{max}(k) = \max(F_R^{DDS}(k)) \quad (5.41)$$

Por último, dada la posibilidad de que el DDS (5.5) quede vacío, es decir, que todas las consignas de gobierno alternativas sean restringidas en la Heurística (5.37) debido a sus tiempos de colisión estimados, el algoritmo RRSOAS solicitará una consigna de parada. Como consecuencia, se pasará a modo manual/teleoperado o, si el USV dispone de un control de posicionamiento dinámico [8,9], será posible modificar la guiñada del vehículo para volver a comenzar la misión de forma segura.

5.3. Resultados obtenidos por el RRSOAS

En esta primera etapa de desarrollo, al igual que en otros algoritmos reactivos diseñados para USVs [18,20,38–40,49,51], el nuevo RRSOAS es evaluado mediante simulaciones numéricas. El método de integración numérica empleado es Runge-Kutta de cuarto orden con un paso de integración $T_s = 0.01$ s. Como modelo de USV, se ha utilizado el conjunto formado por: Embarcación (3.1), Actuadores (3.3) y Controladores de rumbo/velocidad (3.7). Además, la información del entorno que rodea al USV es generada por el modelo del sensor LIDAR (3.10) y trasladada a una matriz de probabilidad de ocupación por el Filtro Bayesiano (3.24). A su vez, el algoritmo reactivo se ejecuta con un periodo de muestreo $T_m = 1$ s. Como apoyo visual, en la Figura 5.6 se muestra un instante de ejecución del RRSOAS. Por otro lado, cada parámetro del algoritmo ha sido ajustado considerando su sentido físico en un proceso iterativo sobre el escenario 3 definido en el capítulo 3, ver Figura 3.6. Como resultado, se han obtenido los parámetros recogidos en la Tabla 5.1. La elección del escenario 3 para ajustar el algoritmo reactivo es debida a la complejidad del mismo. Además, gracias al trabajo realizado en el capítulo anterior, donde varios algoritmos reactivos son ajustados sobre este escenario y realizan el guiado del mismo USV (3.1) en base a la misma información del entorno (3.14), será posible

comparar el RRSOAS con otros metodos de evitación de obstáculos estáticos [15,33,44,98] en las mismas condiciones.

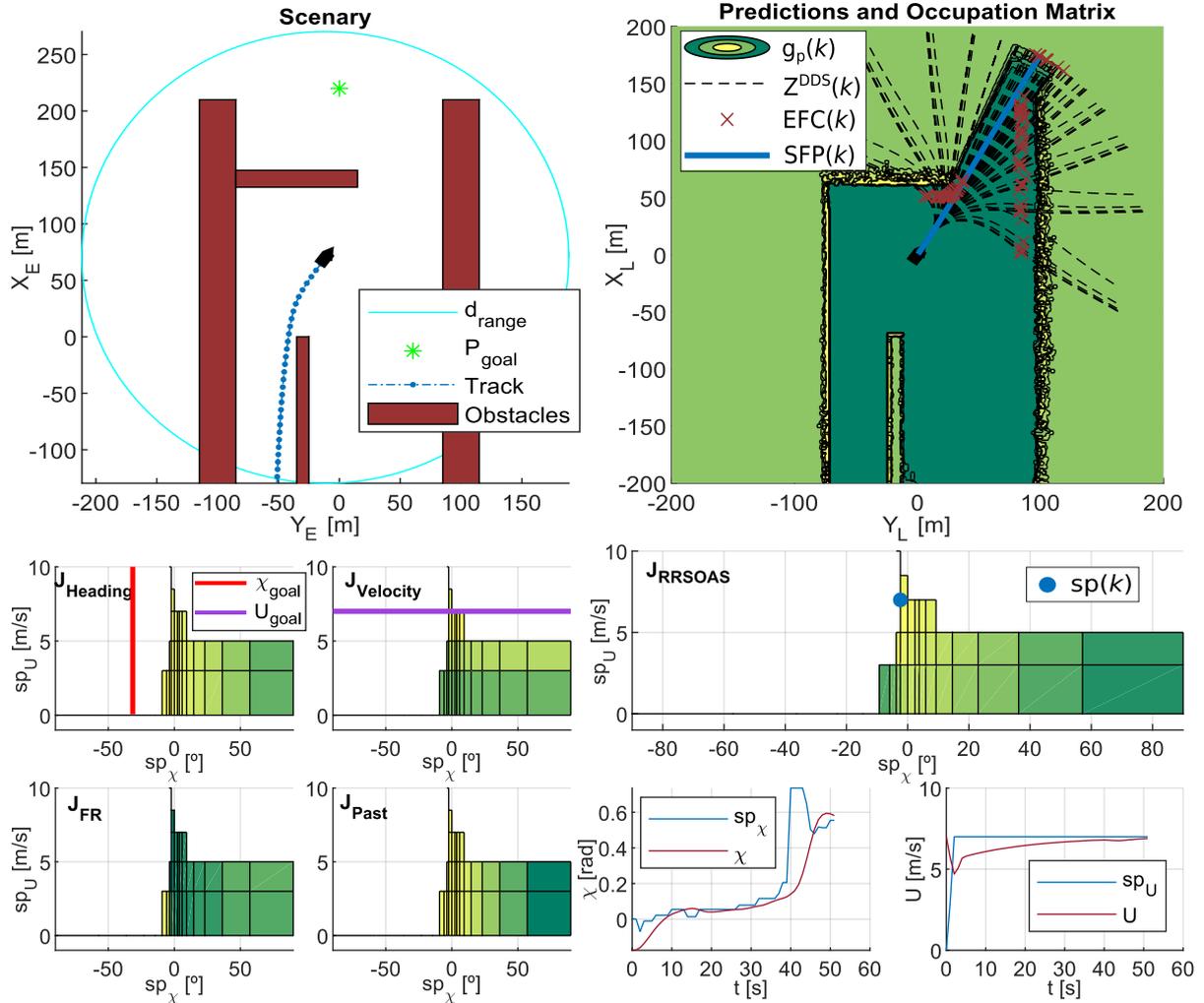


Figura 5.6. RRSOAS en un instante de simulación. Se muestra la evolución de las consignas de rumbo y velocidad, la trayectoria del USV, la traslación de las predicciones a la matriz de probabilidad de ocupación (Estimated Future Collisions (EFC) y Selected Future Path (SFP)) y la Heurística (5.37).

Tabla 5.1. Parámetros del RRSOAS en unidades internacionales. El algoritmo ha sido ajustado sobre el escenario 3 de la Figura 3.6.

Navigation Behaviour	Safety and Sizing	Path Predictor	Discrete Decision Space
$\alpha_1 = 0.5$ $\alpha_2 = 0.3$	$T_{mac} = 20$ $\gamma_L = 1.25$	$D_p = 200$	$n_U = 1$ $U_{lim} = 10$
$\alpha_3 = 0.7$ $\alpha_4 = 0.25$	$\gamma_v = 3.4$ $\gamma_M = 2.45$	$T_p = 0.1$	$n_\chi = 9$ $\Delta\chi_{max} = \pi/2$
	$n_t = 0.75$ $n_\epsilon = 32$	$M_{max} = 1100$	$\tau_\chi = 2.2$ $\kappa_\chi = 0.1$

En la Tabla 5.1, los parámetros de ajuste han sido agrupados según su función en el guiado del USV. En primer lugar, el término *Navigation Behaviour* agrupa los parámetros que definen el comportamiento del USV durante la navegación autónoma. Por otro lado, el término *Safety and Sizing* recoge aquellos parámetros utilizados para dimensionar el USV (distancias de seguridad

a los obstáculos) y limitar los tiempos de colisión permitidos. También aparece el término *Path Predictor*, el cual define los parámetros utilizados para configurar el predictor de trayectorias futuras. Por último, el grupo de parámetros *Discrete Decision Space* es utilizado para ajustar el espacio de decisión discreto.

5.3.1. Estudio de Prestaciones

Antes de comparar el RRSOAS con otros métodos, se evalúan sus prestaciones al guiar al USV utilizando el nuevo ECLM (5.13) como estimador de trayectorias futuras. Para ello, se analizan y comparan estas prestaciones con las que se obtendrían si, al realizar las predicciones, la dinámica del USV fuese completamente conocida. Cabe señalar que este análisis no sería posible en pruebas de mar reales, pues todo modelado matemático presenta diferentes tipos de incertidumbre que alejan su respuesta del comportamiento del sistema real [92]. En cambio, en las simulaciones numéricas, es posible utilizar el mismo modelo dinámico que representa el comportamiento del USV como modelo de predicción. Este enfoque es utilizado en [20,37,39,42,43,47,48,50], donde los autores también validan algoritmos reactivos mediante simulaciones numéricas, considerando como única incertidumbre presente en el modelo de predicción la asociada al efecto que las perturbaciones externas provocan sobre la embarcación. En línea con estos trabajos, se ha discretizado el Modelo del USV (MUSV), definido por las Ecuaciones (3.1), (3.3), (3.4) y (3.7), utilizando el método de Euler hacia delante. De este modo, se compara el funcionamiento del algoritmo RRSOAS con dos modelos de predicción diferentes: el MUSV y el ECLM, es decir, se comparan dos algoritmos reactivos: el $RRSOAS_{MUSV}$ y el $RRSOAS_{ECLM}$. En concreto, esta comparativa se realiza sobre los cinco escenarios definidos en el capítulo 3, en los que el vehículo comienza moviéndose a la velocidad objetivo $U_{goal} = u = 7$ m/s y la corriente ha sido fijada como $V_c = 1$ kn con dirección $\beta_c = 0^\circ$. Como parámetros de ajuste, en ambos casos se han utilizado los recogidos en la Tabla 5.1. Tras realizar las simulaciones numéricas, como resultado, en la Figura 5.7 se muestran las trayectorias obtenidas en el guiado del USV realizado por el algoritmo RRSOAS con cada modelo de predicción. Como puede apreciarse, en ambos casos el algoritmo RRSOAS consigue guiar con éxito al USV hasta P_{goal} bajo la presencia de perturbaciones. Además, a excepción del escenario 1, donde la Heurística (5.37) genera una decisión inicial diferente, las trayectorias seguidas por el USV al utilizar estos dos modelos de predicción no presentan cambios significativos. Esto es debido a que, independientemente del ajuste del modelo de predicción al comportamiento del USV, el RRSOAS tiene en cuenta que las predicciones realizadas contienen errores acumulativos debidos a la incertidumbre. Esta característica es modelada a través de la elipse variable en función del paso de predicción, cuyo perímetro representa la forma de la embarcación, ver Ecuación (5.28) y Figura 5.4.

Además de las trayectorias de la embarcación, en este trabajo se evalúan cuantitativamente las prestaciones en el guiado del USV. Estas prestaciones, en línea con los indicadores de la Ecuación 5.15, quedan definidas según los indicadores (5.42); tiempo de duración de la misión (t_m), distancia recorrida durante la misión (d_m) y esfuerzo de control requerido (Δc).

$$\begin{aligned}
 t_m(k) &= kT_m \\
 d_m(k) &= \|\boldsymbol{\eta}_I(k) - \boldsymbol{\eta}_I(k-1)\| + d_m(k-1), \quad \boldsymbol{\eta}_I(k) = (x_E(k), y_E(k)) \\
 \Delta c(k) &= \frac{|sp_\chi(k) - sp_\chi(k-1)|}{\pi} + \frac{|sp_U(k) - sp_U(k-1)|}{U_{lim}} + \Delta c(k-1)
 \end{aligned} \tag{5.42}$$

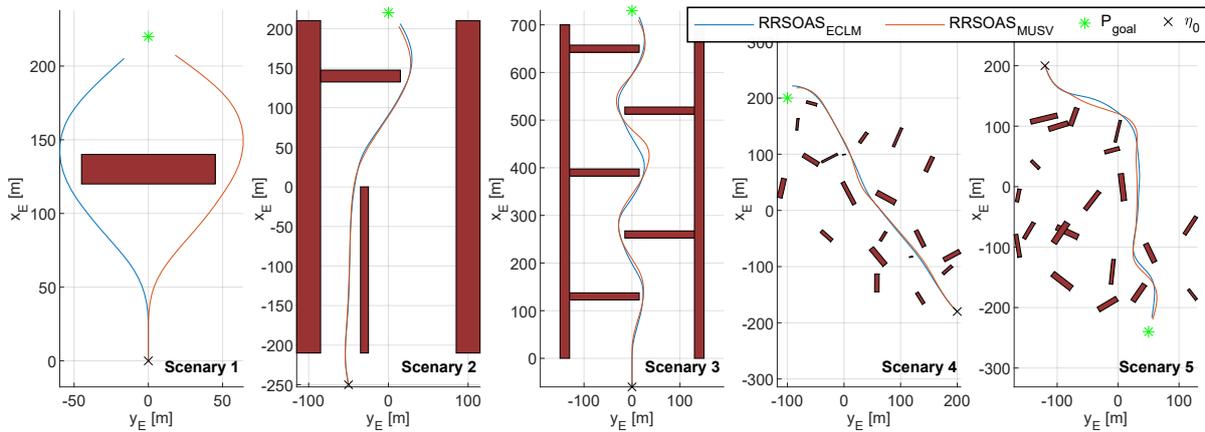


Figura 5.7. Comparativa del algoritmo RRSOAS funcionando con dos modelos de predicción: el nuevo ECLM (5.13) y el MUSV (3.1), (3.3), (3.4) y (3.7). Los parámetros de ajuste usados quedan recogidos en la Tabla 5.1.

Estos indicadores han sido obtenidos para las trayectorias mostradas en la Figura 5.7 y quedan recogidos en la Tabla 5.2. Como puede apreciarse, el algoritmo RRSOAS presenta indicadores muy similares al realizar el guiado del USV con ambos modelos de predicción. Por consiguiente, la combinación del ECLM (5.13) con la elipse variable (5.28), ambas aportaciones novedosas de este trabajo, puede ser utilizada para realizar el guiado autónomo de embarcaciones cuyo modelado matemático, así como el de sus controladores, sea desconocido. Por lo tanto, en todos los resultados mostrados a continuación se utiliza como modelo de predicción el ECLM ($RRSOAS = RRSOAS_{ECLM}$). Además, el ECLM propuesto en este trabajo presenta dos ventajas principales con respecto al enfoque general [20,37,39,42,43,47,48,50]. En primer lugar, como ya se ha mencionado, no depende de un modelado matemático previo de la embarcación ni de sus controladores. En segundo lugar, hace que el entorno de simulación sea más realista, pues no se utiliza el mismo modelo dinámico que representa el comportamiento del USV como modelo de predicción. Esto da lugar a que, al igual que ocurría con un USV real, el cálculo de las trayectorias futuras contemple errores de predicción, los cuales son debidos a la incertidumbre presente en el modelado matemático.

Tabla 5.2. Indicadores (5.42) obtenidos por el algoritmo RRSOAS con cada modelo de predicción. Estos indicadores caracterizan las trayectorias mostradas en la Figura 5.7.

Algoritmos	Escenario 1			Escenario 2			Escenario 3			Escenario 4			Escenario 5		
	t_m	d_m	Δc												
$RRSOAS_{ECLM}$	38	239	0.9	73	733	1.1	123	890	1.8	76	776	1.0	79	746	2.3
$RRSOAS_{MUSV}$	39	246	0.9	72	729	0.6	125	904	2.0	76	770	1.2	79	753	1.7

Por otro lado, se compara el RRSOAS con otros dos métodos de evitación de obstáculos estáticos aplicados a USVs; los algoritmos LROABRA [44] y VFH+ [15,33]. En concreto, para realizar la comparativa se utilizan los resultados obtenidos en el capítulo anterior, donde ambos métodos son autoajustados mediante un algoritmo genético sobre el escenario 3 y, a su vez, evaluados sobre los escenarios mostrados en la Figura 3.6. Estos resultados, directamente relacionados con los Indicadores (5.42), han sido recogidos en la Tabla 5.3 junto con las prestaciones obtenidas por el algoritmo RRSOAS. Cabe señalar que, como se comprobó en el

capítulo anterior, el algoritmo LROABRA autoajustado sobre el escenario 3 no consigue superar el escenario 4. Dicho esto, puede apreciarse como el RRSOAS, con respecto a los métodos LROABRA y VFH+, consigue mejorar los tiempos de misión y reducir las distancias recorridas en la mayoría de los escenarios. Como excepción, en el escenario 4 es el método VFH+ el que logra unas prestaciones ligeramente superiores (reduce el tiempo de misión y la distancia en un 1.32 % y un 3.23 %, respectivamente). Por lo tanto, para el USV (3.1), a partir de las medidas entregadas por el modelo LIDAR (3.14), puede afirmarse que el nuevo RRSOAS propuesto en este trabajo ofrece prestaciones en el guiado autónomo muy competitivas con respecto a otros algoritmos reactivos aplicados a USVs [15,33,44].

Tabla 5.3. Indicadores (5.42) obtenidos por cada algoritmo reactivo en el guiado del USV sobre los escenarios establecidos en el capítulo 3. Los resultados recogidos de los algoritmos VHF+ [33,106] y LROABRA [44] han sido obtenidos en el capítulo 4.

Algoritmos	Escenario 1			Escenario 2			Escenario 3			Escenario 4			Escenario 5		
	t_m	d_m	Δc												
RRSOAS _{ECLM}	38	239	0.9	73	733	1.1	123	890	1.8	76	776	1.0	79	746	2.3
LROABRA [44]	69	346	2.4	82	752	0.9	145	929	2.2	—	—	—	88	758	1.5
VFH+ [33,106]	47	268	1.4	78	744	0.8	148	950	2.6	75	751	1.0	92	794	1.8

Continuando con el análisis del RRSOAS, a lo largo de este trabajo se han presentado dos aportaciones novedosas relacionadas con el tiempo de cómputo del algoritmo. La primera de ellas está enfocada a discretizar de forma efectiva el Espacio de decisión (5.1), usando para ello una resolución exponencial (5.2) en las consignas de dirección. Por otro lado, el horizonte de predicción de las posibles trayectorias futuras que podría seguir el USV es variable, ver Ecuación (5.22). Dado que el objetivo final de un sistema de evitación de obstáculos es su implementación en un vehículo real, es necesario garantizar que su cómputo es realizable entre periodos de ejecución del mismo. Debido a los tiempos de establecimiento asociados a los vehículos marinos de superficie [9,26,52–54], los periodos de muestreo establecidos para los algoritmos reactivos aplicados a USVs son generalmente mayores que los utilizados en otros tipos de vehículos autónomos [23,24,109,110]. Como ejemplo, los autores en [17,19,47,77] establecen periodos de muestreo entre 1 y 2.5 segundos para sus algoritmos reactivos, los cuales son evaluados sobre embarcaciones similares al USV (3.1). Para dicha evaluación, los autores en [17,19,47,77] utilizan simulaciones numéricas y en [17,47] prueban sus SEOs sobre embarcaciones reales. En otros trabajos [20,37], donde los algoritmos reactivos también son evaluados mediante simulaciones numéricas, los periodos de muestreo establecidos son de 5 segundos (para una embarcación de 32 metros de eslora en [37]). En lo referido al RRSOAS, la Figura 5.8 muestra como varía el tiempo de ejecución del algoritmo (promedio de 100 iteraciones) en función del número de consignas de gobierno alternativas (n_c) y del número de puntos (n_e) utilizados para discretizar la Elipse (5.25). Estos tiempos han sido obtenidos a partir de las funciones *Tic-Toc* de MATLAB [115], mientras el algoritmo se ejecuta en Simulink sobre un ordenador portátil modelo *msi GT60 2PC Dominator* [116]. Como puede apreciarse, para el ajuste nominal recogido en la Tabla 5.1 ($n_c = 76$ y $n_e = 32$), el tiempo medio de ejecución está en torno a los 0.1 s (0.092 segundos concretamente). Además, para los límites considerados en este trabajo al implementar el RRSOAS ($n_c = 230$ y $n_e = 128$), se obtiene un tiempo medio de ejecución de 0.771 segundos, el cual sigue estando por debajo del periodo de muestreo del algoritmo ($T_m = 1$ s). Por lo tanto, si se utiliza una plataforma hardware con una capacidad de

cómputo similar a este PC, sería viable implementar el nuevo RRSOAS en una embarcación real. Cabe señalar que estos tiempos podrían ser mejorados si el algoritmo corriese sobre una plataforma hardware completamente dedicada a su ejecución.

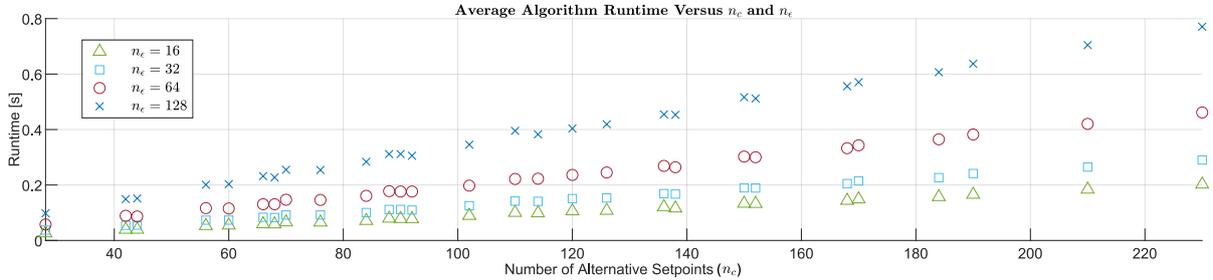


Figura 5.8. Variación de los tiempos medios de ejecución del RRSOAS en función del número de consignas de gobierno alternativas (n_c) y el número de puntos (n_e) utilizados para discretizar la elipse que modela la forma del USV.

5.3.2. Análisis de Robustez

Como ocurría con cualquier método de evitación de obstáculos [16], el algoritmo debe ser ajustado sobre un escenario o un número de escenarios concretos. Pese a ello, un correcto funcionamiento del método reactivo sobre estos escenarios no garantiza un guiado seguro en todas las situaciones [98]. Esto es debido a las infinitas combinaciones geométricas/ambientales que definen los posibles escenarios en los que un USV puede encontrarse durante la navegación autónoma. En este sentido, como aportación novedosa de este capítulo, se propone evaluar la robustez del algoritmo reactivo sobre una muestra de escenarios aleatorios. Para ello, se ha generado una muestra de cien escenarios siguiendo el procedimiento propuesto en el capítulo 3. Como vector característico de la muestra, se ha fijado $\Theta_E = (100 \ 20 \ 300 \ 60 \ 20)$. Además, esta muestra se hace parametrizable en función de la velocidad objetivo (U_{goal}) y el módulo de la velocidad de la corriente (V_c). De este modo, es posible realizar un estudio del algoritmo reactivo en varios puntos de operación del USV, bajo el efecto de diferentes niveles de perturbaciones ambientales y la presencia de distribuciones aleatorias de obstáculos. En concreto, la muestra de cien escenarios aleatorios se parametriza para nueve situaciones diferentes, las cuales son obtenidas de la combinación de $\mathbf{U}_{goal} = (5 \ 7 \ 9)$ m/s y $\mathbf{V}_c = (0.5 \ 1 \ 2)$ kn. Nótese que, al combinar los vectores anteriores con la muestra de cien escenarios, el RRSOAS es evaluado sobre novecientos escenarios distintos. En este estudio se recogen los siguientes indicadores de prestaciones: tasa de éxito, tasa de parada, tasa de colisión, tiempo medio de las misiones ($\overline{t_m}$), distancia media recorrida ($\overline{d_m}$) y esfuerzo medio de control ($\overline{\Delta c}$). Para la tasa de éxito, se considera que se ha realizado un guiado correcto del USV si el vehículo llega a P_{goal} sin que se produzca ninguna colisión. Durante las simulaciones, la situación de colisión se producirá si la distancia entre el USV y un obstáculo es inferior a la mitad de la eslora del vehículo ($L_{USV}/2$). Por otro lado, la condición de parada se cumplirá si el algoritmo reactivo mantiene una consigna de velocidad nula durante un tiempo $t_{stop} = 10$ s, siempre que no se haya producido una colisión previamente. Este tiempo ha sido fijado en base a la respuesta de frenada del USV (3.1) en el Lazo Cerrado (3.7). Por último, a partir de la media aritmética de los Indicadores (5.42), los valores ($\overline{t_m}$, $\overline{d_m}$, $\overline{\Delta c}$) son calculados para aquellos escenarios en los que el USV es guiado con éxito hasta P_{goal} .

Tabla 5.4. Indicadores obtenidos por los algoritmos reactivos para cada muestra de cien escenarios aleatorios parametrizada en función de U_{goal} y V_c . Los indicadores: *Éxito*, *Stop* y *Colisión* están expresados en porcentajes

Escenarios Aleatorios Parametrizados	Algoritmos	Éxito	Stop	Colisión	\bar{t}_m [s]	\bar{d}_m [m]	$\bar{\Delta c}$
$U_{goal} = 5$ m/s $V_c = 0.5$ kn	VFH+	79	11	10	181.3	1247	2.36
	RRSOAS ^{PT}	79	20	01	174.3	1234	1.93
	RRSOAS ^{CT}	95	05	00	178.6	1252	1.97
$U_{goal} = 5$ m/s $V_c = 1$ kn	VFH+	72	13	15	181.2	1247	2.24
	RRSOAS ^{PT}	73	26	01	173.6	1231	1.90
	RRSOAS ^{CT}	92	08	00	177.6	1248	1.92
$U_{goal} = 5$ m/s $V_c = 2$ kn	VFH+	76	13	11	182.1	1249	2.30
	RRSOAS ^{PT}	72	28	00	173.7	1231	1.90
	RRSOAS ^{CT}	88	22	00	178.1	1251	1.94
$U_{goal} = 7$ m/s $V_c = 0.5$ kn	VFH+	85	08	07	131.7	1232	2.31
	RRSOAS ^{PT}	91	18	01	128.1	1231	1.94
	RRSOAS ^{CT}	95	05	00	130.0	1235	1.84
$U_{goal} = 7$ m/s $V_c = 1$ kn	VFH+	82	11	07	131.4	1231	2.30
	RRSOAS ^{PT}	90	09	01	128.1	1231	1.96
	RRSOAS ^{CT}	97	03	00	131.1	1241	1.88
$U_{goal} = 7$ m/s $V_c = 2$ kn	VFH+	86	10	04	132.1	1233	2.39
	RRSOAS ^{PT}	90	09	01	127.5	1229	1.93
	RRSOAS ^{CT}	94	06	00	130.5	1241	1.88
$U_{goal} = 9$ m/s $V_c = 0.5$ kn	VFH+	81	07	12	103.0	1209	2.29
	RRSOAS ^{PT}	96	03	01	101.3	1221	1.82
	RRSOAS ^{CT}	96	04	00	103.8	1234	1.92
$U_{goal} = 9$ m/s $V_c = 1$ kn	VFH+	82	06	12	103.4	1212	2.27
	RRSOAS ^{PT}	95	04	01	101.5	1220	1.84
	RRSOAS ^{CT}	97	03	00	104.6	1239	1.96
$U_{goal} = 9$ m/s $V_c = 2$ kn	VFH+	83	05	12	103.5	1211	2.32
	RRSOAS ^{PT}	95	04	01	101.0	1221	1.82
	RRSOAS ^{CT}	95	05	00	105.1	1242	2.00

Definido el estudio de robustez, y como resultado complementario de este trabajo, se ha realizado un ajuste más conservador del RRSOAS. De este modo, se persigue mostrar la capacidad de configurar el algoritmo para aumentar la seguridad del USV. Por lo tanto, el algoritmo RRSOAS es estudiado con el ajuste basado en prestaciones RRSOAS^{PT} de la Tabla 5.1, así como con el ajuste conservativo RRSOAS^{CT}. En este ajuste conservativo, con respecto a los parámetros de la Tabla 5.1, se han aumentado los factores de seguridad que sobredimensionan la embarcación ($\gamma_L = 1.5$, $\gamma_M = 3$, $\gamma_v = 4.5$), se ha modificado el comportamiento del algoritmo para evitar que guíe al USV hacia zonas ocupadas ($T_{mac} = 30$, $\alpha_1 = 0.4$, $\alpha_3 = 1$ y $\alpha_4 = 0.2$) y se ha aumentado el número de consignas de velocidad alternativas ($n_u = 2$). Cabe señalar que, en ambos casos, el RRSOAS utiliza el ECLM (5.13) como modelo de predicción. Para terminar, con el objetivo de comparar la robustez del RRSOAS con otro método reactivo, también se evalúa el VFH+ sobre los mismos escenarios aleatorios. Concretamente, se elige el VFH+ (versión disponible en Simulink [106]) por ser el más robusto de los métodos reactivos [33, 38, 44, 45] estudiados en el capítulo 4. Como resultado, la Tabla 5.4 recoge los indicadores obtenidos por los algoritmos reactivos para cada muestra de escenarios parametrizada en función de U_{goal} y V_c . En primer lugar, se realizará una comparativa entre el VFH+ y el RRSOAS^{PT}, ambos ajustados sobre el mismo escenario. Como puede apreciarse, los dos algoritmos presentan tasas de éxito muy similares para velocidades objetivo de 5 m/s. Aunque, como ventaja del RRSOAS^{PT}, su tasa de colisión es mucho menor (0.67 % frente a un 12 %). Por otro lado, para las velocidades objetivo $U_{goal} = 7$ m/s y $U_{goal} = 9$ m/s, la tasa de éxito del RRSOAS^{PT} es muy superior a la del VFH+ (92.83 % frente a un 83.17 %), así como su capacidad para evitar colisiones (99 % frente a un 91 %). Además, en lo referido a los indicadores medios de prestaciones, el RRSOAS^{PT} supera al VFH+ en la mayoría de los escenarios. Como excepción, en los escenarios donde $U_{goal} = 9$ m/s, la distancia recorrida por el USV es menor bajo el gobierno del VFH+. Con respecto a los dos ajustes RRSOAS^{PT} y RRSOAS^{CT}, puede apreciarse como para todas las combinaciones de U_{goal}/V_c un ajuste más conservativo aumenta la robustez del algoritmo (tasas de éxito y de parada), pero conlleva una pérdida de prestaciones en la mayoría de los casos.

Tabla 5.5. Indicadores promedio de los novecientos escenarios mostrados en la Tabla 5.4.

Algoritmos	Éxito [%]	Stop [%]	Colisión [%]	\bar{t}_m [s]	\bar{d}_m [m]	$\bar{\Delta c}$
VFH+	80.67	09.33	10.00	138.9	1230	2.31
RRSOAS ^{PT}	86.78	12.33	00.89	134.4	1228	1.89
RRSOAS ^{CT}	94.33	05.67	00.00	137.7	1243	1.92

Para terminar, a modo de resumen, en la Tabla 5.5 se muestra el promedio de todos los indicadores mostrados en la Tabla 5.4. Como puede apreciarse, el RRSOAS^{PT} supera todas las prestaciones medias obtenidas por el VFH+. Por otro lado, al realizar un ajuste más conservador se ha aumentado significativamente la tasa de éxito del RRSOAS (94.33 % frente a un 86.78 %) y, sobre los novecientos escenarios analizados, se consigue que el USV no sufra ninguna colisión. Es necesario destacar que estos resultados no garantizan que el RRSOAS consiga superar cualquier escenario de obstáculos estáticos. Sin embargo, son resultados que demuestran la validez del nuevo RRSOAS para ser implementado y evaluado sobre un USV real. Como aportación visual, en la Figura 5.9 se muestran las trayectorias seguidas por el USV en dieciséis de los novecientos escenarios estudiados en este trabajo. En estos escenarios el USV es guiado

por los algoritmos VFH+ y RRSOAS, realizando además el estudio del RRSOAS con dos ajustes diferentes: un ajuste conservativo y un ajuste basado en prestaciones.

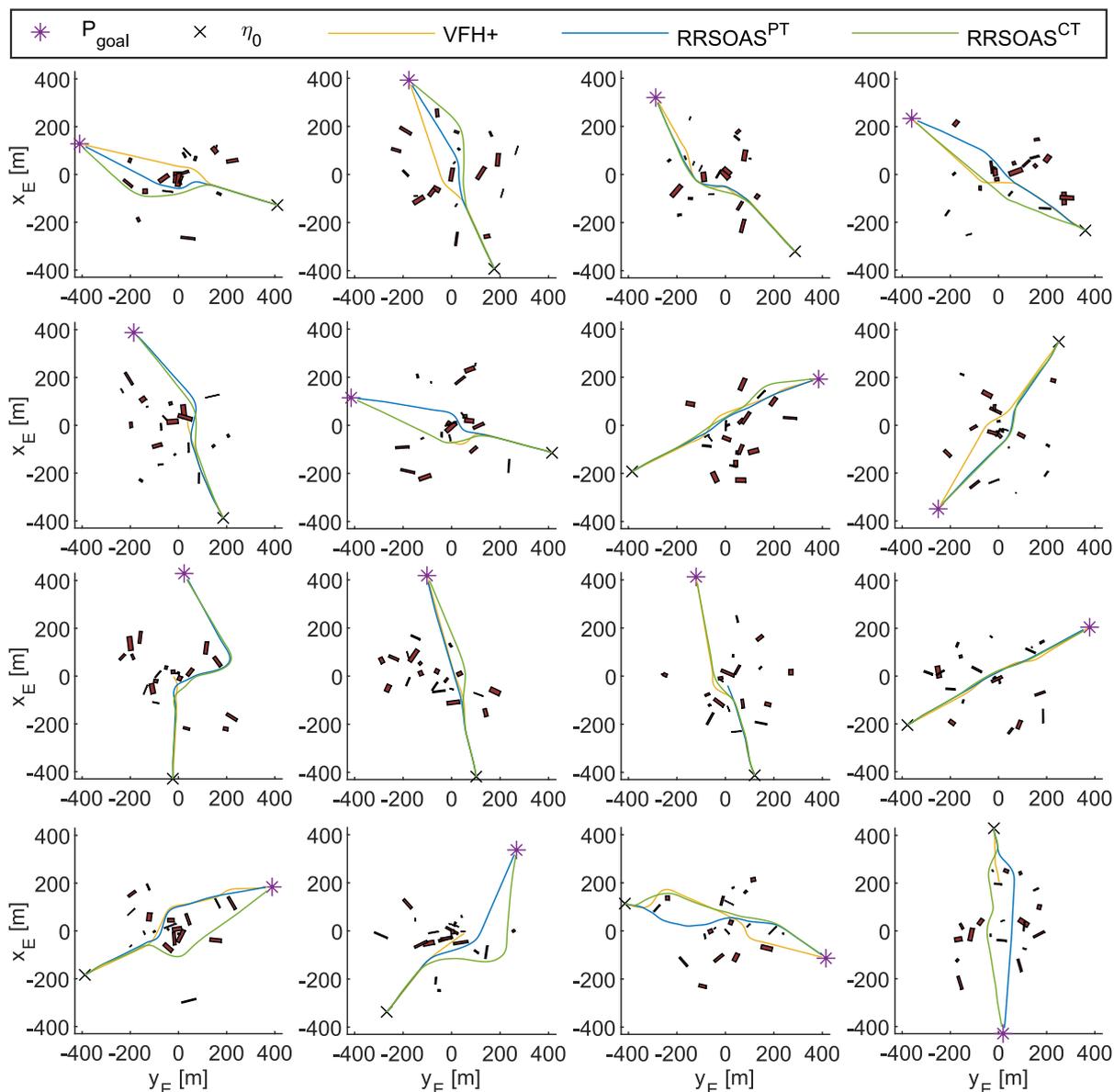


Figura 5.9. Trayectorias seguidas por el USV (3.1) al ser guiado de forma autónoma por los algoritmos reactivos: VFH+ y RRSOAS. Para el RRSOAS se muestran los resultados obtenidos con dos ajustes: uno en base a prestaciones y otro más conservador.

5.4. Conclusiones específicas del algoritmo RRSOAS

Dado el actual interés en el campo de los USVs, en este capítulo se ha propuesto el nuevo RRSOAS (Robust Reactive Static Obstacle Avoidance System), un sistema de evitación de obstáculos estáticos que ha sido evaluado a partir de simulaciones numéricas. En concreto, para tras su evaluación pueden destacarse los siguientes resultados:

- En términos de prestaciones, se ha realizado una comparativa del nuevo RRSOAS frente a otros métodos de evitación de obstáculos estáticos que, previamente, han sido aplicados

a USVs (VFH+ [15,33] y LROABRA [44]). Los resultados obtenidos muestran que, en la gran mayoría de los casos, el RRSOAS supera las prestaciones logradas por los algoritmos VFH+ y LROABRA.

- Además, para diferentes puntos de operación del USV, en este trabajo se ha realizado un estudio de la robustez del RRSOAS sobre novecientos escenarios generados de forma aleatoria y bajo la presencia de diferentes niveles de corriente marina. En este aspecto, el RRSOAS es significativamente más robusto que el VFH+ y, con un ajuste conservativo, consigue garantizar la seguridad del USV.
- Por otro lado, también se han medido los tiempos de ejecución del algoritmo. Los valores obtenidos, considerablemente inferiores al periodo de muestreo al que funcionaría el RRSOAS, indican que su implementación y evaluación en un USV real es viable. Quedando este punto marcado como una de las principales líneas de trabajo futura de esta tesis doctoral.

En línea con los resultados señalados en los puntos anteriores, es posible concluir que el nuevo RRSOAS es robusto a escenarios desconocidos y congestionados bajo la presencia de perturbaciones, ofreciendo a su vez unas prestaciones muy competitivas con respecto a otros algoritmos reactivos previamente aplicados a USVs. Además, los tiempos de ejecución del algoritmo permiten que este pueda ser implementado en un USV real. Para ello, como entradas en cada periodo de muestreo, el algoritmo reactivo solo necesitaría: el vector de estado del USV, una matriz de probabilidad de ocupación y unas consignas de rumbo y velocidad objetivo. Dado que el RRSOAS es el resultado de la integración de varias aportaciones novedosas realizadas en este trabajo al estado del arte de los USVs, y como parte de estas conclusiones, a continuación se destacan sus contribuciones más importantes:

- En primer lugar, el RRSOAS genera un nuevo espacio de decisión discreto a partir de una resolución exponencial para las consignas de rumbo, la cual ha sido propuesta en este trabajo.
- En segundo lugar, se ha propuesto un nuevo modelo estimado del lazo cerrado, denominado ECLM por sus siglas en inglés: Estimated Closed-Loop Model. Este ECLM es utilizado para realizar predicciones de las posibles trayectorias futuras que podría seguir el USV si existe riesgo de colisión.
- En tercer lugar, dichas trayectorias son trasladadas a una matriz de probabilidad de ocupación. Esta matriz se utiliza para caracterizar cada posible trayectoria futura teniendo en cuenta: dinámica del USV, incertidumbre presente en el modelo de predicción y probabilidad de ocupación del espacio discreto.
- Para terminar, un nuevo sistema heurístico diseñado específicamente para USVs es utilizado para calcular las consignas de rumbo y velocidad solicitadas a los controladores de la embarcación.

Destacadas sus contribuciones principales, y teniendo en cuenta los resultados obtenidos por el RRSOAS en simulación, varias de estas aportaciones podrían integrarse o trasladarse a otros algoritmos reactivos. A continuación se exponen alguna de estas posibles integraciones:

- Gracias al ECLM, el RRSOAS no depende de un conocimiento previo del modelado matemático de la embarcación ni de sus controladores. En su lugar, este modelo estimado del

lazo cerrado es identificado a partir de series temporales en las que un piloto experimentado realiza maniobras de evitación de obstáculos con el USV. Por lo tanto, este ECLM podría ser utilizado por otros algoritmos reactivos que también realizan predicciones de las posibles trayectorias futuras que podría seguir el vehículo [20,23,37,39,42,43,47,48,50]. De este modo, se eliminaría la dependencia de un modelado matemático previo, para la embarcación y sus controladores, que el uso de estos algoritmos reactivos implica. Además, con el objetivo de considerar los errores de predicción debidos a la incertidumbre, estos trabajos también podrían integrar la elipse variable con el paso de predicción propuesta en esta tesis para modelar el contorno del USV.

- Por otro lado, el algoritmo RRSOAS utiliza como modelo del entorno una matriz de probabilidad de ocupación. De este modo, el algoritmo reactivo considera los errores y la incertidumbre de medida de los sensores. En este aspecto, otra aportación novedosa ha sido realizada; las fuerzas de repulsión propuestas en [32] han sido adaptadas para que consideren la dinámica del USV además de la probabilidad de ocupación. Estas fuerzas repulsivas podrían ser aplicadas a otros sistemas de evitación de obstáculos para USVs basados en campo potenciales [35,38,41,45,49].
- Además, con el objetivo de limitar los tiempos de ejecución del algoritmo, en este trabajo se ha propuesto utilizar un horizonte de predicción variable y una discretización exponencial para las consignas de rumbo. Esta última contribución podría ser aplicada a otros algoritmos reactivos que también requieren discretizar las consignas de dirección alternativas [17,18,20,30,33,34,44,47].

Para terminar, con el objetivo de que el sistema CAS de un USV sea seguro, es necesario considerar los obstáculos dinámicos o buques objetivo. Para ello, el nuevo RRSOAS podría ser fácilmente combinado (ya que no necesita conocer el modelado matemático del USV) con otros algoritmos reactivos diseñados para evitar obstáculos dinámicos siguiendo la normativa COLREGS [17,18,20,39,42,43,50]. Cabe señalar que este nuevo algoritmo reactivo diseñado específicamente para USVs ha sido publicado en el siguiente artículo [117], el cual está recogido en el número especial *Deployment and Navigation of Aerial Drones and Unmanned Marine Vehicles for Monitoring, Communication and Delivery* de la revista internacional *Sensors*. Esta revista está clasificada como Q1 dentro del campo de la ingeniería eléctrica y electrónica, así como en el campo de ciencia de la computación. Además, es de acceso abierto.

Capítulo 6

Conclusiones y Trabajos Futuros

En base a los resultados mostrados y discutidos en los apartados anteriores, en este capítulo se presentan las conclusiones generales extraídas de la presente tesis doctoral con mención industrial. Además, se indican las principales líneas de investigación futuras que se plantean como continuación de este trabajo. Siguiendo dichas líneas, se pretende llegar a desarrollar un sistema de evitación para USVs que sea robusto frente a obstáculos estáticos y dinámicos, teniendo en cuenta a su vez la normativa COLREGS.

6.1. Conclusiones Generales

Dado el interés científico e industrial en el desarrollo de vehículos marinos de superficie no tripulados, en los últimos años se han realizado multitud de trabajos con el objetivo de dotar a las embarcaciones de un mayor nivel de autonomía. En la presente tesis doctoral se realizan tres aportaciones al estado del arte de los sistemas de evitación de obstáculos aplicados a USVs. De forma esquematizada, estas aportaciones pueden agruparse en tres propuestas principales:

- En primer lugar, se ha propuesto un nuevo entorno de simulación para USVs basado en el modelado simplificado de un sensor LIDAR. Gracias a este modelado del sensor, se consigue un entorno de simulación de bajo coste computacional suficientemente realista que, como ventaja sobre otros entornos más completos y complejos, puede ser utilizado en técnicas de optimización y evaluación basadas en procedimientos iterativos (como los algoritmos evolutivos). Además, como parte de este entorno de simulación, también se ha propuesto y evaluado un nuevo modelo matemático de USV que incluye: modelado no lineal de la dinámica del buque y los actuadores, modelado del efecto de la corriente y controladores de rumbo y velocidad. Por otro lado, con el objetivo de evaluar la robustez de los algoritmos reactivos frente a escenarios con diversas distribuciones de obstáculos, este entorno de simulación incorpora un generador de escenarios aleatorios. Estos escenarios aleatorios pueden ser caracterizados en función de la velocidad de la corriente y la velocidad de navegación objetivo para el USV. De este modo, el estudio de los algoritmos reactivos puede realizarse sobre un rango de operación de la embarcación y, a su vez, bajo la presencia de diferentes niveles de perturbaciones ambientales. Para terminar, con el objetivo de facilitar la integración de este entorno con diferentes algoritmos reactivos, se ha diseñado un sistema de generación de matrices de probabilidad de ocupación. Este sistema recoge las medidas entregadas por el modelado del sensor LIDAR y las procesa empleando un filtro bayesiano.
- La segunda aportación principal que se ha realizado en este trabajo es una herramienta de asistencia y presintonía, la cual ha sido diseñada para ser utilizada antes de aplicar un algoritmo reactivo a un USV. Su desarrollo queda justificado en base a la multitud

de enfoques que se han propuesto en los últimos años para dotar a una embarcación de la capacidad de evitar obstáculos. Esta aportación tiene como objetivo asistir a los diseñadores en la elección de un algoritmo reactivo para una embarcación concreta y, a su vez, acelerar el proceso de presintonía necesario para la implementación de dicho algoritmo. En concreto, en este trabajo se propone un nuevo método de autotuning para algoritmos reactivos, el cual se ha denominado ATESOA por sus siglas en inglés: AutoTuning Environment for Static Obstacle Avoidance. Este método proporciona un entorno de autotuning flexible para los múltiples métodos de evitación de obstáculos estáticos que pueden ser aplicados a diferentes tipos de USVs. Además, para evaluar la capacidad de autoajuste del método ATESOA, se han adaptado e implementado varios métodos de evitación de obstáculos (LROABRA, PF, GPF y VFH+) al entorno de simulación propuesto en este mismo trabajo. Cabe señalar que varios de estos métodos habían sido previamente utilizados como sistemas de evitación de obstáculos en USVs. Los resultados obtenidos mediante simulaciones numéricas muestran como el nuevo entorno de autotuning propuesto en este trabajo consigue ajustar con éxito y, dependiendo del método de evitación, de manera robusta los parámetros de los algoritmos reactivos ante un rango de medida limitado a 200 metros (limitación impuesta por el modelo del sensor LIDAR). Como aportación secundaria, también se ha mejorado el comportamiento de los campos potenciales aplicados a USVs, gracias a la inclusión de los campos potenciales generalizados.

- Como tercera aportación realizada en este trabajo, y desde el punto de vista del autor la más importante, se ha propuesto el nuevo RRSOAS (Robust Reactive Static Obstacles Avoidance System). Este algoritmo reactivo, específicamente diseñado para USVs, es fácilmente aplicable dado que no requiere de un modelado matemático previo de la embarcación ni de sus controladores. En su lugar, en este trabajo se ha propuesto utilizar un modelo estimado del USV en lazo cerrado (ECLM, Estimate Closed-Loop Model), el cual es identificado a partir de series temporales en las que un piloto experimentado realiza maniobras de evitación de obstáculos. El ECLM se utiliza como modelo de predicción para estimar trayectorias futuras alternativas que el USV podría seguir con el objetivo de evitar una posible colisión futura. Además, como aportación importante de este trabajo, el error de predicción contenido en estas trayectorias futuras se tiene en cuenta al modelar la forma del USV como una elipse variable con el paso de predicción. De este modo, el espacio ocupado por el USV aumenta con el error de predicción. Como modelo del entorno, el RRSOAS utiliza una matriz de probabilidad de ocupación, cuantificando así los errores y la incertidumbre de medida de la sensorica en términos de probabilidad. Por otro lado, con el objetivo de reducir el tiempo de ejecución del algoritmo, se propone utilizar una discretización exponencial para las consignas de dirección y un horizonte de predicción variable en las predicciones. Con todas estas aportaciones, el nuevo RRSOAS ha sido comparado con otros métodos SOAs en términos de prestaciones y robustez. En concreto, para diferentes puntos de operación del USV, se ha realizado un estudio sobre novecientos escenarios generados de forma aleatoria bajo la presencia de perturbaciones. Los resultados obtenidos mediante simulaciones numéricas indican que el nuevo RRSOAS es robusto a escenarios desconocidos y congestionados bajo la presencia de perturbaciones, ofreciendo a su vez prestaciones muy competitivas frente a otros algoritmos reactivos previamente aplicados a USVs. Además, al no requerir un modelado previo de la embarcación ni de los controladores, se facilita su integración con otras técnicas de evitación de obstáculos dinámicos que consideren la normativa COLREGS.

6.2. Principales Líneas Futuras

En esta sección se proponen y plantean las principales líneas de trabajo futuras que podrían realizarse tomando como base esta tesis doctoral. Dada la diversidad de campos estudiados, cada posible línea futura será tratada dentro de una subsección en la que se plantearán bases concretas para futuras investigaciones y desarrollados. Cabe señalar que, al tratarse de líneas futuras, el detalle en su planteamiento varía considerablemente entre las mismas. Esto es debido a las prioridades asignadas a cada línea por el autor de este trabajo, las cuales quedan condicionadas por el contexto presentado en el capítulo 2.

6.2.1. Ampliar el Entorno de Simulación para USVs

Con objetivo de poder extender varias de las aportaciones realizadas en este trabajo a algoritmos reactivos que consideren obstáculos dinámicos, en este apartado se proponen varias mejoras o ampliaciones del entorno de simulación para USVs propuesto en el capítulo 3.

Generador de Escenarios Aleatorios Dinámicos

En situaciones de navegación autónoma reales, un USV debe tener la capacidad de evitar cualquier tipo de obstáculo que no haya sido contemplado durante la planificación global, ya sea estático o dinámico. Dicho esto, y con el objetivo de obtener un entorno de simulación y evaluación más completo, se propone desarrollar un módulo de generación de buques objetivo cuyas dimensiones, rumbos, velocidades y posiciones iniciales se generen de forma aleatoria. Este módulo contará, a priori, con las siguientes características:

- Será ajustable en función de los siguientes parámetros: área de ocupación, rango de esloras y mangas de los obstáculos, número de buques objetivo y rango de velocidades permitidas. Nótese que, con el objetivo de añadir buques o embarcaciones específicas, los campos anteriores que definen las dimensiones y los rangos de velocidad de los obstáculos podrían ser sustituidos por conjuntos discretos.
- Los buques objetivo generados siempre mantendrá su rumbo y velocidad. De este modo, se darían encuentros en los que se forzaría la peor de las situaciones, el USV (que tendría prioridad según las COLREGS) debería de maniobra dado que el buque objetivo (que no tendría prioridad) no hay modificado su vector velocidad para evitar la colisión.
- Para generar escenarios dinámicos coherentes, se utilizará el cono de colisión propuesto en [62]. De este modo, se garantizará que cada nuevo obstáculo generado en el escenario no sufrirá una colisión futura con los buques objetivo ya definidos. Además, para mayor realismo, los conos de colisión utilizarán los dominios de los buques objetivo definidos en [73]. Con ello, se persigue que las aproximaciones entre los obstáculos dinámicos del escenario se realicen con unos márgenes de seguridad similares a los que se utilizarán en encuentros reales. Además, dado que ninguno de los buques objetivo generados entrará en el dominio de otra embarcación, estos no deberán aplicar la normativa COLREGS; dado que no se producirá ninguna situación que implique un riesgo de colisión entre los obstáculos dinámicos del escenario.
- Por último, para reducir tiempos de cómputo, los obstáculos objetivo no dispondrán de un modelado dinámico. En su lugar, utilizarán un modelo cinemático que será actualizado en cada periodo de muestreo del sistema de evitación de obstáculos. En concreto, cada buque objetivo quedará caracterizado por: eslora, manga, vector posición, vector velocidad y un identificador.

Modelado Simplificado del Sistema de Detección de Obstáculos Dinámicos

Una vez generados los buques objetivo descritos en el apartado anterior, el entorno de simulación debe disponer de un generador de listas de trazas o lista de buques objetivo. Este generador sustituirá al sistema de detección de obstáculos dinámicos que, como requisito del SEO, debe estar disponible en el USV real. En concreto, tras realizar un estudio detallado de los sistemas de evitación de obstáculos dinámicos aplicados a USVs [13, 17–20, 28, 37, 39, 40, 42, 47–51, 73], la salida de este modelado simplificado será una Lista de Obstáculos Dinámicos (LOD), donde cada embarcación objetivo o traza quedará modelada por la siguiente información:

- Identificador del Obstáculo (IO). Será utilizado al aplicar la normativa de navegación marítima COLREGS.
- Estimación del vector posición de la embarcación.
- Covarianza de estimación de la posición.
- Estimación del vector velocidad de la embarcación.
- Covarianza de estimación del vector velocidad.
- Dimensiones estimadas de la embarcación (manga y eslora).
- Covarianza de estimación de las dimensiones.

De forma detallada, un buque objetivo será detectado si se encuentra dentro del radio de detección del USV, el cual será fijado en base a las prestaciones de los sensores RADARs disponibles en el mercado. Una vez detectado un obstáculo, las características del mismo serán traspasadas a la LOD, añadiéndole a su vez un ruido blanco gaussiano cuya covarianza dependerá de la distancia a la que se encuentre la embarcación del USV. De este modo, se realiza una simplificación con la que se pretende acotar el cómputo de este modelado y, a su vez, considerar los errores de estimación cometidos en el proceso de tracking que ofrecen este tipo de sensores.

Generador de Escenarios Mixtos

Con el objetivo de proporcionar una herramienta de desarrollo y evaluación más completa, es necesario que el entorno de simulación propuesto en este trabajo considere escenarios mixtos. Estos escenarios mixtos estarán compuestos por: obstáculos dinámicos, obstáculos estáticos y líneas de costa. En concreto, dichos escenarios serán generados a partir de los dos generados de obstáculos propuestos en este trabajo, a los cuales habría que añadirles las siguientes consideraciones y/o simplificaciones:

- No se considerarán los efectos de perspectiva que afecta a la detección de los obstáculos dinámicos. De forma detalla, no se tendrán en cuenta efectos de perspectiva entre: obstáculos dinámicos, obstáculos dinámicos y obstáculos estáticos, obstáculos dinámicos y líneas de costa. Por el contrario, si se considerarán los efectos de perspectiva entre los obstáculos estáticos y las líneas de costa. Nótese que realizar un modelado que considere todos los efectos de perspectiva sería, prácticamente, equivalente a desarrollar un sistema de detección de obstáculos completamente funcional y, este desarrollo, se aleja del objetivo de esta tesis doctoral y sus líneas futuras.

- Incluir un módulo de ampliación para importar directamente líneas de costa. Se propone desarrollar un script en MATLAB que realice un preprocesado off-line a partir de ficheros *.shp* [94]. Como salida, este script generará una lista con todos los segmentos que componen las líneas de costa ubicadas dentro de un cuadrante latitud/longitud ajustable. Esta estructura se hará compatible con el modelado del sensor LIDAR propuesto en el capítulo 3. De este modo, las medidas de distancia entregadas por el modelado de este sensor, así como la matriz de probabilidad de ocupación, consideran las líneas de costa y sus efectos de perspectiva con los obstáculos estáticos.
- Por último, para dotar al entorno de simulación de un nivel de coherencia aceptable, se comprobará si los obstáculos dinámicos intercepcionan con las líneas de costa. Para ello, estos obstáculos también serán modelados como los cuatro segmentos consecutivos que forman su traza. De este modo, empleando funciones de geometría computacional [95], se comprobará si los segmentos de la línea de costa intercepcionan con los segmentos de la LOD. En caso afirmativo, los obstáculos dinámicos correspondientes serán detenidos y pasarán a formar parte de los obstáculos estáticos.

Desarrollando los puntos anteriores se podría conseguir un entorno de simulación simplificado pero completo, donde el cómputo del modelado de los sistemas de detección sería bajo (comparado con otros entornos de simulación [79–83]). De esta forma, este entorno podría ser utilizado en procedimientos de optimización y evaluación iterativos, los cuales pueden ser muy útiles en el campo de los sistemas de evitación de obstáculos aplicados a USVs.

6.2.2. Ampliaciones y Mejoras para el Autotuning

A continuación se detallan las principales mejoras y ampliaciones que pueden realizarse sobre el método de autotuning para algoritmos reactivos propuesto en esta tesis doctoral.

Evaluación en un USV real

La primera línea futura que se plantea es simple, tras realizar el autoajuste de los cuatro algoritmos reactivos presentado en el capítulo 4, se propone evaluar el método VFH+ sobre un USV real. Dado que este método ha sido autoajustado sobre un modelo de USV teórico, sería necesario volver a realizar la etapa de autotuning sobre el modelado matemático realizado para una embarcación real y sus controladores de rumbo y velocidad. Esta etapa podría realizarse sobre el modelado realizado por Navantia Sistemas para el USV Vendaval. Tras esto, y dado que dicho USV está equipado con los medios necesarios, sería posible validar el autoajuste en pruebas de mar reales. Nótese que, en caso de no disponer de un escenario con obstáculos reales o considerar el mismo demasiado peligroso, el ajuste realizado por el método de autotuning podría realizarse sobre un escenario con obstáculos ficticios en mar abierto. De este modo, se evaluaría el algoritmo reactivo autoajustado sobre un USV real, en un escenario donde los obstáculos son posicionados como segmentos ficticios y “medidos” en tiempo real por el modelado del sensor LIDAR 3.10.

Consideración de escenarios mixtos

Con el objetivo de obtener un entorno de autotuning capaz de considerar todos los posibles escenarios en los que un USV podría encontrarse, sería conveniente extender la propuesta realizada para obstáculos estáticos a los escenarios mixtos definidos en la sección anterior. Para ello, se proponen dos etapas:

1. En primer lugar, será necesario implementar y adaptar un algoritmo reactivo para obstáculos dinámicos al entorno de simulación. Como base, se propone utilizar el método VO [34], el cual ha sido previamente validado en pruebas de mar sobre un USV real [17]. Una vez se disponga de un algoritmo reactivo para obstáculos dinámicos, los indicadores definidos en el capítulo 4 serán mantenidos y, además, se añadirá un indicador que discriminará si el autoajuste realizado está cumpliendo o no con la normativa COLREGS. Además, el umbral de distancia mínima permitida se hará variable, de modo que limite la distancia de seguridad en función del dominio establecido para cada buque objetivo modelado en la simulación [73].
2. Una vez realizado el punto anterior, y después de implementar un algoritmo reactivo que considere obstáculos dinámicos y estáticos (por ejemplo integrando el RRSOAS y el VO), se podría realizar su autoajuste sobre escenarios mixtos. Para ello, sería necesario distinguir dos umbrales de distancia permitidos. Un primer umbral para los buques objetivo que dependerá del dominio de cada embarcación y, por otro lado, otro umbral fijo para las líneas de costa y los obstáculos estáticos. Realizada esta distinción, el método de autotuning sería el resultado de la combinación del método ya desarrollado en este trabajo y del método de autotuning que se obtendría tras llevar a cabo el punto anterior.

Para desarrollar estas dos extensiones, sería necesario disponer de todas las ampliaciones del entorno de simulación para USVs previamente descritas en el apartado anterior.

Mejora basada en robustez

Como puede extraerse del capítulo 4, el entorno de autotuning propuesto en este trabajo se centra en minimizar unos indicadores de prestaciones (tiempo, distancia y consumo) sobre un escenario concreto. Como se ha comprobado, la robustez de dicho autoajuste, frente a otros escenarios con distribuciones de obstáculos diferentes, depende en buena medida de la robustez del propio algoritmo reactivo. Pese a ello, estos resultados podrían mejorarse si, en lugar de utilizar un único escenario, se realizará el autoajuste de los algoritmos reactivos sobre un conjunto de escenarios diferentes. De este modo, se trataría de un problema en el que se busca minimizar el número de colisiones sufridas por el USV, sobre una muestra de escenarios, mientras la embarcación es gobernada por un algoritmo reactivo ajustado según un individuo de la población. Además, para evitar que este planteamiento converja siempre a la solución más conservadora (rodear el escenario), podría ser necesario minimizar, además de la tasa de colisión, los indicadores de prestaciones medios obtenidos por cada vector de parámetros. Dado que este planteamiento aún no se ha estudiado, se propone únicamente para escenarios con obstáculos estáticos. Posteriormente, si los resultados obtenidos son favorables, esta mejora del entorno de autotuning podría ser extrapolada a escenarios con obstáculos dinámicos o a escenarios mixtos. Para terminar, se propone que las muestras contengan escenarios específicos (Figura 3.6) y escenarios generados de forma aleatoria (Figura 5.9).

6.2.3. Evaluación y Mejoras del RRSOAS

Como ya se ha mencionado, los resultados obtenidos mediante simulaciones numéricas por el algoritmo RRSOAS demuestran su validez para ser implementado en un USV real. En concreto, actualmente ya se están realizando trabajos de integración con el USV Vendaval en las instalaciones de Navantia Sistemas (San Fernando). Como puntos a seguir para realizar una integración del RRSOAS sobre un USV real se proponen los siguientes:

1. Pruebas de mar para identificar el modelo ECLM que caracteriza la dinámica del USV en lazo cerrado (embarcación y controladores de rumbo y velocidad).
2. Modelado en Simulink del USV y sus algoritmos de control y estimación.
3. Definición y modelado matemático de los escenarios de validación.
4. Ajuste del RRSOAS, mediante simulaciones numéricas, para la nueva embarcación.
5. Compilación e integración del RRSOAS con el sistema de control y el sistema de detección del USV para poder realizar HILS (Hardware In-the-Loop Simulations).
6. Evaluar el RRSOAS en el USV real con escenarios ficticios y utilizando un modelado del sistema de detección de obstáculos. Dos etapas:
 - RRSOAS fuera del lazo (no gobernará la embarcación) frente a un único obstáculo ficticio. Se pretende verificar el funcionamiento del RRSOAS sobre la embarcación real en base a la coherencia de sus decisiones.
 - El RRSOAS gobernará la embarcación frente a un único obstáculo ficticio.

Las etapas anteriores serán evaluadas con varios niveles de complejidad (referida a los escenarios de obstáculos). En base a los resultados obtenidos, si fuese necesario, se realizará un ajuste fino del RRSOAS.

7. Integración con el sistema de detección de obstáculos. Para este punto es estrictamente necesario que, tanto el RRSOAS como el sistema de detección, hayan sido validados con la embarcación real por separado. En concreto, el sistema de detección de obstáculos podría utilizar escenarios patrón que permitan ajustar sus algoritmos de filtrado y cuantificar el error de estimación presente en el modelo del entorno que rodea al USV.
8. Pruebas, validación y ajuste del sistema CAS en un entorno marino con obstáculos reales, donde el gobierno de la embarcación se realiza por parte de la tripulación. Se pretende verificar el correcto funcionamiento del CAS en base a la coherencia de las decisiones que tomaría el RRSOAS a partir de las MPOs generadas por el sistema de detección.
9. Pruebas, validación y ajuste del sistema CAS en entorno marino con obstáculos reales, donde el RRSOAS gobernará la embarcación. El sistema CAS será evaluado sobre varios escenarios con diferentes niveles de complejidad.

Por otro lado, a continuación se proponen tres posibles mejoras que podrían aplicarse al algoritmo reactivo propuesto en esta tesis doctoral:

- Dadas las dinámicas características de los vehículos marinos de superficie [9, 26, 52–54], si se pretende aplicar el algoritmo RRSOAS a otro tipo de embarcaciones podría ser necesario ampliar el ECLM propuesto en este trabajo. En concreto, se propone añadir un cero a la dinámica que caracteriza la evolución del rumbo del sistema en lazo cerrado, ver Ecuación (5.7). Este cero permitirá considerar embarcaciones donde la dinámica de su velocidad angular puede caracterizarse como un sistema de fase no mínima.
- Modo emergencia. Tras analizar los resultados obtenidos, se comprueba que el RRSOAS es capaz de garantizar la seguridad del USV si se realiza un ajuste conservativo. Para ello, en un 5.67 % de los casos el algoritmo reactivo solicitó la parada del USV. Tras estas paradas, y con el objetivo de reubicar al USV en una posición que le permita reanudar

la misión de forma segura, se propone emplear un modo de emergencia. Este modo emergencia estará basado en un algoritmo de posicionamiento dinámico [8]. En concreto, se hará retroceder al USV controlando su posición, se fijará un nuevo rumbo libre de obstáculos y, finalmente, se retomará la navegación guiada por el algoritmo RRSOAS.

- Capacidad adaptativa. En línea con el enfoque seguido en [25], se propone modificar algunos parámetros del RRSOAS en función de la probabilidad de ocupación acumulada. Para ello, solo se considerarán las celdas a las que el USV se está dirigiendo (zona angular ajustable). En concreto, se proponen dos leyes de adaptación en función de dicha probabilidad acumulada. En primer lugar, disminuir la velocidad objetivo (U_{goal}) para que la Heurística (5.37) priorice aminorar. En segundo lugar, modificar las ponderaciones a la alineación objetivo y a la alineación con la consigna de rumbo anterior. Con ambas modificaciones se buscaría que el algoritmo reactivo tenga un comportamiento más conservador cuando el USV se encuentre en zonas densamente pobladas.

6.2.4. Nuevo Enfoque para Evitar Obstáculos Dinámicos en USVs

Este enfoque tiene como objetivo caracterizar cada consigna de gobierno alternativa en función de la LOD. Nótese que, de este modo, todos los obstáculos que podrá encontrar el USV durante las navegaciones autónomas (obstáculos estáticos y dinámicos), serán evaluados sobre el mismo ED. Dada la diferencia significativa entre los obstáculos estáticos y dinámicos, así como la normativa de navegación marítima COLREGS que debe ser considerada para prevenir abordajes, se realizará un tratamiento matemático diferente al expuesto en el capítulo 5. En concreto, para el tratamiento de los obstáculos dinámicos se propone realizar las siguientes operaciones:

1. Clasificación de buques objetivo en función de la normativa COLREGS.
2. Tratamiento de buques objetivo en situación de proximidad.
3. Tratamiento de buques objetivo en situación de riesgo de colisión.

Clasificación de buques objetivo según las COLREGS

Como primer paso, se realizará una clasificación de todos los obstáculos móviles detectados (buques objetivo) en tres niveles de riesgo. Para ello, se utilizará el concepto: dominio de la embarcación [73], así como los valores TCPA y DCPA de cada buque [17, 18, 39, 42]. Antes de definir cada uno de estos niveles, es necesario definir dos zonas:

- Dominio de la Embarcación (DE). Es una zona de seguridad definida por una circunferencia cuyo radio (R_E) es sobredimensionado en función de la eslora del USV [73]. En este nuevo enfoque, esta zona DE define el dominio del USV en el que se considerará la dinámica de la embarcación, así como todos aquellos obstáculos dinámicos que se encuentren dentro de la misma (o pudieran encontrarse), para demandar unas consignas de rumbo/velocidad. Dentro de este dominio cumplir con la normativa COLREGS no será obligatorio, pero si debe ponderarse en los factores de decisión.
- Dominio Amplio de la Embarcación (DAE). Zona de seguridad definida por un radio (R_{AE}) mayor que R_E . Es un dominio más extenso, se utiliza para tratar los obstáculos dinámicos con los que una futura colisión se detecte de forma temprana. Dentro de este dominio cumplir con la normativa COLREGS con un buque objetivo será obligatorio, siempre que la situación con respecto a otros obstáculos del entorno lo permita.

Definidas estas zonas, los buques objetivo serán clasificados en tres situaciones:

1. Situación Segura (SS). Un buque objetivo será clasificado en esta situación si la distancia entre dicho buque y el USV es superior a una distancia D_{safe} . Nótese que esta distancia debe establecerse mayor que el radio R_{AE} .
2. Situación de Riesgo de Colisión (SRC). Considerando los vectores velocidad del USV y de un buque objetivo, dicho buque objetivo será clasificado en SRC si su punto DCAP entra en la zona DAE del USV en un tiempo TCAP inferior a un tiempo umbral T_{SRC} .
3. Situación de Proximidad (SP). Situación más desfavorable en la clasificación de un buque objetivo. Considerando los vectores velocidad del USV y de un buque objetivo, dicho buque objetivo será clasificado en SP si su punto DCAP entra en la zona DE del USV en un tiempo TCAP inferior a un tiempo umbral T_{SP} .

Con el objetivo de evitar conmutaciones sucesivas en la clasificación de un buque, las cuales pueden deberse a los errores de estimación y/o medida, se propone aplicar una histéresis a las zonas: DE, DEA y segura. Tras esto, una vez clasificado cada buque objetivo en uno de los puntos anteriores, si la situación es definida como SRC o SP, debe identificarse el tipo de encuentro que está ocurriendo entre las dos embarcaciones. Para ello, se utilizarán los encuentros recogidos en la normativa COLREGS: cruce desfavorable, cruce favorable, situación de alcance y situación de vuelta encontrada, ver Figura 1.20. En concreto, se propone utilizar el trabajo realizado en [73]. De este modo, cada buque objetivo detectado sería clasificado en una de las tres situaciones definidas (SS, SRC o SP) y, si la situación lo requiere, en un tipo de encuentro con respecto al USV. Para terminar, y en línea con las indicaciones recogidas en la normativa COLREGS [5], es necesario señalar que el tipo de encuentro con un buque objetivo será identificado la primera vez que dicho buque sea clasificado en SRC. Tras esto, la clasificación de dicho encuentro será mantenida hasta que el buque objetivo pase a encontrarse en situación segura (SS).

Buques objetivo en situación de proximidad

Dadas las dinámicas características de los vehículos marinos de superficie [9, 26, 52–54], en una situación de proximidad es necesario tener en cuenta la trayectoria que seguiría el USV en caso de solicitar un cambio en los setpoints de rumbo y/o velocidad. Por otro lado, también se deben considerar los errores de estimación contenidos en la LOD. Estos errores, para cada buque objetivo, quedarán definidos como las varianzas de los vectores posición, velocidad y dimensión. De forma detallada, se supondrá que cada buque mantiene su rumbo y velocidad durante un horizonte de predicción. Además, para considerar los errores de estimación, la trayectoria de cada buque objetivo será sobredimensionada (ver Figura 6.1) considerando sus dimensiones, un radio de seguridad y las varianzas de estimación. De este modo, se creará un Área de Densidad de Ocupación Temporal para cada Buque Objetivo (ADOTBO). Estas zonas ADOTBO representarán, en términos de probabilidad de ocupación, las zonas en las que podría encontrarse el obstáculo dinámico en los instantes futuros. Además, estas zonas serían planteadas en un sistema de coordenadas polares sobre cada buque objetivo y quedarían definidas por el error máximo de estimación del rumbo (θ_{max}) y por los módulos de velocidad máximo y mínimo (U_{max} , U_{min}), los cuales dan lugar a los radios temporales; R_{max}^k y R_{min}^k .

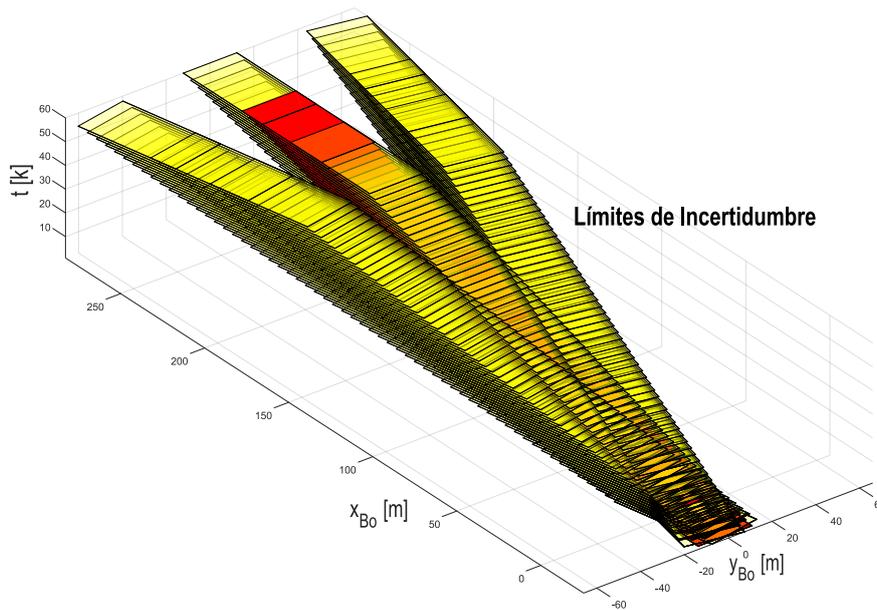


Figura 6.1. Trayectorias límite de un buque objetivo en base a la traza estimada (posición, velocidad y dimensión), un radio de seguridad y sus varianzas de estimación.

El planteamiento propuesto está inspirado en los trabajos [20, 59]. Por un lado, con el objetivo de contemplar la incertidumbre presente en las medidas, los autores en [20] crean múltiples escenarios en los que suponen que cada obstáculo posee diferentes módulos de su velocidad y/o diferentes demoras. El problema de este enfoque, además de su cómputo, es que puede realizarse una ponderación errónea, pues se pondera por igual las aproximaciones a los obstáculos reales y a los creados. Nótese que esto no queda alineado con la definición del ruido blanco gaussiano que normalmente suele afectar a las medidas, ruido que sigue una distribución normal, siendo más acertado ponderar más negativamente las aproximaciones cercanas a los obstáculos reales que a los obstáculos creados. Por este motivo, y como una posible aportación futura, cada punto que se sitúe dentro de una zona ADOTBO sería caracterizado en función de su proximidad a la posición “nominal” en la que se debería encontrar el Buque Objetivo Estimado (BOE) en cada instante futuro. Como una posible caracterización, en la Figura 6.2 se muestra una nota de trabajo de esta tesis doctoral. En ella, se plantea un posible modelado de la probabilidad de ocupación dentro de cada zona ADOTBO. Además, se ha incluido un factor de olvido (λ) para disminuir la probabilidad de ocupación con el paso de predicción. De esta forma, la posición del USV en un instante futuro k se ponderará dentro de unos límites marcados por la covarianza del error y teniendo en cuenta el carácter gaussiano del mismo. En cuanto al trabajo realizado en [59], los autores crean la zona ASR (Accessible Sweep Region) para poder aplicar el método de los campos potenciales a obstáculos dinámicos. Para formar cada ASR es necesario conocer, además de la velocidad y la posición del obstáculo; aceleración, derivada de la aceleración, aceleración normal máxima, aceleración tangencial máxima y sus derivadas máximas, datos de los buques objetivos que, normalmente, no suelen estar disponibles. Otra diferencia fundamental entre las zonas ADOTBO y la zona ASR es que, esta última, no considera la dimensión tiempo y simplifica el problema a dos dimensiones (obteniendo así falsas zonas ocupadas en el tiempo). Mientras las zonas ADOTBO si consideran el tiempo, pues crean un volumen de ocupación a partir de las estimaciones, sus covarianzas, un radio de seguridad y un horizonte de predicción fijo, ver Figura 6.3.

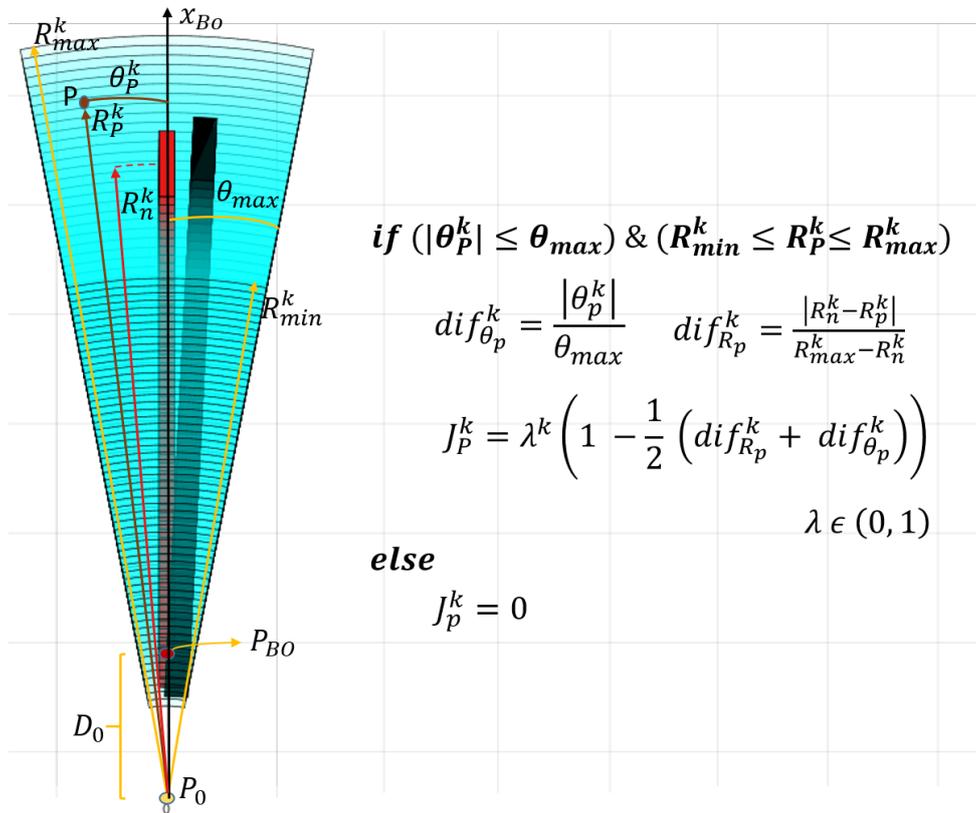


Figura 6.2. Nota de trabajo. En azul aparecen las zonas ADOTBO superpuestas, en rojo el buque objetivo estimado, en negro el buque objetivo real, P es el punto de estudio, P_0 el origen del sistema de coordenadas polares, P_{BO} la posición estimada del buque objetivo, R_n^k el radio que determina la posición estimada del buque en un instante k y J_p^k la probabilidad asignada a P .

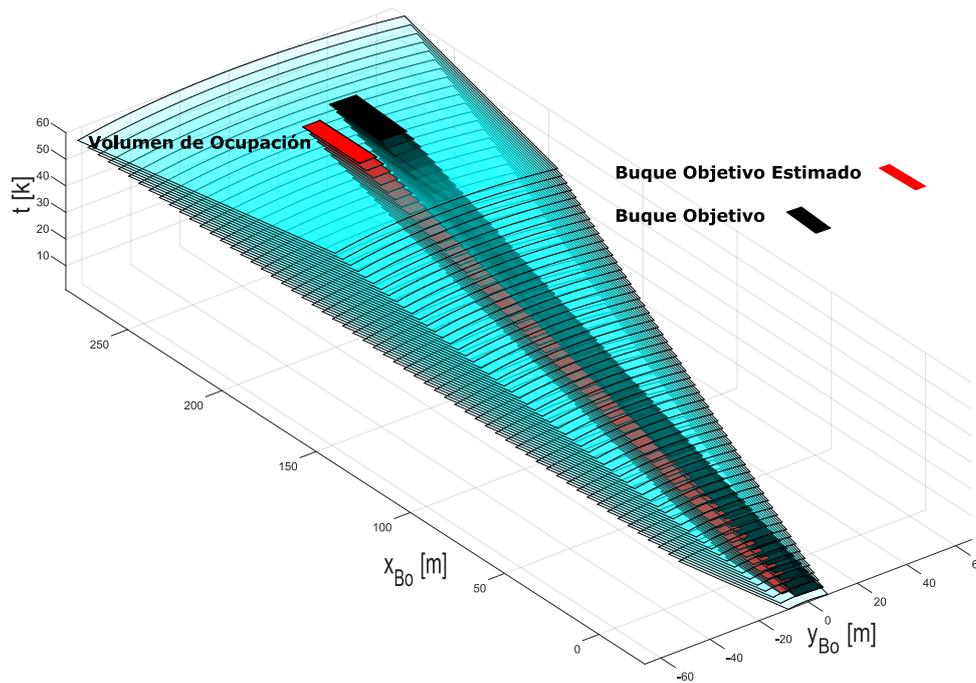


Figura 6.3. Volumen de ocupación generado al solapar las zonas ADOTBO, trayectoria futura que seguiría el buque objetivo en base a las estimaciones y trayectoria real.

Las zonas ADOTBO serán utilizadas para caracterizar la trayectoria futura asociada a cada punto del EDD. Para ello, se propone generar una matriz de ocupación tridimensional (x_L, y_L, k) centrada en el USV y, siguiendo el enfoque plasmado en la Figura 6.2, asignar a cada celda de esta matriz una probabilidad de ocupación. En caso de que una misma celda caiga en varias zonas ADOTBO, correspondientes a dos o más buques objetivo, su probabilidad de ocupación se irá incrementando hasta alcanzar el valor unidad. De este modo, será posible caracterizar las trayectorias futuras del EDD siguiendo un procedimiento similar al expuesto para el método RRSOAS: tiempos de colisión estimados y fuerzas de repulsión, ver Ecuación (5.36). Por tanto, se podrían restringir aquellas trayectorias futuras (asociadas a un par de consignas de gobierno alternativas del EDD) que impliquen un riesgo de colisión inminente con un obstáculo dinámico.

Buques objetivo en situación de riesgo de colisión

A continuación se describe como se tratarán los obstáculos dinámicos clasificados en SRC. En concreto, se implementará el método Velocity Obstacles (VO) [34], el cual ha sido muy utilizado en robots móviles y, en el ámbito marino, se ha empleado como sistema de evitación de obstáculos para un USVs en mar abierto [17]. El motivo de no utilizar el VO directamente para tratar las situaciones de proximidad es que su tratamiento del problema de evitación de obstáculos es cinemático; es decir, no considera la dinámica propia del vehículo autónomo. Como consecuencia, dados los tiempos de establecimientos de los vehículos marinos de superficie [9, 26, 52–54], el VO podría solicitar setpoints aparentemente seguros que, en realidad, conllevarían una colisión. Esta limitación no implica que el método VO no sea de utilidad para el sistema CAS de una embarcación, simplemente que solo podrá utilizarse para buques objetivo que se encuentren a un TCPA y una DCPA suficientes para poder considerar despreciables los tiempos de establecimiento del USV. Por lo tanto, la función del VO será anticipar maniobras de evitación para aquellos buques objetivos que se encuentren o puedan encontrarse en la zona DAE. En otras palabras, se realizarán maniobras preventivas siguiendo la normativa COLREGS. De este modo, actuando previamente, se busca que los buques objetivos que entren en el dominio del USV pasen a una distancia segura del vehículo, evitando así futuras situaciones de proximidad que impliquen riesgo de colisión. En concreto, el VO se integrará con el sistema CAS como sigue:

1. A partir de los vectores velocidad y posición de un buque objetivo, así como una aproximación de sus dimensiones, el VO generará un CC (Cono de Colisión) con cada obstáculo dinámico. En base a ese CC se clasificarán las consignas del EDD en al menos cuatro conjuntos de velocidades diferentes: VD (Velocidad Divergentes, aquellas que alejarán al USV del obstáculo), VP (Velocidad que darían Preferencia al USV, pasando por delante del obstáculo), VNP (Velocidad que No darían Preferencia al USV, pasando por detrás del obstáculo) y VC (Velocidad que llevarán al USV a una Colisión futura). Además, en el caso de las consignas de gobierno clasificadas como VC, el método VO también calculará un tiempo de colisión estimado.
2. Definida la situación que generaría la elección de cada consigna de gobierno alternativa con respecto a un buque objetivo, y conociendo además el tipo de encuentro COLREGS con dicho buque, será posible restringir aquellas consignas del EDD que no cumplan la normativa. Este incumplimiento puede deberse a que directamente esas consignas de rumbo y velocidad llevan a una colisión futura, o bien, a que dichas consignas no realizan la maniobra correcta para el tipo de encuentro que se está dando con el buque objetivo.

Buques objetivo en situación de segura

No se realizará ningún tratamiento sobre aquellos buques objetivos cuya situación, con respecto al USV, haya sido clasificada como SS. Esto queda justificado por la distancia a la que se encontrarían estos obstáculos dinámicos, la cual será definida por D_{safe} . Este parámetro deberá ser ajustado para garantizar que el hecho de no realizar ninguna maniobra de evasión, con respecto a estos buques objetivo, es seguro para el USV y las otras embarcaciones.

6.2.5. Ampliación del Sistema Heurístico de Evitación y Guiado

Como ya se ha desarrollado en el capítulo 5, el SHEG (Sistema Heurístico de Evitación y Guiado) tiene como objetivo elegir un par de consignas del EDD que guíen de forma segura al USV hacia el objetivo. Dado que se pretende dar una solución para obstáculos estáticos y dinámicos, en cada periodo de ejecución el SHEG debe considerar toda la información generada por el sistema de detección de obstáculos. Este es el motivo por el cual, en las secciones anteriores, tanto la MPO como la LOD han sido (o serán) empleadas para caracterizar directamente cada par de consignas alternativas del EDD. De este modo, todos los obstáculos detectados que supongan, o pudieran suponer un riesgo de colisión, restringirán y ponderarán el mismo espacio de decisión. Para ello, el SHEG integrará una lógica que gestione y priorice la información. A continuación, se proponen unos modos de funcionamiento para el sistema heurístico, así como las ponderaciones y restricciones que se realizarán en cada uno de ellos.

Modo Funcionamiento Preventivo

El modo funcionamiento preventivo tendrá dos estados. El primero de ellos, Modo Funcionamiento Preventivo Completo, considerará todos los obstáculos que hayan sido clasificados previamente en SP y SRC, así como la MPO. Por otro lado, el Modo Funcionamiento Preventivo Reducido que será activado cuando el espacio de decisión EDD quede completamente restringidos por los obstáculos clasificados en SP, SRC y la MPO.

- **Modo Funcionamiento Preventivo Completo.** Este será el modo o estado de funcionamiento más completo del SEO, dado que todos los obstáculos intervienen en la elección de las consignas de rumbo y velocidad. En este estado, se restringirán las consignas de gobierno alternativas que:
 1. Impliquen tiempos de colisión estimados, en base a las líneas de costa y los obstáculos estáticos recogidos en la MPO, inferiores a un umbral T_{MPO} .
 2. Impliquen tiempos de colisión estimados, con respecto a las zonas ADOTBOs de los buques objetivos clasificados en SP, inferiores a un umbral T_{ADOTBO} .
 3. Impliquen tiempos de colisión estimados, con respecto a los buques objetivo clasificados en SRC, inferiores a un umbral T_{VO} .
 4. No garanticen el cumplimiento de la normativa COLREGS, en función de la clasificación realizada por el VO y el tipo de encuentro identificado. En este aspecto, es necesario destacar como se implementará la normativa cuando se dé una situación COLREGS donde la maniobra que debe realizar el USV es mantener su rumbo. Antes de detallarla, se expone un extracto de las COLREGS donde dicha maniobra es especificada:

Regla 17, maniobra del buque que "sigue a rumbo". Cuando uno de dos buques deba mantenerse apartado de la derrota del otro, este último mantendrá su rumbo y velocidad. No

obstante, este otro buque puede actuar para evitar el abordaje con su propia maniobra, tan pronto como le resulte evidente que el buque que debería apartarse no está actuando en la forma preceptuada por este Reglamento. Cuando, por cualquier causa, el buque que haya de mantener su rumbo y velocidad se encuentre tan próximo al otro que no pueda evitarse el abordaje por la sola maniobra del buque que cede el paso, el primero ejecutará la maniobra que mejor pueda ayudar a evitar el abordaje [5].

En línea con esta norma, el USV no realizará una maniobra de evitación con respecto a aquellos buques objetivos que hayan sido clasificados en SRC y con el tipo de encuentro cruce favorable. En su lugar, solo se realizará una maniobra evasiva con respecto a dichos buques cuando estos pasen a encontrarse en SP. Por último, es necesario destacar que cuando el USV se encuentre en esta situación, solo se mantendrá el rumbo actual del USV si las limitaciones del entorno lo permiten y, además, dicho rumbo se encuentra alineado con el rumbo objetivo χ_{goal} .

Una vez restringido el EDD, el SHEG solo podrá escoger sobre aquellas consignas del espacio de decisión que no hayan sido descartadas. Además de las ponderaciones ya definidas en la Heurística (5.37), para escoger las consignas de rumbo y velocidad que serán solicitadas a los controladores en cada periodo de ejecución, el SHEG ponderará:

1. Fuerzas de repulsión y/o tiempos de colisión calculados con respecto a las zonas ADOTBO.
 2. Si existen buques objetivo clasificados en SP, cuyas zonas ADOTBOs interseccionen con la trayectoria futura que seguiría el USV si mantiene sus consignas actuales de rumbo y velocidad, será necesario incluir un factor de ponderación que priorice realizar maniobras a estribor. Esto queda justificado en base a las normativa COLREGS para buques en situación de proximidad. En concreto, las COLREGS establecen que, en caso de que sea necesario, la maniobra de evasión realizada por una embarcación siempre será a estribor, ver Figura 1.20. Aunque, si la situación lo requiere, la normativa permite que las embarcaciones implicadas realicen la maniobra más adecuada para evitar la colisión. Es por ello que, en situaciones de proximidad, las maniobras a estribor serán ponderadas, no impuestas.
 3. Tiempos y distancias de colisión estimadas por el método VO con respecto a los buques objetivo clasificados en SRC.
- **Modo Funcionamiento Preventivo Reducido.** Al entrar en este estado, el espacio de decisión habría quedado completamente restringido. Por ello, con el objetivo de liberar parte del EDD, en este modo reducido se generará una tabla de prioridades con los buques objetivo clasificados en SRC. La prioridad de cada buque objetivo vendrá dada en función sus parámetros: TCAP, DCAP y tipo de encuentro identificado. De forma que, en función de la posición de los buques objetivo en la tabla de prioridades, el SHEG los irá eliminando para liberar el EDD. Con cada eliminación se volverá a comprobar si el espacio de decisión sigue completamente restringido (vacío). En caso de que no lo esté, los pares de consignas alternativas permitidos serán evaluados en función de las ponderaciones descritas para el *Modo Funcionamiento Preventivo Completo*. En caso contrario, el espacio de decisión sigue vacío, se eliminará el siguiente buque objetivo de la tabla de prioridades. Nótese que, con estas posibles eliminaciones, solo dejarían de considerarse buques objetivo que previamente hayan sido clasificados en SRC; es decir, nunca se eliminarán los obstáculos dinámicos más críticos, los clasificados en SP. Por lo tanto, si llegasen a eliminarse todos los buques objetivos clasificados en SRC, solo

quedarían los clasificados en SP, así como las líneas de costa y los obstáculos estáticos representados en la MPO. En este punto, el SEO pasaría al *Modo Obstáculos de Proximidad*.

Modo Obstáculos en Proximidad

En este modo de funcionamiento, el SHEG únicamente considerará los buques objetivos clasificados en SP y la MPO. Dentro de este modo habrá dos estados de funcionamiento:

- **Estado 1.** En este estado el SHEG realizará dos acciones: una restricción del espacio de decisión y, tras esto, una ponderación de las consignas permitidas. Como restricciones se aplicarán las siguientes:
 1. Se restringen las consignas de gobierno alternativas cuyas trayectorias futuras impliquen tiempos de colisión estimados, en base a la MPO, inferiores a T_{MPO} .
 2. Posteriormente, se restringen las consignas de gobierno alternativas cuyas trayectorias futuras impliquen tiempos de colisión estimados, en base a las zonas ADOTBO, inferiores a T_{ADOTBO} .

Restringido el EDD, se ponderarán las fuerzas de repulsión y/o los tiempos de colisión estimados con respecto a las zonas ADOTBO, así como los factores previamente definidos en la Heurística (5.37). Además, si la trayectoria futura que seguiría el USV (manteniendo rumbo y velocidad) interseccionase con alguna zona ADOTBO, también se ponderarán favorablemente las maniobras a estribor.

- **Estado 2.** Si en el estado anterior el EDD quedase vacío, en este segundo estado se realizará una relajación de las restricciones impuestas al EDD. En concreto, se disminuirá el umbral T_{MPO} , el cual es utilizado para restringir las consignas de gobierno alternativas en función de los tiempos de colisión estimados con la MPO. De este modo, se permitirá al USV asumir trayectorias que impliquen tiempos de colisión menores con respecto a los obstáculos estáticos y las líneas de costa. Como consideración durante el ajuste de T_{MPO}^{low} , este umbral siempre debe permitir al USV detenerse y pasar a modo emergencia antes de colisionar con los obstáculos estáticos. En caso de que esta relajación no libere parte del espacio de decisión, se pasará al último modo del sistema SEO; *Modo de Emergencia*.

Modo de Emergencia

Nótese que los posibles escenarios en los que el USV puede encontrarse durante la navegación autónoma son infinitos. Esto se debe a las múltiples situaciones geométricas (número, forma y velocidades de los obstáculos), así como ambientales (viento, corriente y oleaje), que pueden definir un escenario de obstáculos. Es por ello que, pese a la lógica integrada en un sistema heurístico, puede ocurrir que se den situaciones en las que el espacio de decisión quede vacío. Como consecuencia, el SEO no podría calcular ningún par de consignas de gobierno que fuesen seguras para el USV (dado su estado actual y el escenario de obstáculos). En estas situaciones, el SHEG pasaría a encontrarse en modo de emergencia. En dicho modo el SEO no gobernará la embarcación, siendo necesario pasar el control del USV al operador (supervisor del vehículo no tripulado).

6.2.6. Algoritmo Reactivo para USVs en Modo Posicionamiento Dinámico

En toda la bibliografía consultada, a lo largo del desarrollo de este trabajo, no se ha encontrado ningún planteamiento que dote a una embarcación de la capacidad de evitar obstáculos

en modo baja velocidad. En este aspecto, cuando se habla de modo baja velocidad, se hace alusión a aquellas velocidades de navegación inferiores a la mínima velocidad de gobierno de una embarcación. Por lo tanto, para poder desarrollar esta línea futura, es necesario que el USV dispongan de actuadores que les permitan realizar un posicionamiento dinámico [8], controlando así su vector posición $\eta(x_E, y_E, \psi)$. Nótese que, un sistema de evitación de obstáculos a baja velocidad podría suponer un gran aumento de autonomía para este tipo de vehículos. Como ventajas principales: permitiría al USV seguir en modo autónomo cuando el ED queda completamente vacío, sería muy útil en los modos atraque y desatraque (entornos de puerto con maniobrabilidad reducida) y permitiría al USV acceder a entornos muy congestionados donde la dinámica del USV no permite alcanzar el objetivo si la embarcación funciona con los controladores de rumbo y velocidad.

Para su desarrollo, se propone comenzar implementando un método basado en el A* [12]. Este método trabajaría sobre una matriz de ocupación de tres dimensiones que sería empleada para discretizar el espacio de configuración del USV; $\mathbb{R}^3(x_E, y_E, \psi)$. Nótese que, si fuese necesario, podría emplearse un espacio de configuración $\mathbb{R}^4(x_E, y_E, \psi, t)$ para considerar los obstáculos dinámicos. Dado que la generación de este espacio de configuración puede ser computacionalmente costosa [12,55], esta matriz será referida a ejes tierra. De este modo, será posible desplazar al USV sobre matrices anteriores mientras no se disponga de una nueva actualización del espacio de configuración. Como salidas, el algoritmo A* solicitará las consignas de posición y rumbo que permitirán al USV avanzar de forma segura hacia su objetivo. Cabe destacar que, en caso de que la dinámica del sistema en lazo cerrado (USV + Controlador de Posicionamiento Dinámico) se caracterice por unos tiempos de establecimiento no despreciables, podrían utilizarse modelos similares al ECLM (5.13) para tener en cuenta dicha dinámica sobre el espacio de configuración discreto.

Bibliografía

- [1] Liu, Z.; Zhang, Y.; Yu, X.; Yuan, C. Unmanned surface vehicles: An overview of developments and challenges. *Annu. Rev. Control* **2016**, *41*, 71–93.
- [2] International Maritime Organization, Available online: <http://www.imo.org/es/OurWork/Safety/Paginas/Default.aspx> (accessed on Nov 16, 2018).
- [3] OpenSeaMap, C.; OpenStreetMap, Available online: <http://map.openseamap.org/?lang=es> (accessed on Nov 16, 2018).
- [4] Statheros, T.; Howells, G.; Maier, K.M.D. Autonomous ship collision avoidance navigation concepts. *J. Navig.* **2008**, *61*, 129–142.
- [5] Gobierno de España. Reglamento Internacional para Prevenir los Abordajes, 1972. *Boletín del Estado* **1977**, 15421–15432.
- [6] Campbell, S.; Naeem, W.; Irwin, G.W. A review on improving the autonomy of unmanned surface vehicles through intelligent collision avoidance manoeuvres. *Annu. Rev. Control* **2012**, *36*, 267–283.
- [7] González, D.; Joshué Pérez; Milanés, V.; Nashashibi, F. A Review of Motion Planning Techniques for Automated Vehicles. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **2016**, *17*, 1135–1145.
- [8] Fossen, T.I. *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*; John Wiley & Sons: Trondheim, Norway, 2011; ISBN 9781119991496.
- [9] Fossen, T.I. *Marine Control Systems*; John Wiley & Sons: Trondheim, Norway, 2002; ISBN 8292356002.
- [10] Elfes, A. Using Occupancy Grids for Mobile Robot Perception and Navigation. *Computer* **1989**, *22*, 46–57.
- [11] Saval-Calvo, M.; Medina-Valdés, L.; Castillo-Secilla, J. M.; Cuenca-Asensi, S.; Martínez-Álvarez, A.; Villagrà, J. A review of the bayesian occupancy filter. *Sensors* **2017**, *17*, 1–18.
- [12] Lavelle, S. *Planning Algorithms*; Cambridge University Press: New York, NY, United States, 2006; ISBN 978-0-521-86205-9.
- [13] Perera, L.P.; Ferrari, V.; Santos, F.P.; Hinostroza, M.A.; Guedes Soares, C. Experimental Evaluations on Ship Autonomous Navigation and Collision Avoidance by Intelligent Guidance. *IEEE J. Ocean. Eng.* **2015**, *40*, 374–387.
- [14] Perera, L.P.; Oliveira, P.; Guedes Soares, C. Maritime Traffic Monitoring Based on Vessel Detection, Tracking, State Estimation, and Trajectory Prediction. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **2012**, *13*, 1188–1200.
- [15] Kim, T.; Choi, J.; Lee, Y.; Choi, H.-T. VFH+ based Obstacle Avoidance using Monocular Vision of Unmanned Surface Vehicle. *J. Ocean Eng. Technol.* **2016**, *30*, 426–430.

- [16] Minguez, J.; Lamiroux, F.; Laumond, J.-P. Motion Planning and Obstacle Avoidance. In *Handbook of Robotics*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2008; Volume E, pp. 827–852, ISBN 9783540303015.
- [17] Kuwata, Y.; Wolf, M.T.; Zarzhitsky, D.; Huntsberger, T.L. Safe maritime autonomous navigation with COLREGS, using velocity obstacles. *IEEE J. Ocean. Eng.* **2014**, *39*, 110–119.
- [18] Zhao, Y.; Li, W.; Shi, P. A real-time collision avoidance learning system for Unmanned Surface Vessels. *Neurocomputing* **2016**, *182*, 255–266.
- [19] Perera, L.P.; Carvalho, J.P.; Guedes Soares, C. Intelligent ocean navigation and fuzzy-Bayesian decision/action formulation. *IEEE J. Ocean. Eng.* **2012**, *37*, 204–219.
- [20] Johansen, T.A.; Perez, T.; Cristofaro, A. Ship collision avoidance and COLREGS compliance using simulation-based control behavior selection with predictive hazard assessment. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **2016**, *17*, 3407–3422.
- [21] Gonzalez Cantos, A. *Aplicación de la Teoría Cualitativa de Sistemas Dinámicos para el Guiado Autónomo de Vehículos*; Universidad de Cádiz: Cádiz, Spain, 2017.
- [22] da Silva Junior, A.G.; dos Santos, D.H.; de Negreiros, A.P.F.; de Souza Silva Silva, J.M.V.B.; Gonçalves, L.M.G. High-Level Path Planning for an Autonomous. *Sensors* **2020**, *20*, 1550.
- [23] Blanco, J. L.; González, J.; Fernández-Madrigal, J. A. Extending obstacle avoidance methods through multiple parameter-space transformations *Auton. Robot.* **2008**, *24*, 29–48.
- [24] Savkin, A. V.; Hoy, M. Reactive and the shortest path navigation of a wheeled mobile robot in cluttered environments. *Robotica* **2013**, *31*, 323–330.
- [25] Kundu, S.; Parhi, D. R. Reactive navigation of underwater mobile robot using ANFIS approach in a manifold manner. *Int. J. Autom. Comput.* **2017**, *14*, 307–320.
- [26] López, M. J.; Consegliere, A.; Terrón, J. *Modelado y simulación de sistemas. Aplicación al buque*; Universidad de Cádiz: Cádiz, España, 1997; doi:10.13140/RG.2.1.3400.5843.
- [27] Singh, Y.; Sharma, S.; Sutton, R.; Hatton, D. Path Planning of an Autonomous Surface Vehicle based on Artificial Potential Fields in a Real Time Marine Environment. In Proceedings of the 16 International Conference on Computer and IT Applications in the Maritime Industries, Cardiff, Gales, UK, 15-17 May 2017; pp. 48–54.
- [28] Blaich, M.; Rosenfelder, M.; Schuster, M.; Bittel, O.; Reuter, J. Extended grid based collision avoidance considering COLREGs for vessels. In *Proceedings of the 9th IFAC Conference on Manoeuvring and Control of Marine Craft*; IFAC: Arenzano, Italy, 2012; Vol. 9, pp. 416–421.
- [29] Zhang, G.; Deng, Y.; Zhang, W. Robust neural path-following control for underactuated ships with the DVS obstacles avoidance guidance. *Ocean Eng.* **2017**, *143*, 198–208.
- [30] Fox, D.; Burgard, W.; Thrun, S. The Dynamic Window Approach to Collision Avoidance. *IEEE Robot. Autom. Mag.* **1997**, *4*, 23–33.
- [31] Khatib, O. Real-Time Obstacle Avoidance For Manipulators And Mobile Robots. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, St. Louis, MO, USA, 25–28 March 1985; pp. 500–505.

- [32] Borenstein, J.; Koren, Y. Real-Time Obstacle Avoidance for Fast Mobile Robots. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* **1989**, *19*, 1179–1187.
- [33] Ulrich, I.; Borenstein, J. VFH+: Reliable Obstacle Avoidance for Fast Mobile Robots. In Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics & Automation; Leuven, Belgium, 16–20 May 1998; pp. 1572–1577.
- [34] Fiorini, P.; Shiller, Z. Motion Planning in Dynamic Environments Using Velocity Obstacles. *Int. J. Rob. Res.* **1998**, *17*, 760–772.
- [35] Singh, Y.; Sharma, S.; Sutton, R.; Hatton, D. Towards use of Dijkstra Algorithm for Optimal Navigation of an Unmanned Surface Vehicle in a Real-Time Marine Environment with results from Artificial Potential Field. *TransNav Int. J. Mar. Navig. Saf. Sea Transp.* **2018**, *12*, 125–131.
- [36] Agrawal, P.; Dolan, J.M. COLREGS-compliant target following for an Unmanned Surface Vehicle in dynamic environments. In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Hamburg, Germany, 28 September–2 October 2015; pp. 1065–1070.
- [37] Abdelaal, M.; Fränzle, M.; Hahn, A. Nonlinear Model Predictive Control for trajectory tracking and collision avoidance of underactuated vessels with disturbances. *Ocean Eng.* **2018**, *160*, 168–180.
- [38] Xue, Y.; Lee, B.S.; Han, D. Automatic collision avoidance of ships. *Proc. Inst. Mech. Eng. Part M J. Eng. Marit. Environ.* **2009**, *223*, 33–46.
- [39] Zhang, J.; Zhang, D.; Yan, X.; Haugen, S.; Guedes Soares, C. A distributed anti-collision decision support formulation in multi-ship encounter situations under COLREGs. *Ocean Eng.* **2015**, *105*, 336–348.
- [40] Naeem, W.; Irwin, G.W.; Yang, A. COLREGs-based collision avoidance strategies for unmanned surface vehicles. *Mechatronics* **2012**, *22*, 669–678.
- [41] Mousazadeh, H.; Jafarbiglu, H.; Abdolmaleki, H.; Omrani, E.; Monhaseri, F.; Abdollahzadeh, M.; Mohammadi-Aghdam, A.; Kiapei, A.; Salmani-Zakaria, Y.; Makhsoos, A. Developing a navigation, guidance and obstacle avoidance algorithm for an Unmanned Surface Vehicle (USV) by algorithms fusion. *Ocean Eng.* **2018**, *159*, 56–65.
- [42] Wang, X.; Liu, Z.; Cai, Y. The ship maneuverability based collision avoidance dynamic support system in close-quarters situation. *Ocean Eng.* **2017**, *146*, 486–497.
- [43] Loe, Ø.A.G. *Collision Avoidance for Unmanned Surface Vehicles*; Norwegian University of Science and Technology: Trondheim, Norway, 2008.
- [44] Tang, P.; Zhang, R.; Liu, D.; Huang, L.; Liu, G.; Deng, T. Local reactive obstacle avoidance approach for high-speed unmanned surface vehicle. *Ocean Eng.* **2015**, *106*, 128–140.
- [45] Xie, S.; Wu, P.; Peng, Y.; Luo, J.; Qu, D.; Li, Q.; Gu, J. The obstacle avoidance planning of USV based on improved artificial potential field. In Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA), Hailar, China, 28–30 July 2014; pp. 746–751.

- [46] Tang, P.; Zhang, R.; Liu, D.; Zou, Q.; Shi, C. Research on near-field obstacle avoidance for unmanned surface vehicle based on heading window. In Proceedings of the 2012 24th Chinese Control and Decision Conference, Taiyuan, China, 23–25 May 2012; pp. 1262–1267.
- [47] Sun, X.; Wang, G.; Fan, Y.; Mu, D.; Qiu, B. Collision avoidance using finite control set model predictive control for unmanned surface vehicle. *Appl. Sci.* **2018**, *8*, 18.
- [48] Bertaska, I. R.; Shah, B.; Von Ellenrieder, K.; Švec, P.; Klinger, W.; Sinisterra, A. J.; Dhanak, M.; Gupta, S. K. Experimental evaluation of automatically-generated behaviors for USV operations. *Ocean Eng.* **2015**, *106*, 496–514.
- [49] Mei, J. H.; Arshad, M. R. COLREGs based navigation of riverine Autonomous Surface Vehicle. In *2016 IEEE 6th International Conference on Underwater System Technology: Theory and Applications*; Penang, Malaysia, 2017; pp. 145–149.
- [50] Shah, B. C.; Bertaska, I. R.; Alvarez, J.; Sinisterra, A. J.; Ellenrieder, K. Von; Dhanak, M.; Gupta, S. K.; Member, S.; Svec, P.; Shah, B. C.; Bertaska, I. R.; Alvarez, J.; Sinisterra, A. J.; Von Ellenrieder, K.; Dhanak, M.; Gupta, S. K. Dynamics-Aware Target Following for an Autonomous Surface Vehicle Operating under COLREGs in Civilian Traffic. In *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*; Tokyo, Japan, 2013; pp. 3871–3878.
- [51] Blaich, M.; Köhler, S.; Reuter, J.; Hahn, A. Probabilistic collision avoidance for vessels. *IFAC-PapersOnLine* **2015**, *28*, 69–74.
- [52] Astrom, K.J.; Wittenmark, B. *Adaptive Control*; Addison Whesley: Boston, MA, USA, 1989; ISBN 0201097206.
- [53] Kallstrom, C.G. *Identification and Adaptive Control Applied to Ship Steering*; Department of Automatic Control, Lund University: Lund, Sweden, 1979.
- [54] Lewis, E.V. *Principles of Naval Architecture, Vol III—Motions in Waves and Controllability*; SNAME (The Society of Naval Architects and Marine Engineers): Jersey City, NJ, USA, 1989; ISBN 0939773023.
- [55] O'Rourke, J. *Computational Geometry in C*, 2nd ed.; Cambridge University Press: Cambridge, MA, USA, 1997; ISBN 0-521-64976-5.
- [56] Ollero, A. *Robótica: Manipuladores y robots móviles*; Sevilla, Spain, 2001; ISBN 84-267-13.
- [57] Krogh, B.H. A Generalized Potential Field Approach to Obstacle Avoidance Control. In *Robotics Research: The Next Five Years and Beyond*; RI/SME: Bethlehem, PA, USA, 1984.
- [58] Tilove, R.B. Local obstacle avoidance for mobile robots based on the method of artificial potentials. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Cincinnati, OH, USA, 13–18 May 1990; pp. 566–571.
- [59] Yun Seok Nam; Bum Hee Lee; Nak Yong Ko An analytic approach to moving obstacle avoidance using an artificial potential field. In Proceedings of the *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Human Robot Interaction and Cooperative Robots*; Pittsburgh, PA, USA, 1995; pp. 482–487.
- [60] Simmons, R. The curvature-velocity method for local obstacle avoidance. In Proceedings of *IEEE International Conference on Robotics and Automation*; Minneapolis, MN, USA, 1996; Vol. 4, pp. 3375–3382.

- [61] Borenstein, J.; Koren, Y. The vector field histogram—Fast obstacle avoidance for mobile robots. *IEEE Trans. Robot. Autom.* **1991**, *7*, 278–288.
- [62] Chakravarthy, A.; Ghose, D. Obstacle avoidance in a dynamic environment: A collision cone approach. *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern.* **1998**, *28*, 562–574.
- [63] Chazelle, B. Approximation and Decomposition of Shapes. In *Advances in Robotics 1: Algorithmic and Geometric Aspects of Robotics*; 1987; pp. 145–185 ISBN 0898595541.
- [64] Van Den Berg, J.; Snape, J.; Guy, S.J.; Manocha, D. Reciprocal collision avoidance with acceleration-velocity obstacles. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*; Shanghai, China, 2011; pp. 3475–3482.
- [65] Fulgenzi, C.; Spalanzani, A.; Laugier, C. Dynamic obstacle avoidance in uncertain environment combining PVOs and occupancy grid. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*; Rome, France, 2007; pp. 1610–1616.
- [66] Snape, J.; Berg, J. Van Den; Guy, S.J.; Manocha, D. The hybrid reciprocal velocity obstacle. *IEEE Trans. Robot.* **2011**, *27*, 696–706.
- [67] Guy, S.J.; Lin, M.; Manocha, D. *Reciprocal n -body Collision Avoidance*. In *Robotics Research*; Springer: Berlin, Heidelberg, 2011; pp. 1–16 ISBN 978-3-642-19456-6.
- [68] Minguez, J. The Obstacle-Restriction Method (ORM) for robot obstacle avoidance in difficult environments. *IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst.* Edmonton, Alta, Canada, 2005, 3706–3712.
- [69] Camacho, E.F.; Bordons, C. *Model Predictive Control*; Springer: Sevilla, Spain, 1998; ISBN 8-1-85233-694-3.
- [70] Más, F.R.; Zhang, Q.; Hansen, A.C. *Mechatronics and Intelligent Systems for Off-road Vehicles*; Springer, 2010; ISBN 9781849964678.
- [71] Li, S.; Yang J.; Chen W.; Chen X. *Disturbance Observer-Based Control Methods and Applications*; CRC Press, 2014; ISBN 9781138199989.
- [72] Shafer, G. *A Mathematical Theory of Evidence*; Princeton University Press, Princeton, 1976; ISBN 978-0691100425.
- [73] He, Y.; Jin, Y.; Huang, L.; Xiong, Y.; Chen, P.; Mou, J. Quantitative analysis of COLREG rules and seamanship for autonomous collision avoidance at open sea. *Ocean Eng.* **2017**, *140*, 281–291.
- [74] Pêtrès, C.; Romero-Ramirez, M. A.; Plumet, F. A potential field approach for reactive navigation of autonomous sailboats. *Rob. Auton. Syst.* **2012**, *60*, 1520–1527.
- [75] Vesselfinder HUAYANG DREAM - BULK CARRIER Available online: <https://www.vesselfinder.com/es/vessels/HUAYANG-DREAM-IMO-9591519-MMSI-477752200> (accessed on Oct 30, 2018).
- [76] Bibuli, M.; Singh, Y.; Sharma, S.; Sutton, R.; Hatton, D.; Khan, A. A Two Layered Optimal Approach towards Cooperative Motion Planning of Unmanned Surface Vehicles in a Constrained Maritime Environment. *IFAC-PapersOnLine* **51** **2018**, *29*, 378–383.

- [77] Blaich, M.; Rosenfelder, M.; Schuster M.; Bittel O.; Reuter J. Fast grid based collision avoidance for vessels using A^* search algorithm. In *17th International Conference on Methods & Models in Automation & Robotics*; IEEE: Miedzyzdroje, Poland, 2012; pp. 385–390.
- [78] LOGI-NEWS, Available online: <https://noticiaslogisticaytransporte.com/logistica/16/12/2019/espana-ya-cuenta-con-su-primer-barco-autonomo-usv-vendaval/145013.html> (accessed on Sep 25, 2020).
- [79] Paravisi, M.; Santos, D.H.; Jorge, V.; Heck, G.; Gonçalves, L.M.; Amory, A. Unmanned surface vehicle simulator with realistic environmental disturbances. *Sensors* **2019**, *19*, 1068.
- [80] Kermorgant, O. A Dynamic Simulator for Underwater Vehicle-Manipulators. In *Proceedings of the International Conference on Simulation, Modeling, and Programming for Autonomous Robots (SIMPARG)*, Bergamo, Italy, 20–23 October 2014; Springer: Heidelberg/-Berlin, Germany, 2014; Volume 8810, pp. 25–36.
- [81] Rohmer, E.; Singh, S.P.N.; Freese, M. V-REP: A versatile and scalable robot simulation framework. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Tokyo, Japan, 3–7 November 2013; pp. 1321–1326.
- [82] RobotX Simulator. Available online: <https://bitbucket.org/osrf/vrx/src/default/> (accessed on 8 January 2020).
- [83] Koenig, N.; Howard, A. Design and use paradigms for Gazebo, an open-source multi-robot simulator. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Sendai, Japan, 28 September–2 October 2004; Volume 3, pp. 2149–2154.
- [84] Simon, D. *Evolutionary Optimization Algorithms*; John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, 2013; ISBN 978-0-470-93741-9.
- [85] Do, K.D.; Jiang, Z.P.; Pan, J. Robust adaptive path following of underactuated ships. *Automatica* **2004**, *40*, 929–944.
- [86] Han, J.; Xiong, J.; He, Y.; Gu, F.; Li, D. Nonlinear Modeling for a Water-Jet Propulsion USV: An Experimental Study. *IEEE Trans. Ind. Electron.* **2017**, *64*, 3348–3358.
- [87] Skjetne, R.; Smogeli, Ø.N.; Fossen, T.I. A Nonlinear Ship Manoeuvring Model: Identification and adaptive control with experiments for a model ship. *Identif. Control.* **2004**, *25*, 3–27.
- [88] Sørensen, A.J. *Marine Control Systems. Propulsion and Motion Control of Ships and Ocean Structures*; Norwegian University of Science and Technology: Trondheim, Norway, 2012.
- [89] Perez, T.; Blanke, M. Simulation of Ship Motion in Seaway. In *Computer Science*; Technical Report; The University of Newcastle: Callaghan, Australia, 2002; pp. 1–13.
- [90] Fossen, T.I. *Guidance and Control of Ocean Vehicles*; John Wiley & Sons: Trondheim, Norway, 1994; ISBN 0471941131.
- [91] American Bureau of Shipping. *Guide for Vessel Maneuverability*; American Bureau of Shipping: Houston, TX, USA, 2006.
- [92] Rubio, F.R.; López, M.J. *Control Adaptativo y Robusto*, 1st ed.; Universidad de Sevilla: Sevilla, Spain, 1996; ISBN 84-472-0319-0.

- [93] Velodyne Lidar. *UltraPuck Data Sheet*; Velodyne: Hellyer Ave, SJ, USA, 2019.
- [94] Gobierno de España, Ministerio de Transportes Movilidad y Agenda Urbana. Líneas de Costa. Available online: <http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/catalogo.do?Serie=CAANE> (accessed on 15 April 2020).
- [95] U. Murat Erdem. Fast Line Segment Intersection. MATLAB Central File Exchange. Retrieved 13 March 2020. Available online: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/27205-fast-line-segment-intersection> (accessed on 4 February 2019).
- [96] Guardedeño, R.; López, M.J.; Sánchez, J.; Consigliere, A. LROABRA algorithm for Static Obstacle Avoidance Adapted and Autotuning by ATESOA. Available online: youtube.com/watch?v=ZEDdUCz_3ZI (accessed on 16 April 2020).
- [97] MathWorks. Navigation Toolbox. Available online: <https://es.mathworks.com/products/navigation.html> (accessed on 4 April 2020).
- [98] Guardedeño, R.; López, M.J.; Sánchez, J.; Consigliere, A. AutoTuning Environment for Static Obstacle Avoidance Methods Applied to USVs. *J. Mar. Sci. Eng.* **2020**, *8*, 300.
- [99] Xiao, X.; Liu, B.; Warnell, G.; Fink, J.; Stone, P. APPLD: Adaptive Planner Parameter Learning from Demonstration. *arXiv* **2020**, arXiv2004.00116.
- [100] McGookin, E.W.; Murray-Smith, D.J.; Li, Y.; Fossen, T.I. Ship steering control system optimisation using genetic algorithms. *Control Eng. Pract.* **2000**, *8*, 429–443.
- [101] Alme, J.; Breivik, M. Autotuning aspects for dynamic positioning systems. *IFAC Proc. Vol.* **2009**, *42*, 334–339.
- [102] Mišković, N.; Vukić, Z.; Barišić, M.; Tovornik, B. Autotuning autopilots for Micro-ROVs. In Proceedings of the 14th Mediterranean Conference on Control and Automation IEEE, Ancona, Italy, 28–30 June 2006; pp. 1–6.
- [103] Walker, M.; Messom, C.H. A comparison of genetic programming and genetic algorithms for auto-tuning mobile robot motion control. In Proceedings of the 1st IEEE International Workshop on Electronic Design, Test and Applications, Christchurch, New Zealand, 2002; pp. 507–509.
- [104] Xiao, H.; Wang, S. Auto-tuning PID module of robot motion system. In Proceedings of the 6th Conference on Industrial Electronics and Applications, Beijing, China, 21–23 June 2011; pp. 668–673.
- [105] Al-Araji, A.S. Development of Kinematic Path-Tracking Controller Design for Real Mobile Robot via Back-Stepping Slice Genetic Robust Algorithm Technique. *Arab. J. Sci. Eng.* **2014**, *39*, 8825–8835.
- [106] MathWorks. Vector Field Histogram. Available online: <https://es.mathworks.com/help/nav/ug/vector-field-histograms.html> (accessed on 23 May 2019).
- [107] MathWorks. Genetic Algorithm. Available online: <https://es.mathworks.com/help/gads/genetic-algorithm.html> (accessed on 5 July 2019).
- [108] Tu, K.Y.; Baltes, J. Fuzzy potential energy for a map approach to robot navigation. *Rob. Auton. Syst.* **2006**, *54*, 574–589.

- [109] Richards, A.; How, J. P. Robust variable horizon model predictive control for vehicle maneuvering. *Int. J. Robust Nonlinear Control* **2006**, *16*, 333–351.
- [110] Guardedeño, R.; López, M.J.; Sánchez, V.M. MIMO PID Controller Tuning Method for Quadrotor Based on LQR/LQG Theory. *Robotics* **2019**, *8*, 36.
- [111] Yang, Z.; Seested, G. T. Time-delay system identification using genetic algorithm - Part one: Precise FOPDT model estimation. In *In IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*; IFAC: Chengdu, China 2013; Vol. 3, pp. 561–567.
- [112] Kristinsson, K.; Dumont, G. A. System Identification and Control Using Genetic Algorithms. *IEEE Trans. Syst. MAN, Cybern.* **1992**, *22*, 1033–1046.
- [113] Nyarko, E. K.; Scitovski, R. Solving the parameter identification problem of mathematical models using genetic algorithms. *Appl. Math. Comput.* **2004**, *153*, 651–658.
- [114] Berndt, B.C. ; *Ramanujan's Notebooks: Part III*, 1st ed.; Springer-Verlag New York: New York, USA, 1991; ISBN 978-1-4612-0965-2.
- [115] MathWorks. Measure the Performance of Your Code. Available online: https://es.mathworks.com/help/matlab/matlab_prog/measure-performance-of-your-program.html (accessed on 4 June 2020).
- [116] MSI. GT60 2PC Dominator. Available online: <https://www.msi.com/Laptop/GT60-2PC-Dominator/Specification> (accessed on 10 May 2020).
- [117] Guardedeño, R.; López, M.J.; Sánchez, J.; González, A.; Conseglere, A. A Robust Reactive Static Obstacle Avoidance System for Surface Marine Vehicles. *Sensors* **2020**, *20*, 6262.