

**PLANTEAMIENTO DE LA ARQUITECTURA COMPUTACIONAL E
INSTRUMENTACIÓN PARA LA NAVEGACIÓN INERCIAL ASISTIDA DE UN
VEHÍCULO OPERADO REMOTAMENTE**

Blanca Viviana Martínez Carvajal
Ingeniera Electrónica



ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
BUCARAMANGA

2013

PLANTEAMIENTO DE LA ARQUITECTURA COMPUTACIONAL E INSTRUMENTACIÓN PARA LA NAVEGACIÓN INERCIAL ASISTIDA DE UN VEHÍCULO OPERADO REMOTAMENTE

Blanca Viviana Martínez Carvajal
Ingeniera Electrónica

Trabajo de investigación presentado como requerimiento parcial para optar al título de:
Magíster en Ingeniería Electrónica

Director
Daniel Alfonso Sierra Bueno
Ph.D. en Ingeniería Biomédica

Codirector
Rodolfo Villamizar Mejía
Ph.D. en Tecnologías de la Información



ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
BUCARAMANGA

2013

Agradecimientos

Gracias a Dios por permitirme alcanzar este nuevo logro en mi vida. A Santa Marta y a la Virgen de Torcoroma por escuchar mis oraciones e interceder por mí ante El Señor.

Gracias a los Profesores Daniel Alfonso Sierra Bueno y Rodolfo Villamizar Mejía porque siempre pude encontrar en ellos la orientación que necesité para desarrollar satisfactoriamente mi trabajo. Gracias por sus consejos y toda su ayuda. Los admiro y respeto profundamente, y les guardo un gran cariño.

Gracias a la Universidad Industrial de Santander, a la Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas, a la Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica, y de Telecomunicaciones, y al Grupo de Investigación CEMOS. A las personas que hacen parte de esta gran comunidad y que han contribuido a mi crecimiento profesional.

Gracias a la Corporación para la Investigación de la Corrosión por recibirme con cordialidad durante el tiempo en el que visité sus instalaciones. Igualmente, gracias a los Ingenieros Lenin Chinchilla Atencia y Mario Alberto Quintero Carvajal por compartir conmigo algunos de los resultados de su trabajo y permitirme aportar mis ideas para la continuación de su investigación.

Gracias a mi familia; a mi novio Jaime Andrés y a su familia, y a mis mejores amigas, por acompañarme en este proceso. Sé que les llenará de orgullo, tanto como a mí, este nuevo logro.

RESUMEN

TÍTULO: PLANTEAMIENTO DE LA ARQUITECTURA COMPUTACIONAL E INSTRUMENTACIÓN PARA LA NAVEGACIÓN INERCIAL ASISTIDA DE UN VEHÍCULO OPERADO REMOTAMENTE¹

AUTORA: BLANCA VIVIANA MARTÍNEZ CARVAJAL²

PALABRAS CLAVES: Arquitectura computacional, filtro de Kalman, navegación inercial, navegación submarina, unidad de medición inercial, vehículo operado remotamente (ROV).

DESCRIPCIÓN:

Este trabajo de investigación de Maestría consistió en proponer la arquitectura computacional e instrumentación para la navegación de un vehículo operado remotamente (ROV, del inglés *Remotely Operated Vehicle*). Para el cumplimiento de este objetivo se realizaron las siguientes actividades.

Se complementó la revisión bibliográfica sobre las técnicas de navegación submarina, y se redactó un artículo del estado del arte que argumenta la selección de la navegación inercial asistida como estrategia para estimar los estados de un ROV.

Se construyó un esquema de control en el programa Matlab/Simulink para simular la dinámica y cinemática del vehículo. Con esta herramienta se generaron numéricamente variables de aceleración lineal y velocidad angular que se utilizaron para validar un algoritmo de estimación, basado en el filtro de Kalman extendido (EKF, del inglés *Extended Kalman Filter*), para la navegación de un ROV.

Se construyeron tablas comparativas que reúnen las características más importantes de algunas unidades de medición inercial (IMU, del inglés *Inertial Measurement Unit*) disponibles en el mercado. Esta revisión es una muestra de los dispositivos de medición con diferentes niveles de desempeño que actualmente ofrecen los fabricantes de tecnología inercial alrededor del mundo.

Para validar experimentalmente el filtro tipo Kalman, se utilizaron mediciones de una IMU instalada en el cuerpo de un sistema móvil, a partir de las cuales se realizó la reconstrucción de la trayectoria recorrida por este. El resultado permitió corroborar que el EKF estima adecuadamente la cinemática del cuerpo, y concluir que la variación del sesgo de las mediciones influye significativamente en el crecimiento del error.

Finalmente, se planteó una arquitectura computacional distribuida para el vehículo submarino. La selección de sus componentes se apoyó en trabajos científicos publicados en los últimos años acerca del desarrollo de los ROV y los elementos de *hardware* que posibilitan el procesamiento de la información al interior del vehículo.

¹ Trabajo de Investigación

² Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones.

Director: Daniel Alfonso Sierra Bueno.

Codirector: Rodolfo Villamizar Mejía.

ABSTRACT**TITLE: COMPUTATIONAL ARCHITECTURE AND INSTRUMENTATION FOR THE AIDED INERTIAL NAVIGATION OF A REMOTELY OPERATED VEHICLE³****AUTHOR: BLANCA VIVIANA MARTÍNEZ CARVAJAL⁴****KEYWORDS:** Computational architecture, inertial measurement unit, inertial navigation, Kalman filter, underwater navigation, remotely operated vehicle (ROV).**DESCRIPTION:**

This Master research project aimed to propose the computational architecture and instrumentation for the navigation of an underwater remotely operated vehicle (UROV). In order to fulfill the main objective, several tasks were performed.

A literature review about underwater navigation was developed, resulting in an article about the state of the art, focused on the selection of aided inertial navigation as strategy to estimate the states of an UROV.

A control scheme was built in Matlab/simulink to simulate the vehicle kinematics and dynamics. This tool allowed the creation of virtual signals of linear acceleration and angular rate that were used to validate an algorithm, based on the Extended Kalman Filter (EKF), for the navigation of an UROV.

Through a review of theory and the state of the art, comparative tables summarizing the most important features of some inertial measurement units (IMU) available throughout the market were built. This review is a sample of the measuring devices with different performance levels that are currently offered by inertial technology manufacturers around the world.

To validate the Kalman filter on real data, a set of measurements from an IMU mounted on a mobile system was used. By using this inertial information, a path tracking was performed. The results corroborated that the EKF properly estimates the system kinematics, and allowed to conclude that measurements bias instability significantly influences the error growth.

Finally, a literature review that led to the proposal of a distributed computational architecture for an underwater vehicle, was done. This selection was based on papers published in recent years on the development of the ROVs and the hardware devices that enable the processing of information into the vehicle.

³ Research Work

⁴ Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones.

Director: Daniel Alfonso Sierra Bueno.

Codirector: Rodolfo Villamizar Mejía.

ÍNDICE GENERAL

INTRODUCCIÓN	15
Motivación y justificación de la investigación	15
Resultados, productos e impactos	16
Estructura del documento	17
Capítulo 1. MARCO CONCEPTUAL Y ESTADO DEL ARTE	18
1.1. . Introducción	18
1.2. . Modelo general de un ROV	18
Modelo cinemático	19
Modelo dinámico	20
1.3. . Técnicas de navegación submarina	23
Navegación a estima y navegación inercial libre	23
Navegación acústica	24
Navegación geofísica	26
Navegación inercial asistida	26
1.4. . Filtro de Kalman para sistemas no lineales	28
1.5. . Principios de funcionamiento de los sensores inerciales	30
Sistema masa-resorte	30
Conservación del momento angular	31
Efecto Coriolis	31
Efecto <i>Sagnac</i>	32
1.6. . Tecnologías inerciales	33
1.7. . Fuentes de error en los sensores inerciales	33
<i>Bias</i>	35
<i>Scale-factor</i>	35
<i>Misalignment</i>	36
<i>Non-linearity</i>	36
<i>Bias stability/instability</i>	36
<i>Random Walks</i>	37
Capítulo 2. MODELADO DE UN ROV	38
2.1. . Introducción	38
2.2. . Modelo general del VideoRay Pro 3	38
Matriz de masa total	39
Matriz de fuerzas centrípeta y Coriolis	39
Matriz de amortiguamiento hidrodinámico	40
Vector de fuerzas de gravedad y empuje	41

Vector de fuerzas y momentos resultantes	41
2.3. . Implementación en Matlab/Simulink	42
Entrada de referencia	43
Controlador	43
Cálculo del vector de fuerzas y momentos resultantes	43
Dinámica del ROV	43
Transformación entre sistemas de referencia	44
Unidad de medición inercial	44
2.4. . Resultados de simulación	44
Control de velocidad	45
Control de posición	46
2.5. . Resumen	51
Capítulo 3. ALGORITMO DE ESTIMACIÓN PARA LA NAVEGACIÓN DE UN ROV	52
3.1. . Introducción	52
3.2. . Algoritmo de estimación basado en el filtro de Kalman extendido	52
3.3. . Validación numérica del algoritmo de estimación	53
Diseño de la matriz de covarianza de las mediciones	54
Diseño de la matriz de covarianza del proceso	57
3.4. . Resultados de la estimación	57
Escenario 1: covarianza del proceso alta	58
Escenario 2: covarianza del proceso pequeña	65
Escenario 3: Mediciones adicionales de posición y orientación	72
3.5. . Resumen	73
Capítulo 4. ARQUITECTURA COMPUTACIONAL PARA UN ROV	78
4.1. . Introducción	78
4.2. . Clasificación de las arquitecturas del <i>hardware</i>	78
4.3. . Subsistemas de una arquitectura del <i>hardware</i>	80
Potencia	80
Propulsión	81
Procesamiento central	82
Iluminación	83
Sensores para navegación, monitorización interna y exploración	83
4.4. . Planteamiento de una arquitectura computacional para un prototipo de ROV	84
Unidades de medición inercial disponibles en el mercado	85
Módulos basados en tecnología inercial disponibles en el mercado	89
Unidades de procesamiento para la implementación del algoritmo de navegación	89
4.5. . Resumen	94
Capítulo 5. VALIDACIÓN EXPERIMENTAL DEL FILTRO DE KALMAN (EKF)	97
5.1. . Introducción	97
5.2. . Adquisición de las mediciones inerciales	97
5.3. . Algoritmo de estimación para la reconstrucción de la trayectoria	98
5.4. . Resultados de la validación	99
5.5. . Resumen	101
Capítulo 6. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO	102
6.1. . Conclusiones generales	102

6.2. . Trabajo futuro	103
REFERENCIAS	105
Apéndice A. PARÁMETROS DEL MODELO DINÁMICO DEL VIDEORAY PRO 3	110
Dimensiones	110
Masa, peso y flotabilidad	110
Tensor de inercia	110
Centros de gravedad y de flotabilidad	110
Derivadas hidrodinámicas	110
Coefficientes lineales de amortiguamiento hidrodinámico	111
Coefficientes cuadráticos de amortiguamiento hidrodinámico	111
Coefficientes de los propulsores	111
Apéndice B. MATRICES JACOBIANAS <i>F Y H</i>	112
Apéndice C. MÓDULOS INERCIALES DISPONIBLES EN EL MERCADO	115
Apéndice D. <i>ALLAN VARIANCE TECHNIQUE</i>	128

LISTA DE FIGURAS

1.1.	Equipo de exploración submarina operado remotamente. Adaptada de [1]	19
1.2.	Ángulos de Euler. Los superíndices indican el eje resultante después de realizar una rotación igual al ángulo de Euler correspondiente [2]	20
1.3.	Sistema de referencia inercial y sistema de referencia del ROV [3]	21
1.4.	Implementación del Filtro de Kalman en realimentación indirecta	27
1.5.	Implementación del Filtro de Kalman en realimentación directa	27
1.6.	Implementación del Filtro de Kalman en configuración directa	27
1.7.	Ciclo del filtro de Kalman extendido	30
1.8.	Sistema masa-resorte en un acelerómetro simple de un grado de libertad [2]	31
1.9.	Principio de conservación del momento angular y precesión en un cuerpo que gira [2]	31
1.10.	Efecto Coriolis en un giróscopo de un grado de libertad [4]	32
1.11.	Efecto <i>Sagnac</i> en una guía de onda [4]	32
1.12.	Descripción conceptual de las mediciones inerciales [5]	35
2.1.	Diagrama de bloques en lazo cerrado para simular el comportamiento del VideoRay Pro 3	43
2.2.	Velocidad en <i>surge</i> del ROV ante una entrada $\mathbf{u} = n n $ con $n = 60$ rad/s	45
2.3.	Posición y velocidad en <i>surge</i> del ROV ante una velocidad de referencia $\boldsymbol{\nu}_d = [1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]^T$	45
2.4.	Posiciones del ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia	47
2.5.	Orientaciones del ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia	47
2.6.	Velocidades lineales del ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia	48
2.7.	Velocidades angulares del ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia	48
2.8.	Trayectoria que sigue el ROV en el plano $x - y$ ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia	49
2.9.	Aceleraciones lineales experimentadas por el ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia	49
2.10.	Mediciones de aceleración lineal ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia	50
2.11.	Mediciones de velocidad angular ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia	50
3.1.	Diagrama de bloques de la validación numérica	54
3.2.	Diagrama de flujo del algoritmo de estimación propuesto	55
3.3.	Bosquejo de una curva de densidad espectral del ruido asociado a un sensor inercial [6]	56
3.4.	$\boldsymbol{\eta}_1$ simulado (roja a líneas) y $\boldsymbol{\eta}_1$ estimado (azul punteada) cuando $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)	58
3.5.	Evolución de $\boldsymbol{\eta}_1$ simulado (roja a líneas) y $\boldsymbol{\eta}_1$ estimado (azul punteada) durante los primeros 20 segundos de simulación cuando $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)	59
3.6.	$\boldsymbol{\eta}_2$ simulado (roja a líneas) y $\boldsymbol{\eta}_2$ estimado (azul punteada) cuando $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)	59
3.7.	$\boldsymbol{\nu}_1$ simulado (roja a líneas) y $\boldsymbol{\nu}_1$ estimado (azul punteada) cuando $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)	60

3.8. ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) durante los primeros 20 segundos de simulación cuando $Q = I$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)	60
3.9. ν_2 simulado (roja a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) cuando $Q = I$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)	61
3.10. η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I$ (Escenario 1)	62
3.11. Evolución de η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) durante los primeros 150 segundos de simulación ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I$ (Escenario 1)	63
3.12. η_2 simulado (roja a líneas) y η_2 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I$ (Escenario 1)	63
3.13. ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I$ (Escenario 1)	64
3.14. ν_2 simulado (roja a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I$ (Escenario 1)	64
3.15. Trayectoria simulada (roja a líneas) y trayectoria estimada (azul punteada) del ROV en el plano $x - y$ ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia cuando $Q = I$ (Escenario 1)	65
3.16. η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)	66
3.17. η_2 simulado (roja a líneas) y η_2 estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)	67
3.18. ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)	67
3.19. ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) durante los primeros 100 segundos de simulación cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)	68
3.20. ν_2 simulado (roja a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)	68
3.21. η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)	69
3.22. η_2 simulado (roja a líneas) y η_2 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)	69
3.23. ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)	70
3.24. ν_2 simulado (roja a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)	70
3.25. Trayectoria simulada (roja a líneas) y trayectoria estimada (azul punteada) del ROV en el plano $x - y$ ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)	71
3.26. Velocidad angular en la dirección <i>roll</i> medida por el giróscopo (roja a líneas) y estado p estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)	71
3.27. Desviación estándar del error asociado a los estados de posición cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta	72
3.28. Desviación estándar del error asociado a los estados de velocidad lineal cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta	73
3.29. η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)	74
3.30. η_2 simulado (roja a líneas) y η_2 estimado (azul punteada) cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)	74

3.31. ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)	75
3.32. ν_2 simulado (roja a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)	75
3.33. Desviación estándar del error asociado a los estados de posición cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)	76
3.34. Desviación estándar del error asociado a los estados de orientación cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)	76
4.1. Diagrama conceptual de una arquitectura del <i>hardware</i> centralizada.	79
4.2. Diagrama conceptual de una arquitectura del <i>hardware</i> modular o distribuida.	80
4.3. Esquema de un PC104. Medidas en pulgadas. Tomada de [7]	83
4.4. Esquema de la arquitectura distribuida que se propone para un prototipo de ROV. Basada en [8], y [9].	85
5.1. Ejemplo del recorrido de un cuerpo móvil al interior de una tubería	98
5.2. Procedimiento para la reconstrucción de la trayectoria a partir de mediciones inerciales	99
5.3. Trayectoria de referencia (roja a líneas) y trayectoria reconstruida (azul punteada) utilizando un EKF y mediciones inerciales reales	100
5.4. Dos tramos de la trayectoria de referencia (roja a líneas) y la trayectoria reconstruida (azul punteada) utilizando un EKF y mediciones inerciales reales	100
D.1. Esquema de la desviación de Allan para un sensor inercial	129

LISTA DE TABLAS

1.1.	Estados de un ROV [10]	21
1.2.	Sensores utilizados en navegación a estima y navegación inercial libre [11], [12]	24
1.3.	Sistemas de navegación acústica [13], [14]	25
1.4.	Tecnologías para la fabricación de acelerómetros [2], [15]	33
1.5.	Tecnologías para la fabricación de giróscopos [2], [15]	34
3.1.	Densidad espectral y varianza del ruido inherente al acelerómetro y giróscopo de la IMU MPU 6000 [16]	57
3.2.	Valor absoluto del error acumulado en la estimación de los estados x , y , z , y ψ para cada escenario de simulación	77
4.1.	Niveles de desempeño de las IMU [2], [17], [18]	86
4.2.	Algunas unidades de Medición inercial disponibles en el mercado	87
4.3.	Algunas unidades de Medición inercial disponibles en el mercado (continuación)	88
4.4.	Algunos módulos que utilizan tecnología inercial disponibles en el mercado	90
4.5.	Algunos de los módulos que utilizan tecnología inercial disponibles en el mercado (continuación)	91
4.6.	Cantidad de operaciones que debería realizar el algoritmo del EKF para cada muestra ($T = 1$ ms)	92
4.7.	Especificaciones de los SBC Raspberry Pi B y BeagleBone Black	95
4.8.	Algunas unidades de procesamiento disponibles en el mercado [19], [20], [21]	95
5.1.	Características de desempeño de la IMU utilizada para la validación experimental	97
C.1.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>Analog Devices</i>	116
C.2.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>Analog Devices</i> (continuación)	117
C.3.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>Advanced Inertial Measurement System</i>	118
C.4.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>Gladiator Technologies</i>	119
C.5.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>Gladiator Technologies</i> (continuación)	120
C.6.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>Honeywell</i>	121
C.7.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>iMAR Navigation</i>	122
C.8.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>KVH Industries</i>	123
C.9.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>Microstrain</i>	124
C.10.	Unidades de Medición inercial fabricadas por <i>Systron Donner</i>	125
C.11.	Módulos que utilizan tecnología inercial disponibles en el mercado	126
C.12.	Módulos que utilizan tecnología inercial disponibles en el mercado (continuación)	127

INTRODUCCIÓN

Motivación y justificación de la investigación

La principal motivación en la exploración costa afuera (*offshore*) es aumentar el conocimiento que se tiene de los océanos. Por ello, el desarrollo de herramientas robóticas como los ROV ha permitido conducir estudios científicos de la biología y geología marina, así como la ubicación y explotación de nuevos yacimientos de petróleo.

En las áreas en las que se utilizan los ROV, el objetivo final es obtener una representación del ambiente subacuático. Por tanto, el vehículo a desarrollar debe incorporar los instrumentos adecuados para la navegación junto con el procesamiento correcto de los datos, con el fin de satisfacer las necesidades de las comunidades científicas o de las industrias que hagan uso de este tipo de tecnología. En otras palabras, aunque el usuario final no está directamente interesado en el desarrollo de los sistemas mencionados anteriormente, estos se convierten en una parte esencial para suplir las necesidades de las diversas aplicaciones.

Con el ánimo de ampliar los horizontes operativos en exploración y producción de hidrocarburos costa afuera, así como impulsar y fortalecer las actividades de ciencia, tecnología e innovación, Ecopetrol y Colciencias lanzaron en junio de 2011 una convocatoria para financiar proyectos de investigación, a la que el grupo CEMOS presentó su propuesta: “*Sistema de monitorización, control, suministro de energía y comunicaciones para un robot submarino remotamente operado con capacidad de inmersión de hasta 500 m*”, logrando su inclusión en la lista de proyectos elegibles para financiación emitida por Colciencias.

En el marco de la situación anterior, y con la intención de iniciar tempranamente dicha investigación, se propuso este trabajo como referencia para el cumplimiento de algunos de los objetivos de la propuesta del grupo CEMOS, que se continuará una vez se cuente con los recursos financieros para la misma. La implementación a nivel de simulación de una configuración en lazo cerrado para modelar la dinámica general de un ROV permite estudiar las señales involucradas en el movimiento del vehículo, incluso antes de su construcción. Igualmente, un algoritmo de navegación posibilita el conocimiento de la posición, orientación, y las velocidades del ROV, evitando una pérdida del mismo en el lugar de trabajo. El estudio de las características de funcionamiento y desempeño de los sensores que hacen parte del sistema de navegación del robot orienta la selección adecuada de estos, y finalmente, la propuesta de una arquitectura computacional para el submarino representa una alternativa para integrar los diferentes módulos de funcionamiento en su interior.

Los resultados de este proyecto no solo contribuirán al desarrollo de un ROV, sino que también podrán servir como referencia en la solución de algunos problemas de la industria en los que se requieren algoritmos y tecnologías relacionadas con la navegación inercial.

Resultados, productos e impactos

A continuación se presentan los resultados, productos e impactos alcanzados con la realización de este trabajo de investigación.

Resultados

- ❖ Identificación de la navegación inercial asistida como estrategia promisoría para la navegación de un ROV.
- ❖ Implementación numérica del modelo general de un ROV.
- ❖ Caracterización de las aceleraciones lineales y velocidades angulares que experimenta el vehículo durante una maniobra.
- ❖ Estimación de los doce estados de un ROV utilizando navegación inercial asistida.
- ❖ Selección de la instrumentación para la navegación de un ROV (tablas comparativas).
- ❖ Planteamiento de una arquitectura computacional para un ROV.

Productos

- ❖ Esquema de simulación del control en lazo cerrado del ROV en Matlab/Simulink.
- ❖ Algoritmo para la estimación de la posición, orientación, y las velocidades de un ROV, a partir de las mediciones de una unidad de medición inercial.
- ❖ Artículo sobre el estado del arte: “*Recent Advances in navigation of underwater remotely operated vehicles.*”
- ❖ Artículo sobre el simulador: “*Simulation of kinematic and dynamic models of an underwater remotely operated vehicle.*”
- ❖ Artículo sobre el estimador: “*Navigation of an underwater remotely operated vehicle based on extended Kalman filter.*”
- ❖ Proyecto de pregrado: “Diseño y simulación de un controlador de posición para un vehículo submarino operado remotamente usando una ley de control *backstepping*” (en curso).
- ❖ Proyecto de pregrado: “Cálculo de la posición y orientación del sistema ArduIMU+V3 mediante la implementación de la matriz de direcciones coseno” (en curso).

Impactos

- ❖ El artículo sobre el estado del arte fue aceptado en la revista Facultad de Ingeniería de la Universidad de Antioquia (Indexación Colciencias A1).
- ❖ El artículo sobre el estimador será presentado en la conferencia anual de control y sistemas dinámicos “*6th Annual Dynamic Systems and Control Conference*” que se realizará en la universidad de Stanford, California, Estados Unidos, del 21 al 23 de octubre de 2013.

Estructura del documento

La información restante de este trabajo de investigación se organiza en capítulos de la siguiente forma:

Capítulo 1: contiene el marco conceptual necesario para la interpretación del trabajo de investigación, y los aspectos más importantes de la revisión del estado del arte.

Capítulo 2: se presenta el modelo general del VideoRay Pro 3 adoptado para la construcción del esquema de simulación del control en lazo cerrado del ROV. Se muestran los resultados más significativos de la implementación numérica de este modelo, y de la generación de las variables inerciales de aceleración lineal y velocidad angular.

Capítulo 3: se propone un algoritmo de estimación para la navegación de un ROV, que fusiona las mediciones inerciales de una IMU con el modelo general del robot, mediante el filtro de Kalman extendido. En este capítulo también se presentan los resultados de la validación numérica del algoritmo.

Capítulo 4: se plantea una arquitectura computacional para un ROV haciendo énfasis en los dispositivos de medición basados en tecnología inercial disponibles actualmente en el mercado, y en las posibles unidades de procesamiento para la implementación del algoritmo de estimación propuesto en el capítulo 4.

Capítulo 5: se expone la validación experimental del filtro tipo Kalman. Se resume la metodología para la adquisición de los datos reales, el procesamiento de los mismos, y el resultado de la estimación a partir del EKF.

Capítulo 6: contiene las conclusiones de este trabajo, y algunas ideas que permitirán la continuación de la investigación en las áreas de la navegación inercial y la robótica submarina.

Capítulo 1

MARCO CONCEPTUAL Y ESTADO DEL ARTE

1.1. Introducción

Un equipo de exploración submarina operado remotamente está conformado por un vehículo sumergible ROV y una estación de control en la superficie. Ambos elementos se conectan a través de un cable umbilical o *tether* que permite la transmisión de energía y comandos de control desde la estación hasta el ROV, y de la información de navegación y las mediciones que registran los instrumentos instalados en el cuerpo del robot hasta el operador en la superficie. El equipo de exploración también cuenta con una fuente de energía, un sistema de manipulación del cable y un mecanismo de lanzamiento del vehículo al agua, tal como se observa en la figura 1.1 [1].

Para conseguir que un ROV se pueda maniobrar adecuadamente, el operador de la estación de control debe conocer la ubicación del vehículo. Sin embargo, uno de los mayores problemas de la robótica sumergible se presenta en la tarea de navegación debido a que no existe un único sensor que mida la posición, la orientación, y las velocidades del robot. Además, el uso del sistema de posicionamiento global (GPS, del inglés *Global Positioning System*) no es posible bajo el agua porque este medio atenúa de forma significativa las señales [3].

Como alternativa al problema planteado, se han desarrollado técnicas que se basan en diferentes principios de medición para calcular todos o algunos de los estados del ROV. En este capítulo se expone el problema de la navegación desde el enfoque del modelado de vehículos submarinos. Se describen algunas de las técnicas junto con los sensores utilizados. Se presenta la teoría sobre el filtro de Kalman para sistemas no lineales, el cual se utilizó en el desarrollo de este trabajo de investigación con el fin de proponer un algoritmo de navegación para un ROV basado en la estrategia de navegación inercial asistida. Se exponen los principios de funcionamiento de los sensores inerciales, las tecnologías existentes, y las fuentes de error principales que hacen parte de los criterios de selección más importantes.

1.2. Modelo general de un ROV

El movimiento de un ROV se describe utilizando dos sistemas coordenados: el sistema inercial y el sistema de referencia que se desplaza con el vehículo. El marco de referencia inercial tiene su origen en un punto arbitrario de la superficie terrestre y está conformado por tres ejes perpendiculares que siguen la regla de la mano derecha: x indica el norte, y señala el este, y z apunta hacia el centro de la tierra [10], [11]. Este sistema se considera inercial ya que la rotación de la tierra no afecta de manera significativa a los vehículos marítimos de velocidad baja [22].

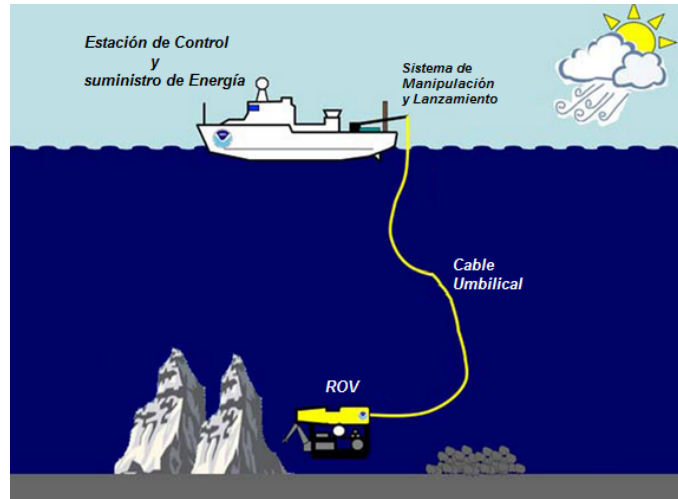


Figura 1.1: Equipo de exploración submarina operado remotamente. Adaptada de [1]

Igualmente, el marco de referencia del vehículo está conformado por tres ejes según la regla de la mano derecha: x va desde la popa hacia la proa, y desde babor a estribor, y z indica la dirección de descenso del ROV o el aumento de profundidad a partir de la superficie del mar. Comúnmente, los ejes del vehículo coinciden con sus ejes principales de inercia y el origen de este sistema coordenado se ubica en el centro de gravedad [10], [11]. Los movimientos del ROV en este sistema de referencia respecto al marco inercial, definen los estados que conforman los modelos cinemático y dinámico del vehículo.

Modelo cinemático

El desplazamiento lineal del origen del sistema del vehículo respecto al origen del sistema inercial, expresado en los ejes del sistema inercial, define el vector de posición [23]:

$$\boldsymbol{\eta}_1 = \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix}^T \quad (1.1)$$

Asimismo, la orientación del ROV respecto al sistema terrestre se describe mediante los ángulos de Euler, los cuales se obtienen al realizar tres rotaciones consecutivas: la primera de ellas alrededor del eje z del sistema inercial; la segunda, alrededor del eje y resultante después de la rotación en z , y la última se efectúa alrededor del eje x que resulta después de las primeras dos rotaciones [23]. Las componentes del vector de orientación del vehículo se presentan en la ecuación 1.2 y se definen utilizando los ángulos de rotación en el orden inverso en el que son aplicados, tal y como se muestra en la figura 1.2 [2].

$$\boldsymbol{\eta}_2 = \begin{bmatrix} \phi & \theta & \psi \end{bmatrix}^T \quad (1.2)$$

La velocidad lineal y la velocidad angular del vehículo respecto al sistema inercial, expresadas en el sistema coordenado del ROV, se representan a través de los vectores $\boldsymbol{\nu}_1$ y $\boldsymbol{\nu}_2$ respectivamente [23]:

$$\boldsymbol{\nu}_1 = \begin{bmatrix} u & v & w \end{bmatrix}^T \quad (1.3)$$

$$\boldsymbol{\nu}_2 = \begin{bmatrix} p & q & r \end{bmatrix}^T \quad (1.4)$$

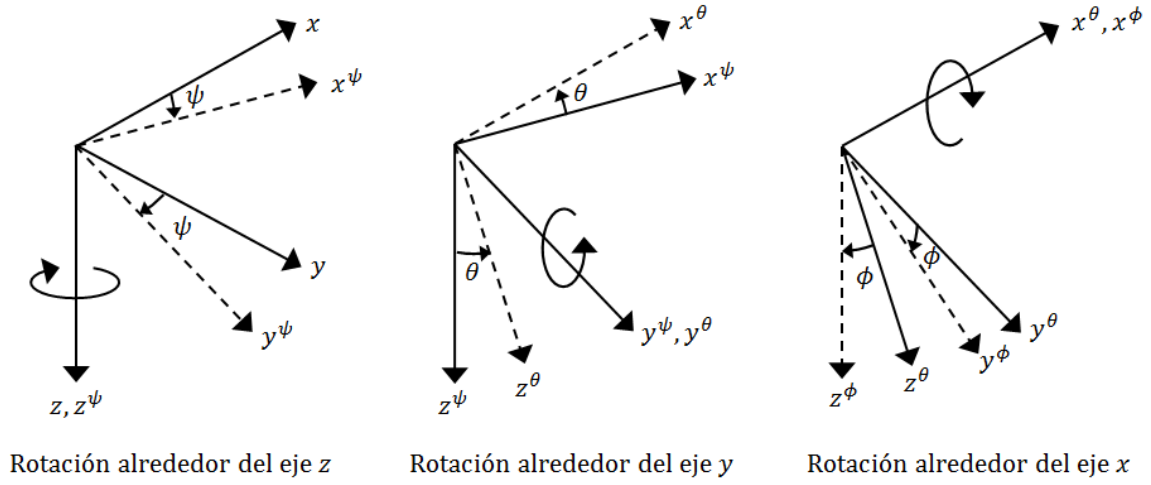


Figura 1.2: Ángulos de Euler. Los superíndices indican el eje resultante después de realizar una rotación igual al ángulo de Euler correspondiente [2]

Las expresiones anteriores describen el movimiento del ROV en seis grados de libertad y constituyen los doce estados que se reúnen en la tabla 1.1. La figura 1.3 muestra la relación de estos estados con los sistemas de referencia. Según la notación para vehículos marítimos, los movimientos lineales se denominan *surge*, *sway*, y *heave*, y los rotacionales *roll*, *pitch* y *yaw* [24].

El modelo cinemático del ROV corresponde con la ecuación 1.5 [23],[11]. Este permite obtener la posición y orientación del vehículo mediante la transformación de sus velocidades al sistema inercial.

$$\dot{\eta} = J(\eta) \nu \quad (1.5)$$

donde,

$$\eta = \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} \quad \nu = \begin{bmatrix} \nu_1 \\ \nu_2 \end{bmatrix} \quad J(\eta) = \begin{bmatrix} J_1(\eta) & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & J_2(\eta) \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

$$J_1(\eta) = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \psi & (-\cos \phi \sin \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi) & (\sin \phi \sin \psi + \cos \phi \sin \theta \cos \psi) \\ \cos \theta \sin \psi & (\cos \phi \cos \psi + \sin \phi \sin \theta \sin \psi) & (-\sin \phi \cos \psi + \cos \phi \sin \theta \sin \psi) \\ -\sin \theta & \cos \theta \sin \phi & \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

$$J_2(\eta) = \left(\frac{1}{\cos \theta} \right) \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \phi \sin \theta & \cos \phi \sin \theta \\ 0 & \cos \phi \cos \theta & -\sin \phi \cos \theta \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

Modelo dinámico

La ecuación 1.9 describe el movimiento de un cuerpo rígido en el espacio [3]. Con base en esta expresión se deduce el modelo dinámico de un vehículo submarino operado remotamente.

$$M_{RB} \dot{\nu} + C_{RB}(\nu) \nu = \tau \quad (1.9)$$

Tabla 1.1: Estados de un ROV [10]

ESTADO	DESCRIPCIÓN	UNIDADES
x	Posición respecto al eje x del sistema inercial	m
y	Posición respecto al eje y del sistema inercial	m
z	Posición respecto al eje z del sistema inercial	m
ϕ	Ángulo de rotación alrededor del eje x	rad
θ	Ángulo de rotación alrededor del eje y	rad
ψ	Ángulo de rotación alrededor del eje z	rad
u	Velocidad lineal a lo largo del eje x del sistema del ROV	m/s
v	Velocidad lineal a lo largo del eje y del sistema del ROV	m/s
w	Velocidad lineal a lo largo del eje z del sistema del ROV	m/s
p	Velocidad angular alrededor del eje x del sistema del ROV	rad/s
q	Velocidad angular alrededor del eje y del sistema del ROV	rad/s
r	Velocidad angular alrededor del eje z del sistema del ROV	rad/s

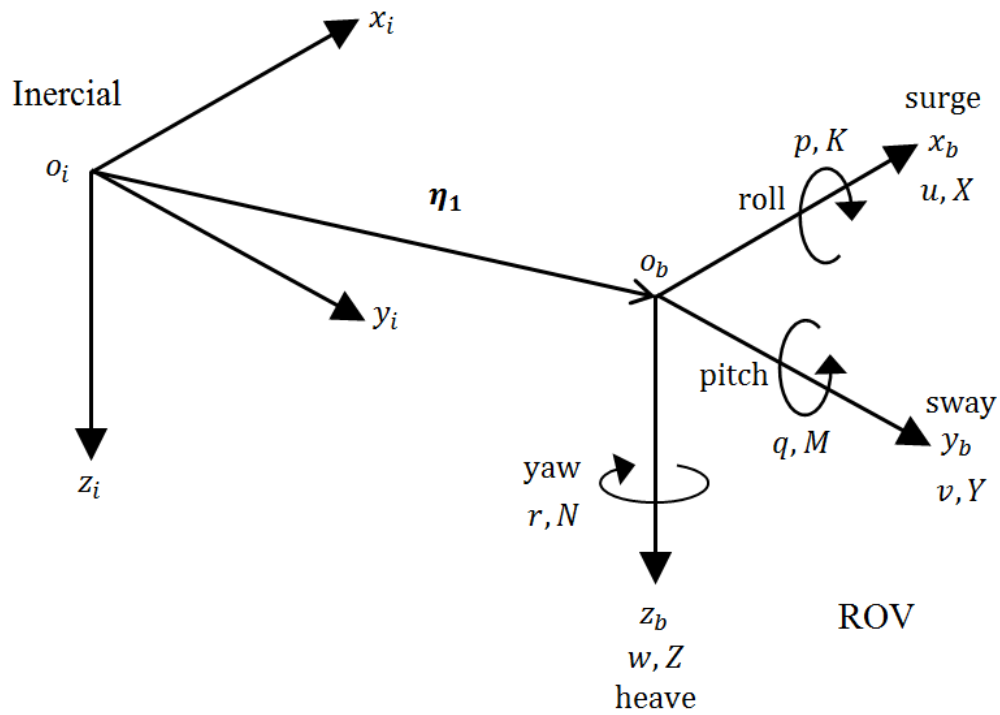


Figura 1.3: Sistema de referencia inercial y sistema de referencia del ROV [3]

\mathbf{M}_{RB} es la matriz de masa e inercia del vehículo; depende de la masa del robot, m , de la distancia desde el origen del marco de referencia del ROV hasta su centro de gravedad, \mathbf{r}_{CG} , y del tensor de inercia, \mathbf{I}_0 . Las ecuaciones 1.10 a 1.12 relacionan estos parámetros [25].

$$\mathbf{M}_{\text{RB}} = \begin{bmatrix} m & 0 & 0 & 0 & mz_G & -my_G \\ 0 & m & 0 & -mz_G & 0 & mx_G \\ 0 & 0 & m & my_G & -mx_G & 0 \\ 0 & -mz_G & my_G & I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ mz_G & 0 & -mx_G & -I_{yx} & I_{yy} & -I_{yz} \\ -my_G & mx_G & 0 & -I_{zx} & -I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

$$\mathbf{r}_{\text{CG}} = \begin{bmatrix} x_G & y_G & z_G \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

$$\mathbf{I}_0 = \begin{bmatrix} I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ -I_{yx} & I_{yy} & -I_{yz} \\ -I_{zx} & -I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

$\mathbf{C}_{\text{RB}}(\boldsymbol{\nu})$ es la matriz de fuerzas centrípeta y Coriolis. No existe una representación única para esta matriz, pero se puede adoptar una configuración anti-simétrica como se muestra en la ecuación 1.13 [25].

$$\mathbf{C}_{\text{RB}}(\boldsymbol{\nu}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -m(y_G q + z_G r) & m(y_G p + w) & m(z_G p - v) \\ m(x_G q - w) & -m(z_G r + x_G p) & m(z_G q + u) \\ m(x_G r + v) & m(y_G r - u) & -m(x_G p + y_G q) \\ m(y_G q + z_G r) & -m(x_G q - w) & -m(x_G r + v) \\ -m(y_G p + w) & m(z_G r - x_G p) & -m(y_G r - u) \\ -m(z_G p - v) & -m(z_G q + u) & m(x_G p + y_G q) \\ 0 & -I_{yz} q - I_{xz} p + I_{zz} r & I_{yz} r + I_{xy} p - I_{yy} q \\ I_{yz} q + I_{xz} p - I_{zz} r & 0 & -I_{xz} r - I_{xy} q + I_{xx} p \\ -I_{yz} r - I_{xy} p + I_{yy} q & I_{xx} r + I_{xy} q - I_{xx} p & 0 \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

$\boldsymbol{\tau}$ se define como el vector de fuerzas y momentos resultantes que se generan debido a la activación de los propulsores. Este vector al igual que las matrices \mathbf{M}_{RB} y \mathbf{C}_{RB} se expresa en el sistema coordenado del ROV [3]. Sus componentes se presentan en la ecuación 1.14 y también se pueden observar en la figura 1.3.

$$\boldsymbol{\tau} = \begin{bmatrix} X & Y & Z & K & M & N \end{bmatrix}^T \quad (1.14)$$

Si el cuerpo rígido se maniobra en el agua, como sucede con los vehículos submarinos no tripulados, es necesario tener en cuenta las fuerzas y momentos causados por la presencia del fluido. Estas se agrupan bajo el nombre de fuerzas hidrodinámicas generalizadas y se clasifican en [23]:

Fuerzas inducidas por radiación: son causadas por la inercia del fluido que rodea el vehículo y generan una contribución de masa adicional y un amortiguamiento hidrodinámico.

Fuerzas de restauración: se originan debido a las fuerzas de gravedad y de flotabilidad que actúan sobre el vehículo.

Perturbaciones ambientales: incluyen la corriente oceánica, el viento y las olas generadas por el viento. Sin embargo, en el caso de los vehículos submarinos como los ROV, sólo se tiene en cuenta el efecto causado por la corriente.

Para deducir el modelo dinámico del ROV es necesario incluir las fuerzas hidrodinámicas generalizadas en la ecuación 1.9 asumiendo que las mismas se superponen linealmente [25]. El resultado se presenta en la ecuación 1.15 [26].

$$\mathbf{M}\dot{\boldsymbol{\nu}} + \mathbf{C}(\boldsymbol{\nu})\boldsymbol{\nu} + \mathbf{D}(\boldsymbol{\nu})\boldsymbol{\nu} + \mathbf{g}(\boldsymbol{\eta}) = \boldsymbol{\tau}_c + \boldsymbol{\tau}_{prop} + \boldsymbol{\tau}_{cable} \quad (1.15)$$

donde,

$\mathbf{M} = \mathbf{M}_{RB} + \mathbf{M}_A$	Matriz de inercia y masa adicional.
$\mathbf{C}(\boldsymbol{\nu}) = \mathbf{C}_{RB} + \mathbf{C}_A$	Matriz de fuerzas centrípeta y coriolis, y de masa adicional.
$\mathbf{D}(\boldsymbol{\nu})$	Matriz de amortiguamiento hidrodinámico.
$\mathbf{g}(\boldsymbol{\eta})$	Vector de fuerzas de restauración: gravedad y empuje.
$\boldsymbol{\tau}_c$	Vector de fuerzas y momentos causados por las corrientes oceánicas.
$\boldsymbol{\tau}_{prop}$	Vector de fuerzas y momentos resultantes que actúan sobre el vehículo.
$\boldsymbol{\tau}_{cable}$	Vector de fuerzas y momentos causados por el cable o <i>tether</i> .

Las componentes y propiedades de cada matriz o vector dependen de la geometría del vehículo y de sus parámetros físicos, los cuales se pueden obtener ya sea mediante la teoría de mecánica de fluidos o aplicando técnicas de identificación experimentales [10].


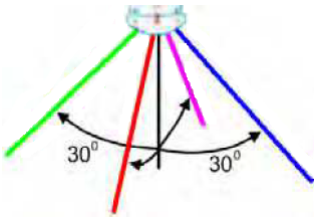
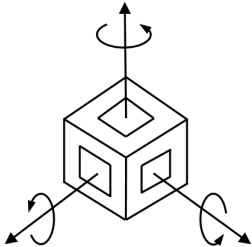
1.3. Técnicas de navegación submarina

La tarea de determinar la posición, orientación, y las velocidades de un ROV respecto a un sistema de referencia se conoce como navegación [27], [23]. A continuación se exponen algunas de las técnicas existentes para lograr este objetivo.

Navegación a estima y navegación inercial libre

La navegación a estima fue uno de los primeros métodos de navegación y por lo tanto fue la técnica más empleada en los primeros prototipos de submarinos. Consiste en medir la velocidad lineal del vehículo y su desviación del norte magnético, para calcular cuánto se ha desplazado el robot desde su punto de partida. Si se integra la velocidad, se determina la nueva posición, y la orientación corresponde a la desviación del norte magnético. Los sensores más utilizados en la navegación a estima son la brújula o compás y el sensor de velocidad basado en el efecto Doppler (DVL, del inglés *Doppler Velocity Log*) [12], [28].

Tabla 1.2: Sensores utilizados en navegación a estima y navegación inercial libre [11], [12]

SENSOR	DESCRIPCIÓN
<p data-bbox="191 296 305 323"><i>Compass</i></p> 	<p data-bbox="602 296 1430 464">Se orienta de acuerdo con el campo magnético de la tierra y es ampliamente usado en vehículos submarinos debido a que su costo no es elevado. Algunas perturbaciones causadas por los sistemas del vehículo o el entorno pueden producir errores significativos en su salida.</p>
<p data-bbox="191 541 456 569"><i>Doppler Velocity Log</i></p> 	<p data-bbox="602 541 1430 821">Comúnmente usa cuatro transmisores-receptores que apuntan hacia abajo y están orientados en direcciones diferentes. Estos dispositivos envían continuamente señales acústicas hacia el piso del mar. A medida que el vehículo se desplaza, la señal que se refleja experimenta un cambio en su frecuencia debido al efecto Doppler, y la diferencia entre la frecuencia de la señal enviada y la recibida se utiliza para calcular la velocidad del submarino en tres dimensiones.</p>
<p data-bbox="191 890 532 917"><i>Inertial Measurement Unit</i></p> 	<p data-bbox="602 890 1430 1178">Está compuesta por un acelerómetro y un giróscopo de tres ejes que se implementan de forma ortogonal al interior del dispositivo. El acelerómetro mide las componentes de aceleración lineal que experimenta el ROV, mientras que el giróscopo detecta la velocidad angular cuando el vehículo realiza un giro. Dentro de cada unidad también se encuentra un procesador que realiza algunas correcciones de acuerdo con los datos de calibración que el usuario asigna.</p>

En la navegación inercial libre, las variables que se miden son la aceleración lineal y la velocidad angular que experimenta el submarino. La integración en el tiempo de la velocidad angular equivale a la orientación del vehículo, y la integración doble de la aceleración permite calcular la posición.

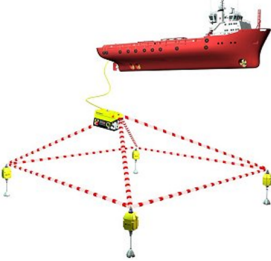


La tabla 1.2 presenta una descripción del funcionamiento de los sensores que posibilitan tanto la navegación a estima como la navegación inercial libre. Estas técnicas se usan con más frecuencia en los ROV de bajo costo o los mini ROV; ejemplo de ello son los trabajos [29], [30], y [31].

La principal desventaja de estas dos estrategias es que en el proceso de integración se origina un error en la salida que crece a medida que transcurre el tiempo de la navegación [32]. Es decir, la diferencia entre la posición, orientación y las velocidades reales, y las cantidades calculadas a partir de las mediciones de los sensores aumenta de forma aproximadamente proporcional con el tiempo.

Navegación acústica

La energía acústica se propaga mejor en el agua que la energía electromagnética y por ello ha sido utilizada en el desarrollo de sistemas de medición submarina.

Tabla 1.3: Sistemas de navegación acústica [13], [14]

SISTEMA	DESCRIPCIÓN
<p data-bbox="191 296 380 323"><i>Long BaseLine</i></p> 	<p data-bbox="602 321 1430 531">Esta compuesto por al menos tres transmisores-receptores que se ubican en el área de operación, y un transmisor-receptor que se implementa en el submarino. Los dispositivos adicionales se pueden instalar en el piso del mar o en boyas en la superficie formando un arreglo geométrico en cada caso. De los tres sistemas acústicos, este es el que ofrece una mayor precisión.</p>
<p data-bbox="191 663 386 690"><i>Short BaseLine</i></p> 	<p data-bbox="602 667 1430 877">Los transmisores-receptores no se ubican en el fondo del mar ni en la superficie, sino en el casco de un barco de acompañamiento. Este sistema proporciona un buen nivel de precisión, su complejidad es menor a la de las implementaciones LBL, pero requiere de sensores adicionales para conocer la posición absoluta del barco respecto a un sistema de referencia.</p>
<p data-bbox="191 945 461 972"><i>Ultra-Short BaseLine</i></p> 	<p data-bbox="602 957 1430 1167">El principio de funcionamiento es similar al de los sistemas SBL, pero la distancia entre los transmisores-receptores que se instalan en el barco es menor. En este caso el sistema mide la diferencia de fase entre las señales que son devueltas al arreglo para calcular la orientación del ROV. De los tres sistemas, los USBL son los más sensibles al ruido y a los errores de calibración.</p>

Esta técnica utiliza un conjunto de transmisores-receptores que se instalan en el área de operación. El vehículo envía un *ping* a cada elemento en una secuencia definida y éstos responden al detectar la señal correspondiente. El tiempo entre el envío de la energía y su respuesta se utiliza para calcular la posición del ROV [33].

Dentro de la navegación acústica se identifican tres sistemas: *Long BaseLine* (LBL), *Short BaseLine* (SBL), y *Ultra-Short BaseLine* (USBL) [13], [14]. La diferencia entre los mismos radica en la forma como se ubican los transmisores-receptores, tal como se explica en la tabla 1.3.

En [34] se presenta la implementación del sistema SBL en el arreglo de sumergibles JASON/MEDEA. Los receptores se instalan en el ROV JASON mientras que el transmisor se implementa en MEDEA. De esta manera, el envío de una señal acústica permite determinar la posición del sistema MEDEA respecto al ROV JASON. Este resultado representa una alternativa para desplazar los transmisores-receptores a medida que el ROV aumenta su profundidad de operación.

Por otro lado, en [35] se muestra una revisión de algunos sistemas USBL comerciales y se propone la técnica USBL invertida, en la que el nodo transmisor se ubica en el fondo del mar. Esto permite la implementación de los sistemas acústicos a profundidades significativas.

Aunque esta clase de navegación suele ser más precisa que la navegación a estima o que la navegación inercial libre, la misma puede aumentar el costo de una misión porque requiere de dispositivos adicionales. Además, es necesario conocer ciertos parámetros importantes tales como el perfil de velocidad del sonido en el agua y la posición absoluta de cada uno de los transmisores-receptores.

Navegación geofísica

La navegación geofísica determina la posición del submarino a partir de ciertas características del entorno que extrae un conjunto de sensores instalados en el cuerpo del vehículo. Estos parámetros, que están relacionados con la batimetría, el campo magnético, y las anomalías gravitacionales, se comparan con un mapa *a priori* de la región, el cual contiene una distribución de tales propiedades [12]. Los sensores más empleados suelen ser el sonar y las cámaras [36].

Esta técnica es la más precisa de todas las estrategias de navegación descritas hasta ahora, pero el costo de implementación también es elevado porque los dispositivos de medición deben asegurar una reconstrucción apropiada del entorno en el caso en el que no se tenga un mapa disponible. En [37] se presenta una discusión más amplia sobre el uso de la navegación geofísica en los vehículos submarinos autónomos (AUV, del inglés *Autonomous Underwater Vehicles*).

Navegación inercial asistida

Las publicaciones más recientes sobre navegación de vehículos operados remotamente muestran una combinación de los métodos descritos anteriormente, siendo la navegación inercial libre la técnica común en todas ellas.

Esta técnica se aborda desde la teoría de fusión de datos en la que las mediciones de una unidad de medición inercial se complementan con la información que proporcionan otros sensores y/o un modelo que describe el movimiento del ROV, mediante un algoritmo de estimación. Las versiones del filtro de Kalman son las más utilizadas para realizar esta tarea, ya que ofrecen salidas aproximadamente óptimas en un sentido estadístico [38].

Según [39] y [40], el filtro de Kalman se puede implementar en realimentación indirecta o directa. En ambas configuraciones las salidas de la IMU se procesan antes de iniciar el filtrado para calcular la posición, orientación, y las velocidades del vehículo, formando así un sistema de navegación inercial (INS, del inglés *Inertial Navigation System*).

Un diagrama de señales de la versión en realimentación indirecta se presenta en la figura 1.4. En este caso, los sensores que conforman el sistema de asistencia proporcionan como salidas la posición, orientación, y las velocidades del ROV. Esta información se sustrae de las salidas del INS para generar un error de observación que constituye la entrada al filtro. Posteriormente, los errores de la navegación se restan de los estados del INS para producir la salida total del sistema.

En la configuración en realimentación directa se utiliza el mismo procedimiento anterior, pero los errores que estima el filtro se utilizan para limitar el crecimiento del error en las salidas del INS, como se muestra en la figura 1.5.

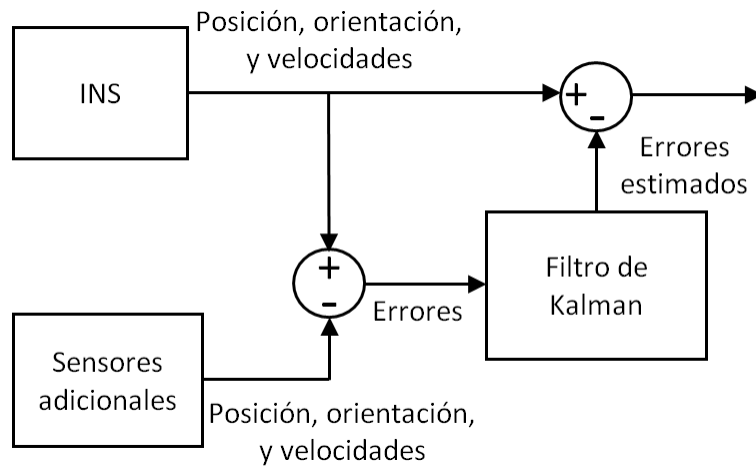


Figura 1.4: Implementación del Filtro de Kalman en realimentación indirecta

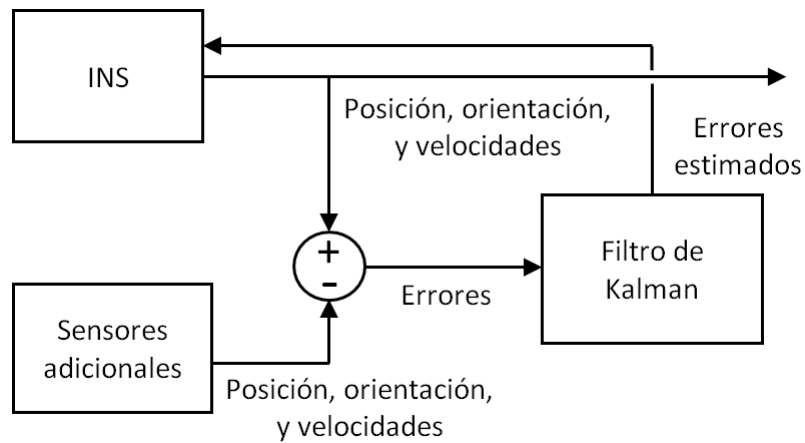


Figura 1.5: Implementación del Filtro de Kalman en realimentación directa

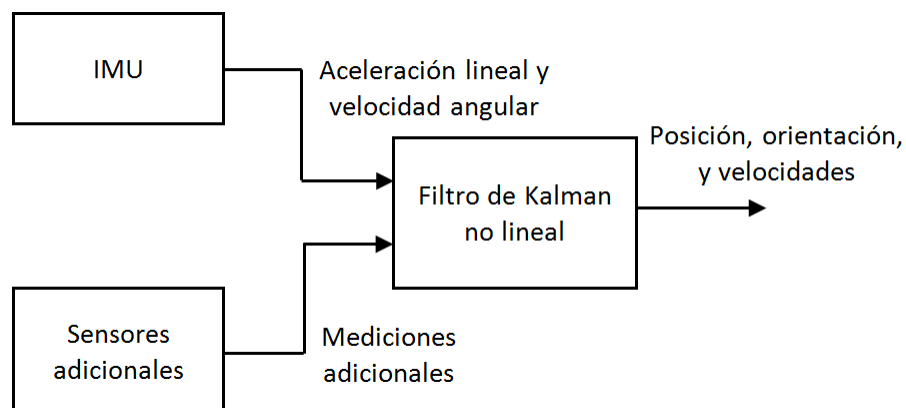


Figura 1.6: Implementación del Filtro de Kalman en configuración directa

La principal característica de las dos realimentaciones mencionadas es que las ecuaciones del filtro de Kalman son lineales y los modelos que se utilizan corresponden a la evolución de los errores de la navegación. Asimismo, estas implementaciones requieren de sensores adicionales no inerciales para poder calcular las entradas del algoritmo.

Por otro lado, si se desean calcular directamente los estados de posición, orientación, y velocidad del ROV, es necesario implementar el filtro de Kalman en la configuración directa de la figura 1.6. En este caso, las ecuaciones que describen los modelos son no lineales y pueden variar de acuerdo con los criterios de diseño y la precisión necesaria.

Un modelo muy usado para el diseño de algoritmos de estimación en vehículos submarinos es aquel que combina la cinemática, dinámica, y mecánica del vehículo. Éste se expresa mediante un conjunto de ecuaciones no lineales a través de las cuales se implementan las versiones EKF (*Extended Kalman Filter*) y UKF (*Unscented Kalman Filter*).

Algunos trabajos en los que se aborda el diseño del EKF para los ROV son [41], [42], [43], y [44]. La revisión de estas publicaciones permite concluir que existe un interés en la investigación del desempeño de los algoritmos de estimación cuando se produce una falla en los sensores adicionales y la navegación depende exclusivamente de los dispositivos inerciales. Esta tendencia también se presenta debido a que la mayoría de la instrumentación no inercial tiene un tamaño significativo en comparación con el de los ROV que se construyen para operaciones en espacios reducidos. Igualmente, la implementación de estos dispositivos adicionales puede elevar el costo de la misión.

Este trabajo de investigación sigue el enfoque del filtro de Kalman extendido para proponer un algoritmo de navegación para un ROV, por lo que la teoría relacionada con su implementación se expone en la sección siguiente.

1.4. Filtro de Kalman para sistemas no lineales

El filtro de Kalman es un conjunto de ecuaciones que permite estimar los estados de un sistema gobernado por una ecuación diferencial lineal, a partir de mediciones ruidosas. Sin embargo, muchos procesos y su relación con las mediciones son no lineales [45]. En estos casos el filtro de Kalman extendido resulta ser una buena opción para la estimación, ya que el mismo introduce el operador Jacobiano para realizar una aproximación lineal de las ecuaciones del sistema respecto a sus estados [11].

En un proceso no lineal descrito como:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \mathbf{w} \quad (1.16)$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \mathbf{v} \quad (1.17)$$

La ecuación 1.16 se conoce como ecuación de propagación y la expresión 1.17 como ecuación de medición [46]. La función no lineal \mathbf{f} representa la rata de cambio del estado \mathbf{x} de acuerdo con la entrada de control \mathbf{u} . Asimismo, la relación de no linealidad entre la medición \mathbf{z} y el estado se modela a través de \mathbf{h} . Las variables aleatorias \mathbf{w} y \mathbf{v} representan el ruido del proceso y de la medición, con distribución de probabilidad normal de media cero y covarianzas \mathbf{Q} y \mathbf{R} respectivamente.

Para realizar la estimación, el EKF ejecuta dos etapas: predicción y actualización. En las expresiones siguientes se utilizará el superíndice $-$ para identificar las variables de la predicción, y el símbolo $+$ para señalar las de la actualización.

Durante la primera etapa, se predicen los valores del estado \mathbf{x} y de la covarianza del error \mathbf{P} . Si se utiliza la regla de integración de Euler, con un tiempo de muestreo de T segundos, las ecuaciones de propagación en forma discreta son [43], [47]:

$$\mathbf{x}_k^- = \mathbf{x}_{k-1}^+ + T \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}^+, \mathbf{u}_k) \quad (1.18)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{P}_{k-1}^+ + \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1}^+ \mathbf{F}_k^T + T^2 \mathbf{Q} \quad (1.19)$$

$$\mathbf{F}_k = \mathbf{I} + T \left. \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)}{\partial \mathbf{x}_k} \right|_{\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1}^+}$$

En la etapa de actualización se calcula la ganancia de Kalman \mathbf{K} para corregir el estado y la covarianza del error a partir de las expresiones [47], [48]:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (1.20)$$

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x} = \mathbf{x}_k^-}$$

$$\mathbf{x}_k^+ = \mathbf{x}_k^- + \mathbf{K}_k [\mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\mathbf{x}_k^-, \mathbf{u}_k)] \quad (1.21)$$

$$\mathbf{P}_k^+ = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_k^- [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k]^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R} \mathbf{K}_k^T \quad (1.22)$$

Las ecuaciones 1.18 a 1.22 hacen parte de un ciclo que se ejecuta desde el instante $k = 1$ al instante $k = N$. La figura 1.7 muestra este procedimiento, donde \mathbf{x}_0^+ y \mathbf{P}_0^+ corresponden a los valores iniciales para el vector de estados y la matriz de covarianza del error, necesarios durante la primera iteración del filtro.

La complejidad del EKF se puede reducir si es posible determinar *offline* las expresiones que hacen parte de \mathbf{F} y \mathbf{H} para luego utilizarlas en la ejecución del filtro. Además, como lo sugiere [48], el filtro siempre debe emplear la forma Joseph de la covarianza del error, tal y como se muestra en la ecuación 1.22, para asegurar que \mathbf{P}_k^+ sea simétrica y positiva definida. El uso de la forma de Joseph evitará la pérdida de dígitos significativos durante la actualización de la covarianza del error debido a errores de redondeo, los cuales puede ocasionar que se generen elementos negativos en la diagonal de \mathbf{P}_k^+ que se interpretarían como incertidumbres negativas [2]. Asimismo, el filtro se debe inicializar con un buen estimado de los estados para evadir posibles divergencias [48].

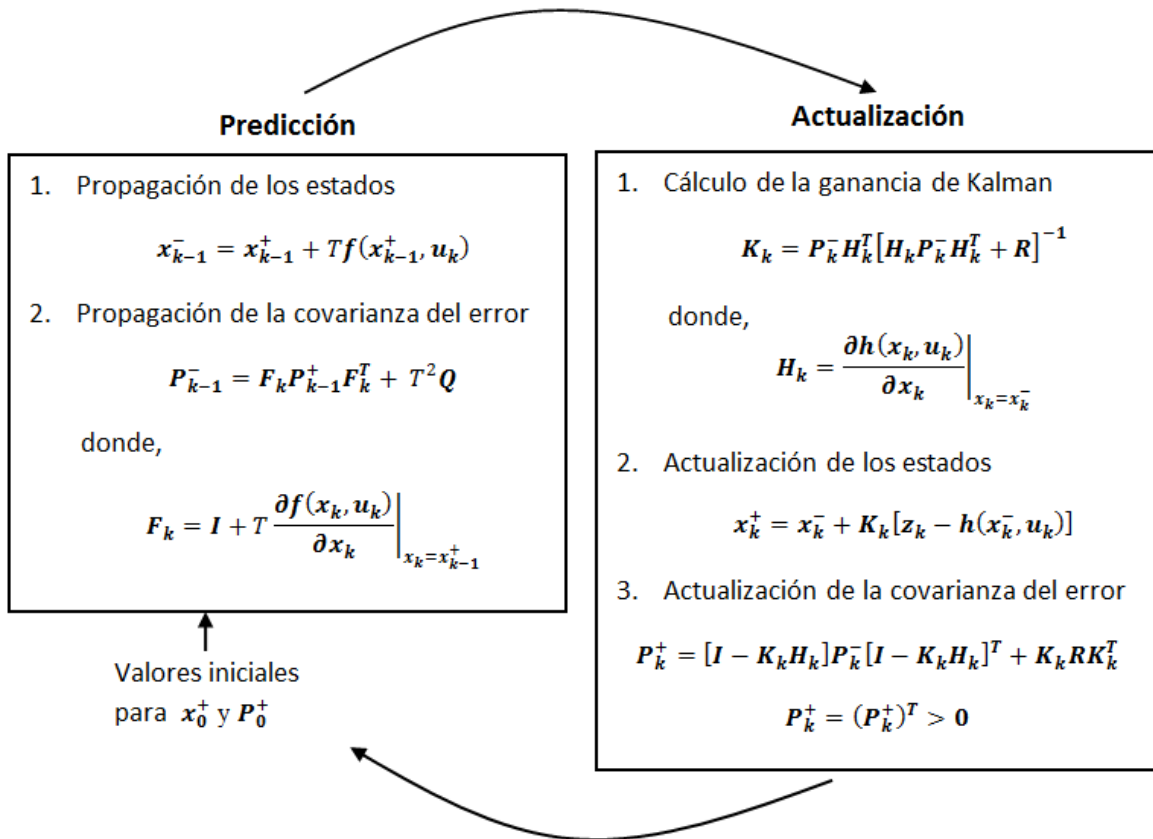


Figura 1.7: Ciclo del filtro de Kalman extendido

1.5. Principios de funcionamiento de los sensores inerciales

En la literatura se clasifican como sensores inerciales a los acelerómetros y giróscopos, debido a que los mismos miden la fuerza específica y la velocidad angular de un cuerpo sin emplear referencias externas [2]. Los acelerómetros basan su funcionamiento en el sistema masa-resorte, mientras que los giróscopos se pueden fabricar utilizando los principios de conservación del momento angular, efecto Coriolis, o efecto *Sagnac*. A continuación se describen brevemente estos principios, ya que la comprensión de los mismos contribuye al análisis de las tecnologías inerciales existentes.

Sistema masa-resorte

Un acelerómetro simple está compuesto por una masa de prueba sujeta al marco del dispositivo mediante dos resortes. De esta manera, la masa se puede mover libremente en un grado de libertad, tal y como se observa en la figura 1.8.

Cuando el sensor se acelera, inicialmente el marco se mueve respecto a la masa, ya que ésta tiende a conservar su posición debido a su inercia [15]. El movimiento experimentado por el dispositivo comprime un resorte y tensa el otro, provocando fuerzas de reacción sobre la masa que hacen que la misma se mueva [2]. El desplazamiento de la masa de prueba, en la dirección del eje de sensibilidad, ofrece una señal proporcional a la fuerza neta que actúa sobre la misma, y con la cual es posible calcular la aceleración [4]. Para mejorar la precisión del dispositivo, la masa se ajusta en los ejes perpendiculares al eje de sensibilidad a través de uniones que amortiguan la oscilación [2].

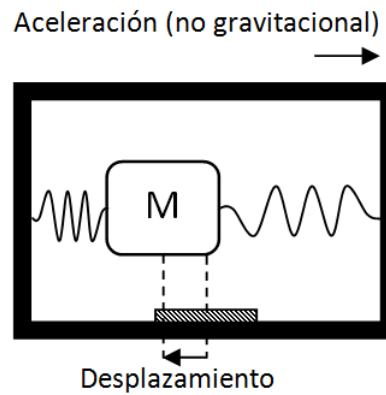


Figura 1.8: Sistema masa-resorte en un acelerómetro simple de un grado de libertad [2]

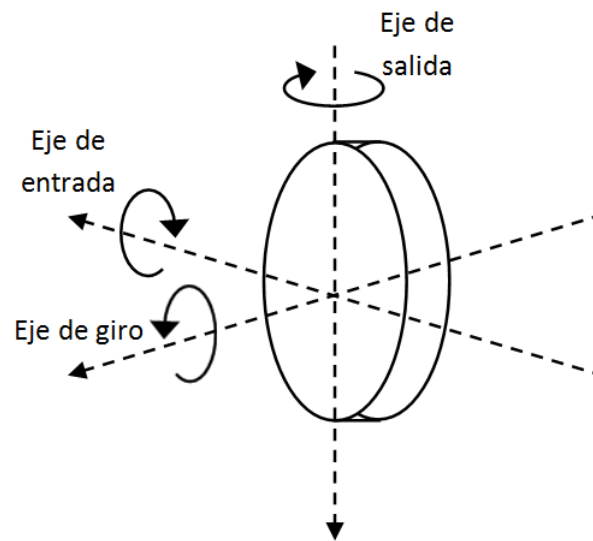


Figura 1.9: Principio de conservación del momento angular y precesión en un cuerpo que gira [2]

Conservación del momento angular

Este principio establece que el momento angular de un cuerpo respecto a un sistema de referencia inercial permanecerá constante, a menos que se produzca un torque en uno de los ejes ortogonales al eje de giro del cuerpo [2].

Lo anterior genera el fenómeno conocido como precesión: cuando el cuerpo se rota alrededor de un eje de entrada perpendicular a su eje de giro, como se muestra en la figura 1.9, se genera una tendencia a la rotación en el eje restante o eje de salida [15].

Efecto Coriolis

Si una masa vibra a lo largo de uno de sus ejes, se produce una velocidad lineal en esa dirección. Adicionalmente, si la masa se rota alrededor de uno de los ejes perpendiculares al eje de vibración, según se indica en la figura 1.10, ésta experimenta una fuerza de aceleración. La magnitud de la velocidad angular aplicada está relacionada con la modificación en el patrón de vibración de la masa debido al movimiento [4].

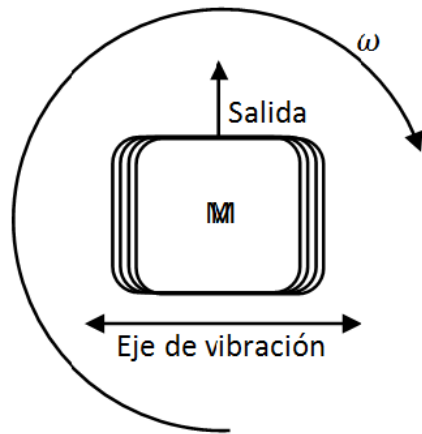


Figura 1.10: Efecto Coriolis en un giroscopio de un grado de libertad [4]

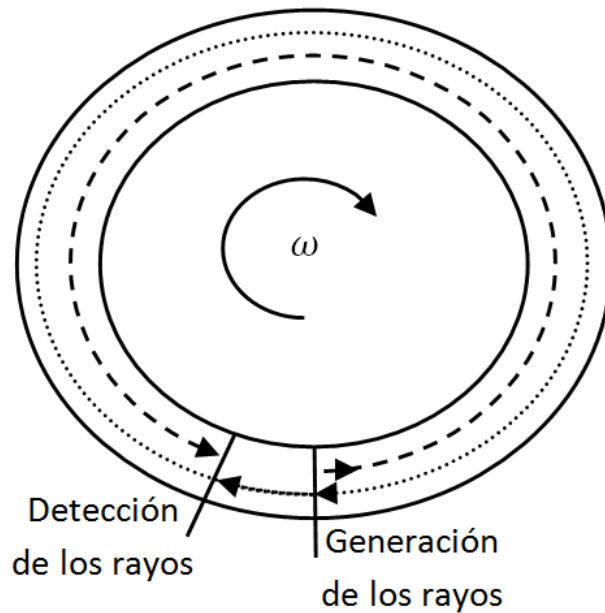


Figura 1.11: Efecto *Sagnac* en una guía de onda [4]

Efecto *Sagnac*

En un camino cerrado por el cual se envían dos haces de luz en direcciones opuestas, la longitud recorrida por ambos rayos es la misma. Sin embargo, si la guía de onda se gira en torno a un eje perpendicular a su plano, el camino que recorre el haz que viaja en el sentido de giro se incrementa, mientras que el camino del rayo en la dirección opuesta se hace más corto. La diferencia entre la longitud del desplazamiento de ambos haces permite determinar la velocidad angular a la cual se giró el sensor [2]. La figura 1.11 muestra este efecto.

Tabla 1.4: Tecnologías para la fabricación de acelerómetros [2], [15]

TECNOLOGÍA	DESCRIPCIÓN
<i>Pendulous</i>	La masa de prueba se une al marco del dispositivo mediante un brazo y una unión que le permiten desplazarse a lo largo del eje de sensibilidad, imitando el movimiento de un péndulo. Un arreglo capacitivo, inductivo, u óptico detecta el desplazamiento del brazo ante una aceleración de entrada, y acciona un dispositivo electromagnético que produce una fuerza en la masa para hacerla regresar a su punto de equilibrio. Esta fuerza se utiliza para determinar la aceleración que experimentó el sensor.
<i>Vibratory</i>	La masa de prueba se sujeta al marco del sensor usando unos soportes que se diseñan para vibrar a su frecuencia de resonancia. Cuando el dispositivo detecta la aceleración, uno de los soportes se comprime, lo cual causa una reducción en su frecuencia de vibración, mientras que la otra unión se tensa, experimentando un aumento en su frecuencia. La diferencia entre las frecuencias de vibración es directamente proporcional a la aceleración.

1.6. Tecnologías inerciales

Actualmente, las tecnologías de fabricación para acelerómetros incluyen la configuración pendular y la vibratoria, pudiéndose implementar ambas a través de construcción mecánica o MEMS, y utilizando el principio de funcionamiento del sistema masa-resorte.

La fabricación de giróscopos, por su parte, ha evolucionado desde los sensores mecánicos basados en una masa que gira, y sobre la cual se aplica el principio de conservación del momento angular, pasando por los dispositivos vibratorios o de efecto Coriolis, de fabricación MEMS, hasta los giróscopos ópticos que se rigen bajo el efecto *Sagnac*.

En las tablas 1.4 y 1.5 se presenta una descripción del funcionamiento de las tecnologías inerciales existentes que han alcanzado una etapa madura de desarrollo y tienen una producción en serie alrededor del mundo, de acuerdo con [49].

1.7. Fuentes de error en los sensores inerciales

Una unidad de medición inercial está compuesta por un acelerómetro y un giróscopo de tres ejes alineados de forma ortogonal para detectar el movimiento de un cuerpo en seis grados de libertad.

La fabricación de una IMU no se restringe a una sola tecnología para las dos clases de sensores que contiene, sino que se puede contruir ya sea con acelerómetros y giróscopos MEMS, o combinando las características de los acelerómetros MEMS con aquellas de los giróscopos ópticos.

Comúnmente, los distribuidores distinguen las IMU según la tecnología que se emplea para la fabricación de los giróscopos, ya que los mismos, al ser usados para determinar la orientación de un cuerpo móvil, representan la mayor fuente de error en los algoritmos de navegación.

Tabla 1.5: Tecnologías para la fabricación de giróscopos [2], [15]

TECNOLOGÍA	DESCRIPCIÓN
<i>Spinning-mass</i>	En este sensor, un rotor gira libremente alrededor de uno de sus ejes. Cuando el giróscopo se gira alrededor del eje de entrada, se genera una tendencia a la rotación en el eje ortogonal de salida debido al fenómeno de precesión. Unos resortes restringen el movimiento del rotor en esta dirección, causando a su vez, un torque sobre el eje de salida. Lo anterior ocasiona que el rotor se balancee sobre su eje de entrada a la misma velocidad angular aplicada al sensor. En algunos dispositivos, los resortes se reemplazan por generadores electromagnéticos de torque.
DTG (<i>Dynamically Tuned Gyro</i>)	Contiene un rotor que se une a un anillo (<i>gimbal</i>) interno mediante uniones flexibles. Asimismo, este anillo se une al eje de un motor mediante otras uniones también flexibles, formando una configuración con dos grados de libertad. Cuando este montaje gira, el anillo gira sin torcer las uniones, solo si el eje de giro del rotor coincide con el eje de giro del motor. En caso contrario, es decir, si el rotor se inclina, el anillo experimenta una vibración debido a que se encuentra unido a ambas partes. Este fenómeno causa que las uniones generen un torque sobre el rotor. Igualmente, la velocidad angular que adquiere el anillo produce un torque dinámico sobre las uniones, lo cual lleva a que la configuración experimente precesión. Si se alcanza una velocidad de giro en el rotor a la cual los torques generados tanto por las uniones como por el anillo se cancelan, es posible medir las desviaciones angulares del rotor y establecer una relación proporcional con el movimiento del giróscopo.
HRG (<i>Hemispherical Resonating Gyro</i>)	Su configuración consta de un cuerpo resonante en forma de hemisferio, un mecanismo generador de ondas, y un dispositivo para registrar el movimiento. Si el cuerpo se hace vibrar a su frecuencia de resonancia y posteriormente se gira alrededor de un eje ortogonal al plano que contiene el movimiento vibratorio, el patrón de vibración se modifica debido a la aceleración Coriolis. La amplitud del desplazamiento del patrón es directamente proporcional a la rotación aplicada.
RLG (<i>Ring Laser Gyro</i>)	Está formado por tres espejos que forman un camino cerrado de luz dentro de una cavidad láser. Dos rayos se envían en direcciones opuestas por este camino para que se genere el efecto <i>Sagnac</i> una vez se gira el sensor. El movimiento se mide debido a que uno de los espejos permite la transmisión parcial de cada rayo hacia un detector, en el cual se combinan para formar un patrón de interferencia. Este patrón está relacionado con la velocidad angular experimentada por el dispositivo.
FOG (<i>Fiber Optic Gyro</i>)	Una fuente de luz genera un rayo que se divide en dos y los haces resultantes se envían en direcciones opuestas a lo largo de una bobina de fibra óptica. Cuando el sensor se gira se produce el efecto <i>Sagnac</i> . La diferencia de fase de los rayos está relacionada con la velocidad angular del sensor.

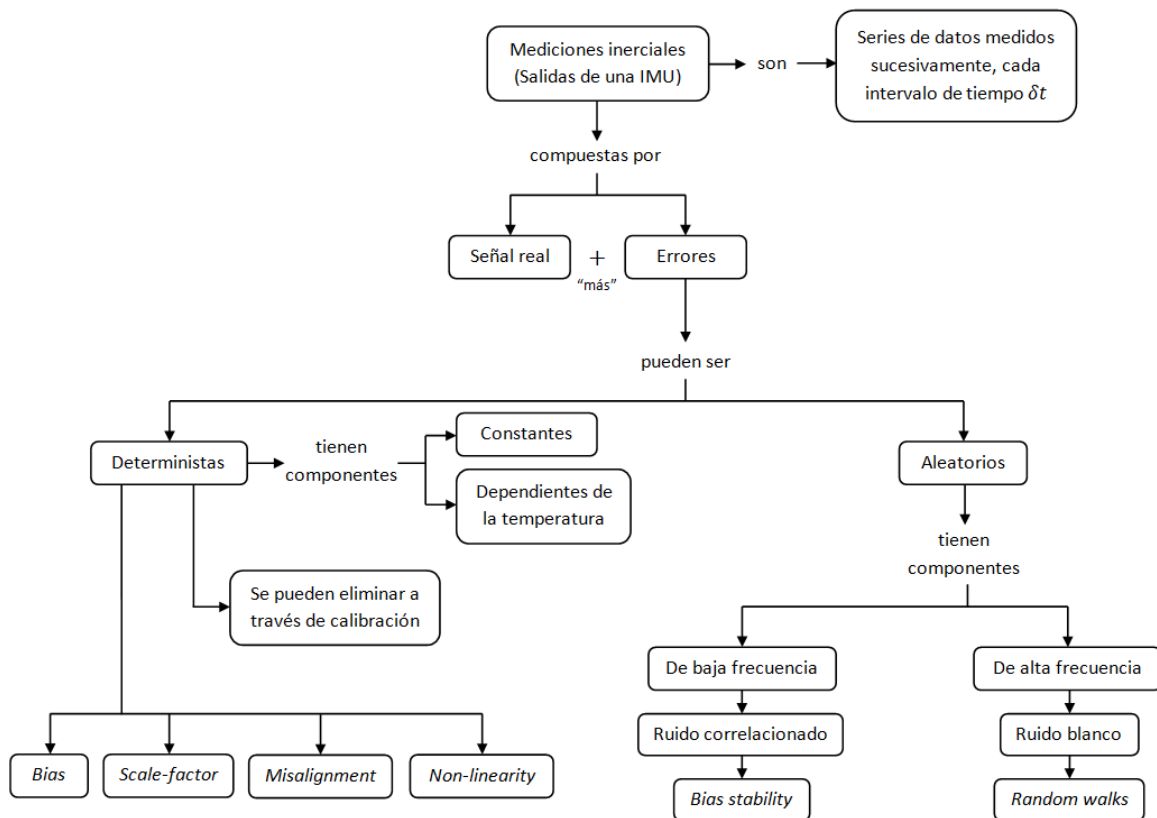


Figura 1.12: Descripción conceptual de las mediciones inerciales [5]

El mapa conceptual de la figura 1.12 describe de forma general las mediciones inerciales, donde se observa que los errores presentes en estas señales se pueden clasificar en errores deterministas y errores aleatorios. Estos últimos afectan significativamente el desempeño de un sensor inercial debido a que no pueden ser eliminados completamente de las salidas del dispositivo, y por ello deberían ser incluidos en el modelo de medición para mejorar la navegación del sistema.

Bias

El *bias* en un acelerómetro o giróscopo hace referencia a la salida del sensor cuando el mismo se encuentra en reposo. Si la IMU no se acelera o gira se espera que sus salidas sean cero. Sin embargo, los cambios en algunas propiedades físicas como presión, temperatura, o altura, o cambios a nivel interno en la fabricación del sensor, pueden inducir una desviación del cero en la salida del dispositivo [50].

Esta especificación se puede presentar en las hojas de datos bajo los nombres *fixed bias*, *g-independent bias*, o *turn-on bias* [2]. Si la unidad inercial no se calibra previamente a su puesta en funcionamiento, la acumulación del error causado por este parámetro genera lo que se conoce en la literatura como *drift* [50].

Scale-factor

Los errores asociados al factor de escala se relacionan con los cambios en la sensibilidad de la unidad inercial, es decir, la variación en la salida debido a la variación en la entrada [2].

Tanto para los acelerómetros como para los giróscopos, el error en el factor de escala se especifica en partes por millón (ppm) o mediante un porcentaje [15]. Por ejemplo, un giróscopo con un factor de escala de 300 ppm, lo cual es equivalente a 0,03 %, generará un error en la orientación de aproximadamente 0,1 grados después de una revolución [51].

Esta cantidad es directamente proporcional a la aceleración lineal o velocidad angular que experimenta el sensor en sus ejes [2]. Por ello, las unidades inerciales con un rango dinámico amplio presentan errores de factor de escala más significativos.

Misalignment

Cuando una unidad de medición inercial se instala en un cuerpo, se busca que los ejes de sensibilidad de la IMU coincidan con los ejes del sistema de referencia del objeto, con el fin de simplificar el modelo que describe el movimiento. Sin embargo, algunas limitaciones en la fabricación de las unidades inerciales causan que los ejes de sensibilidad del acelerómetro y del giróscopo no estén perfectamente alineados de forma ortogonal entre sí, generando errores de acoplamiento que repercuten en la navegación [2]. Estos errores hacen que se produzca una salida en todos los ejes de la IMU, aún cuando el movimiento ocurre en un solo grado de libertad.

El desalineamiento se especifica en las hojas de datos en unidades de miliradianes, ya que representa una desviación angular en la ortogonalidad de los ejes [52]. Algunos fabricantes también presentan factores de acoplamiento que corresponden al seno del desalineamiento [2].

Non-linearity

La no linealidad en un sensor inercial, como su nombre lo indica, expresa el cambio en la relación lineal que existe entre la entrada y la salida del instrumento. No debe confundirse con el error en el factor de escala, ya que éste es un cambio en la pendiente de esta relación lineal. Esta fuente de error se presenta como un porcentaje del rango dinámico del acelerómetro o giróscopo [53].

Bias stability/instability

Estas especificaciones describen la forma en la que el *bias* del sensor cambia en un periodo debido al ruido de baja frecuencia o ruido *flicker* [4].

El *bias stability*, *bias repeatability*, o *run-to-run bias* representa la variación que experimenta el *bias* cada vez que el dispositivo se energiza, mientras que el *bias instability* o *in-run bias* indica el cambio en el *bias* durante el tiempo que el sensor se encuentra en funcionamiento [2], [52].

Al ser variables aleatorias, estas fuentes de error se especifican como valores de 1σ . En el caso de la inestabilidad, el parámetro podría estar acompañado de un tiempo que se interpreta como el periodo en el cual el *bias* se asume constante, o en otras palabras, el tiempo que transcurre antes de que el *bias* cambie su valor.

De acuerdo con la literatura, el desempeño de una IMU depende en gran medida de la especificación *bias instability* del giróscopo. Si esta fuente de error es pequeña los errores en la posición y orientación del cuerpo también serán pequeños [5].

Random Walks

Todos los sensores, independientemente de la tecnología de fabricación, incluyen ruido de alta frecuencia en las mediciones. En los dispositivos inerciales, la influencia del ruido blanco se especifica comúnmente bajo el nombre de *Angle Random Walk* en los giróscopos, y *Velocity Random Walk* en los acelerómetros.

Un camino aleatorio es un concepto estadístico que se utiliza para describir una situación en la que la salida de un sistema depende de una serie de pasos aleatorios no correlacionados. Si una medición inercial se ingresa a un algoritmo de integración para determinar ya sea un ángulo o una velocidad lineal, la salida de este sistema será un camino aleatorio en el cual los pasos dependen del ruido blanco inherente a la IMU. Por ejemplo, si se integra la velocidad angular, el ruido de esta señal causará que en algunos instantes el ángulo calculado aumente, lo que se asemeja a dar un paso hacia adelante, y en otros momentos disminuya, simulando un paso hacia atrás. Si la integración se repite un número finito de veces, la distribución de probabilidad de este camino aleatorio se semejará a una distribución normal en la que la desviación estándar crecerá proporcionalmente con la raíz cuadrada del tiempo de integración δt [54].

De acuerdo con lo anterior, las especificaciones *Angle Random Walk* y *Velocity Random Walk* no son una medida directa de la varianza del ruido blanco presente en el sensor, pero contando con estos errores es posible calcular la desviación estándar del ruido a través de la ecuación 1.23, en la que se relacionan ambos conceptos [4].

$$\sigma = \frac{RW}{\sqrt{\delta t}} \quad (1.23)$$

Algunos fabricantes pueden proporcionar la raíz cuadrada de la densidad espectral de potencia en lugar del camino aleatorio como especificación del ruido inherente al sensor. En este caso, se pueden utilizar las ecuaciones 1.24 y 1.25 para calcular los parámetros *ARW* y *VRW* respectivamente.

$$ARW \left(\text{deg}/\sqrt{\text{h}} \right) = 60 PSD \left(\text{deg}/\text{s}/\sqrt{\text{Hz}} \right) \quad (1.24)$$

$$VRW \left(\text{m}/\text{s}/\sqrt{\text{h}} \right) = 60 PSD \left(\text{g}/\sqrt{\text{Hz}} \right) \quad (1.25)$$

Capítulo 2

MODELADO DE UN ROV

2.1. Introducción

El primer objetivo específico de este trabajo de investigación consiste en estimar la posición y orientación de un ROV mediante la técnica de navegación inercial asistida. Para ello, es necesario definir un algoritmo que realice la estimación a partir de las mediciones de aceleración lineal y velocidad angular que ofrecerían un acelerómetro de tres ejes y un giróscopo de tres ejes alineados de forma ortogonal en el cuerpo del vehículo.

Como en el momento del desarrollo de este trabajo el grupo de investigación CEMOS no contaba con un ROV, no fue posible realizar una implementación física de los sensores mencionados. En su lugar, se simuló la evolución de las variables inerciales utilizando un modelo paramétrico que incluye la dinámica y cinemática del vehículo. La simulación se implementó en Matlab/Simulink y los parámetros del modelo se adoptaron de la literatura para el mini/micro ROV VideoRay Pro 3.

En este capítulo se presentan las simplificaciones realizadas al modelo general de un ROV de acuerdo con las características del VideoRay Pro 3, y se muestra su implementación a nivel de simulación junto con algunos resultados de interés.

2.2. Modelo general del VideoRay Pro 3

El VideoRay Pro 3 es la tercera versión de un mini/micro ROV fabricado por VideoRay¹. Ha sido utilizado por investigadores alrededor del mundo para desarrollar y verificar estrategias de control [55], algoritmos de estimación de estados y parámetros [56], y módulos que permiten transformar un ROV en un vehículo autónomo [57], entre otros trabajos.

Este submarino sólo tiene tres propulsores: dos horizontales y uno vertical. Debido a esto, sus grados de libertad controlables se reducen a tres: *surge*, *heave* y *yaw*. Se puede maniobrar en agua de mar o agua dulce, alcanza una profundidad máxima de 152 m y una velocidad de 2,5 nudos o 1,286 m/s [58].

El modelo cinemático del VideoRay Pro 3 coincide con la ecuación 1.5, y las matrices y vectores que conforman su modelo dinámico se simplifican de acuerdo con los supuestos que se exponen en las subsecciones siguientes. En el simulador no se incluyó el efecto de las perturbaciones generadas por el cable y la corriente oceánica, por lo que el vector de fuerzas y momentos resultantes se definirá como τ de aquí en adelante. Los parámetros del modelo se adoptaron del trabajo publicado por Wang y Clark [59], y se reproducen en el apéndice A.

¹ <http://www.videoray.com/>

Matriz de masa total

Cuando el ROV comienza a moverse en el agua, este fluido produce una inercia adicional que el vehículo experimenta como una fuerza de reacción opuesta en magnitud y dirección a su aceleración. Este efecto se conoce como contribución de masa adicional y es una función de la geometría en la superficie del ROV [23].

Como el robot tiene seis grados de libertad posibles (6 DOF), la contribución de masa adicional se representa mediante una matriz cuadrada de 36 elementos que describen la fuerza hidrodinámica que se genera en cierta dirección, debido a una aceleración en la misma dirección. Por ejemplo, en la ecuación 2.1, $X_{\dot{u}}$ es la contribución de masa adicional en *surge* cuando el ROV experimenta una aceleración lineal en esa dirección [23]. La fuerza hidrodinámica es la derivada parcial de la fuerza resultante X respecto a \dot{u} .

$$X_{\dot{u}} = \frac{\partial X}{\partial \dot{u}} \quad (2.1)$$

Para modelar el VideoRay Pro 3 se asume que su centro de gravedad coincide con el origen de su sistema de referencia, se presenta simetría con respecto a los tres planos $x - y$, $x - z$ y $y - z$, y su diseño sólo permite realizar maniobras a velocidad baja [59]. Teniendo en cuenta estos supuestos, la matriz de masa e inercia, y la matriz de masa adicional se simplifican a las expresiones de las ecuaciones 2.2 y 2.3. La matriz de masa total para este ROV es diagonal y se presenta en la ecuación 2.4. Adicionalmente, \mathbf{M} debe ser simétrica y positiva definida, por lo que para vehículos completamente sumergidos se debe cumplir que las derivadas hidrodinámicas sean positivas; esto es, $\mathbf{M}_{ij} > 0$ [3].

$$\mathbf{M}_{\mathbf{RB}} = \text{diag} \left\{ m \quad m \quad m \quad I_{xx} \quad I_{yy} \quad I_{zz} \right\} \quad (2.2)$$

$$\mathbf{M}_{\mathbf{A}} = -\text{diag} \left\{ X_{\dot{u}} \quad Y_{\dot{v}} \quad Z_{\dot{w}} \quad K_{\dot{p}} \quad M_{\dot{q}} \quad N_{\dot{r}} \right\} \quad (2.3)$$

$$\mathbf{M} = \mathbf{M}_{\mathbf{RB}} + \mathbf{M}_{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} m - X_{\dot{u}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m - Y_{\dot{v}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m - Z_{\dot{w}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_{xx} - K_{\dot{p}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_{yy} - M_{\dot{q}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I_{zz} - N_{\dot{r}} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Matriz de fuerzas centrípeta y Coriolis

La inercia del fluido que rodea el ROV también causa una contribución a las fuerzas centrípeta y coriolis experimentadas por el vehículo, y que se describe como una matriz $\mathbf{C}_{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\nu}) \in \mathfrak{R}^{6 \times 6}$ [23]. Manteniendo las características de simetría y diseño mencionadas en la subsección previa, las matrices $\mathbf{C}_{\mathbf{RB}}(\boldsymbol{\nu})$ y $\mathbf{C}_{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\nu})$ se simplifican a las expresiones de las ecuaciones 2.5 y 2.6 respectivamente. De esta manera, la matriz de fuerzas centrípeta y coriolis que incluye la contribución de masa adicional en el caso del VideoRay Pro 3 está dada por la ecuación 2.7 [55].

$$\mathbf{C}_{\text{RB}}(\boldsymbol{\nu}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & mw & -mv \\ 0 & 0 & 0 & -mw & 0 & mu \\ 0 & 0 & 0 & mv & -mu & 0 \\ 0 & mw & -mv & 0 & I_{zz}r & -I_{yy}q \\ -mw & 0 & mu & -I_{zz}r & 0 & I_{xx}p \\ mv & -mu & 0 & I_{yy}q & -I_{xx}p & 0 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

$$\mathbf{C}_{\text{A}}(\boldsymbol{\nu}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & -Z_{\dot{w}}w & Y_{\dot{v}}v \\ 0 & 0 & 0 & Z_{\dot{w}}w & 0 & -X_{\dot{u}}u \\ 0 & 0 & 0 & Y_{\dot{v}}v & X_{\dot{u}}u & 0 \\ 0 & -Z_{\dot{w}}w & Y_{\dot{v}}v & 0 & -N_{\dot{r}}r & M_{\dot{q}}q \\ Z_{\dot{w}}w & 0 & -X_{\dot{u}}u & N_{\dot{r}}r & 0 & -K_{\dot{p}}p \\ -Y_{\dot{v}}v & X_{\dot{u}}u & 0 & -M_{\dot{q}}q & K_{\dot{p}}p & 0 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

$$\mathbf{C}(\boldsymbol{\nu}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & mw - Z_{\dot{w}}w & -mv + Y_{\dot{v}}v \\ 0 & 0 & 0 & -mw + Z_{\dot{w}}w & 0 & mu - X_{\dot{u}}u \\ 0 & 0 & 0 & mv - Y_{\dot{v}}v & -mu + X_{\dot{u}}u & 0 \\ 0 & mw - Z_{\dot{w}}w & -mv + Y_{\dot{v}}v & 0 & I_{zz}r - N_{\dot{r}}r & -I_{yy}q + M_{\dot{q}}q \\ -mw + Z_{\dot{w}}w & 0 & mu - X_{\dot{u}}u & -I_{zz}r + N_{\dot{r}}r & 0 & I_{xx}p - K_{\dot{p}}p \\ mv - Y_{\dot{v}}v & -mu + X_{\dot{u}}u & 0 & I_{yy}q - M_{\dot{q}}q & -I_{xx}p + K_{\dot{p}}p & 0 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Matriz de amortiguamiento hidrodinámico

El amortiguamiento hidrodinámico en los ROV es causado principalmente por la viscosidad del fluido que rodea el vehículo, la cual genera fuerzas de flotabilidad y oposición al avance. Estas se agrupan en una matriz de términos lineales y cuadráticos que se puede simplificar al considerar la simetría respecto a los tres planos y el desplazamiento del vehículo a velocidad baja [25].

En el caso del VideoRay Pro 3, la ecuación 2.8 corresponde a la matriz de términos lineales mientras que la ecuación 2.9 reúne las componentes cuadráticas. Así, la matriz de amortiguamiento hidrodinámico está compuesta por la suma de estas dos matrices, tal y como se muestra en la ecuación 2.10. Esta matriz también debería ser positiva definida, por lo que $\mathbf{D}(\boldsymbol{\nu})_{ij} > 0$ [25].

$$\mathbf{D}_{\text{lin}} = - \begin{bmatrix} X_u & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_v & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_w & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_p & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_q & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & N_r \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

$$\mathbf{D}_{\text{quad}}(\boldsymbol{\nu}) = - \begin{bmatrix} X_{u|u}|u| & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_{v|v}|v| & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_{w|w}|w| & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{p|p}|p| & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_{q|q}|q| & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & N_{r|r}|r| \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

$$\mathbf{D}(\boldsymbol{\nu}) = - \begin{bmatrix} X_u + X_{u|u}|u| & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_v + Y_{v|v}|v| & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_w + Z_{w|w}|w| & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_p + K_{p|p}|p| & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_q + M_{q|q}|q| & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & N_r + N_{r|r}|r| \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Vector de fuerzas de gravedad y empuje

Cuando un cuerpo se sumerge en un fluido se debe tener en cuenta el efecto de la fuerza de gravedad y de la flotabilidad. La primera actúa sobre el centro de gravedad del vehículo, definido en la ecuación 1.11, y la segunda sobre el centro de flotabilidad expresado mediante el vector de la ecuación 2.11 [27]. El vector de fuerzas y momentos debido a la gravedad y flotabilidad, en el sistema coordenado del ROV, se presenta en la ecuación 2.12.

$$\mathbf{r}_B = \begin{bmatrix} x_B & y_B & z_B \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\eta}) = \begin{bmatrix} (W - B) \sin \theta \\ -(W - B) \cos \theta \sin \phi \\ -(W - B) \cos \theta \cos \phi \\ -(y_G W - y_B B) \cos \theta \cos \phi + (z_G W - z_B B) \cos \theta \sin \phi \\ (z_G W - z_B B) \sin \theta + (x_G W - x_B B) \cos \theta \cos \phi \\ (x_G W - x_B B) \cos \theta \sin \phi - (y_G W - y_B B) \sin \theta \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

donde,

W Peso del vehículo en Newtons.

B Flotabilidad (Empuje) del vehículo en Newtons.

Vector de fuerzas y momentos resultantes

Como se mencionó anteriormente, las fuerzas y momentos de la ecuación 1.14 se generan por la activación de los propulsores del ROV. Para calcular cada componente de este vector, es necesario utilizar el modelo de primer orden de las ecuaciones 2.13 y 2.14. El estado es la velocidad angular del propulsor, n , y la entrada de control es el torque del motor, Q . Las variables β , α , y C_T representan las constantes de los actuadores [60].

$$\dot{n} = \beta Q - \alpha n|n| \quad (2.13)$$

$$T = C_T n|n| \quad (2.14)$$

En el modelado de los propulsores del VideoRay Pro 3 se desprecia la dinámica de la ecuación 2.13 ya que la misma es mucho más rápida que la dinámica del vehículo [59]. Así, partiendo de la relación 2.14 el vector de fuerzas y momentos resultantes se calcula mediante:

$$\boldsymbol{\tau} = \begin{cases} \mathbf{TC}^+ \mathbf{u} & \text{si } n > 0, \\ \mathbf{TC}^- \mathbf{u} & \text{si } n < 0 \end{cases} \quad (2.15)$$

\mathbf{T} es la matriz de configuración de los actuadores; \mathbf{C}^+ y $\mathbf{C}^- \in \mathfrak{R}^{3 \times 3}$ son matrices diagonales que contienen los coeficientes que describen la dinámica de los propulsores, y $\mathbf{u} \in \mathfrak{R}^3$ es el vector que reúne las velocidades angulares al cuadrado de cada actuador $n_i|n_i|$; $i = 1, 2, 3$.

Para el VideoRay Pro 3, \mathbf{T} tiene seis filas que representan los seis grados de libertad posibles para un cuerpo rígido: *surge*, *sway*, *heave*, *roll*, *pitch* y *yaw*, y tres columnas que coinciden con el número de propulsores. Las componentes de esta matriz dependen de la fuerza necesaria para iniciar el movimiento en los grados de libertad controlables y de la orientación de cada actuador respecto al centro de gravedad del ROV [26].

En el caso del VideoRay Pro 3, para generar un desplazamiento en *surge*, se requieren las fuerzas ejercidas por los propulsores horizontales; el movimiento en *heave* se logra gracias a la fuerza ejercida por el propulsor vertical, y la rotación en *yaw* se produce mediante la fuerza diferencial de los actuadores de babor y estribor [55]. Las condiciones de los movimientos anteriores llevan a la formulación de la matriz \mathbf{T} de la ecuación 2.16 donde la cantidad $\frac{d}{2}$ representa la distancia desde el centro de gravedad del vehículo hasta el centro de cada actuador horizontal.

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ \frac{d}{2} & -\frac{d}{2} & 0 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

2.3. Implementación en Matlab/Simulink

Para simular el comportamiento del VideoRay Pro 3 se utilizó Matlab/Simulink junto con la herramienta de diseño y análisis para vehículos operados remotamente (RDA, del inglés *ROV Design and Analysis*), desarrollada por el centro de investigación en robótica de la Universidad Tecnológica en Nanyang [61], y la cual está disponible en la página web *Matlab central*. El diagrama de bloques que se construyó para la simulación se presenta en la figura 2.1.

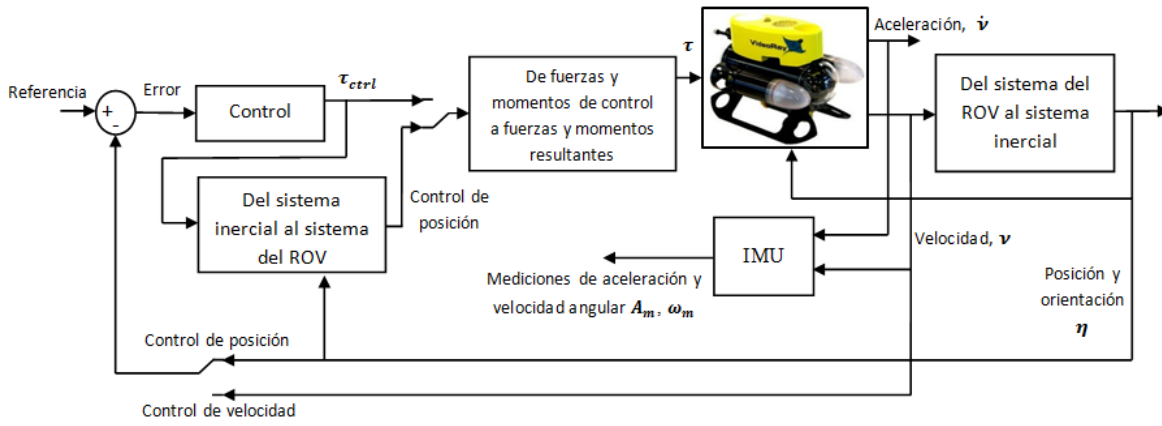


Figura 2.1: Diagrama de bloques en lazo cerrado para simular el comportamiento del VideoRay Pro 3

Entrada de referencia

La referencia del simulador puede ser el vector de velocidades deseadas, \mathbf{v}_d , o el vector de la posición y orientación deseadas, $\boldsymbol{\eta}_d$. En cada caso, solo se especifican las componentes de *surge*, *heave*, y *yaw*, ya que el VideoRay Pro 3 solo es controlable en estos grados de libertad.

Controlador

Este bloque toma las señales de error y mediante una configuración PID para cada grado de libertad controlable, calcula el vector de fuerzas y momentos de control $\boldsymbol{\tau}_{ctrl}$. Es decir, el simulador genera las fuerzas de control para *surge* y *heave*, y el momento en *yaw*. Las posiciones restantes de $\boldsymbol{\tau}_{ctrl}$ corresponden a las señales de error de entrada al subsistema. Cabe resaltar que este controlador no está sintonizado ya que para observar el comportamiento de los estados del ROV no es fundamental que los mismos sigan la referencia.

Cálculo del vector de fuerzas y momentos resultantes

Cuando se aborda la teoría de control, resulta de interés encontrar la variable \mathbf{u} o la velocidad del propulsor n_i a partir de las fuerzas y momentos de control [26]. Por ello, se incluyeron los bloques que transforman este vector en $\boldsymbol{\tau}$ a través de las ecuaciones 2.17 y 2.15. En la implementación también se tuvo en cuenta la saturación de los propulsores cuando n está por fuera del rango ± 150 de acuerdo con [55].

$$\mathbf{u} = n|n| = \mathbf{T}^{-1}\mathbf{C}^{-1}\boldsymbol{\tau}_{ctrl} \quad (2.17)$$

Dinámica del ROV

Al interior del subsistema que se representa con la imagen del VideoRay Pro 3 se encuentran los bloques que modelan la ecuación dinámica 1.15. Como salidas de esta etapa se tienen el vector de aceleración $\dot{\mathbf{v}}$, y el vector de velocidades \mathbf{v} , expresados en el marco de referencia del vehículo. Si el simulador se configura para realizar control de lazo cerrado de la velocidad (*manual-cruise*), \mathbf{v} se utiliza como realimentación.

Transformación entre sistemas de referencia

El modelo cinemático de la ecuación 1.5 se utiliza para transformar el vector de velocidad, expresado en el sistema coordenado del ROV, en la velocidad inercial $\dot{\boldsymbol{\eta}}$ a partir de la cual se calcula el vector de posición y orientación por integración.

Si se desea controlar las componentes de $\boldsymbol{\eta}$ (*station-keeping*), entonces éste se usa como realimentación y las acciones de control calculadas en el sistema inercial se transforman al sistema del vehiculo mediante la inversa de la matriz de rotación $\mathbf{J}_1(\boldsymbol{\eta})$.

Unidad de medición inercial

Al interior de este subsistema se calculan las variables de aceleración lineal y velocidad angular que registra una unidad de medición inercial instalada en el cuerpo del ROV. El modelado de estas señales se realiza de acuerdo con las ecuaciones 2.18 y 2.19.

$$\mathbf{A}_m = \mathbf{R}\mathbf{g} - \mathbf{A}_B + \mathbf{v}_{\text{acel}} \quad (2.18)$$

$$\boldsymbol{\omega}_m = \boldsymbol{\omega}_B + \mathbf{v}_{\text{giro}} \quad (2.19)$$

En la ecuación 2.18 $\mathbf{R}\mathbf{g}$ es el vector de gravedad expresado en el sistema coordenado del vehículo; \mathbf{A}_B es el vector de aceleración lineal, cuyas componentes se extraen de $\dot{\boldsymbol{\nu}}$, y \mathbf{v}_{acel} representa ruido blanco con distribución Gaussiana. Igualmente, en la ecuación 2.19, $\boldsymbol{\omega}_B$ es el vector de velocidad angular, cuyas componentes se extraen de $\boldsymbol{\nu}$, y \mathbf{v}_{giro} es ruido blanco.

El vector $\mathbf{R}\mathbf{g}$ se obtiene al asumir que el acelerómetro indica una medición de $+1g$ cuando el mismo está en reposo y su eje z está alineado con el campo gravitacional terrestre [62]. \mathbf{g} corresponde al vector inercial de gravedad, con constante gravitacional $g = 9,81 \text{ m/s}^2$, y \mathbf{R} es la matriz de rotación que permite realizar la transformación al sistema de referencia del ROV. Las ecuaciones 2.20 y 2.21 muestran el resultado.

$$\mathbf{R}\mathbf{g} = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \psi & \cos \theta \sin \psi & -\sin \theta \\ (-\cos \phi \sin \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi) & (\cos \phi \cos \psi + \sin \phi \sin \theta \sin \psi) & \cos \theta \sin \psi \\ (\sin \phi \sin \psi + \cos \phi \sin \theta \cos \psi) & (\sin \phi \cos \psi + \cos \phi \sin \theta \sin \psi) & \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

$$\mathbf{R}\mathbf{g} = \begin{bmatrix} -g \sin \theta \\ g \cos \theta \sin \psi \\ g \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

2.4. Resultados de simulación

Para verificar si el sistema construido puede simular los estados del ROV adecuadamente, se realizó una prueba inicial imitando las condiciones aplicadas por Wang y Clark [59] a su modelo.

El lazo de la figura 2.1 se abrió para aplicar directamente una señal \mathbf{u} con $n = 60$. Es decir, se ajustó una velocidad angular de 60 rad/s a cada propulsor horizontal. El resultado se muestra en la figura 2.2.

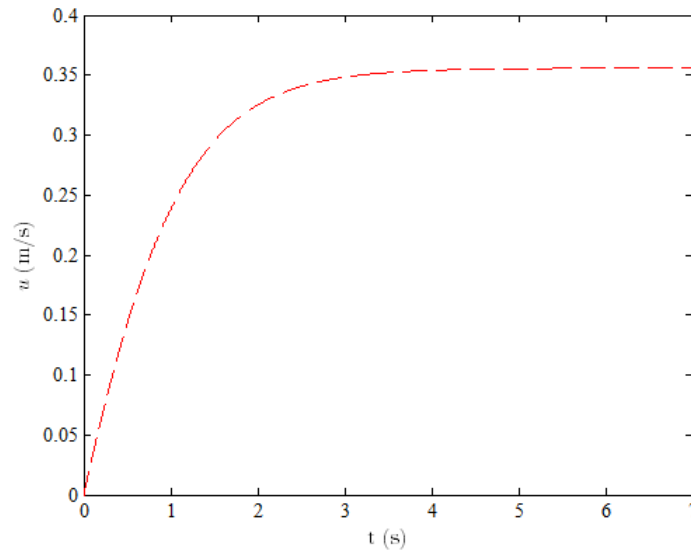


Figura 2.2: Velocidad en *surge* del ROV ante una entrada $\mathbf{u} = n|n|$ con $n = 60$ rad/s

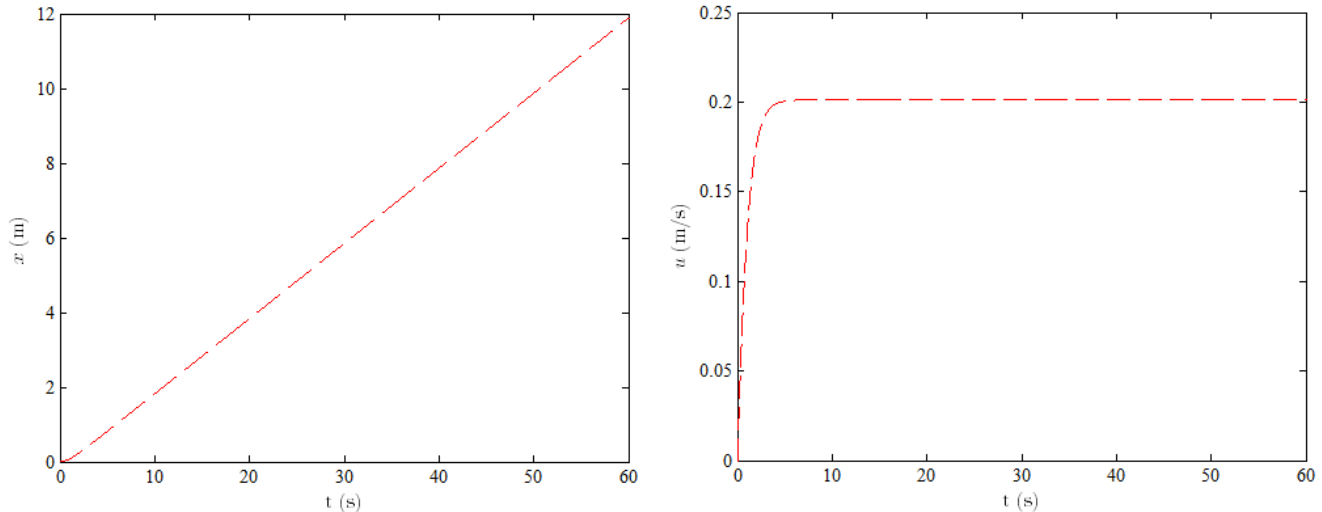


Figura 2.3: Posición y velocidad en *surge* del ROV ante una velocidad de referencia $\mathbf{v}_d = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$

Como se puede observar, el VideoRay Pro 3 alcanza una velocidad en *surge* de 0,36 m/s. Este valor es 0,11 m/s menor que los 0,47 m/s medidos por Wang y Clark durante una prueba realizada en una piscina, y 0,15 m/s menor que la velocidad de 0,51 m/s obtenida con su simulación. Adicionalmente, se analizaron otros parámetros de la respuesta en lazo abierto del sistema. Por ejemplo, se verificó que la salida de velocidad lineal presenta una tendencia sobreamortiguada con un tiempo de establecimiento aproximado de 5 segundos, lo cual se asemeja a la respuesta que presentan Wang y Clark en su publicación [59].

Control de velocidad

Se estableció una velocidad deseada de 1 m/s en *surge*. Es decir, el vector de entrada al sistema se ajustó como $\mathbf{v}_d = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$. Ante esta referencia, se presentaron cambios en los estados de desplazamiento lineal, x , y velocidad lineal, u .

La figura 2.3 muestra que el ROV avanza aproximadamente 12 metros en un minuto de simulación, y alcanza una velocidad de 0,20 m/s. Este comportamiento permite verificar que el VideoRay Pro 3 se desplaza en la dirección que se espera y solo experimenta cambios en los estados que se relacionan con esa dirección.

Control de posición

En este caso se generó una trayectoria de referencia sencilla que consiste en algunas órdenes de avance y giro para el VideoRay Pro 3. Inicialmente el vector de posición y orientación deseado η_d se ajusta para que el ROV avance a $x = 0,5$ m. A continuación la referencia establece un giro en *yaw* de $\psi = 30$ grados para posteriormente obligar al vehículo a avanzar a la posición $x = 1,5$ m manteniendo esta orientación. Seguidamente se le ordena al VideoRay Pro 3 que gire a $\psi = -30$ grados, y posteriormente la referencia le indica al ROV que avance de nuevo hasta $x = 2,5$ m. Para finalizar la trayectoria, η_d se ajusta para que el vehículo recupere su orientación hacia el norte y a continuación avance hasta $x = 3$ m. El tiempo total de simulación es aproximadamente 500 segundos.

Las figuras 2.4 a 2.7 muestran los doce estados simulados del VideoRay Pro 3 ante las órdenes anteriores. Los cambios en x permiten deducir que el vehículo sigue la referencia con error de estado estable cero y tiempo de establecimiento de aproximadamente 17 segundos para cada maniobra de avance. La variación en la posición lineal genera a su vez un cambio en la velocidad u , la cual alcanza un valor máximo de aproximadamente 0,17 m/s.

Igualmente, se observa que cada giro en *yaw* tarda en estabilizarse aproximadamente 90 segundos. Notablemente el VideoRay Pro 3 alcanza el ángulo deseado, pero experimenta oscilaciones fuertes con un sobrepaso de hasta 26 grados en cada sentido de giro durante el estado transitorio de la respuesta. El mismo comportamiento se aprecia en r cuyo valor máximo es aproximadamente 117 grados por segundo.

Los estados restantes de posición, orientación y velocidad se mantienen en cero a excepción de la posición en *sway*. Esto es debido a que el vector de referencia se establece para que el vehículo alcance las posiciones $x = 1,5$ m y $x = 2,5$ m con una orientación de $\psi = 30$ grados y $\psi = -30$ grados respectivamente. De esta manera el ROV se desplaza de forma diagonal en el plano $x - y$ del sistema inercial, como se muestra en la figura 2.8. Lo anterior permite verificar que el VideoRay Pro 3 es un vehículo suboperado (*underactuated*) en el cual la posición en el grado de libertad *sway* se puede controlar indirectamente ajustando las variables x y ψ . Cabe destacar que no se aprecia un cambio de velocidad en v ya que el ROV no se desplaza a lo largo del eje y de su sistema de referencia.

Las figuras 2.9 y 2.10 presentan las componentes de aceleración lineal simuladas y las mediciones que se crearon con base en el modelado de la ecuación 2.18. Debido a los valores que se asignaron al vector de referencia η_d , el VideoRay Pro 3 solo experimenta aceleración lineal en *surge*. La unidad de medición inercial perturba las señales con ruido blanco e incluye el efecto de la aceleración gravitacional. Por ello, las salidas de este subsistema presentan una variación alrededor de sus valores reales, donde la componente de aceleración en *heave*, A_z , se desvía del valor $9,81 \text{ m/s}^2$ que corresponde a la constante gravitatoria.

Finalmente, en la figura 2.11 se muestran las componentes de velocidad angular que se crean con el simulador. Estas señales se obtienen al contaminar las velocidades de la figura 2.7 con ruido blanco Gaussiano. La varianza del ruido asociado a este sensor es diferente a la varianza del ruido inherente al acelerómetro y su cálculo se explica en el capítulo siguiente.

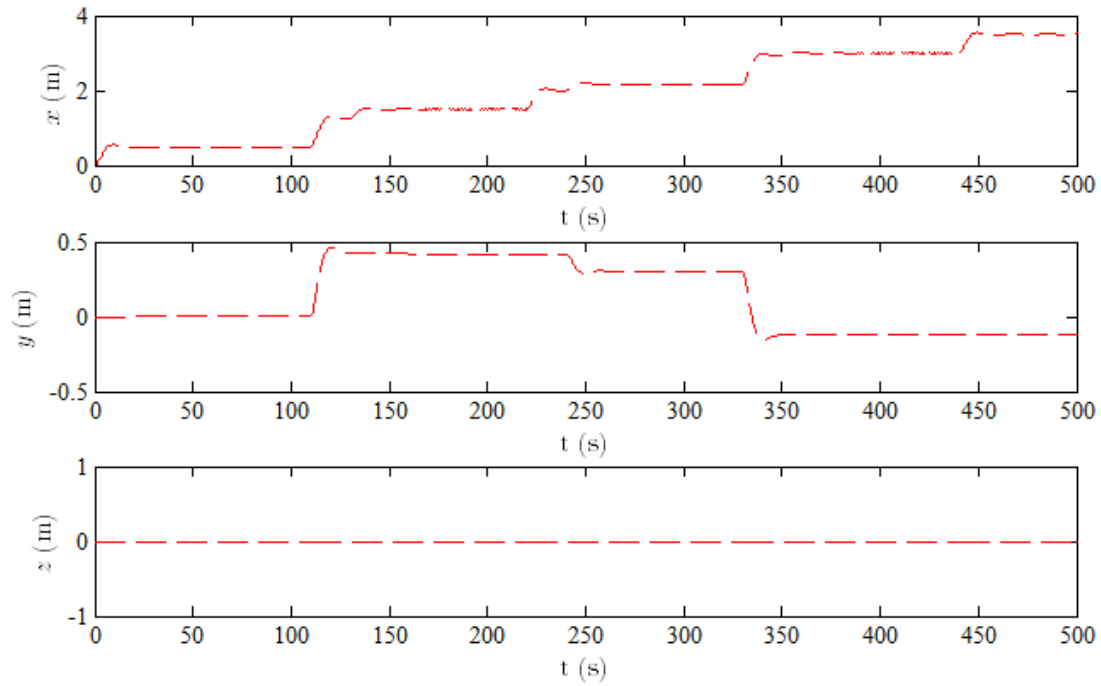


Figura 2.4: Posiciones del ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia

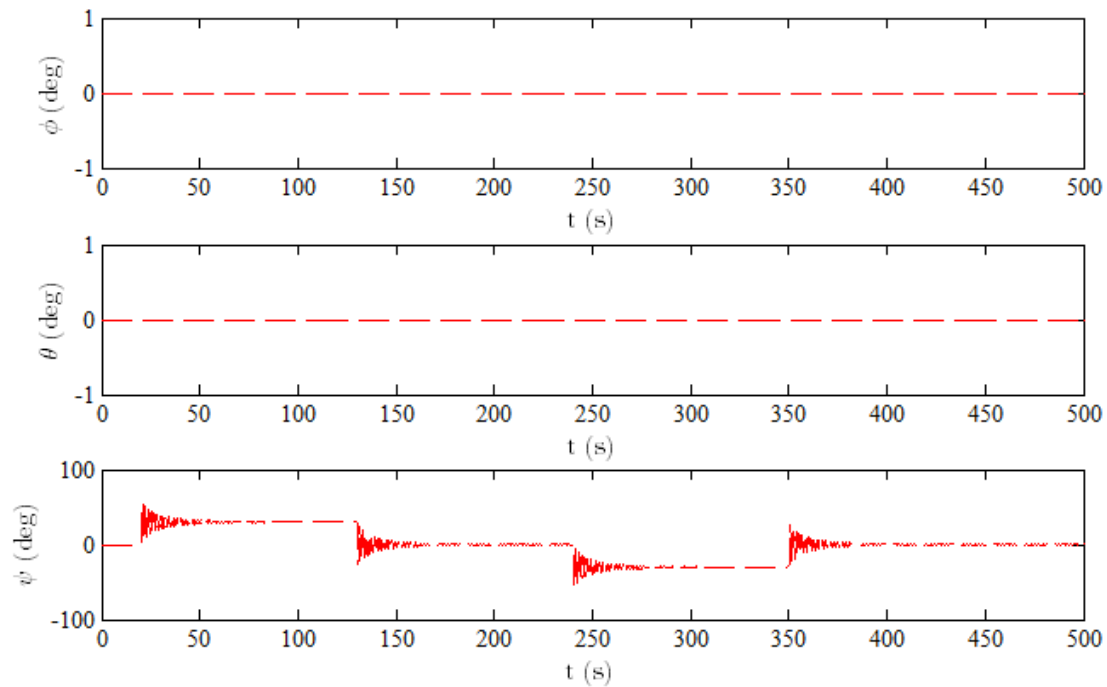


Figura 2.5: Orientaciones del ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia

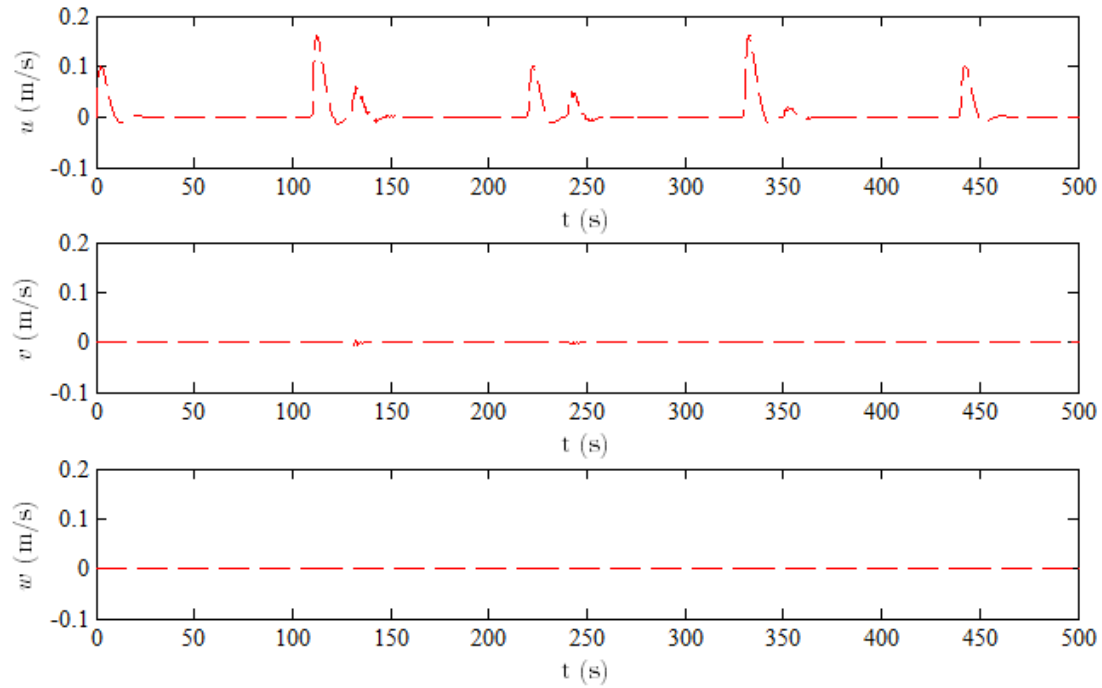


Figura 2.6: Velocidades lineales del ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia

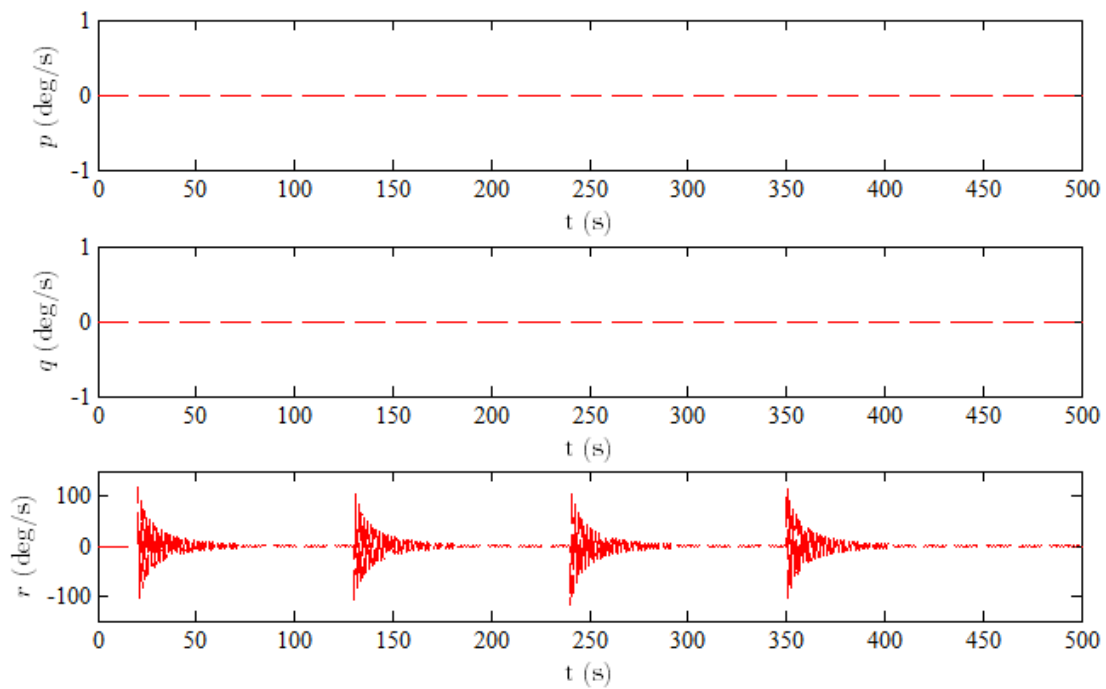


Figura 2.7: Velocidades angulares del ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia

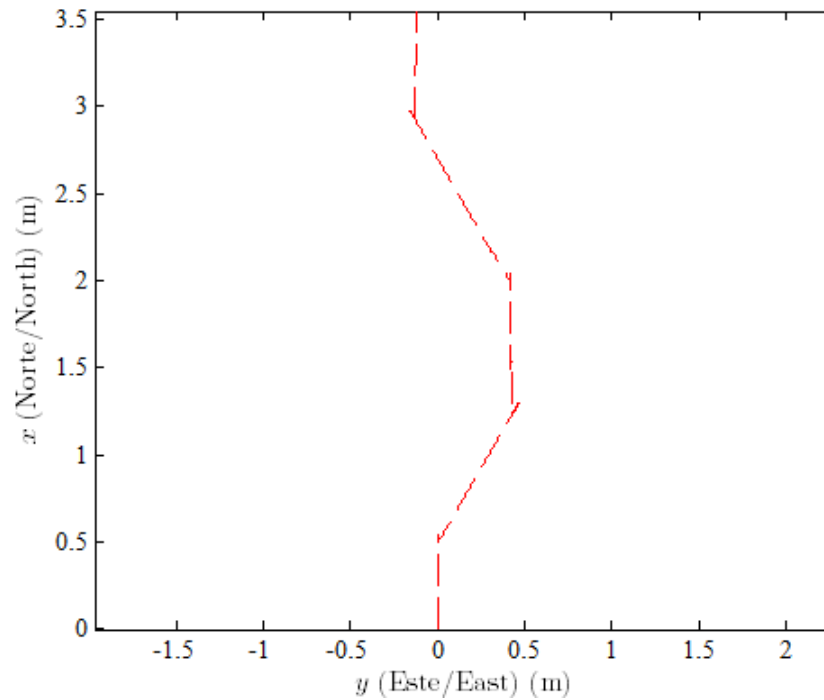


Figura 2.8: Trayectoria que sigue el ROV en el plano $x - y$ ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia

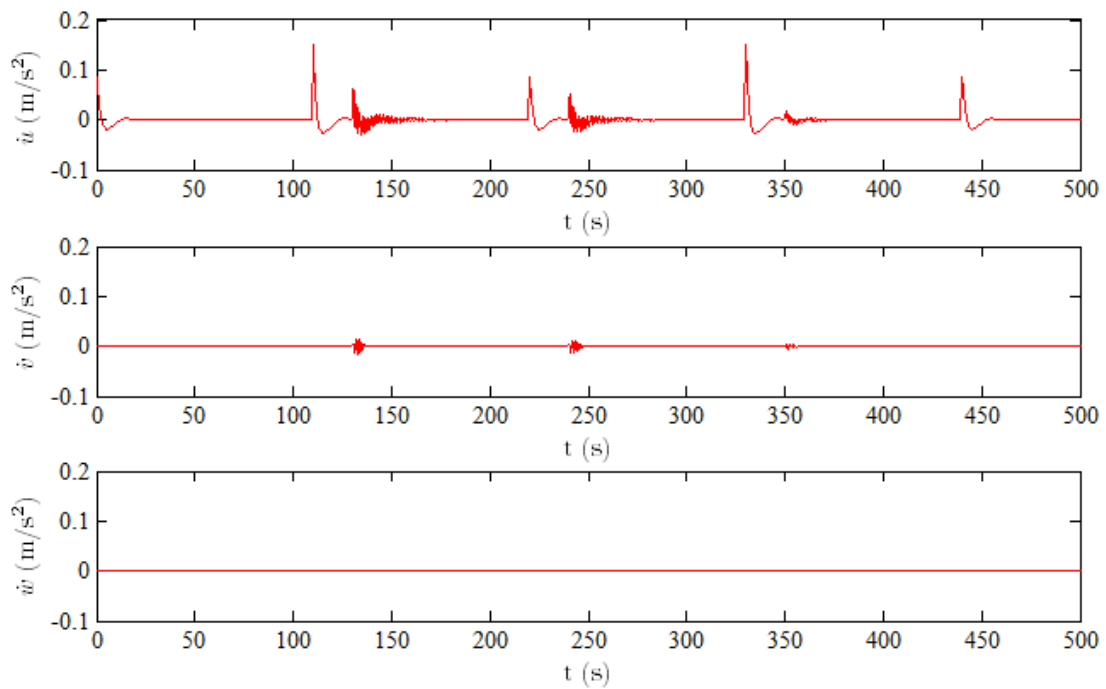


Figura 2.9: Aceleraciones lineales experimentadas por el ROV ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia

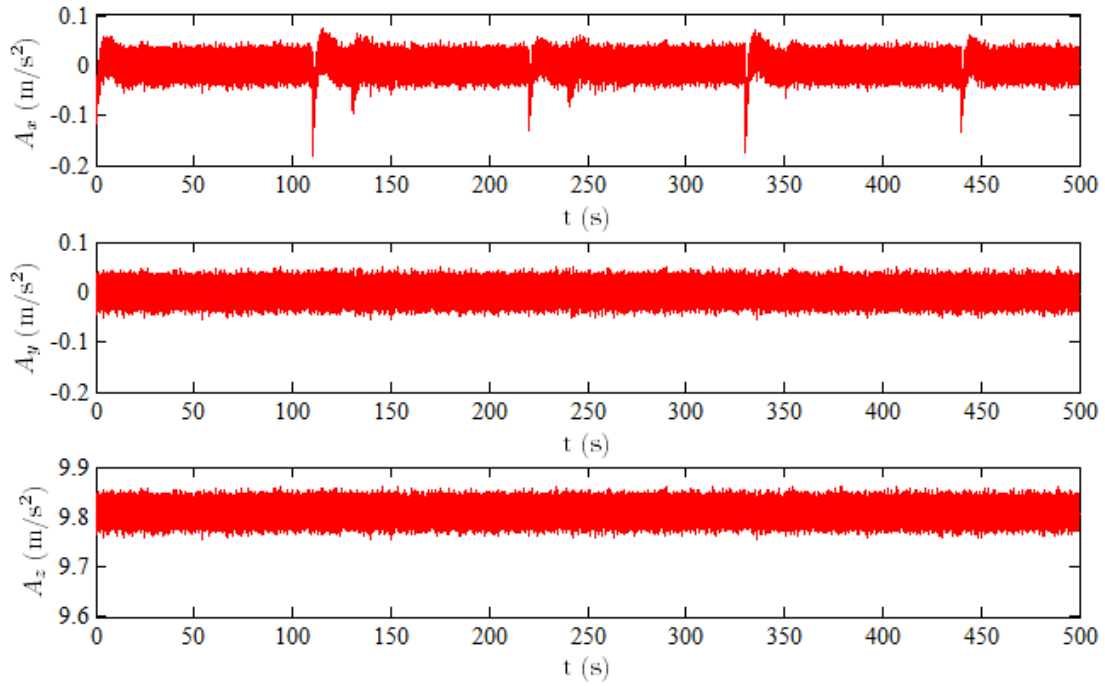


Figura 2.10: Mediciones de aceleración lineal ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia

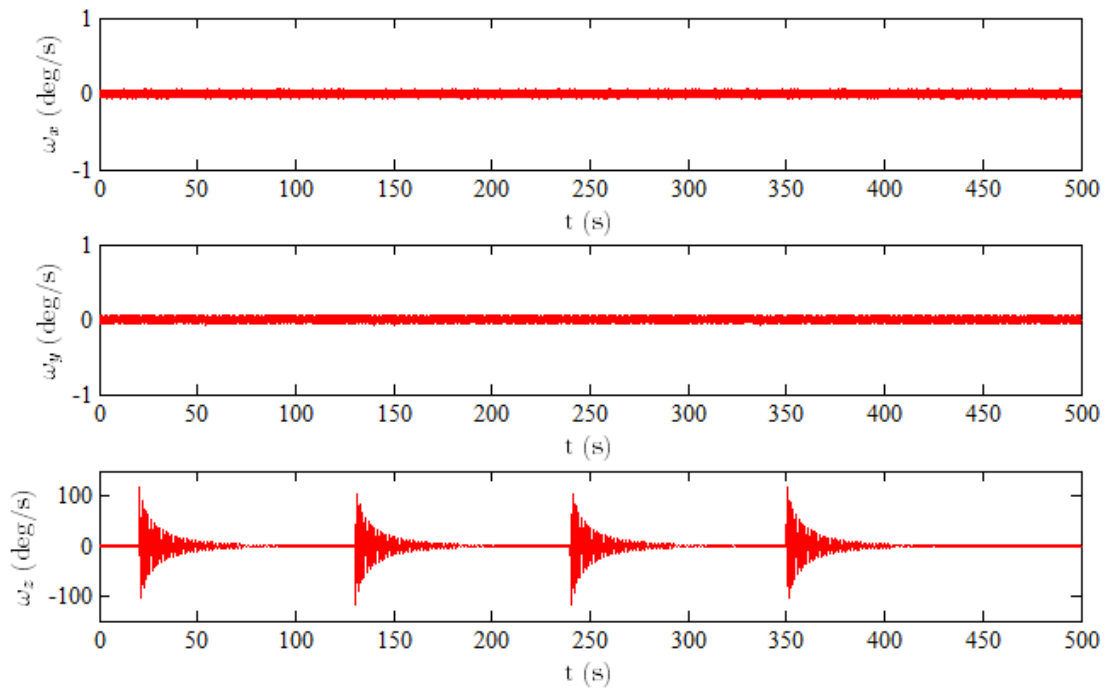


Figura 2.11: Mediciones de velocidad angular ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia

2.5. Resumen

En este capítulo se expusieron las suposiciones que permiten definir las matrices y vectores de la ecuación 1.15 para el mini/micro ROV VideoRay Pro 3. Se desarrolló un diagrama de bloques en Matlab/Simulink para simular el comportamiento de este vehículo y obtener las señales inerciales de aceleración lineal y velocidad angular que mediría una IMU instalada en el cuerpo del robot.

El simulador que se contruyó se puede configurar para realizar control de lazo cerrado de la velocidad lineal y angular, o de la posición y orientación del vehículo. Se pueden visualizar, además de los estados del ROV, las fuerzas y momentos de control, las velocidades angulares de cada actuador, y las fuerzas y momentos resultantes que actúan sobre el VideoRay Pro 3. Lo anterior posibilita el desarrollo de nuevos proyectos de investigación relacionados con robótica submarina y teoría de control.

Los resultados de simulación permitieron verificar que el simulador imita adecuadamente el comportamiento del VideoRay Pro 3, y que los vectores \mathbf{A}_m y $\boldsymbol{\omega}_m$ se pueden emplear como mediciones en el algoritmo de estimación, ya que el sistema incluye el efecto de la gravedad y ruido blanco con distribución Gaussiana, inherente a los sensores.

Capítulo 3

ALGORITMO DE ESTIMACIÓN PARA LA NAVEGACIÓN DE UN ROV

3.1. Introducción

La navegación de un ROV consiste en estimar su posición, orientación y sus velocidades, relativas a un sistema de referencia [23], [27]. Como no existe un único sensor que pueda entregar información sobre todos los estados del vehículo, el problema de la navegación se aborda desde la teoría de fusión de datos, la cual consiste en diseñar un algoritmo de estimación para correlacionar algunas mediciones ruidosas con un modelo de propagación de los estados.

Si los sensores a bordo del ROV tienen una precisión buena se puede seleccionar un modelo de propagación sencillo. Sin embargo, si los dispositivos de medición son de desempeño bajo, se hace necesario incluir un conjunto de ecuaciones que describan adecuadamente el comportamiento del sistema para compensar los errores de los sensores.

En este capítulo se presenta el proceso para estimar la posición, orientación y las velocidades del VideoRay Pro 3 con base en el filtro de Kalman extendido que emplea la cinemática y dinámica del ROV como modelo de propagación. El vector de fuerzas y momentos resultantes se asigna como entrada del sistema, y las mediciones corresponden con las señales de aceleración lineal y velocidad angular creadas con el simulador. Este algoritmo de estimación se valida numéricamente comparando los estados estimados con los estados simulados.

3.2. Algoritmo de estimación basado en el filtro de Kalman extendido

Para utilizar el filtro de Kalman extendido en la estimación de la posición, la orientación y las velocidades de un ROV, se debe modelar este sistema en la forma de la ecuación 1.16. Lo anterior se obtiene combinando los modelos cinemático y dinámico en la expresión no lineal:

$$\begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\eta}} \\ \dot{\boldsymbol{\nu}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \boldsymbol{\nu} \\ \mathbf{M}^{-1} [\boldsymbol{\tau} - \mathbf{C}(\boldsymbol{\nu}) \boldsymbol{\nu} - \mathbf{D}(\boldsymbol{\nu}) \boldsymbol{\nu} - \mathbf{g}(\boldsymbol{\eta})] \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

En la ecuación 3.1 el vector de estados $\mathbf{x} \in \mathfrak{R}^{12}$ y la función $\mathbf{f} \in \mathfrak{R}^{12}$ se identifican como:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\eta} & \boldsymbol{\nu} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} x & y & z & \phi & \theta & \psi & u & v & w & p & q & r \end{bmatrix}^T \quad (3.2)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{bmatrix} \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \boldsymbol{\nu} \\ \mathbf{M}^{-1} [\boldsymbol{\tau} - \mathbf{C}(\boldsymbol{\nu}) \boldsymbol{\nu} - \mathbf{D}(\boldsymbol{\nu}) \boldsymbol{\nu} - \mathbf{g}(\boldsymbol{\eta})] \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Por otro lado, la ecuación de medición se deduce teniendo en cuenta que se desea realizar la estimación utilizando las señales de aceleración lineal y velocidad angular que ofrecería una unidad de medición inercial instalada en el ROV. De esta manera, el vector de medición $\mathbf{z} \in \mathfrak{R}^6$ y la función no lineal $\mathbf{h} \in \mathfrak{R}^6$ son:

$$\mathbf{z} = \left[\mathbf{A}_m \quad \boldsymbol{\omega}_m \right]^T = \left[A_x \quad A_y \quad A_z \quad \omega_x \quad \omega_y \quad \omega_z \right]^T \quad (3.4)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{bmatrix} -g \sin \theta - \dot{u} \\ g \cos \theta \sin \psi - \dot{v} \\ g \cos \theta \cos \phi - \dot{w} \\ p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

En la ecuación 3.4, las componentes del vector de mediciones son las tres aceleraciones lineales y las tres velocidades angulares que registra la IMU.

Igualmente, en la ecuación 3.5, las primeras tres filas modelan las señales de aceleración según la expresión 2.18. Es decir, cada componente de aceleración lineal que ofrece la IMU es igual a la acción gravitacional menos la aceleración dinámica que experimenta el ROV en el eje correspondiente de su sistema de referencia. Las posiciones restantes de \mathbf{h} indican una medición directa de las velocidades angulares.

La inclusión de las aceleraciones del ROV en la ecuación 3.5 es posible, ya que se conoce la dinámica del vehículo y por tanto las expresiones para estas componentes coinciden con el modelo de la ecuación de propagación 3.1.

Finalmente, como las funciones \mathbf{f} y \mathbf{h} dependen del modelado del ROV, y se asume que las mediciones están disponibles durante toda la ejecución del filtro, las matrices jacobianas \mathbf{F} y \mathbf{H} se calculan *offline* utilizando las ecuaciones 3.6 y 3.7. Las expresiones que hacen parte de estas matrices se presentan en el apéndice B.

$$\mathbf{F}_k[i, j] = \frac{\partial \mathbf{f}[i]}{\partial \mathbf{x}[j]} \quad ; \quad i, j = 1, 2, \dots, 12. \quad (3.6)$$

$$\mathbf{H}_k[i, j] = \frac{\partial \mathbf{h}[i]}{\partial \mathbf{x}[j]} \quad ; \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, 6. \\ j = 1, 2, \dots, 12. \end{array} \quad (3.7)$$

3.3. Validación numérica del algoritmo de estimación

Una vez ha finalizado la simulación del comportamiento del vehículo mediante el diagrama de control de la figura 2.1, un conjunto de matrices se exportan al *workspace* de Matlab. Estos arreglos contienen los valores que adquieren el vector de fuerzas y momentos resultantes $\boldsymbol{\tau}$, las componentes de aceleración lineal \mathbf{A}_m y las componentes de velocidad angular $\boldsymbol{\omega}_m$, en cada instante de simulación. Esta información se utiliza para ejecutar un *script* que realiza N ciclos del filtro de Kalman extendido, siendo N el número de datos de entrada disponibles.

La figura 3.1 muestra un diagrama de bloques donde se aprecian las señales involucradas en la simulación, y la figura 3.2 presenta el diagrama de flujo con las actividades correspondientes.

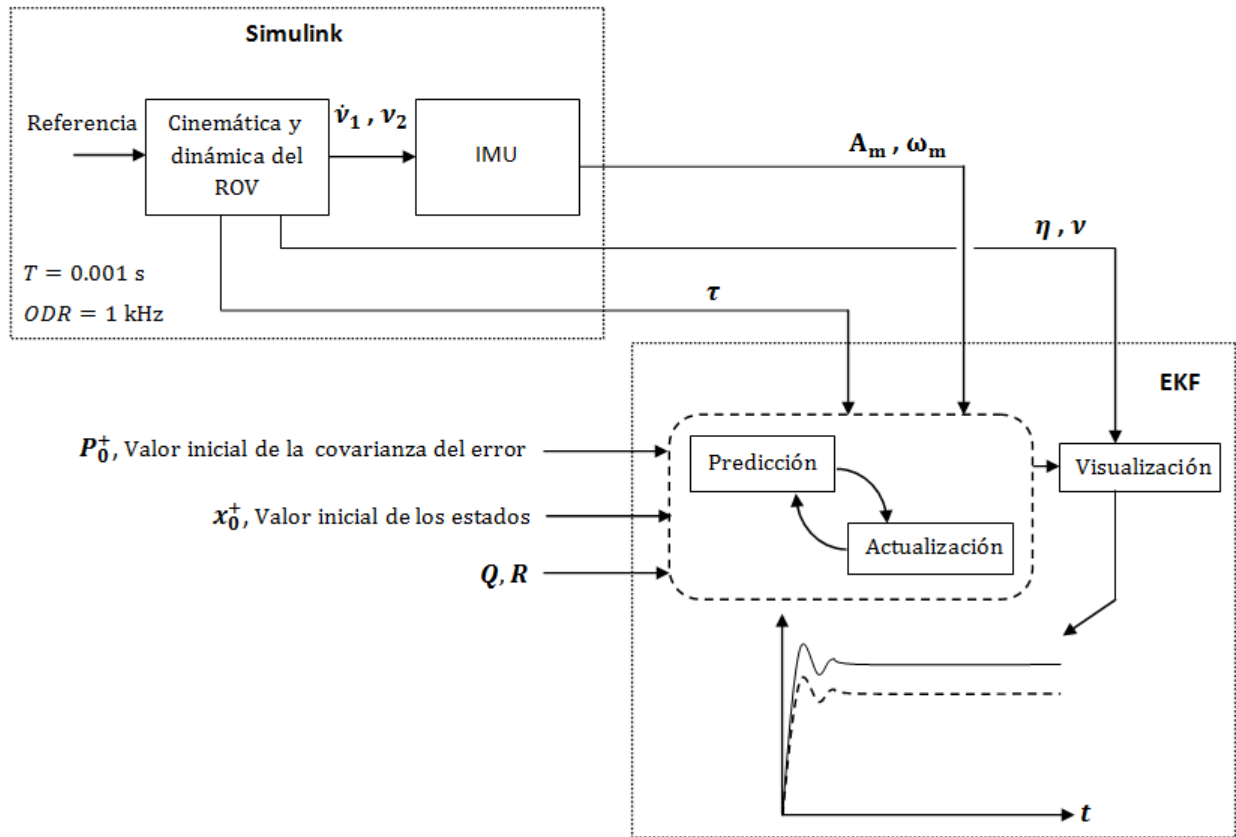


Figura 3.1: Diagrama de bloques de la validación numérica

Diseño de la matriz de covarianza de las mediciones

Como se mencionó anteriormente, las mediciones que ingresan al EKF son las aceleraciones lineales y velocidades angulares que registrarían un acelerómetro de tres ejes y un giróscopo de tres ejes alineados de forma ortogonal al interior de una IMU instalada en el ROV.

Para diseñar la matriz \mathbf{R} se asume que la misma es diagonal debido a que no existe correlación entre el ruido en las mediciones de ejes diferentes de la IMU, y que esta última ha sido previamente calibrada siendo la única fuente de error el ruido blanco. De esta manera, las varianzas del ruido del acelerómetro y giróscopo constituyen los elementos de la diagonal.

Si aún no se cuenta con la IMU o no se han realizado pruebas para caracterizar el ruido asociado con sus mediciones, se puede utilizar la información que proporciona el fabricante en la hoja de datos para aproximar los valores de \mathbf{R} . No obstante, las varianzas se deben verificar una vez se adquiera el sensor [41].

De acuerdo con [6], el ruido en los sensores inerciales tiene un comportamiento similar al que se presenta en la figura 3.3, donde se identifican una región de ruido de baja frecuencia o ruido *flicker*, y una región de alta frecuencia o ruido blanco. El fabricante suele especificar el desempeño del ruido blanco como una medida de su densidad espectral en unidades de $(\text{deg/s})/\sqrt{\text{Hz}}$ en el caso de los giróscopos, y $\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$ en el caso de los acelerómetros.

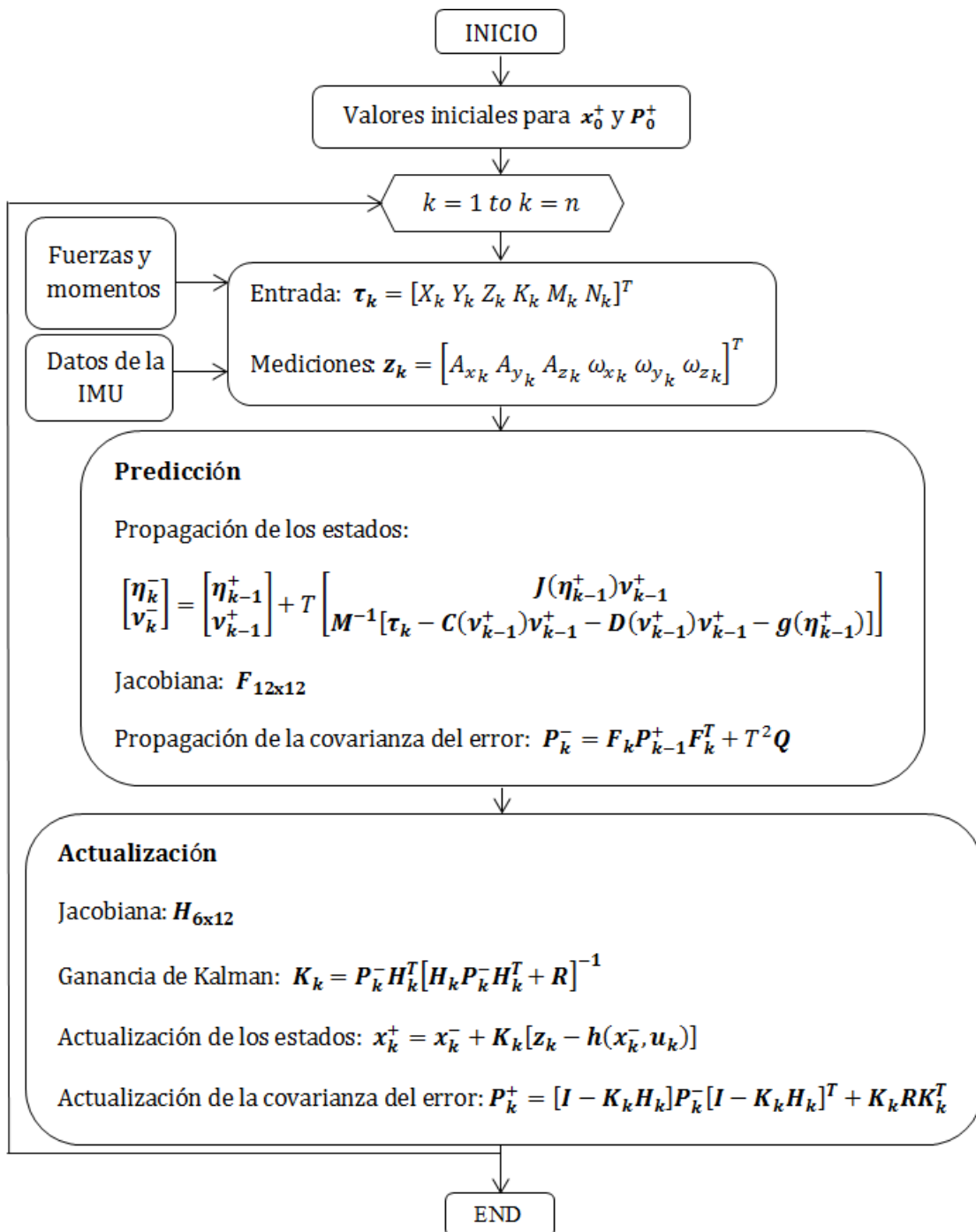


Figura 3.2: Diagrama de flujo del algoritmo de estimación propuesto

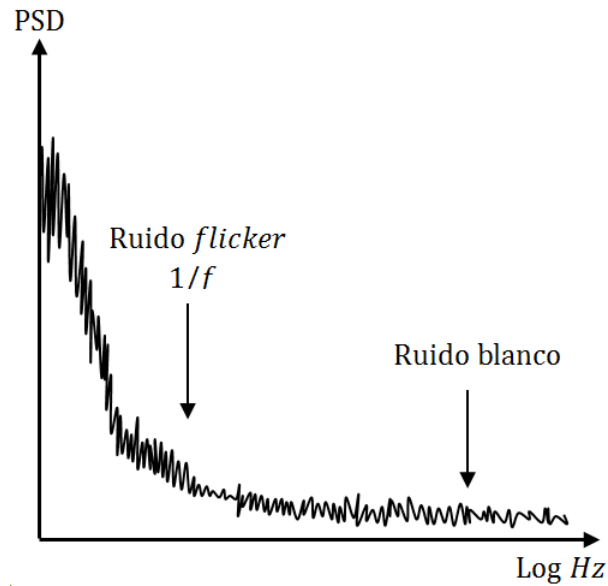


Figura 3.3: Bosquejo de una curva de densidad espectral del ruido asociado a un sensor inercial [6]

Siguiendo la teoría de probabilidad, la primera desviación estándar de la distribución del ruido blanco es equivalente a su valor RMS. Así, la densidad espectral del ruido presente en la hoja de datos del sensor se puede utilizar para calcular la varianza mediante [6]:

$$\sigma^2 = \int_B (SD)^2 df = (SD)^2 B \quad (3.8)$$

En la ecuación 3.8, B representa el ancho de banda. Para sensores de salida digital, este valor indica la frecuencia más alta de la señal de entrada que se puede muestrear sin *aliasing* utilizando la tasa de salida del sensor [53].

Para realizar la validación numérica del algoritmo propuesto se utilizaron las características de ruido de la tarjeta ArduIMU, basada en la IMU MPU6000 de InvenSense [16]. En el capítulo cuatro se presenta una revisión de otras unidades de medición inercial disponibles en el mercado que se podrían utilizar para el mismo propósito.

La tabla 3.1 contiene los valores de densidad espectral para el ruido inherente al acelerómetro y giróscopo de la IMU MPU6000 junto con las varianzas calculadas. Se utilizó un ancho de banda de 10 Hz debido a que la dinámica del ROV es lenta y la hoja de datos de la IMU especifica la densidad espectral en esta frecuencia. La matriz \mathbf{R} resultante se presenta en la ecuación 3.9.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1,54 \times 10^{-4} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1,54 \times 10^{-4} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1,54 \times 10^{-4} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 7,61 \times 10^{-8} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 7,61 \times 10^{-8} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 7,61 \times 10^{-8} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Tabla 3.1: Densidad espectral y varianza del ruido inherente al acelerómetro y giróscopo de la IMU MPU 6000 [16]

PARÁMETRO	VALOR	UNIDADES
Acelerómetro		
Densidad espectral del ruido	400	$\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$
Varianza del ruido	$1,54 \times 10^{-4}$	m^2/s^4
Giróscopo		
Densidad espectral del ruido	0,005	$\text{deg}/\text{s}/\sqrt{\text{Hz}}$
Varianza del ruido	$7,61 \times 10^{-8}$	rad^2/s^2

Una alternativa para calcular las varianzas del ruido es aplicar la técnica *Allan Variance* [30], [63] a los datos que registra la IMU cuando la misma permanece en reposo durante un periodo. La curva que se obtiene también permite observar otras fuentes de ruido presentes en las mediciones de los sensores inerciales como por ejemplo la inestabilidad del *bias*.

Diseño de la matriz de covarianza del proceso

Comúnmente el cálculo de la matriz \mathbf{Q} puede ser una tarea difícil ya que no es posible observar directamente el proceso [45]. Es decir, no se conoce con exactitud la varianza del ruido asociado a cada estado del ROV. Si se asume independencia entre las varianzas del ruido asociado a los estados, \mathbf{Q} es diagonal y sus elementos se ajustan de acuerdo con los resultados obtenidos en la ejecución del algoritmo de estimación [43].

Como el grupo de investigación no contaba con el ROV bajo estudio, no fue posible realizar pruebas para estimar los valores de la matriz \mathbf{Q} . Sin embargo, se incluyeron bloques generadores de ruido blanco Gaussiano para cada estado al interior del subsistema que modela el ROV en el lazo de la figura 2.1 con varianzas entre 1×10^{-3} y 1×10^{-8} . De esta manera se simulan algunas perturbaciones desconocidas que pueden afectar el sistema y que deberían estar representadas en los valores de la diagonal de \mathbf{Q} .

Para la validación numérica del algoritmo se decidió analizar la influencia de la covarianza del proceso mediante su ajuste a diferentes valores. Inicialmente \mathbf{Q} se estableció como la matriz identidad y, posteriormente los valores de su diagonal se redujeron basándose en que el modelo de propagación propuesto describe adecuadamente la cinemática y dinámica del ROV.

3.4. Resultados de la estimación

La evaluación del error de estimación se realizó teniendo en cuenta tres escenarios. En el primero de ellos, la matriz de covarianza del proceso se ajustó como la identidad; seguidamente los valores de la diagonal de \mathbf{Q} se redujeron en tres órdenes de magnitud, y finalmente el EKF se complementó con mediciones de la posición y orientación del ROV. En las tres situaciones anteriores, los estados estimados se comparan con los estados que se simulan utilizando el diagrama de la figura 2.1.

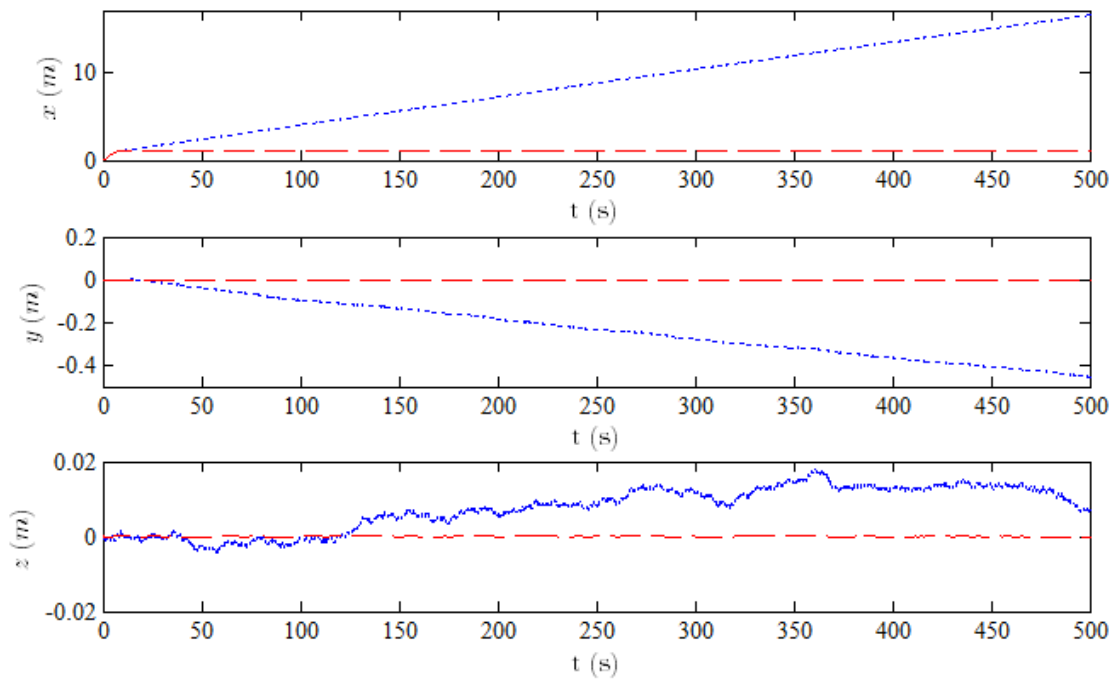


Figura 3.4: η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) cuando $Q = I$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)

El EKF se ejecutó con un tiempo de muestreo $T = 1$ ms y los parámetros que hacen parte de los modelos de propagación y medición se presentan en el apéndice A. Como el simulador se configuró para que el VideoRay Pro 3 inicie su movimiento a partir del origen del sistema inercial, los valores iniciales del vector de estados y la matriz de covarianza del error son $x_0^+ = \mathbf{0}$ y $P_0^+ = \mathbf{0}$.

Escenario 1: covarianza del proceso alta

Las figuras 3.4 a 3.9 muestran los estados del ROV cuando la referencia le indica al vehículo que avance un metro y mantenga esa posición.

En la figura 3.6 se observa que el ruido del proceso causa que los estados ϕ y θ se desvien ligeramente de cero aun en la ausencia de movimiento en estos grados de libertad. El algoritmo de estimación sigue esta tendencia, pero los estados estimados tienen un alto contenido de ruido.

La velocidad estimada en *surge* tiene un comportamiento similar a la velocidad simulada mientras el vehículo se está desplazando. Sin embargo, cuando el mismo alcanza su estado estable, el error de estimación crece hasta el valor constante de aproximadamente 0,02 m/s como se detalla en la figura 3.8. Los estados de velocidad restantes oscilan alrededor de cero y también presentan una componente de ruido considerable.

Por último, las salidas del filtro para las componentes de posición y la orientación en *yaw* no son una buena estimación de estos estados. Aunque inicialmente el error es pequeño, después de algunos segundos de simulación éste comienza a crecer de forma lineal con el tiempo. Por ejemplo, después de aproximadamente 10 segundos, el error en x impide que la estimación siga la posición estable en *surge* que alcanza el ROV, tal y como se observa en la figura 3.5.

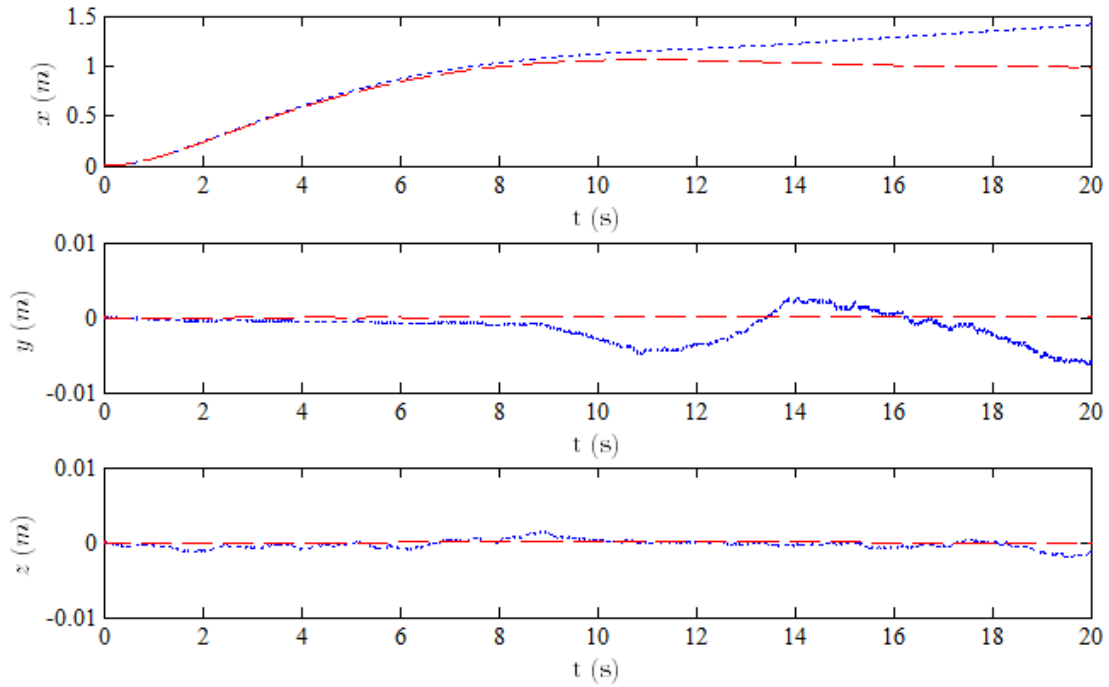


Figura 3.5: Evolución de η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) durante los primeros 20 segundos de simulación cuando $Q = I$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)

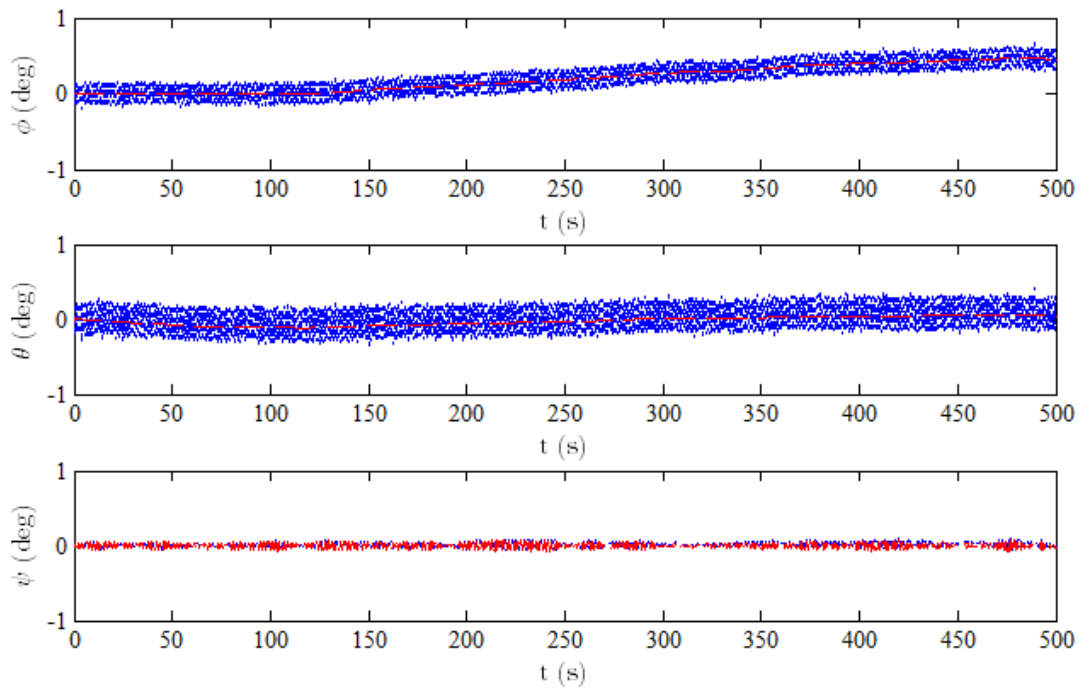


Figura 3.6: η_2 simulado (roja a líneas) y η_2 estimado (azul punteada) cuando $Q = I$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)

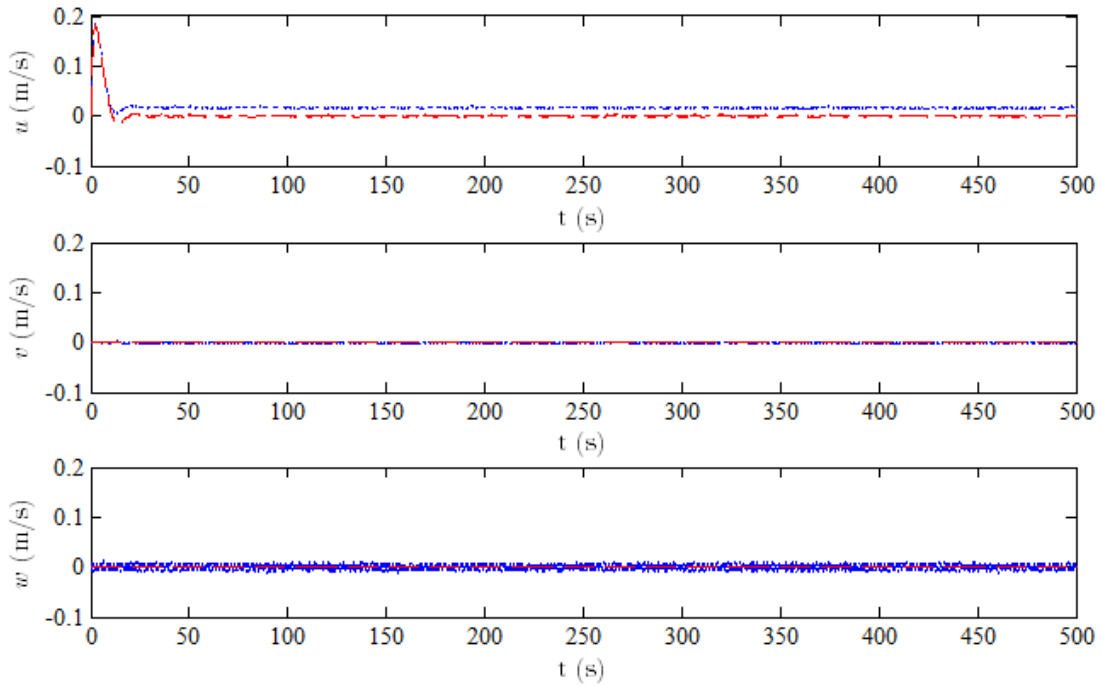


Figura 3.7: ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) cuando $Q = I$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)

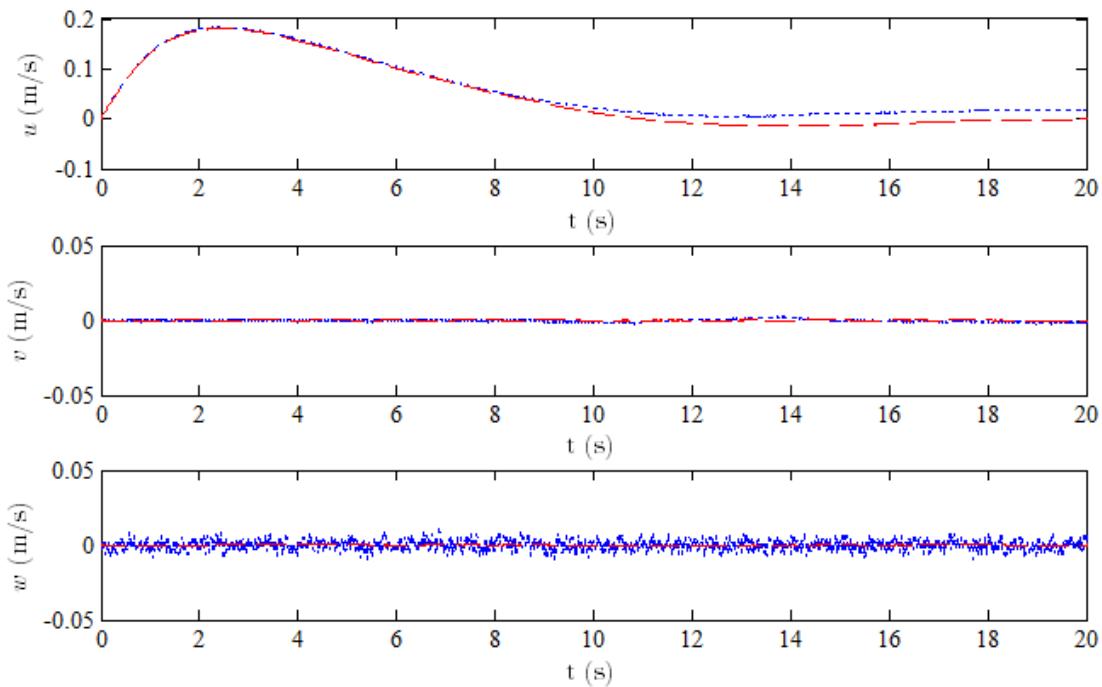


Figura 3.8: ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) durante los primeros 20 segundos de simulación cuando $Q = I$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)

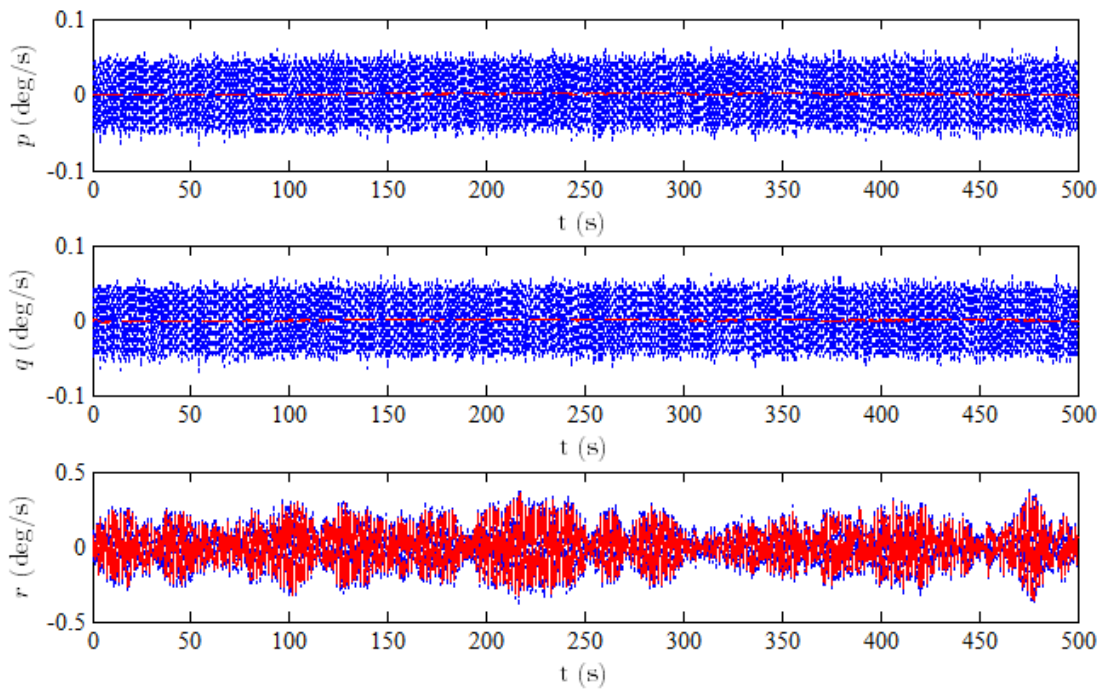


Figura 3.9: ν_2 simulado (rojo a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) cuando $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 1)

El comportamiento del filtro puede estar influenciado por dos factores. En primer lugar, el modelo de medición de la ecuación 3.5 establece una relación entre las aceleraciones lineales y velocidades angulares de la IMU, y ocho de los doce estados del VideoRay Pro 3: ϕ , θ , u , v , w , p , q , y r . Debido a esto, las tres componentes de posición y la orientación ψ no se actualizan en la ecuación 1.21, y su estimación depende solamente de la integración de las velocidades en el modelo de propagación de la ecuación 3.1. Así, el error constante de la velocidad en *surge* junto con el ruido aleatorio ocasionan que el EKF incluya una desviación permanente en las posiciones y la orientación en *yaw* estimadas.

El segundo factor es el ajuste de las matrices de covarianza. Como la covarianza del proceso \mathbf{Q} se ajustó en un valor más alto que la covarianza de las mediciones \mathbf{R} , el EKF confía más en la información que proporcionan los sensores. Lo anterior se deduce de las ecuaciones 1.19 y 1.20. Si \mathbf{Q} se incrementa, la covarianza del error \mathbf{P} también se incrementará, y por consiguiente la ganancia de Kalman \mathbf{K} asignará un peso mayor a las mediciones en la etapa de actualización de los estados. Como resultado, los errores de los sensores inerciales, particularmente el ruido blanco, serán más notorios en los estados estimados.

Bajo este mismo escenario se realizó una segunda prueba que consistió en estimar la trayectoria de la figura 2.8. Los resultados se presentan en las figuras 3.10 a 3.14, y la trayectoria estimada se muestra en la figura 3.15.

Al igual que en la simulación del desplazamiento en línea recta, el algoritmo no estima la trayectoria que sigue el ROV de forma precisa. Sin embargo, se aprecia que el EKF reproduce la dinámica del vehículo durante todo su recorrido.

Inicialmente, las salidas del filtro siguen fielmente la evolución de los estados de posición simulados, pero de nuevo se presenta el crecimiento lineal del error en x como resultado del error constante en la velocidad

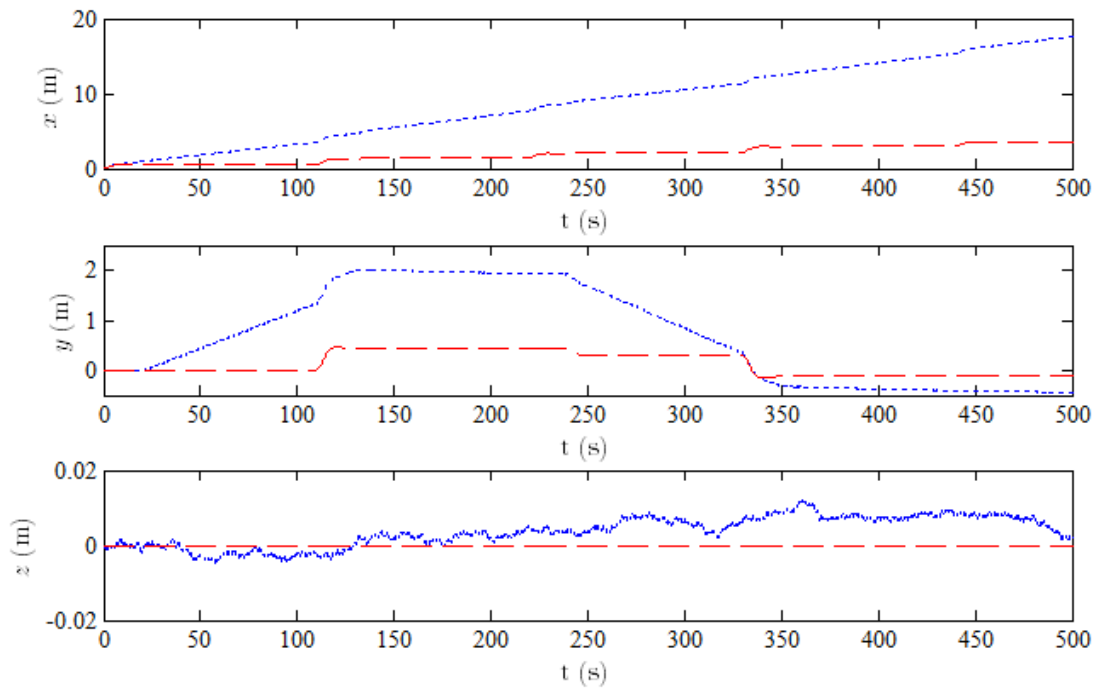


Figura 3.10: η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I$ (Escenario 1)

u estimada. Esta diferencia causa una desviación máxima en la posición en *surge* de aproximadamente el 50 % del valor real durante los primeros 20 segundos de simulación, como se observa en la figura 3.10.

A partir del instante $t = 20$ segundos y durante los siguientes 90 segundos, el algoritmo recibe el cambio en la medición de velocidad angular debido a la orden de giro que se establece en la referencia. Lo anterior ocasiona que las estimaciones de r y ψ cambien de valor y sigan la evolución de los estados simulados correspondientes, según los comportamientos de las curvas en las figuras 3.12 y 3.14.

Como el algoritmo estima adecuadamente el giro en *yaw* pero introduce un error en la estimación de la velocidad en *surge*, la desviación en el estado x es permanente y esto genera que la trayectoria estimada sea un desplazamiento diagonal en el plano $x - y$. El cambio en la estimación de y se evidencia en la figura 3.11 entre los instantes $t = 20$ y $t = 110$ segundos. Al finalizar este periodo, y hasta $t = 130$, se produce un cambio rápido no lineal tanto en x como en y , debido a que la medición del acelerómetro indica una aceleración del ROV en la dirección *surge* de su sistema de referencia, producto de la orden de avance que se ajusta en el simulador.

La maniobra siguiente que realiza el ROV consiste en recuperar su orientación respecto al norte. En este momento, la medición de velocidad angular hace que el EKF estime correctamente los estados r y ψ , corrigiendo a su vez la orientación de la trayectoria estimada. El error en x sigue estando presente en la salida, por lo que el algoritmo muestra que el vehículo se desplaza una distancia mayor a la real.

La nueva orden de avance se evidencia en los valores que adquieren las curvas de estimación de x y y en el rango $t = 220$ a $t = 240$ segundos, donde ambos estados aumentan rápidamente como resultado de la medición de aceleración. Posteriormente el ROV realiza un giro en sentido contrario a las manecillas del reloj y avanza nuevamente en diagonal. Estos movimientos son más notorios en la estimación del estado y de la figura 3.10, en la cual se observa una pendiente negativa entre $t = 240$ y $t = 350$ segundos.

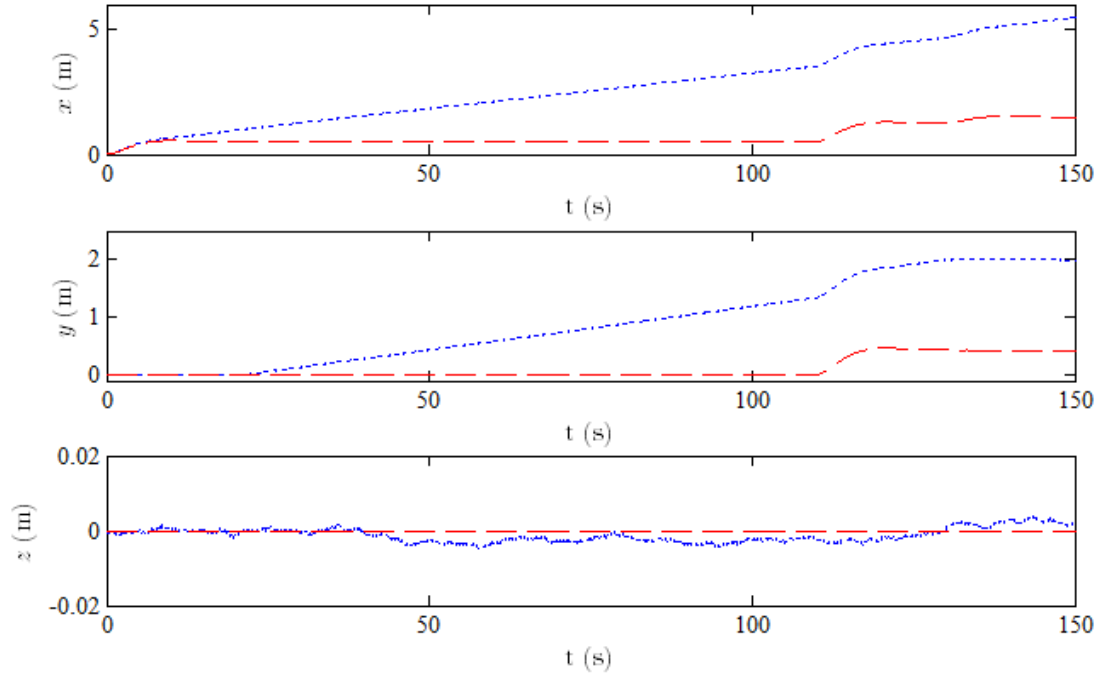


Figura 3.11: Evolución de η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) durante los primeros 150 segundos de simulación ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$ (Escenario 1)

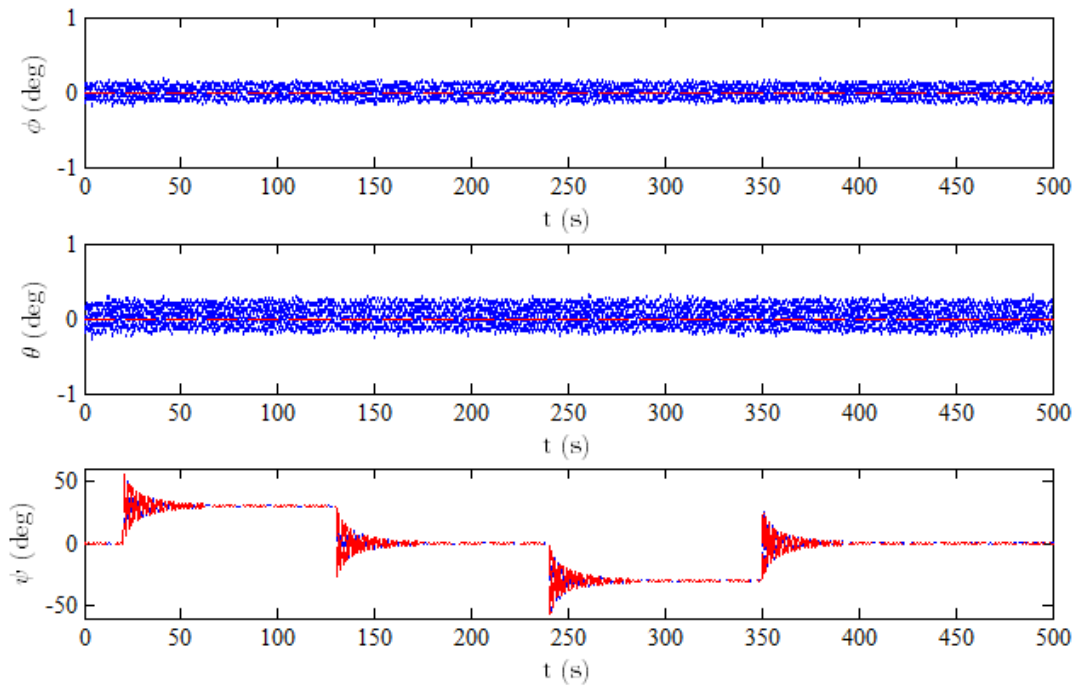


Figura 3.12: η_2 simulado (roja a líneas) y η_2 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$ (Escenario 1)

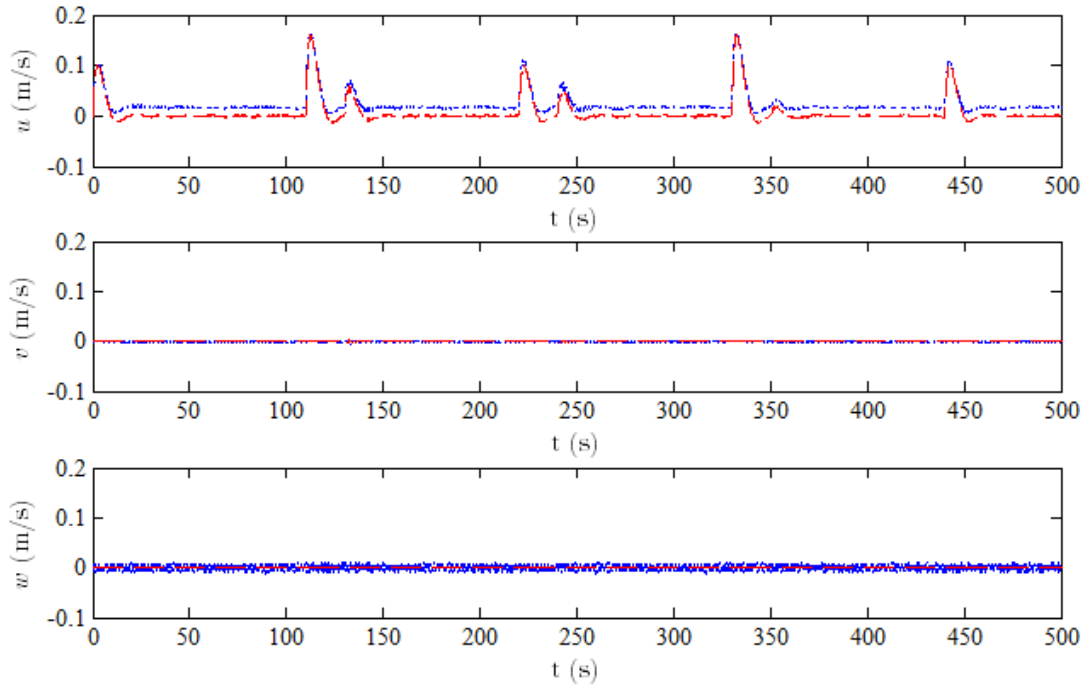


Figura 3.13: ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I$ (Escenario 1)

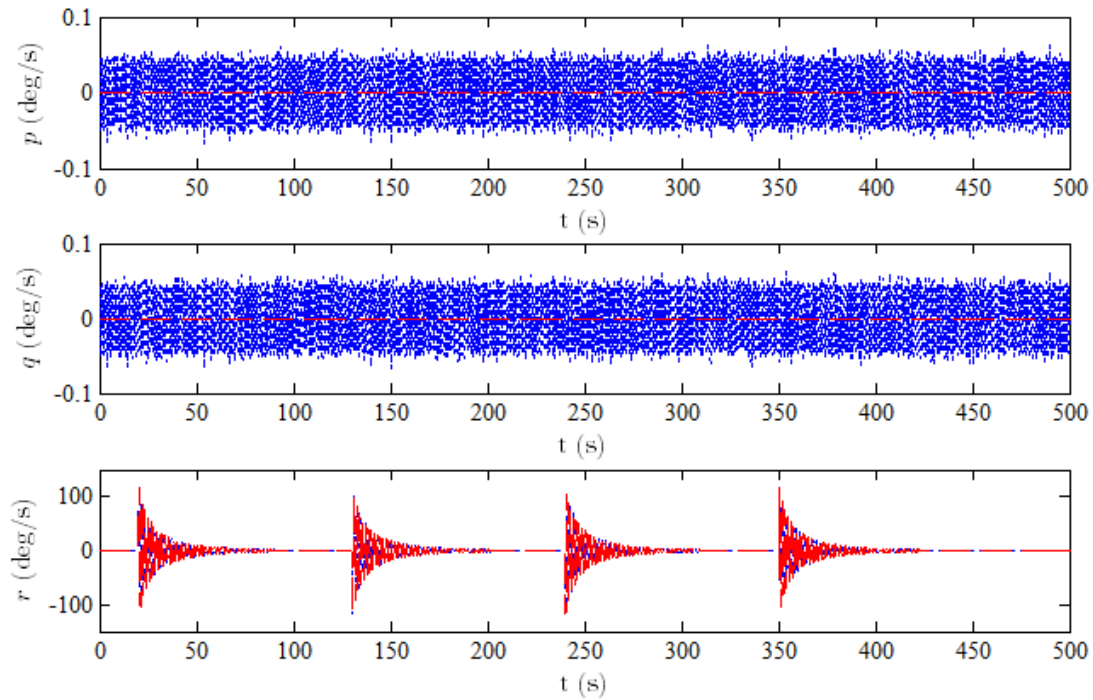


Figura 3.14: ν_2 simulado (roja a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I$ (Escenario 1)

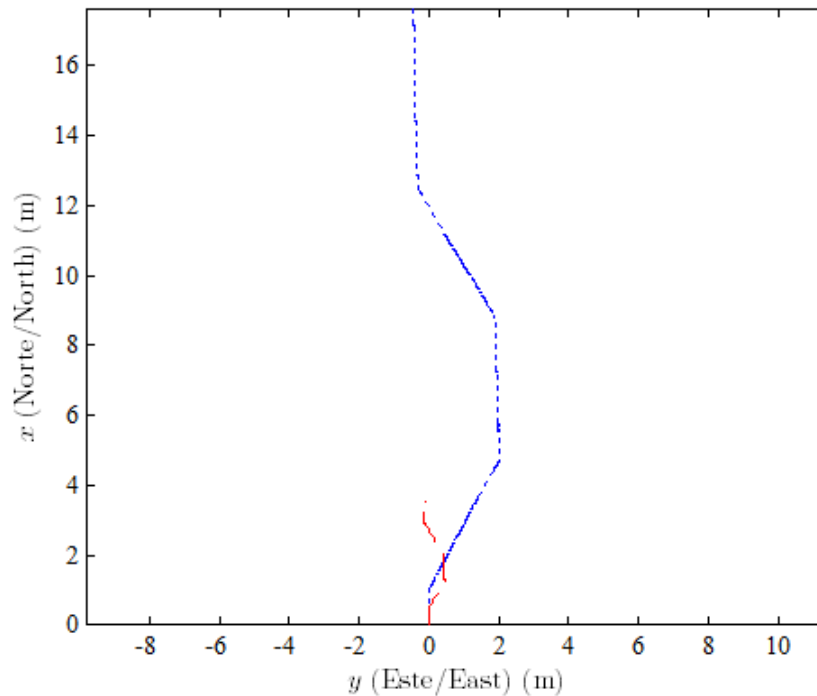


Figura 3.15: Trayectoria simulada (roja a líneas) y trayectoria estimada (azul punteada) del ROV en el plano $x - y$ ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia cuando $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$ (Escenario 1)

Finalmente, el algoritmo estima adecuadamente la nueva orientación del vehículo y su desplazamiento en la dirección de avance, pero el error acumulado en la posición final x es aproximadamente el 486 % del valor real que en este caso corresponde a una desviación de 17 metros.

Los resultados obtenidos cuando la covarianza del proceso se ajusta en un valor grande muestran que el algoritmo de estimación logra seguir la dinámica del ROV durante todo el tiempo de simulación, aunque el ruido blanco inherente a los sensores inerciales causa una acumulación significativa del error, principalmente en los estados de posición.

Lo anterior se debe a que los valores de uno en la diagonal de \mathbf{Q} representan una desviación estándar de un metro en las variables de posición, un radián (≈ 57 grados) en las de orientación, y un metro por segundo y un radián por segundo en los estados de velocidad lineal y velocidad angular, respectivamente. Esta condición es extrema para el EKF ya que el algoritmo intenta evadir la respuesta dinámica de la predicción, puesto que la incertidumbre asociada a la misma es muy elevada. En otras palabras, en este escenario se establece que el comportamiento del vehículo genera una gran incertidumbre en sus estados que introduce un error apreciable en la estimación de la trayectoria recorrida por este, al inducir al algoritmo a asignar un peso mayor a las mediciones ruidosas de la IMU.

Escenario 2: covarianza del proceso pequeña

En este segundo escenario los elementos de la diagonal de la covarianza del proceso se redujeron en tres órdenes de magnitud. De esta manera, los nuevos valores de \mathbf{Q} están dentro del rango de las varianzas del ruido que se ajustaron en el simulador.

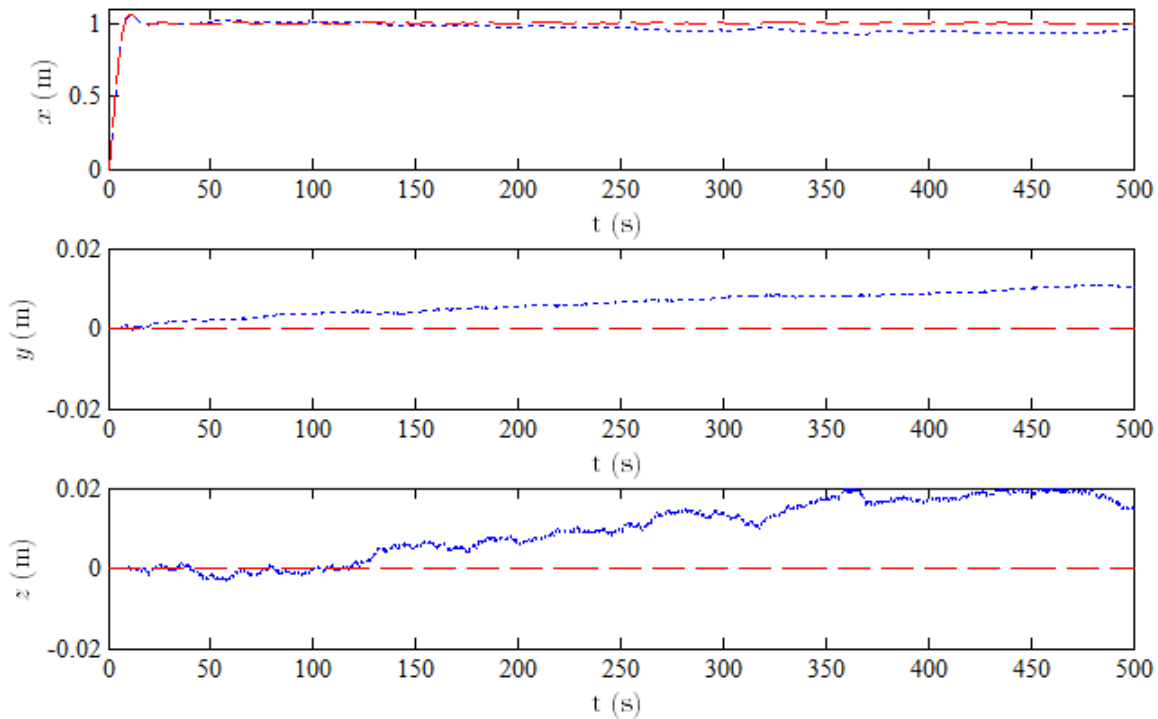


Figura 3.16: η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)

Los resultados de la estimación cuando el vehículo se desplaza en línea recta hasta la posición $x = 1$ metro se muestran en las figuras 3.16 a 3.20. El error acumulado en la estimación de los estados de posición se redujo notablemente, debido a que la velocidad u estimada es más suave que en el primer escenario y el error de estimación está alrededor de algunos milímetros por segundo, como se observa en la figura 3.19. Este comportamiento se atribuye a un balance mayor entre el peso que se asigna a la predicción y aquel que se le da a las mediciones de la IMU.

En las figuras 3.17 y 3.20 se aprecia que el ruido en las componentes de orientación y de velocidad angular se redujo, aunque éste sigue siendo mayor que el ruido del proceso ya que la varianza que se ajustó en el simulador es cinco veces menor que los valores de Q correspondientes a dichos estados.

Los nuevos estados estimados cuando el ROV se desplaza por el camino de la figura 2.8 se presentan en las figuras 3.21 a 3.24. Como se esperaba, el error en la velocidad u estimada se redujo, lo cual contribuye a una reducción del error acumulado en los estados de posición x y y . Asimismo, el algoritmo logra seguir la dinámica del vehículo con una precisión mayor a la obtenida en el escenario 1, por lo que el error máximo en la trayectoria final estimada de la figura 3.25 es de aproximadamente el 32 %.

Finalmente, con las condiciones impuestas en este escenario se logra una atenuación del ruido introducido por los sensores inerciales como se muestra en la figura 3.26, donde se presenta la velocidad angular que registra el giróscopo de la IMU en la dirección *roll*, y el estado p que representa la estimación de esta velocidad. El filtro produce una atenuación en el ruido de la señal de aproximadamente 28 dB, lo cual puede interpretarse como una reducción de la incertidumbre de la medición de aproximadamente un orden de magnitud.

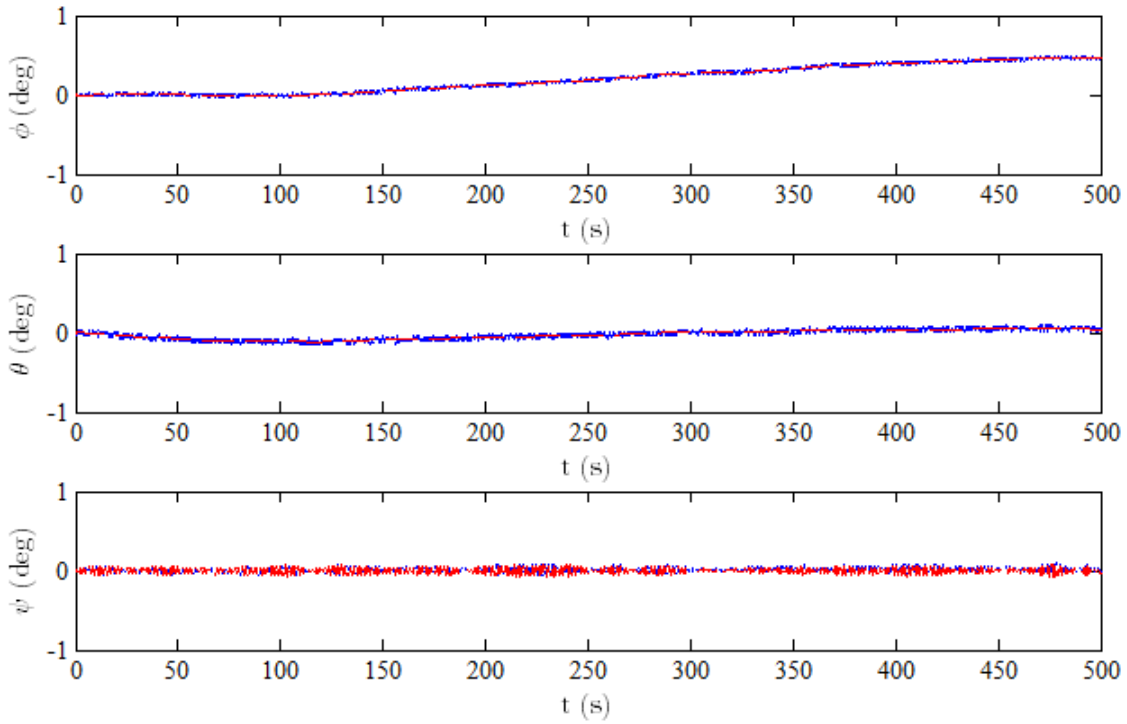


Figura 3.17: η_2 simulado (roja a líneas) y η_2 estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)

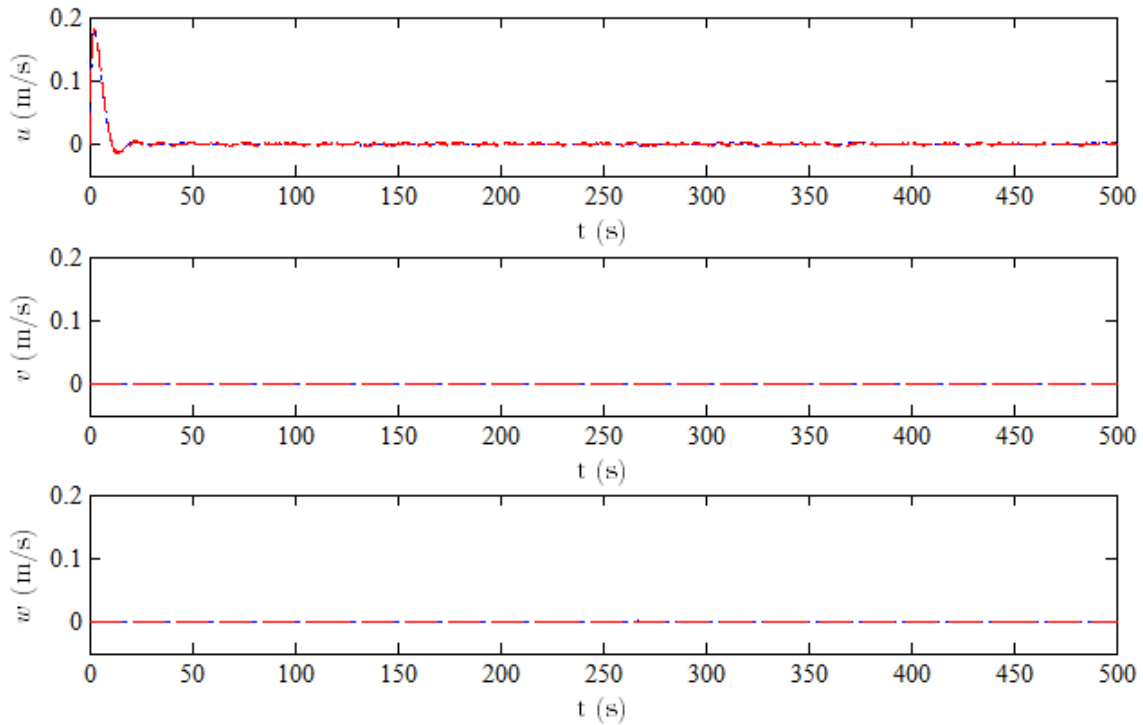


Figura 3.18: ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)

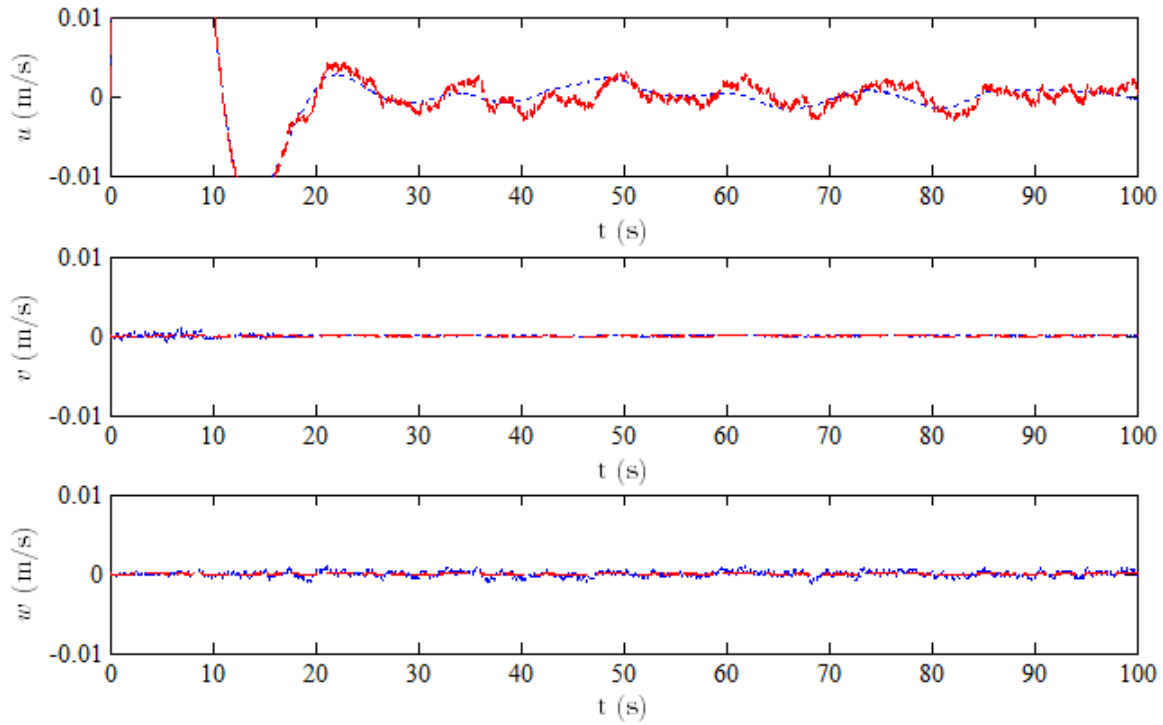


Figura 3.19: ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) durante los primeros 100 segundos de simulación cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)

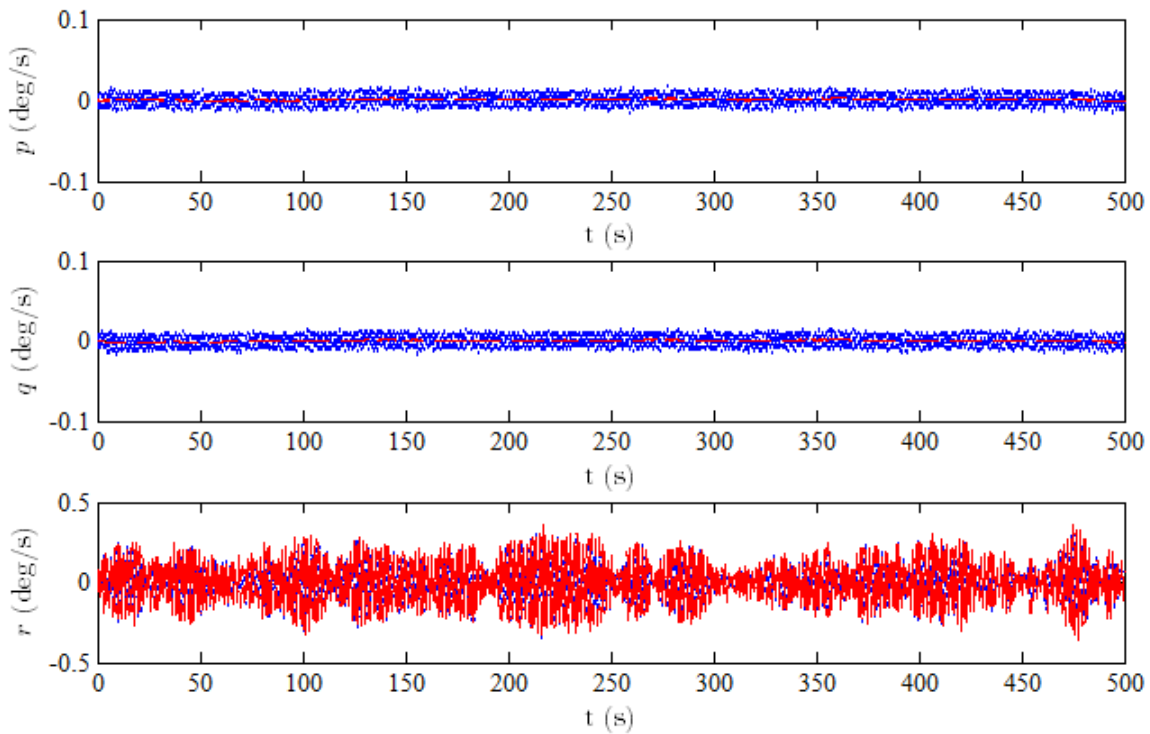


Figura 3.20: ν_2 simulado (roja a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta (Escenario 2)

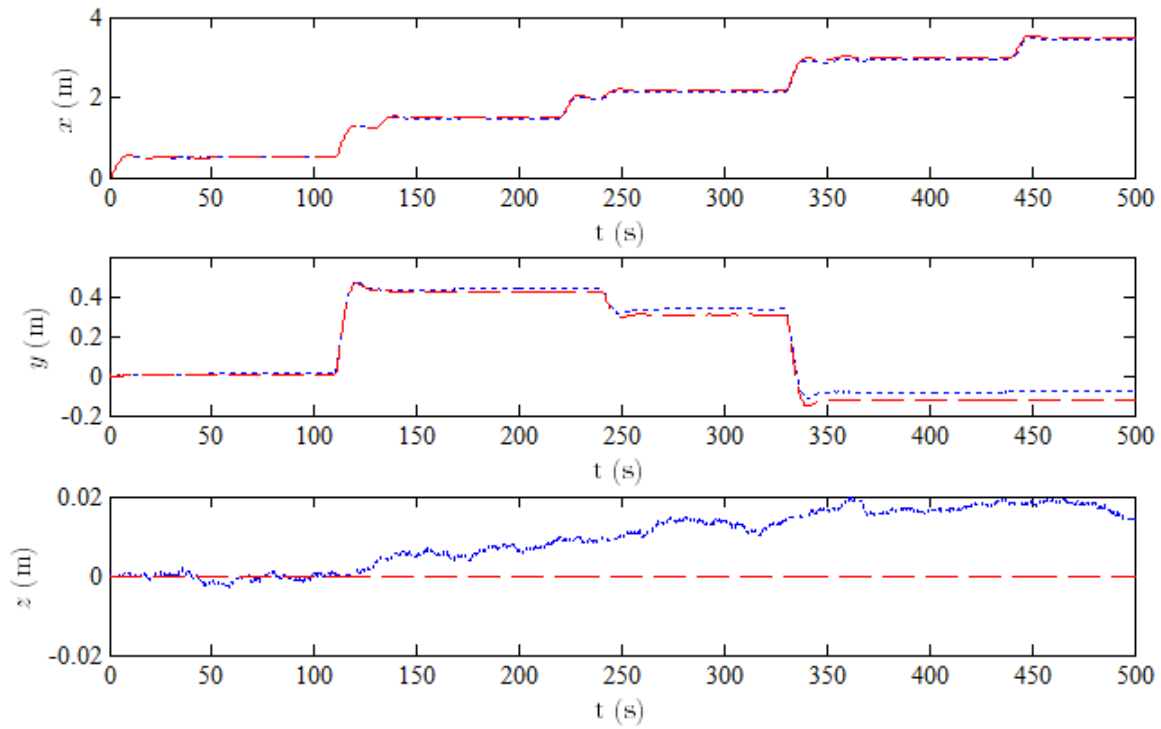


Figura 3.21: η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)

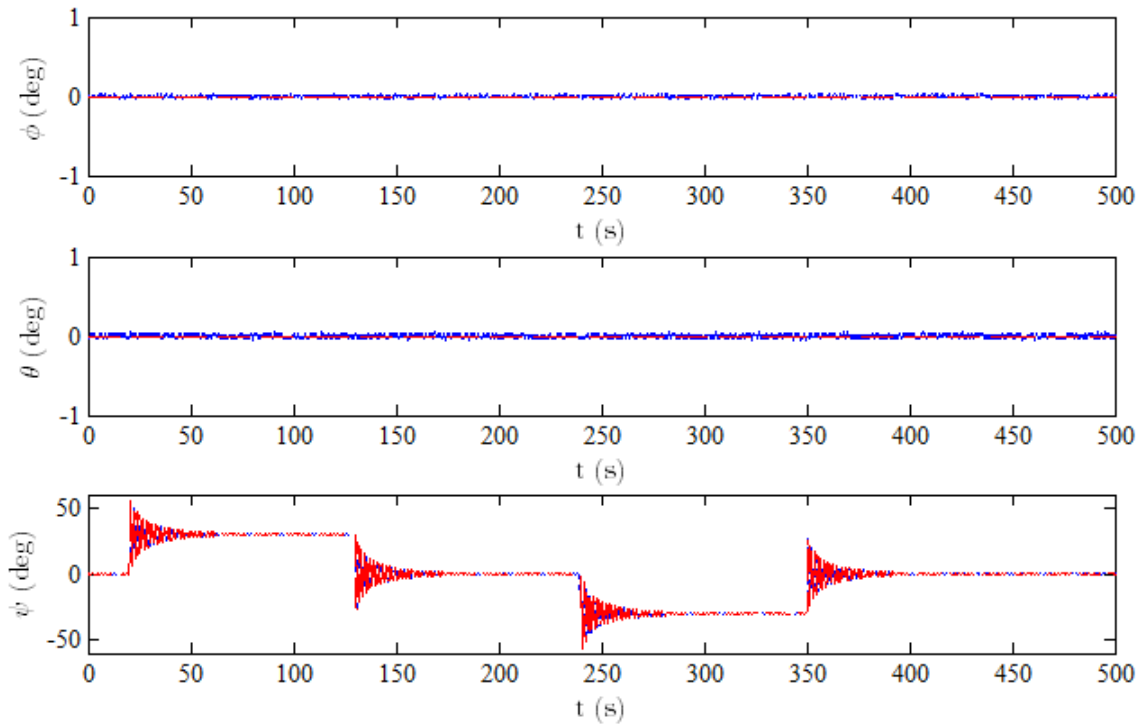


Figura 3.22: η_2 simulado (roja a líneas) y η_2 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)

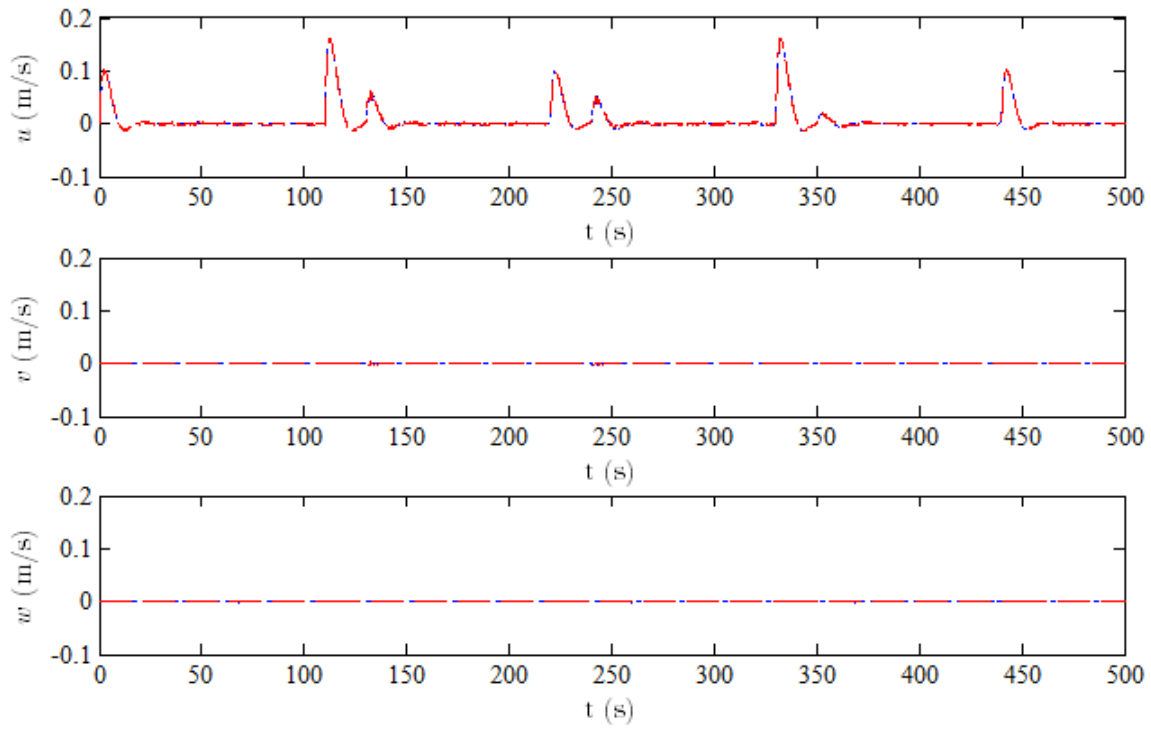


Figura 3.23: ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)

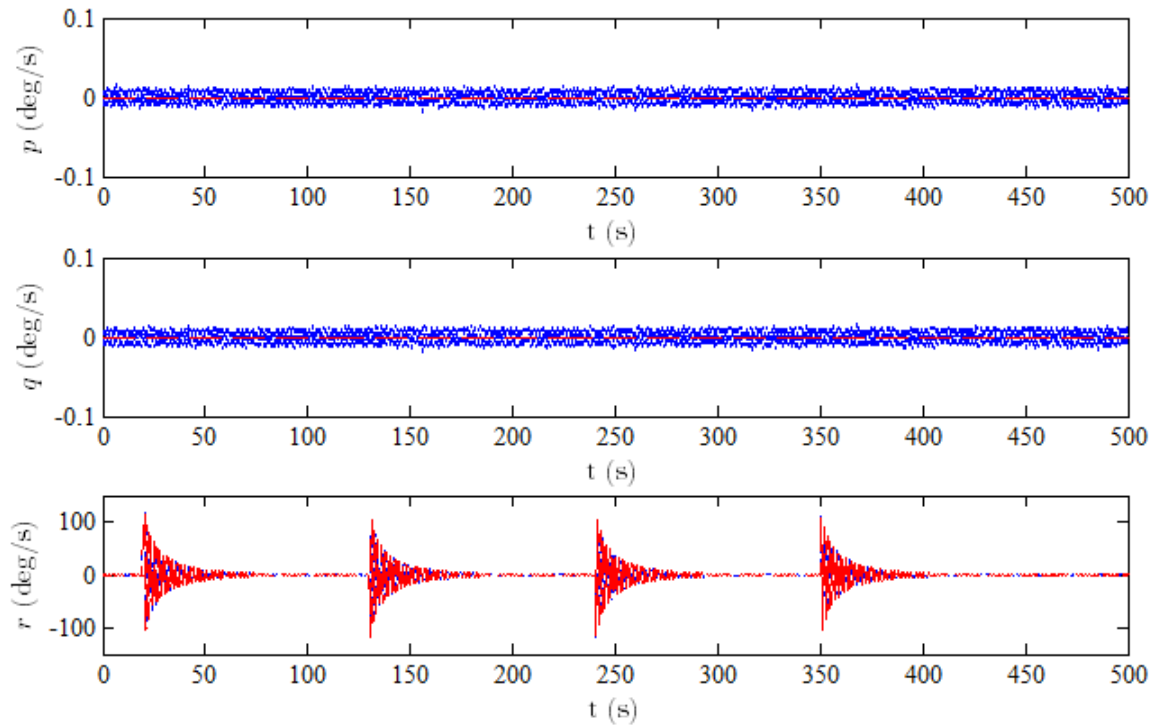


Figura 3.24: ν_2 simulado (roja a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) ante diferentes órdenes de avance y giro cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)

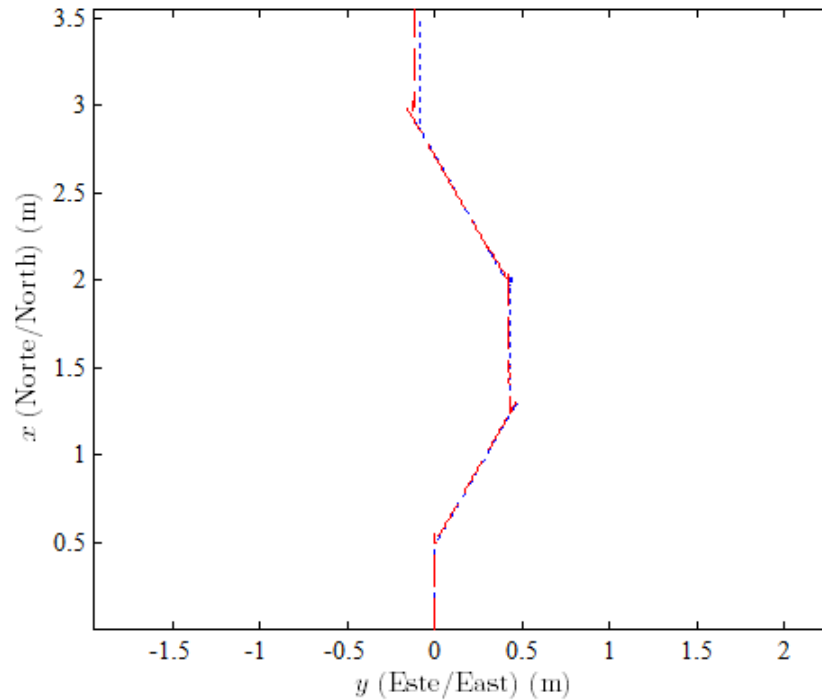


Figura 3.25: Trayectoria simulada (roja a líneas) y trayectoria estimada (azul punteada) del ROV en el plano $x - y$ ante diferentes órdenes de avance y giro en la referencia cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)

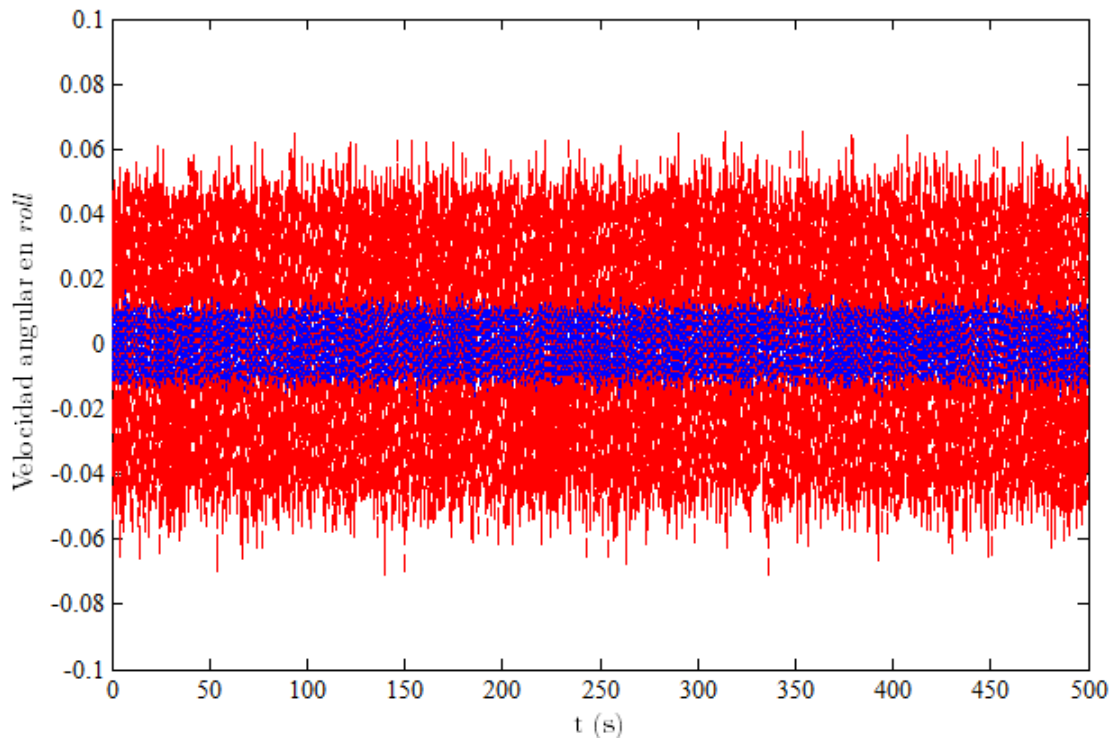


Figura 3.26: Velocidad angular en la dirección *roll* medida por el giróscopo (roja a líneas) y estado p estimado (azul punteada) cuando $Q = I * 10^{-3}$ (Escenario 2)

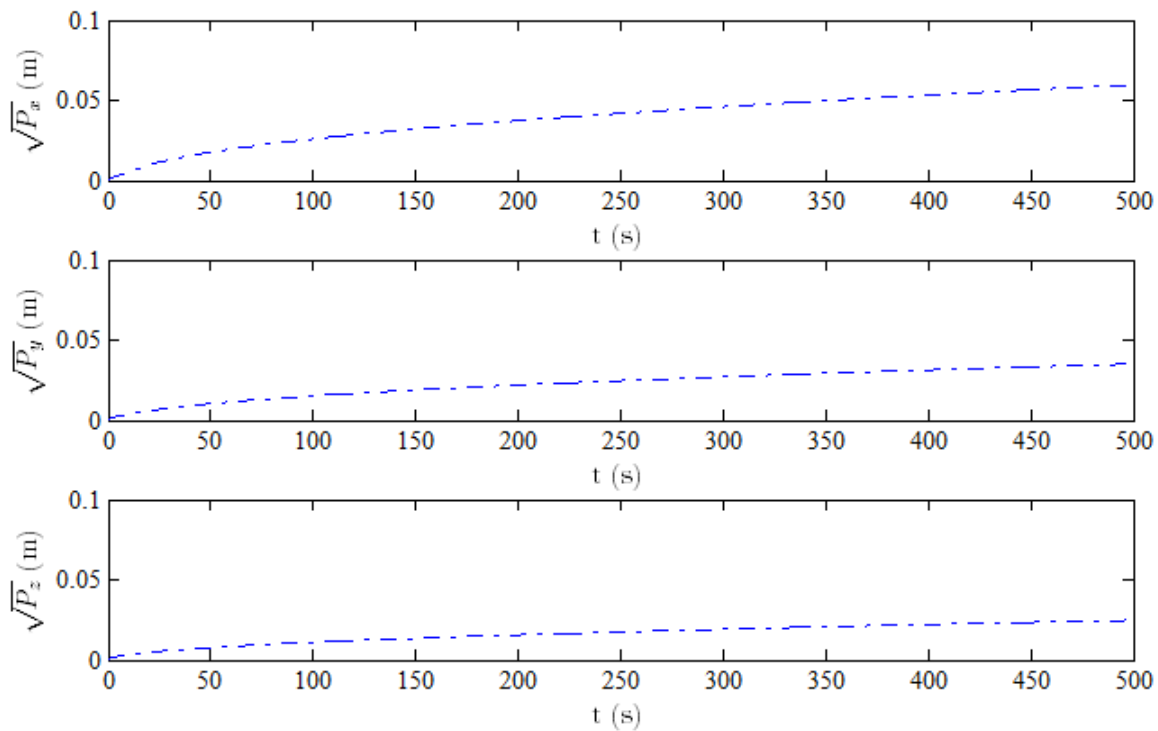


Figura 3.27: Desviación estándar del error asociado a los estados de posición cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta

Escenario 3: Mediciones adicionales de posición y orientación

A pesar de que el ajuste de la covarianza del proceso permite reducir el error en la estimación, aún se observa una tendencia creciente del mismo en las componentes de posición y en la orientación en *yaw*.

Lo anterior también se evidencia en la evolución de la covarianza del error, P . Por ejemplo, en la figura 3.27 se muestran los valores que adquieren las desviaciones estándar de los errores asociados a los estados x , y , y z , mientras que en la figura 3.28 se presenta este parámetro estadístico para las velocidades lineales u , v , y w , cuando el vehículo se desplaza en línea recta. Al comparar ambas figuras se aprecia que el error en la velocidad converge hacia un valor de estado estable, pero los errores en las coordenadas de posición siempre tienen un comportamiento creciente. Esto se debe a que el error en ν_1 , aunque es pequeño, se integra generando una desviación del valor real en las componentes de η_1 .

Como escenario final, el vector de mediciones z , la función no lineal h , y la matriz Jacobiana H se modificaron para incluir mediciones directas de algunos de los estados.

Bajo la condición anterior se realizaron varias simulaciones. En la primera de ellas el EKF recibió mediciones de las velocidades lineales, además de las señales de aceleración lineal y velocidad angular. En este caso, la inclusión de las nuevas mediciones contribuyó a la disminución del error constante que se presentó anteriormente en las componentes de velocidad, pero la diferencia entre los estados u , v , y w reales y los estimados, sigue produciendo un crecimiento del error en las coordenadas de posición. Cabe destacar que la tasa de aumento de este error disminuyó respecto a aquella obtenida en el escenario 2.

Durante una segunda simulación, se adicionó solo la medición del ángulo de giro ψ . Lo anterior, bajo la hipótesis de que una estimación adecuada de la orientación respecto al eje z del vehículo reduce el error acumulado en las coordenadas de posición x y y , y en consecuencia, la desviación de la trayectoria estimada

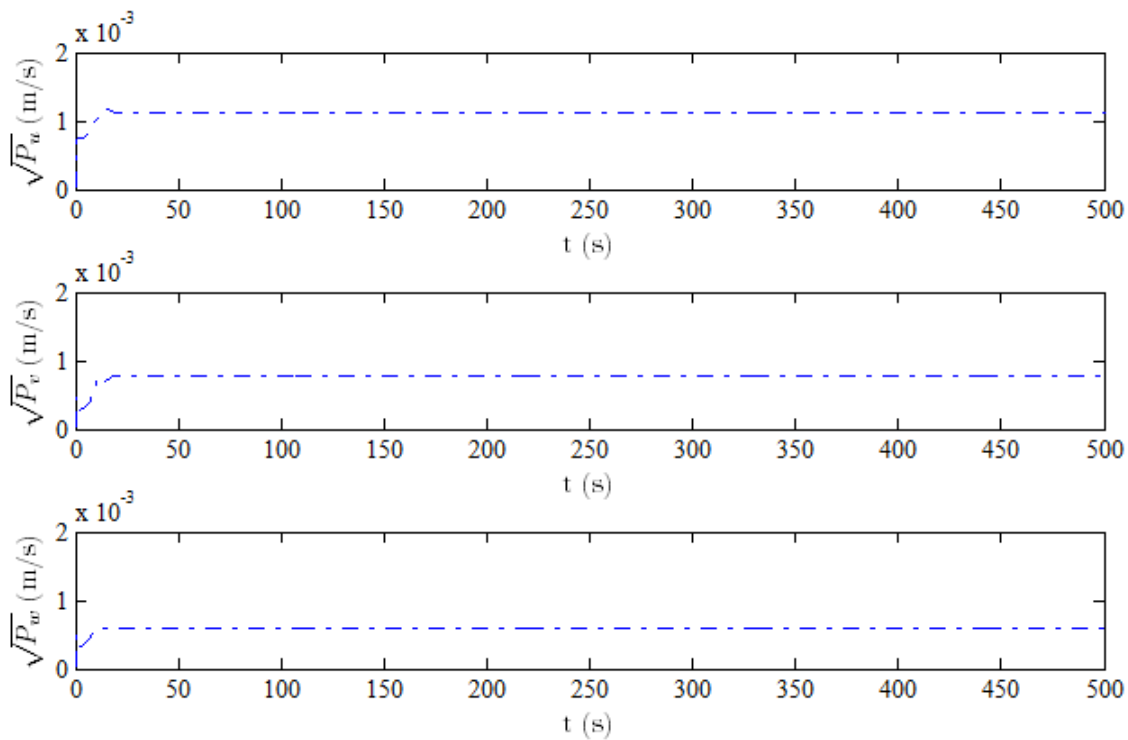


Figura 3.28: Desviación estándar del error asociado a los estados de velocidad lineal cuando $Q = I * 10^{-3}$ y el ROV se desplaza en línea recta

en el plano correspondiente es menor. En los resultados de esta prueba se observó que la desviación estándar del error asociado al giro en *yaw* alcanza un valor estable muy pequeño y permanece en el mismo hasta el final de la simulación. La tendencia al crecimiento de las desviaciones estándar en los estados de posición sigue presente, pero al igual que en la prueba anterior, la tasa de aumento es más lenta.

Finalmente, el filtro se complementó con mediciones de los estados x , y , z , y ψ , y los valores de la matriz de covarianza Q se ajustaron a las cantidades reales de las varianzas del ruido presente en el simulador. En las figuras 3.29 a 3.32 se presentan las estimaciones obtenidas, donde se aprecia que el error en las coordenadas de posición y orientación del ROV se redujo significativamente. Esto también se aprecia en las gráficas correspondientes a la covarianza del error, las cuales se presentan en las figuras 3.33 y 3.34.

3.5. Resumen

De acuerdo con la revisión del estado del arte hecha previamente, el filtro de Kalman Extendido resulta ser una buena opción para la estimación de los estados de sistemas gobernados por ecuaciones no lineales, como por ejemplo los vehículos submarinos operados remotamente. En este capítulo se propuso un algoritmo de estimación para un ROV que sigue el enfoque del EKF, e introduce los modelos cinemático y dinámico del robot en las ecuaciones de propagación y medición. Igualmente, se presentó una discusión sobre el ajuste de las matrices de covarianza del proceso y de las mediciones.

Para analizar el desempeño del filtro, se realizaron simulaciones en tres escenarios diferentes que involucraron la modificación de los valores correspondientes a la matriz Q , y la presencia de mediciones de aceleración lineal, velocidad angular, posición y orientación.

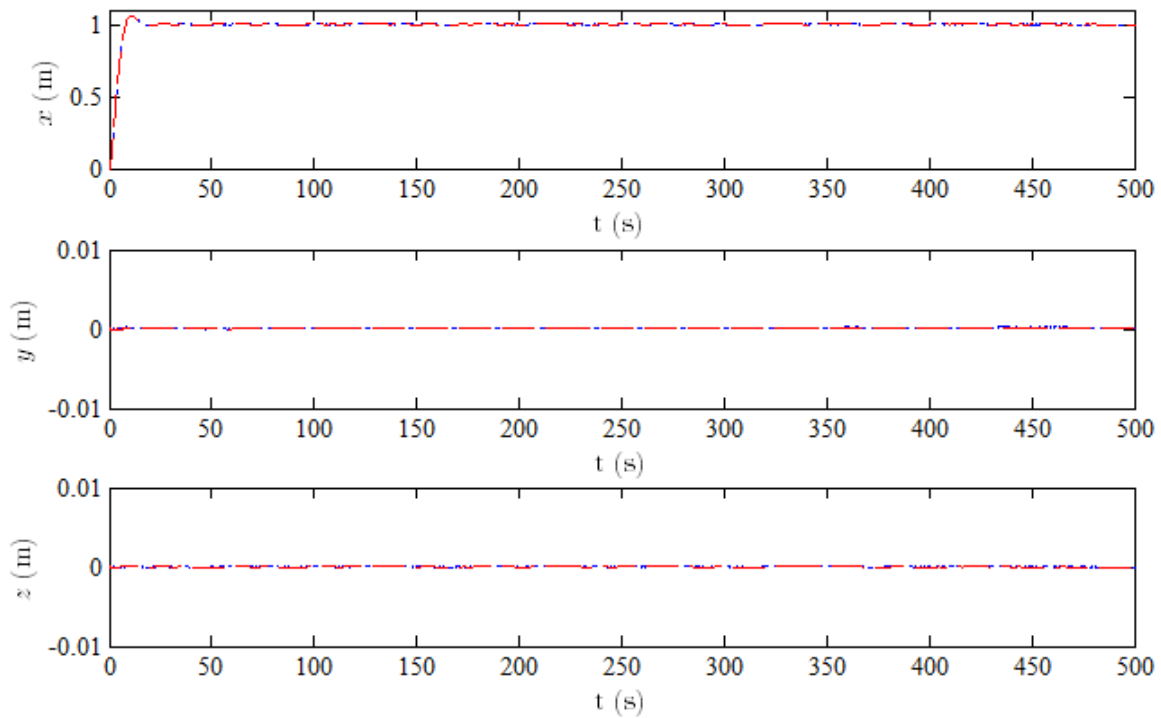


Figura 3.29: η_1 simulado (roja a líneas) y η_1 estimado (azul punteada) cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)

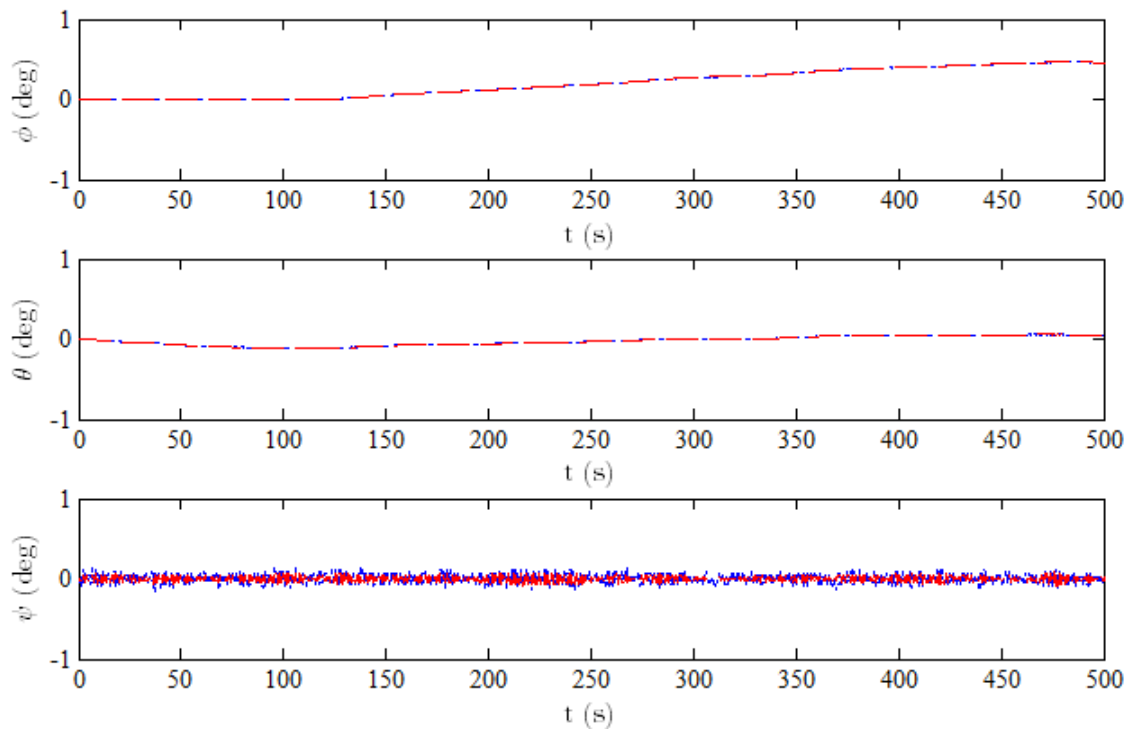


Figura 3.30: η_2 simulado (roja a líneas) y η_2 estimado (azul punteada) cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)

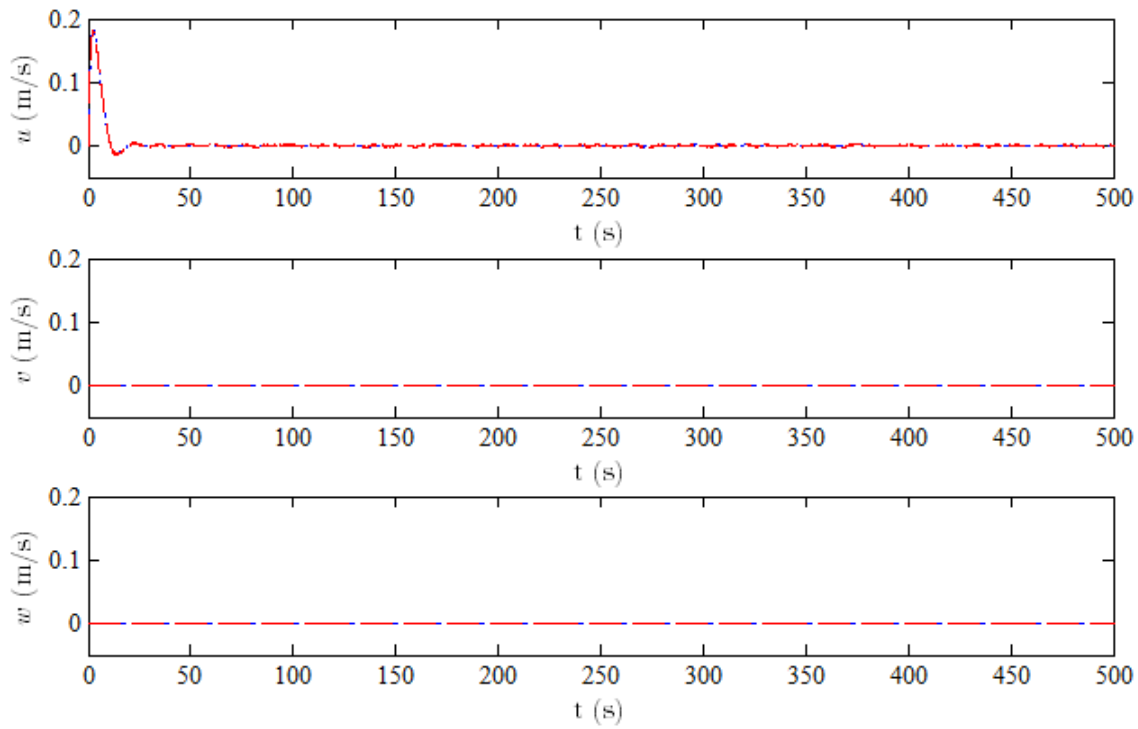


Figura 3.31: ν_1 simulado (roja a líneas) y ν_1 estimado (azul punteada) cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)

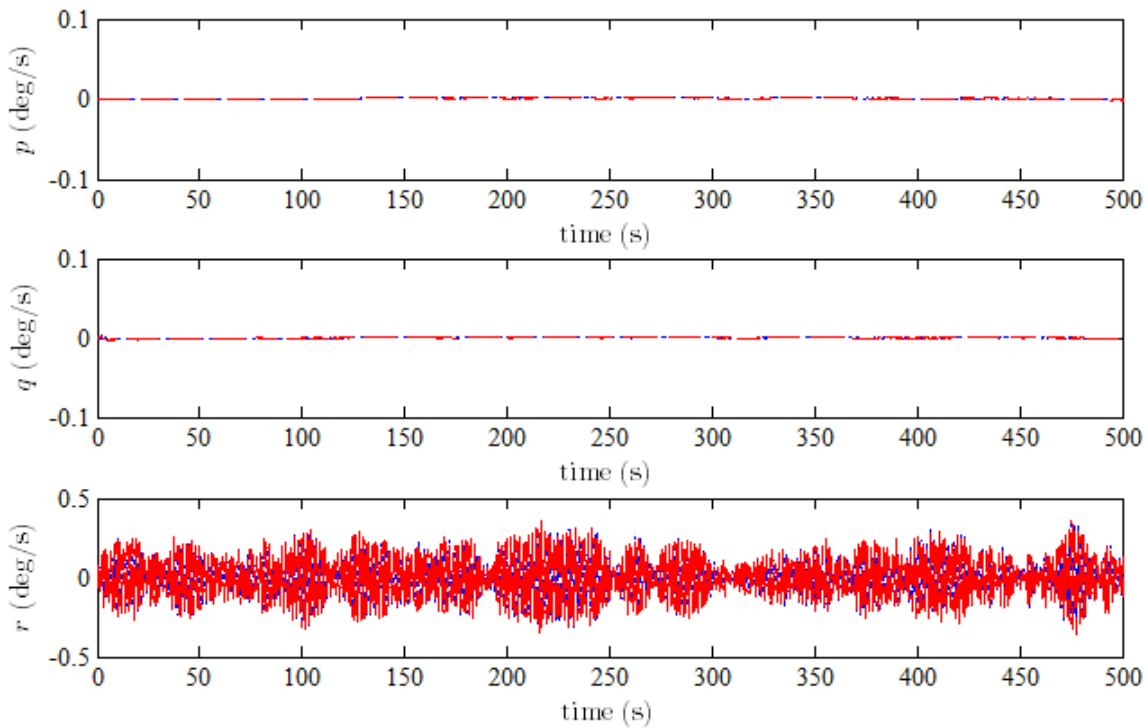


Figura 3.32: ν_2 simulado (roja a líneas) y ν_2 estimado (azul punteada) cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)

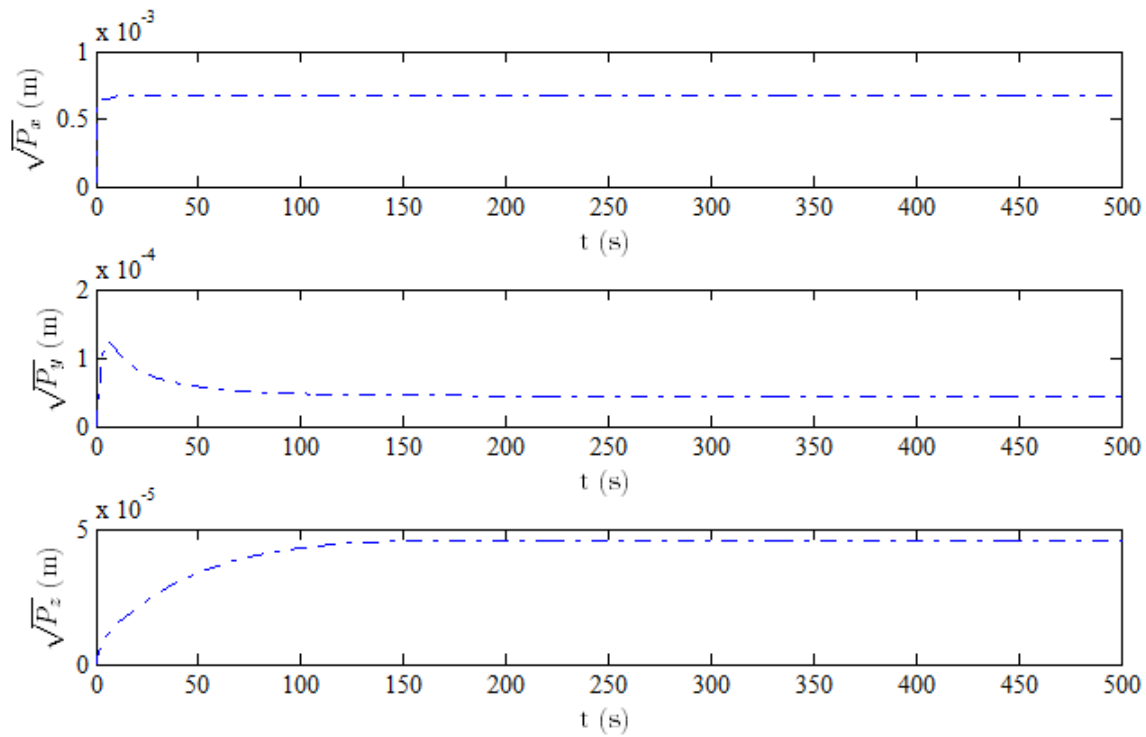


Figura 3.33: Desviación estándar del error asociado a los estados de posición cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)

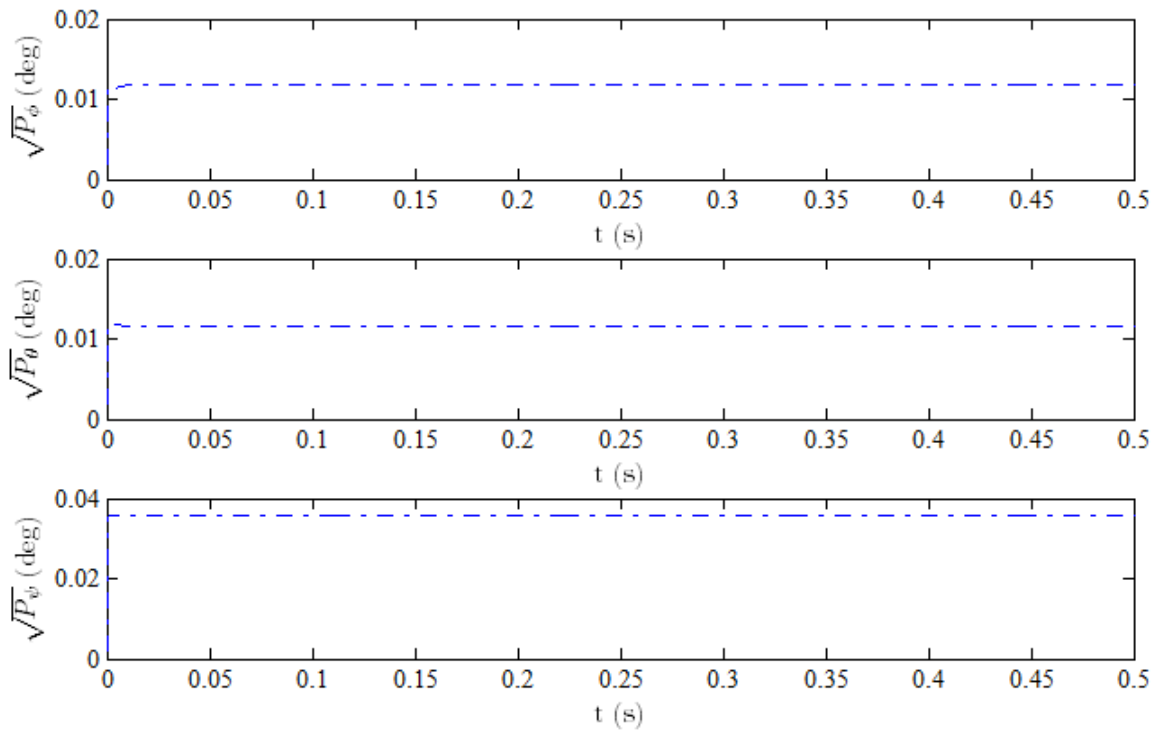


Figura 3.34: Desviación estándar del error asociado a los estados de orientación cuando el EKF se complementa con mediciones adicionales y el vehículo se desplaza en línea recta (Escenario 3)

Tabla 3.2: Valor absoluto del error acumulado en la estimación de los estados x , y , z , y ψ para cada escenario de simulación

ERROR	ESCENARIO 1	ESCENARIO 2	ESCENARIO 3		
	$Q = I$	$Q = I * 10^{-3}$	IMU + ν_1	IMU + ψ	IMU + η_1 + ψ
e_x (m)	15,451	0,076	0,014	0,039	4×10^{-4}
e_y (m)	0,454	0,011	0,014	0,010	$2,518 \times 10^{-4}$
e_z (m)	0,018	0,020	0,015	0,015	$2,075 \times 10^{-4}$
e_ψ (deg)	$4,652 \times 10^{-4}$	$4,138 \times 10^{-4}$	$3,082 \times 10^{-4}$	$2,083 \times 10^{-4}$	$2,083 \times 10^{-4}$

El error acumulado de la estimación se midió comparando los estados estimados con los estados simulados mediante la configuración de lazo cerrado implementada en Simulink. Asimismo, la tendencia del algoritmo hacia la convergencia se estudió a través de la evolución de los valores de la matriz de covarianza del error, P .

En la tabla 3.2 se muestran los resultados principales que se obtuvieron con la validación numérica del algoritmo de estimación para las coordenadas de posición y la orientación en *yaw* en cada escenario de simulación. Se relacionan estos estados ya que el filtro de Kalman extendido no muestra una convergencia de las covarianzas de los errores correspondientes cuando las únicas mediciones disponibles son aquellas proporcionadas por una unidad de medición inercial.

Los errores que se presentan para el primer escenario evidencian que el ajuste de la matriz de covarianza del proceso como la identidad genera una acumulación significativa del error en los estados x y y debido a que el algoritmo tiende a ignorar la predicción basada en el modelo general del vehículo. Cuando las componentes de la diagonal de Q se reducen, en el segundo escenario, el filtro realiza una estimación más precisa de la posición y orientación del ROV, aunque el error sigue creciendo a medida que transcurre el tiempo de ejecución del algoritmo. Finalmente, solo la inclusión de las mediciones adicionales de posición y orientación en el tercer escenario permite que los errores converjan hacia un valor estable que se considera pequeño para los 500 segundos durante los cuales se realizó la estimación.

Capítulo 4

ARQUITECTURA COMPUTACIONAL PARA UN ROV

4.1. Introducción

El desarrollo de vehículos submarinos no tripulados involucra la aplicación de conceptos relacionados con la mecánica, eléctrica, y electrónica. La selección de los materiales para la construcción de la carcasa del submarino debe garantizar que el cuerpo sea lo suficientemente fuerte y resistente a la presión para mantener la funcionalidad de los dispositivos electrónicos que se introducen en él. Esto representa un reto, puesto que a medida que se aumenta la profundidad de operación, se requiere de paredes más gruesas, lo cual lleva a aumentar el tamaño y peso del submarino [64].

El cable umbilical, además de ser el enlace físico entre la estación de control en la superficie y el sumergible, también se utiliza para la transmisión de energía, comandos de control, imágenes, la información de navegación y las mediciones de los sensores. Este cable puede tener un diámetro considerable si en su interior se asignan conductores separados para la transmisión de cada tipo de señal. Además, el mismo debe tener flotabilidad neutra para evitar problemas de control sobre el submarino [64].

Otra área de diseño de igual importancia incluye a los sistemas conformados por los dispositivos electrónicos que se encuentran al interior del vehículo y que ejecutan las tareas asignadas durante una misión. La disposición de estos elementos se conoce como arquitectura del *hardware* y es la plataforma tecnológica sobre la que se instalan los procesos que permiten el funcionamiento del robot [65].

En este capítulo se presenta una revisión de los subsistemas principales que conforman una arquitectura del *hardware*, a partir de la consulta de algunos artículos y trabajos de investigación recientes relacionados con el desarrollo de vehículos submarinos no tripulados. Se establece una clasificación general en dos tipos de arquitecturas. Se describen las características de cada sistema, destacando el *hardware* frecuentemente usado para su implementación. Se plantea la arquitectura que podría usarse para el desarrollo de un prototipo de ROV y su sistema de navegación, de acuerdo con la revisión del estado del arte y el análisis general del algoritmo de estimación propuesto en este trabajo de investigación.

4.2. Clasificación de las arquitecturas del *hardware*

Un vehículo submarino no tripulado, como por ejemplo un ROV, se puede construir utilizando ya sea una arquitectura del *hardware* centralizada o una modular. En el primer caso, una unidad de procesamiento central se encarga de realizar todas las tareas que involucran el tratamiento de los datos y las acciones de control. Esto incluye la transmisión de información entre el vehículo y su estación de mando en la superficie. Adicionalmente el ROV cuenta con un módulo de potencia y uno de propulsión.

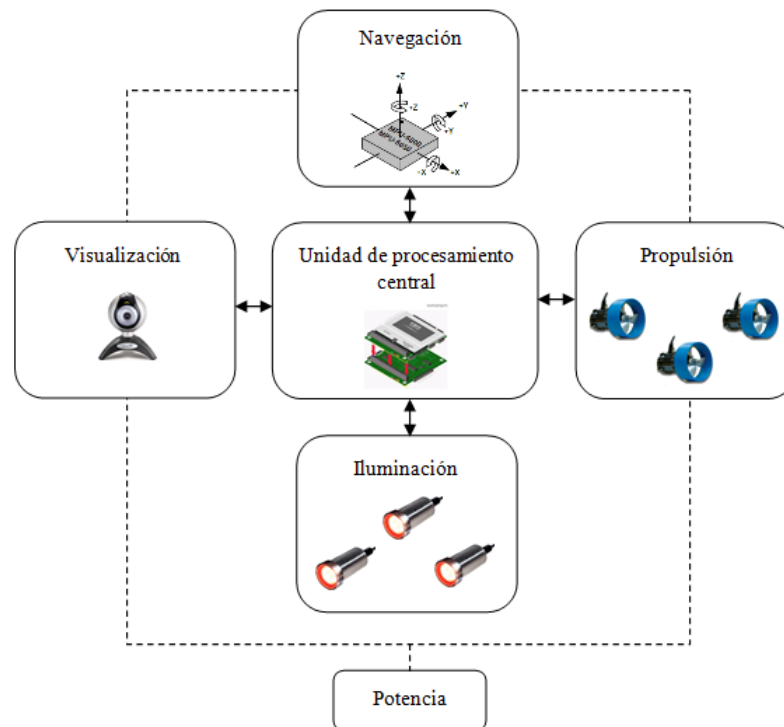


Figura 4.1: Diagrama conceptual de una arquitectura del *hardware* centralizada.

La ventaja más importante de este tipo de arquitectura es que reduce el espacio que se necesita para implementar la electrónica dentro del vehículo, ya que todos los procesos los ejecuta una única unidad. Sin embargo, si este módulo central falla, podría poner en riesgo la misión y la recuperación del vehículo debido a que de él dependen todas las funciones del robot.

En la arquitectura modular también se utiliza una unidad de procesamiento central, pero esta solo se encarga de la transmisión de información entre el operador y los otros módulos de procesamiento al interior del vehículo. De esta manera, las tareas que permiten el funcionamiento del ROV se distribuyen a diferentes unidades que ejecutan aplicaciones específicas según las necesidades de la misión. Todos los elementos electrónicos se energizan por medio del módulo de potencia y el vehículo se pone en marcha gracias al sistema de propulsión. La implementación de esta clase de arquitectura es posible gracias al aumento en las capacidades de cómputo y la disminución del consumo de energía de las unidades de procesamiento.

Cabe destacar que algunos vehículos se diseñan con una arquitectura semi-modular, es decir, existe una unidad central que ejecuta la mayoría de tareas, pero algunas actividades más sencillas, como la generación de las señales para la activación de los actuadores, se realizan en dispositivos de procesamiento más simples.

Las figuras 4.1 y 4.2 muestran los diagramas conceptuales de los dos tipos de arquitectura descritos anteriormente, los cuales incluyen algunos de los módulos de funcionamiento que se consideran como principales.

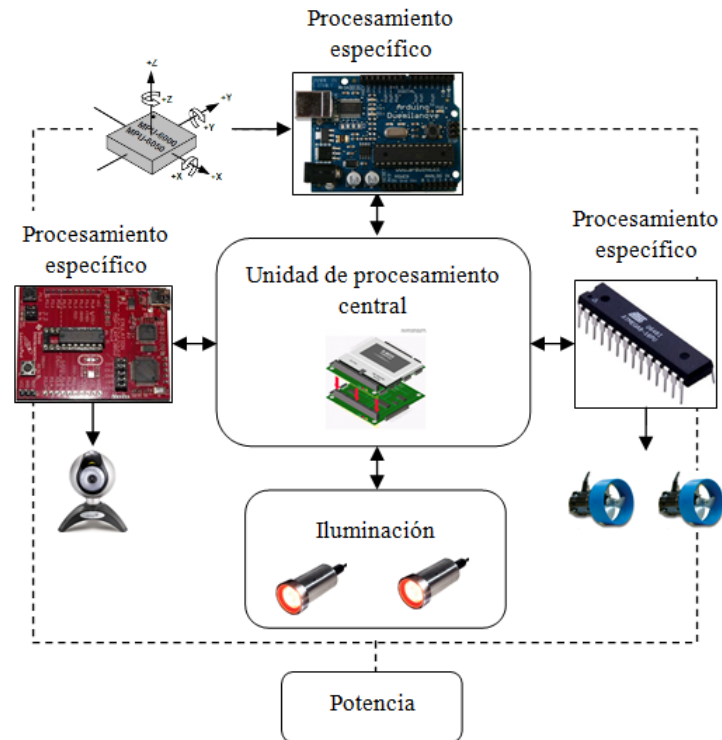


Figura 4.2: Diagrama conceptual de una arquitectura del *hardware* modular o distribuida.

4.3. Subsistemas de una arquitectura del *hardware*

Independientemente del tipo de arquitectura que se implemente, existen algunos subsistemas principales que deberían hacer parte de la electrónica al interior del submarino para posibilitar las tareas de adquisición de datos, comunicaciones y procesamiento general.

Potencia

Las fuentes para energizar los vehículos submarinos pueden ser de corriente directa (DC) o corriente alterna (AC). Las fuentes AC permiten que la energía se pueda transmitir a distancias más grandes utilizando conductores más pequeños, por lo que son el sistema de potencia más común en los ROV que se operan a profundidades significativas. Frecuentemente, la transmisión de energía se realiza desde un barco en la superficie hasta un sistema de manipulación del cable o TMS (*Tether Management System*), y allí se rectifica a DC para enviarla al ROV [64]. Por ejemplo, el vehículo ROBOSUB 6000 [66], con capacidad de inmersión de 6000 metros, utiliza este sistema con convertidores DC/DC adicionales para generar tensiones alrededor de los 24 V que energizan los dispositivos al interior del ROV.

La principal desventaja de la transmisión AC radica en que es necesario recubrir los conductores para evitar que se genere ruido en las señales de datos de los otros conductores, y esto puede causar una flotabilidad negativa en el cable. El diseño de los equipos submarinos a partir del conjunto TMS-ROV, evita la situación anterior, ya que el *tether* que transporta la energía DC no necesita protección adicional y esto contribuye a reducir las fuerzas indeseadas sobre el robot [64].

Por otro lado, los ROV más pequeños así como los AUV utilizan fuentes DC que suelen ser más livianas y menos costosas que las AC. En este caso, la energía se puede suministrar a través del cable o se pueden instalar baterías recargables en el sumergible. La primera opción se contempla en [67], [9], y [68], donde los ROV se energizan mediante voltajes DC que posteriormente son convertidos en otras tensiones para alimentar la electrónica y los propulsores. En la segunda, las baterías más comunes son las de iones de litio (Li-ion), y litio-polímero (Li-Po) que conforman arreglos en paralelo para suministrar la tensión y corriente necesarias. Las baterías Li-Po sobresalen sobre las Li-ion gracias a su adaptabilidad a diferentes espacios, y su densidad de energía alta [69], [70].

Los submarinos suelen tener una tarjeta de potencia diseñada exclusivamente para realizar conversiones de tensión y monitorear el nivel de energía de los otros sistemas. Cuando se emplean baterías, estas se suelen ubicar en un compartimento separado del resto de la electrónica al interior del sumergible. De esta manera se facilita el reemplazo de las celdas y el proceso de recarga. Sin embargo, en un diseño completamente modular, las baterías pueden encontrarse en cada sección con el fin de proporcionar la energía suficiente para el consumo de los dispositivos que hacen parte de ese espacio, como se presenta en [71].

Propulsión

En el diseño de los submarinos, el tipo y la configuración de los propulsores toman prioridad sobre otros componentes, ya que estos elementos son los que posibilitan el desplazamiento y maniobrabilidad del vehículo. Los actuadores para los sumergibles pueden ser eléctricos o tipo jet, pero en ambos casos se necesita de motores que activen los mecanismos [64].

Una vez que se han seleccionado el tipo y número de propulsores que harán parte del vehículo, lo siguiente es la adecuación del subsistema de propulsión al interior del ROV o AUV. Este, que a menudo está conformado por una unidad de procesamiento independiente y configuraciones de potencia, se encarga de establecer el sentido de giro de los ejes de los motores, y de generar señales PWM para regular su velocidad, dependiendo de las órdenes de control que se reciban del operador.

En las arquitecturas centralizadas, la unidad principal se encarga de traducir los comandos de control en las señales necesarias para la activación de los propulsores. Sin embargo, cuando el submarino tiene una arquitectura modular, lo más común es que un microcontrolador desempeñe la tarea mencionada.

Los microcontroladores de los fabricantes *Atmel* y *Microchip* parecen liderar el desarrollo de las tarjetas electrónicas para el control de los propulsores. Las familias AVR Atmega y Atxmega con arquitecturas RISC de 8 bits pueden complementar a los microprocesadores ARM y facilitan el diseño de aplicaciones que requieren gran cantidad de código, debido a que estos microcontroladores tienen una amplia capacidad de memoria [72]. Algunos ejemplos de subsistemas para la activación de los actuadores que utilizan los dispositivos *Atmel* son [30], [73], [74], y [9].

Los microcontroladores y procesadores digitales de señales PIC de *Microchip*, de 8 y 16 bits, ofrecen periféricos diseñados específicamente para el control de motores y una guía para el diseño de soluciones que involucran esta aplicación [75]. En [76] y [77] se utilizan los PIC no solo para generar las señales de control de los propulsores, sino también para preprocesar la información de algunos sensores.

Procesamiento central

Como se mencionó anteriormente, en ambos tipos de arquitectura se hace necesario la implementación de una unidad de procesamiento central que se encargue de establecer la comunicación entre el ROV y el operador en la superficie. Esta unidad recibe los comandos de control y los convierte en acciones que se ejecutan con la ayuda de los subsistemas del *hardware* y del *software* instalado. Asimismo, transmite la información medida por los sensores y/o los resultados de la navegación y monitorización del vehículo.

De acuerdo con la revisión del estado del arte, la unidad de procesamiento central de un submarino puede ser un microcontrolador, una FPGA (*Field Programmable Gate Array*), un PC pequeño, o una tarjeta de desarrollo.

Los microcontroladores tienen un costo, tamaño y consumo de potencia bajo, se pueden comunicar fácilmente con dispositivos analógicos y digitales, y su capacidad de procesamiento y memoria suele ser suficiente para tareas sencillas como la activación de los propulsores, pero los mismos son ineficaces en tareas más complejas, como por ejemplo el procesamiento de imágenes. Las FPGA también son pequeñas y tienen un consumo de energía moderado, pero son más costosas. A diferencia de los microcontroladores, estas unidades trabajan bien con tareas que requieren una capacidad computacional alta, la cual podría estar sobredimensionada para operaciones más simples. Por último, los computadores embebidos superan a las primeras dos opciones mencionadas en cuanto a procesamiento, memoria y cantidad de periféricos, así como en tamaño, costo y consumo de potencia [78].

En [79] se presenta el diseño y construcción de un AUV cuya unidad central es una FPGA. Este dispositivo se encarga, mediante el código escrito en VHDL, de establecer una comunicación RF con la estación de control, administrar las mediciones de los sensores de exploración, generar señales PWM para la activación de los propulsores, y de ejecutar el sistema de generación de trayectorias, navegación y control del AUV. Esta última tarea se implementa usando un EKF en combinación con controladores tipo PD.

A pesar de que el desarrollo tecnológico ha impulsado la utilización de las FPGA en aplicaciones diversas, la implementación de la arquitectura del *hardware* de un submarino se sigue inclinando hacia los microcontroladores y los computadores embebidos. Cabe destacar que en la mayoría de los trabajos consultados en los que se usan microcontroladores, estos reciben las mediciones de los sensores inerciales y las transmiten al operador en la superficie a través del enlace de comunicación. De esta manera, la unidad central no ejecuta ningún algoritmo de navegación y sus tareas principales son aquellas relacionadas con la activación de los propulsores.

Por otro lado, el computador embebido con factor de forma PC104 es el más común entre los ROV y AUV. Es una versión o adaptación de la arquitectura de un PC convencional, para las aplicaciones embebidas. Dentro de sus características más sobresalientes se encuentran su tamaño y consumo de potencia reducido en comparación con las tarjetas de circuito impreso del PC estándar, y que está compuesto por varias tarjetas con módulos específicos integrados que se apilan para formar un sistema [80]. En la columna izquierda de la figura 4.3 se muestra la forma en la que se pueden apilar las tarjetas PC104, y en la columna derecha, la distribución de los módulos en cada tarjeta.

A modo de ejemplo, en [81] se presenta el diseño de un ROV con arquitectura del *hardware* modular, en la que se utilizan dos PC104 independientes. El computador principal se comunica con los actuadores, el sistema de comunicación, y los sensores de navegación y exploración, para adquirir la información que le permita ejecutar los algoritmos de estimación, control, almacenamiento de datos y supervisión interna.

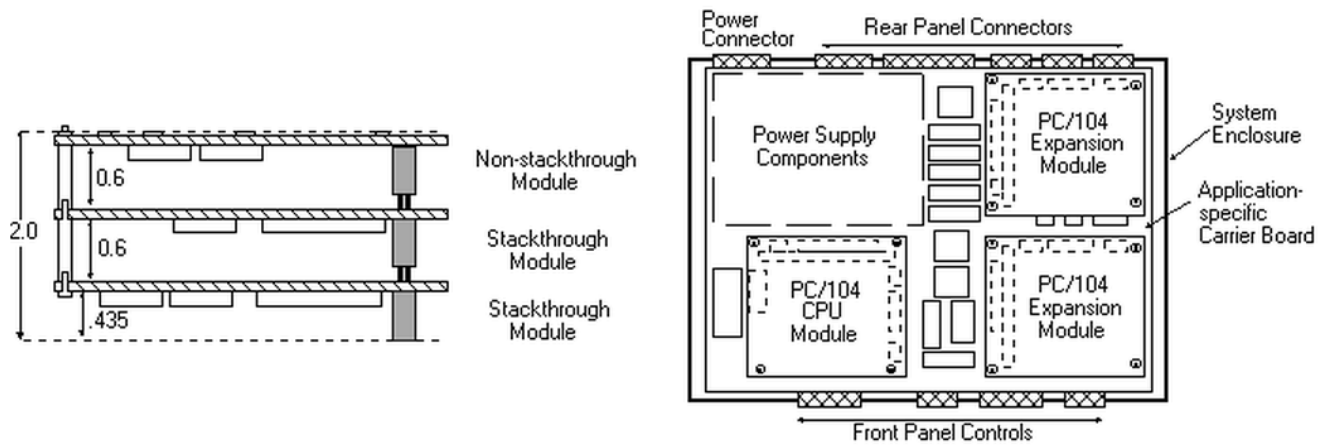


Figura 4.3: Esquema de un PC104. Medidas en pulgadas. Tomada de [7]

El PC secundario, por su parte, se encarga de registrar las señales de video y del sistema LBL. Ambas unidades se pueden programar separadamente, y se comunican entre sí mediante una conexión *ethernet*. Este enfoque también se aborda en el AUV GIRONA 500 [82].

Los vehículos submarinos no tripulados se utilizan en muchas áreas de investigación y desarrollo industrial, por lo que el diseño y construcción de cada prototipo está sujeto a las necesidades de la misión que se desee realizar y de su entorno de operación.

Los trabajos sobre arquitecturas del *hardware* citados previamente involucran algunos ROV y AUV para tareas de observación y otros para misiones de intervención submarina. No obstante, el interés por este tipo de tecnología y sus prestaciones ha conducido al desarrollo de prototipos de robots submarinos pequeños en los que se utilizan tarjetas basadas en microprocesadores como unidad central. El microcontrolador Arduino y el computador BeagleBone son dos ejemplos de los sistemas mencionados anteriormente. El primero se emplea en [83] y el segundo es la unidad central que utilizan los desarrolladores del proyecto OPEN ROV [84].

Iluminación

La iluminación artificial en un ROV o AUV es necesaria, ya que a partir de algunos metros por debajo de la superficie del mar, la luz del ambiente se atenúa significativamente debido a la dispersión y absorción por parte del medio. Según [64], los tipos de bombillas más apropiadas para maniobrar submarinos son las tipo HID (*High-Intensity Discharge*, y LED (*Light-Emitting Diode*). Las primeras son pequeñas y emiten una gran cantidad de luz, mientras que las segundas son ampliamente usadas porque generan poco calor, tienen un consumo de potencia y costo bajo, y una vida útil larga. El subsistema de potencia se encarga de generar la energía suficiente para encender la iluminación artificial del submarino.

Sensores para navegación, monitorización interna y exploración

Los sensores que hacen parte de un vehículo submarino no tripulado se pueden clasificar en dispositivos para la navegación, monitorización interna y exploración. Los primeros se encargan de adquirir la información necesaria para estimar la posición, orientación, y las velocidades del robot. Los segundos comúnmente se instalan en cada compartimiento del cuerpo del ROV/AUV para medir ciertos parámetros de interés

como la temperatura, el nivel de energía y las filtraciones de agua, entre otros, y los últimos, están en la mayoría de veces en contacto directo con el medio y registran las propiedades del entorno de acuerdo con el objetivo de la misión.

El tamaño y la cantidad de sensores que pertenecen a cada grupo depende de las dimensiones del vehículo y el entorno para el cual fue diseñado. En los submarinos de observación [85], [86], [87], [88], [89], [90], construidos para explorar el entorno subacuático, el sistema de navegación está conformado por una unidad inercial que se complementa con otros dispositivos como el compás, sensor de presión para calcular la profundidad, magnetómetro, y GPS para actualizar los estados en la superficie. En esta clase, también es frecuente que se instalen dispositivos simples como termocuplas o detectores de temperatura resistivos (RTD, del inglés *Resistance Temperature Detector*), y cámaras web para el análisis del ambiente.

Algunos vehículos se diseñan con dispositivos más específicos como el sónar que permite capturar imágenes de los alrededores del robot, y no se ve afectado por la suciedad u oscuridad del agua debido a que se utilizan longitudes de onda más largas que las de la luz visual [69]. Asimismo, se encuentran submarinos que se operan en ambientes cerrados como por ejemplo una tubería y que cuentan con medidores de espesor por ultrasonido [68], y muestreadores de agua [79].

Finalmente, los ROV/AUV de tamaño y peso significativo [81], [9], [66], [91], [82], que se utilizan para trabajo en profundidades considerables, cuentan con sensores suficientes y precisos para estimar las variables de navegación y posibilitar la ejecución de la misión en la zona. Estos submarinos se lanzan al medio con el acompañamiento de sistemas LBL o USBL, DVL, y sistemas de navegación inercial FOG integrados en una única carcasa, además de los sensores de monitorización interna, exploración y video que garantizan la operación.

4.4. Planteamiento de una arquitectura computacional para un prototipo de ROV

Con base en la revisión de los trabajos citados anteriormente, se propone utilizar un arquitectura distribuida o modular para el ROV, ya que con la misma es posible ejecutar, en unidades de procesamiento diferentes, los algoritmos para la adquisición de mediciones, navegación, control, tratamiento de señales, y comunicaciones al interior del vehículo. Esta propuesta tiene la ventaja de que se podrían conformar equipos de trabajo independientes para cada módulo principal. No obstante, sería necesario la interacción periódica entre los equipos para coordinar la integración de los subsistemas y el desarrollo general del submarino.

En la figura 4.4 se presenta un diagrama de bloques de la arquitectura del *hardware* modular que se plantea. Los bloques resaltados corresponden al sistema de navegación del ROV. Como se observa, las mediciones de los sensores inerciales ingresan a un procesador programable que será el encargado de ejecutar el algoritmo de estimación propuesto en este trabajo de investigación. La estimación de la posición, orientación, y las velocidades del vehículo constituye la entrada a otro módulo encargado de las estrategias de control para cada grado de libertad. Tanto el sistema de navegación y control, como los otros subsistemas del ROV, se comunican con una unidad de procesamiento central que establece la comunicación entre los mismos y el operador en la superficie. En la figura 4.4 también se incluye un microcontrolador (MCU, del inglés *Microcontroller Unit*) adicional para la conversión de datos. Este sería opcional si la unidad programable cuenta con puertos de entrada compatibles con la interfaz de comunicación de la IMU.

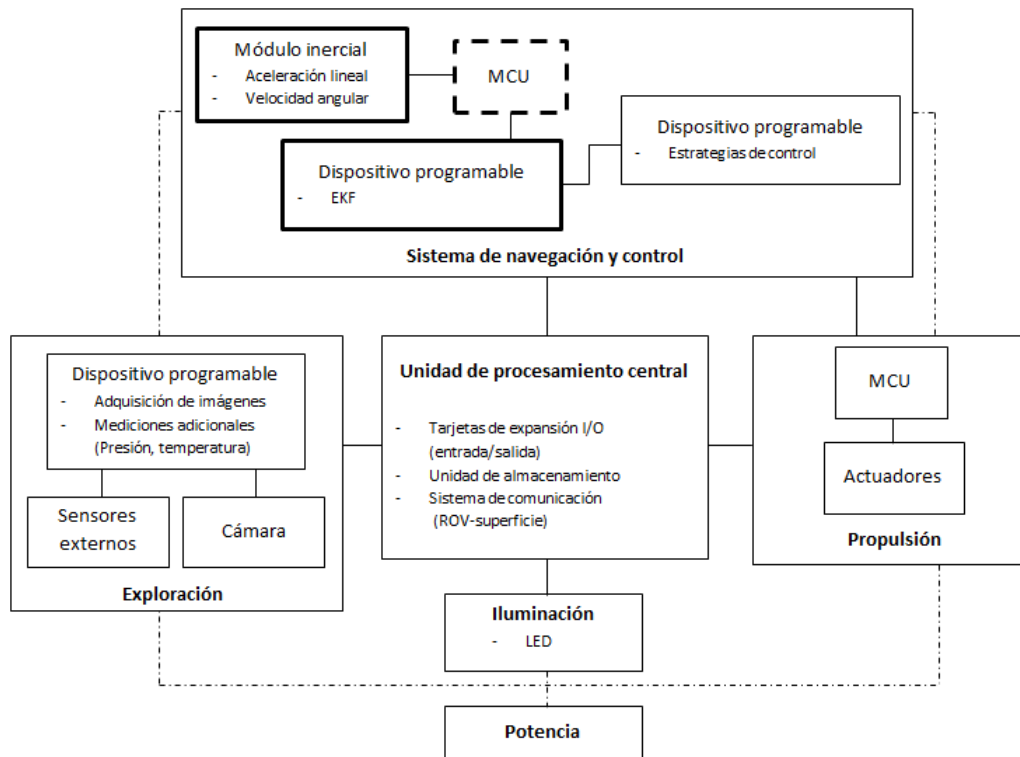


Figura 4.4: Esquema de la arquitectura distribuida que se propone para un prototipo de ROV. Basada en [8], y [9].

Unidades de medición inercial disponibles en el mercado

En las tablas comparativas del apéndice C se presentan las unidades inerciales que ofrecen diferentes fabricantes y que solo contienen un acelerómetro y un giróscopo de tres ejes alineados de forma ortogonal al interior de un dispositivo.

La revisión se realizó teniendo en cuenta los rangos de medición, las fuentes de error principales, los requerimientos eléctricos, el protocolo de comunicación, el tamaño, y algunas características de funcionamiento adicionales. Por ejemplo, todas las unidades que ofrecen *Analog Devices* y *Gladiator Technologies* tienen sensores de temperatura internos para mitigar los efectos que causa esta magnitud en las mediciones. Igualmente, algunos de estos sensores y los dispositivos de *Microstrain* producen salidas con los incrementos de ángulo, deltas de velocidad, ángulos de Euler, matriz de cosenos directores o cuaterniones, mientras que algunas unidades de los fabricantes *KVH Industries* e *iMAR* incluyen una interfaz para la conexión de un odómetro.

Con el fin de concluir sobre la oferta actual del mercado, se utilizó la tabla 4.1 para situar las unidades inerciales en uno de tres niveles posibles de desempeño de acuerdo con los parámetros *bias* y *bias instability* del giróscopo y del acelerómetro, y la especificación *Angle random walk* del giróscopo. Esta clasificación se basa en la información que proporcionan las referencias [2], [17], y [18], y solo incluye las fuentes de error mencionadas debido a que los autores coinciden en que estas representan los criterios de selección más importantes.

A modo de resumen, las tablas 4.2 y 4.3 contienen las IMU que se destacan dentro del grupo de sensores consultados, junto con sus características más importantes.

Tabla 4.1: Niveles de desempeño de las IMU [2], [17], [18]

PARÁMETRO/NIVEL	DESEMPEÑO ALTO	DESEMPEÑO MEDIO	DESEMPEÑO BAJO
Giróscopo			
<i>Bias</i> (deg/h)	< 0,1	100 – 0,1	> 100
<i>Bias instability</i> (deg/h)	< 0,01	10 – 0,01	> 10
<i>Angle Random Walk</i> (deg/ \sqrt{h})	< 0,001	0,1 – 0,001	> 0,1
Acelerómetro			
<i>Bias</i> (mg)	< 0,1	10 – 0,1	> 10
<i>Bias instability</i> (mg)	< 0,01	1 – 0,01	> 1

Analog Devices es un fabricante líder en dispositivos de tecnología MEMS. Sin embargo, sus unidades de medición inercial se ubican en el nivel bajo de la escala de desempeño. Sólo la IMU ADIS16485 podría considerarse como un sensor de desempeño medio si únicamente se tiene en cuenta el parámetro *bias instability* de su giróscopo, el cual está por debajo de los 10 deg/h.

Los dispositivos fabricados por *Microstrain* así como los ofrecidos por *Advanced Inertial Measurement System* (AIMS) presentan valores altos en los criterios de selección, y por lo tanto también podrían clasificarse como sensores de desempeño bajo, a excepción de la unidad FOG02, de tecnología óptica, cuyas especificaciones la ubican en el nivel medio de la clasificación con un *bias instability* de 3 deg/h, si se asume que este parámetro es aproximadamente el 10% de la componente *bias* [2].

Por su parte, *Gladiator Technologies* cubre el nivel bajo de la clasificación con dos propuestas, y el nivel medio con cuatro modelos, entre los que se destaca la unidad LandMark50 con un inestabilidad en el *bias* de 1,2 deg/h y un parámetro *ARW* de 0,09 deg/ \sqrt{h} .

Las unidades de medición inercial ofrecidas por los otros fabricantes consultados se podrían clasificar como dispositivos con un nivel de desempeño medio, siendo las referencias iIMU-FCAI-E de *iMAR* y 1750 de *KVH Industries* las más sobresalientes debido a que su especificación *bias instability* está en el límite entre los niveles de desempeño medio y alto.

De forma general, se observa que en algunas de las unidades a las que se les puede asignar un nivel de desempeño medio, la componente *bias* supera los 100 deg /h. Por otro lado, algunos de los módulos que tienen este parámetro dentro del rango correspondiente a la clasificación intermedia presentan unos niveles de ruido que se ubican en el nivel bajo, como sucede con las unidades ofrecidas por *Honeywell*.

La tecnología de fabricación está directamente relacionada con la calidad de las mediciones que ofrece una IMU. De acuerdo con el análisis realizado, las unidades ópticas superan en desempeño a los dispositivos MEMS, pero esta superioridad implica un aumento en los requerimientos de potencia y en el tamaño de los módulos, lo que puede ser una desventaja dependiendo de la aplicación en la que se requiera su uso. Cabe destacar que las referencias HG1930 y HG1900 de *Honeywell*, SDI500 de *Systron Donner*, y LandMark50 de *Gladiator Technologies*, de tecnología MEMS, son comparables con los modelos RLG y FOG.

Tabla 4.2: Algunas unidades de Medición inercial disponibles en el mercado

PARÁMETRO/IMU	ADIS16485	FOG02	LandMark50	iIMU-FCAI-E(FOG)
Fabricante	Analog Devices	AIMS	Gladiator Technologies	iMAR
Giróscopo				
<i>Range</i> (deg/s)	450	75	100	450
<i>Bias</i> (deg/h)	720 (0,5 deg/s)	28,8	180	2
<i>Bias instability</i> (deg/h)	6,25	–	1,2	0,02
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,3	–	0,09	0,02
<i>Noise density</i> (deg/s/ \sqrt{Hz})	0,006	0,01	0,002	0,0003
Acelerómetro				
<i>Range</i> (g)	5	2	2 / 6 / 10	5
<i>Bias</i> (mg)	3	0,6	1 / 1,3 / 1,5	2
<i>Bias instability</i> (μ g)	32	–	20 / 40 / 50	10
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,23	–	0,014 / 0,038 / 0,044	0,011
<i>Noise density</i> (μ g/ \sqrt{Hz})	55	150	25 / 65 / 75	20

Tabla 4.3: Algunas unidades de Medición inercial disponibles en el mercado (continuación)

PARÁMETRO/IMU	HG1930	HG1900	1750 (FOG)	SDI500
Fabricante	Honeywell	Honeywell	KVH Industries	Systron Donner
Giróscopo				
<i>Range</i> (deg/s)	7200 – 1440	1000	490	1000
<i>Bias</i> (deg/h)	20 / 40 / 60	10 / 15 / 30	2	1 / 3 / 10
<i>Bias instability</i> (deg/h)	1 / 1,5	1 / 1,5	0,05	1 / 1,5 / 2
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,125 / 0,175	0,06 / 0,09 / 0,175	0,12	0,02 / 0,03
<i>Noise density</i> (deg/s/ \sqrt{Hz})	0,002 / 0,003	0,001 / 0,002 / 0,003	0,0002	0,0003 / 0,0005
Acelerómetro				
<i>Range</i> (g)	85 – 35	30	10	50
<i>Bias</i> (mg)	5 / 10	1 / 2	2	1 / 1,5 / 2
<i>Bias instability</i> (μg)	300 / 500	300	–	100 / 200 / 200
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,09 / 0,12	0,02	0,07	0,06 / 0,07
<i>Noise density</i> (μg / \sqrt{Hz})	153 / 204	34	120	100 / 120

Módulos basados en tecnología inercial disponibles en el mercado

Como se mencionó anteriormente, las tablas comparativas que se presentaron en la sección previa solo incluyen las unidades compuestas por acelerómetros y giróscopos. Se realizó esta primera revisión con el fin de mostrar las alternativas actuales que permitirían la implementación y ejecución del algoritmo de navegación propuesto. No obstante, en esta sección se exponen otros módulos basados en tecnología inercial que además de estar conformados por un acelerómetro y giróscopo de tres ejes, también incluyen otros sensores como magnetómetro, sensor de presión, y receptor GPS para ofrecer una solución más completa.

Los fabricantes *Analog Devices*, *Microstrain* y *Systron Donner*, consultados previamente, ofrecen dispositivos con las mismas especificaciones de desempeño que algunas de las unidades inerciales de las tablas C.1, C.2, C.9, y C.10 del apéndice C.

Analog devices incluye en su oferta las referencias ADIS16405 y ADIS16407, las cuales presentan las mismas características de la IMU ADIS16365, pero incluyen un magnetómetro, y un magnetómetro y un barómetro respectivamente. Las referencias ADIS16488 y ADIS16480 tienen un desempeño igual al de la unidad ADIS16485, y también cuentan con un magnetómetro y un barómetro. Adicionalmente, la IMU ADIS16480 se vende con un filtro de Kalman Extendido que produce como salida la orientación en tres grados de libertad, o lo que es lo mismo, los ángulos ϕ , θ , y ψ .

Las especificaciones de los dispositivos basados en tecnología inercial que ofrece *Microstrain* coinciden con las de su IMU 3DM-GX3-15. El sensor 3DM-GX3-25 está conformado por un magnetómetro adicional, y el 3DM-GX3-35 complementa las mediciones de aceleración, velocidad angular, y campo magnético con un receptor GPS para incluir como salidas las coordenadas de posición y las velocidades lineales.

Systron Donner, por su parte, fabrica el dispositivo MMQA que combina las características de la IMU MMQ50 con un magnetómetro para estimar las tres componentes de orientación. Igualmente, las referencias C-MIGITS III y SDN500, además de la IMU SDI500, incluyen un receptor GPS en sus encapsulados.

Otros dispositivos similares a los ya expuestos se presentan en las tablas 4.4 y 4.5. Los módulos Orientus, VN100, y los que hacen parte de la serie Mti-10 están compuestos por un acelerómetro, un giróscopo y un magnetómetro de tres ejes. Utilizando alguno de estos sensores se puede obtener información inercial, el campo magnético y las componentes de orientación. Además, el fabricante *Xsense* también ofrece la línea de sensores Mti-100 que incluye un barómetro para complementar las mediciones inerciales y la estimación de la orientación. Dentro de esta serie se encuentra la referencia Mti-700 que también contiene un receptor GPS, al igual que las referencias restantes que se muestran en las tablas.

Unidades de procesamiento para la implementación del algoritmo de navegación

Como una primera aproximación a la capacidad computacional que deberá tener el procesador que ejecute el EKF, se contó el número de operaciones trigonométricas, aritméticas y matriciales que debería realizar el algoritmo del filtro cada vez que una muestra ingresa al módulo.

En la tabla 4.6 se presentan las etapas del algoritmo junto con el total de operaciones de cada fase. Las operaciones entre matrices se incluyeron como la cantidad de multiplicaciones y sumas/restas necesarias para su realización, y el total se obtuvo asumiendo que en cada etapa del filtro se calculan las expresiones para resolver las ecuaciones, aunque las mismas ya hayan sido evaluadas en una fase anterior.

Tabla 4.4: Algunos módulos que utilizan tecnología inercial disponibles en el mercado

PARÁMETRO/IMU	i μ IMU01	Orientus	Spatial FOG	NAV440
Fabricante	iMAR	Advanced Navigation	Advanced Navigation	Moog-Crossbow
Giróscopo				
<i>Range</i> (deg/s)	250	250 / 500 / 2000	490	200
<i>Bias</i> (deg/h)	720 (0,2 deg/s)	–	–	72
<i>Bias instability</i> (deg/h)	10	18	18	10
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,9	0,3	0,012	–
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,015	0,005	0,0002	–
Acelerómetro				
<i>Range</i> (g)	4	2 / 4 / 16	10	2
<i>Bias</i> (mg)	8	–	–	4
<i>Bias instability</i> (μ g)	2000	60	1,5	1000
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,6	0,235	0,176	–
<i>Noise density</i> (μ g/ \sqrt{Hz})	1000	400	300	–

Tabla 4.5: Algunos de los módulos que utilizan tecnología inercial disponibles en el mercado (continuación)

PARÁMETRO/IMU	VN100/200	Mti10 serie	Mti100 serie
Fabricante	VectorNav	Xsense	Xsense
Giróscopo			
<i>Range</i> (deg/s)	2000	450	450
<i>Bias</i> (deg/h)	–	–	–
<i>Bias instability</i> (deg/h)	10	18	10
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,3	1,8	0,6
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,005	0,03	0,01
Acelerómetro			
<i>Range</i> (g)	16	5	5
<i>Bias</i> (mg)	–	–	–
<i>Bias instability</i> (μg)	–	40	40
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,235	0,05	0,05
<i>Noise density</i> ($\mu g/\sqrt{Hz}$)	400	80	80

Tabla 4.6: Cantidad de operaciones que debería realizar el algoritmo del EKF para cada muestra ($T = 1$ ms)

ETAPA DEL ALGORITMO	OPERACIONES TRIGONOMÉTRICAS	OPERACIONES ARITMÉTICAS		ÁLGEBRA MATRICIAL	
		Multiplicaciones / Divisiones	Sumas / Restas	Traspuesta	Inversión
Asignación de valores (matrices cinemáticas)	39	20	4	0	0
Asignación de valores (matrices dinámicas)	8	50	21	0	0
Cálculo de la matriz Jacobiana \mathbf{F}	140	198	77	0	0
Predicción del vector de estados	0	156	150	0	0
Predicción de la covarianza del error	0	3601	3300	1	0
Evaluación del modelo de medición	10	31	27	0	0
Cálculo de la matriz Jacobiana \mathbf{H}	18	56	25	0	0
Cálculo de la ganancia de Kalman	0	3024	2772	1	1
Actualización del vector de estados	0	3432	738	0	0
Actualización de la covarianza del error	0	6480	5976	2	0
Total de operaciones	215	14048	12730	4	1

Según los resultados de la tabla 4.6, para procesar cada muestra, se requiere en su mayoría de la ejecución de operaciones aritméticas, siendo las etapas de mayor costo computacional el cálculo de la ganancia de Kalman, la predicción de la matriz de covarianza del error, y actualización. Lo anterior se debe a que las expresiones que se resuelven en las fases mencionadas involucran la multiplicación de matrices de dimensiones 12×12 , 6×12 , y sus traspuestas, tal como se puede corroborar en las ecuaciones 1.19, 1.20, y 1.22.

A pesar de que el algoritmo de estimación incluye el cálculo de dos matrices Jacobianas, estas acciones se reducen a la evaluación de funciones trigonométricas y operaciones aritméticas, ya que las derivadas de los modelos de propagación y medición respecto a cada estado se determinan previamente y este proceso no hace parte de la ejecución del EKF. Así, el álgebra matricial requerida en cada ciclo corresponde a la inversión de una matriz de dimensiones 6×6 , lo que se asume como aproximadamente 300 operaciones de punto flotante [92].

De acuerdo con el análisis expuesto, para procesar un conjunto de datos de entrada en el instante $t = k$ y ofrecer la estimación de los doce estados del ROV, se realizan aproximadamente 28000 operaciones de punto flotante. Esto permite deducir que el procesador deberá ejecutar alrededor de 28 millones de estas operaciones en un segundo, puesto que el algoritmo tiene una frecuencia de muestreo de 1000 muestras por segundo.

El número de operaciones de punto flotante por segundo (FLOPS, del inglés *Floating-point Operations per Second*) es una medida general del rendimiento de los procesadores que cuentan con una unidad de punto flotante (FPU, del inglés *Floating Point Unit*), y se relaciona con el tiempo de ejecución del algoritmo en el procesador mediante la ecuación [93]:

$$\text{FLOPS} = \frac{\text{Número de operaciones de punto flotante}}{\text{Tiempo de ejecución}} \quad (4.1)$$

Otro de los parámetros que suele emplearse para estimar el tiempo que tardaría un procesador en ejecutar un programa es la cantidad de millones de instrucciones por segundo (MIPS, del inglés *Million of Instructions Per Second*) que realiza la CPU. Sin embargo, esta especificación depende del número de ciclos de reloj necesarios para cada instrucción, lo que a su vez está relacionado con el set de instrucciones del procesador [93].

Con el fin de orientar la selección de la unidad de procesamiento para la implementación del algoritmo de estimación, se presenta como referencia la arquitectura computacional del submarino KCROV con capacidad de inmersión de 200 metros [9]. El sistema de navegación de este vehículo está conformado por un GPS, DVL, sensor de profundidad, y una IMU. Las mediciones de estos sensores se transmiten mediante comunicación serial al microcontrolador Atmega128 que sirve para convertir los datos usando la interfaz SPI, y comunicarlos al controlador digital de señales (DSC, del inglés *Digital Signal Controller*) TMS320c28335, donde se ejecuta un filtro de Kalman extendido. La posición, orientación, y las velocidades estimadas son la entrada al procesador ATxmega128A1 que se encarga de enviar la información al operador a través de un enlace óptico. Esta unidad también se utiliza para la activación de los propulsores y el procesamiento de las imágenes de video.

En la arquitectura anterior, el algoritmo de estimación implementado en el DSC se asemeja al propuesto en este trabajo de investigación ya que se ejecuta el ciclo del EKF para estimar los errores asociados a los estados de navegación. La implementación del filtro es similar a la configuración en realimentación directa

de la figura 1.5, donde el INS se obtiene a partir de las mediciones de la IMU, y los sensores adicionales corresponden al sensor de presión, DVL, y GPS.

Específicamente, el TMS320c28335 está conformado por un núcleo DSP más una FPU que puede realizar operaciones de precisión simple, con un máximo de 300 MFLOPS a una frecuencia de 150 MHz. Su memoria interna se divide en 512 KB flash, y 68 KB RAM. Adicionalmente, el DSC cuenta con puertos PWM, ADC, y las interfaces de comunicación I2C, UART, SPI, y CAN [19], [94].

El DSC mencionado hace parte de la línea de microcontroladores C2000 de *Texas Instruments* que incluye tres familias con *hardware* de punto flotante: Piccolo, Delfino, y F28M3x [94]. Estos dispositivos reúnen las capacidades de procesamiento de un DSP junto con las de un microcontrolador, lo que podría hacerlos apropiados para la ejecución de código con una cantidad de operaciones matemáticas significativas.

Atmel y *Renesas Electronics* también ofrecen microcontroladores similares al TMS320c28335 en las series UC3C y SH7216 respectivamente. Esta última puede ejecutar hasta 400 MFLOPS a una frecuencia de 100 MHz, y adicionalmente cuenta con interfaces de comunicación USB y *ethernet*.

De acuerdo con la revisión del estado del arte, se considera que el algoritmo de estimación propuesto se podrá implementar en un microcontrolador con unidad de punto flotante. Dentro de la búsqueda de dispositivos se destacan los DSC fabricados por *Texas Instruments* ya que los mismos pueden realizar las operaciones necesarias para la ejecución del filtro en un tiempo inferior a un milisegundo, si se reemplazan los valores correspondientes en la ecuación 4.1. Igualmente, estos DSC cuentan con puertos de comunicación que son compatibles con las interfaces de las unidades de medición inercial presentadas en las tablas del apéndice C.

Finalmente, se plantea la posibilidad de implementar el algoritmo de estimación en un computador de placa única (SBC, del inglés *Single Board Computer*) como por ejemplo las plataformas Raspberri Pi B y BeagleBone Black. Según las especificaciones más sobresalientes de estas tarjetas, las mismas podrían utilizarse para la programación del estimador, debido a que ambas tienen un sistema central basado en un procesador ARM y un coprocesador para la ejecución de operaciones de punto flotante. Este puede realizar aproximadamente 1,3 MFLOPS/MHz, lo que resulta en 910 MFLOPS para el SBC Raspberry Pi, y 1,3 GFLOPS para la tarjeta BeagleBone Black. Las características principales de estas plataformas junto con las de algunos de los microcontroladores mencionados se presentan en las tablas 4.7 y 4.8.

4.5. Resumen

La arquitectura del *hardware* de un submarino hace referencia a la disposición de los dispositivos electrónicos que posibilitan las tareas de adquisición, comunicaciones y procesamiento al interior del vehículo.

En una arquitectura centralizada, la unidad de procesamiento central se encarga de ejecutar los algoritmos de navegación y control, establecer la comunicación con la estación en la superficie, y realizar el tratamiento de la información proveniente de los sensores, entre otras funciones, mientras que en una arquitectura modular se diseña una unidad de procesamiento para cada actividad principal y todas ellas se comunican mediante un bus. El diseño modular permite que los subsistemas se puedan reconfigurar de acuerdo con los requerimientos de las misiones, a diferencia de la arquitectura centralizada en la que sería necesario realizar cambios más significativos en el *software* principal de acuerdo con las modificaciones electrónicas.

Tabla 4.7: Especificaciones de los SBC Raspberry Pi B y BeagleBone Black

PARÁMETRO	Raspberry Pi B (ARM1176JZF-S)	BeagleBone Black (ARM Cortex A-8)
Memoria Programable	memoria SD	2 GB (flash) + microSD
Memoria RAM	512 MB	512 MB
Frecuencia de reloj	700 MHz	1 GHz
MFLOPS	910	1300
Periféricos	USB, audio/video, GPIO, SPI, I2C, UART	USB, audio/video, GPIO, SPI, I2C, CAN, PWM, ADC

Tabla 4.8: Algunas unidades de procesamiento disponibles en el mercado [19], [20], [21]

PARÁMETRO	TMS320C28335 (Texas Instruments)	AT32UC3C0512C (Atmel Corporation)	R5F72165GDBG (Renesas Electronics)
Memoria Programable	512 KB (flash)	512 KB (flash)	512 KB (flash)
Memoria RAM	68 KB	68 KB	64 KB
Frecuencia de reloj	150 MHz	66 MHz	100 MHz
MFLOPS	300	–	400
Periféricos	PWM, ADC, I2C, UART, SPI, CAN	PWM, ADC, I2C, UART, SPI, CAN, Ethernet	ADC, I2C, UART, SPI, CAN, USB, Ethernet

Según la revisión de la literatura, comúnmente se utilizan microcontroladores para generar los comandos de activación de los propulsores y realizar el preprocesamiento de las mediciones de los sensores. Las tareas más complejas como la estimación de los estados de la navegación del submarino, y el tratamiento de las señales de video, suele realizarse en unidades con capacidad de cómputo mayor, como lo es el PC embebido.

Los sensores necesarios para la ejecución de las tareas programadas se pueden clasificar en sensores para la navegación, monitorización interna, y exploración del ambiente. En el caso de la navegación, los vehículos pequeños suelen utilizar las IMU acompañadas de dispositivos como el magnetómetro, sensor de presión, y GPS, y los robots de trabajo pesado se caracterizan por complementar las mediciones inerciales con sistemas acústicos y de video. La monitorización interna en ambas clases de submarino se realiza mediante sensores de temperatura, filtraciones de agua y nivel de batería, y la exploración del entorno depende de las necesidades de la misión que se vaya a realizar.

En este capítulo se planteó una arquitectura del *hardware* distribuida para un prototipo de ROV. Se presentó una revisión de los módulos inerciales que se podrían utilizar para la adquisición de las variables inerciales de aceleración lineal y velocidad angular, así como de algunas unidades de procesamiento para la implementación del algoritmo de navegación basado en el EKF. Este último deberá ser traducido a un lenguaje de programación para corroborar la viabilidad de las unidades propuestas y validar su desempeño en tiempo real. La arquitectura planteada abre la discusión sobre la disposición de los elementos electrónicos al interior del ROV, y su implementación depende del desarrollo de los subsistemas en conjunto con otros equipos que hagan parte del proyecto, lo que supera el alcance de este trabajo de investigación.

Capítulo 5

VALIDACIÓN EXPERIMENTAL DEL FILTRO DE KALMAN (EKF)

5.1. Introducción

La evaluación experimental del desempeño del filtro de Kalman para sistemas no lineales se realizó con la ayuda de la Corporación para la Investigación de la Corrosión (CIC). Esta entidad proporcionó las mediciones inerciales que registró una IMU instalada en una de sus herramientas, cuando la misma se dispuso para recorrer una trayectoria conocida.

En este capítulo se describen las condiciones bajo las que se adquirió la información inercial, el algoritmo de estimación basado en el EKF, y los resultados de la estimación utilizando los datos reales.

5.2. Adquisición de las mediciones inerciales

Para el registro de las señales de aceleración lineal y velocidad angular en tres dimensiones, se utilizó una unidad de medición inercial con las características de desempeño que se presentan en la tabla 5.1. Esta IMU se implementó en el cuerpo de un sistema móvil que se desplazó a lo largo de una trayectoria de aproximadamente 30 kilómetros de longitud.

Durante todo el recorrido la herramienta estuvo restringida en las direcciones *sway* y *heave* de su sistema de referencia. En otras palabras, la estructura por la que viajó el sistema le permitió realizar las maniobras de avance en la dirección *surge*, giro libre en *roll*, y los giros en *pitch* y *yaw* de acuerdo con las curvas y los cambios de altura en la trayectoria. A modo de ejemplo, en la figura 5.1 se muestra un cuerpo que se desplaza al interior de una tubería, y sobre el cual se señalan los ejes de su sistema de referencia en diferentes puntos del recorrido.

Tabla 5.1: Características de desempeño de la IMU utilizada para la validación experimental

PARÁMETRO	ACELERÓMETRO	GIRÓSCOPO
<i>Range</i>	18 g	75 deg/h
<i>Bias</i>	50 mg	10800 deg/h (3 deg/s)
<i>Bias instability</i>	200 μ g	26 deg/h
<i>Random Walk</i>	0,2 m/s/ \sqrt{h}	2 deg/ \sqrt{h}

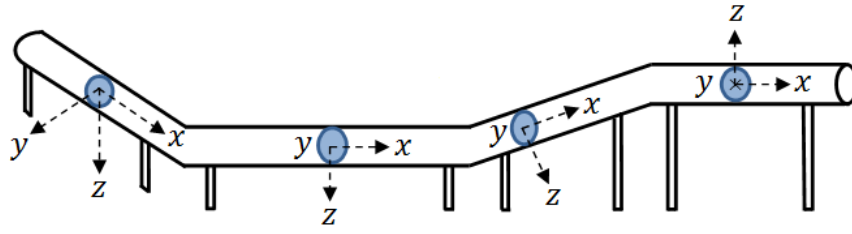


Figura 5.1: Ejemplo del recorrido de un cuerpo móvil al interior de una tubería

Antes de iniciar el movimiento del sistema, su posición se registró con un GPS. Esta información junto con las mediciones del acelerómetro en reposo se utilizó para calcular la orientación inicial de la herramienta. Al finalizar el recorrido el conjunto de datos se extrajo de la tarjeta de adquisición para su procesamiento fuera de línea.

5.3. Algoritmo de estimación para la reconstrucción de la trayectoria

Las mediciones de aceleración lineal y velocidad angular que registra la unidad inercial son la entrada de un algoritmo para reconstruir la trayectoria que recorrió el sistema.

En la figura 5.2 se presenta un diagrama de flujo con los pasos que se ejecutan para obtener la reconstrucción. Inicialmente, se calcula la orientación de la herramienta respecto al sistema inercial, a partir de las salidas del acelerómetro y la longitud, latitud y altitud medidas con el GPS. A continuación, los datos que representan el movimiento del sistema se procesan con un filtro de Kalman extendido para estimar las nuevas componentes de orientación que corresponden a los ángulos de Euler ϕ , θ , y ψ . Estos estados se utilizan para determinar una matriz de rotación que permite transformar los deltas de distancia medidos con un sensor adicional y expresados en el sistema coordenado de la herramienta, al marco de referencia inercial. Finalmente, se realizan algunas correcciones y el vector de posición se expresa en términos de longitud, latitud y altitud.

El EKF se diseñó utilizando como ecuación de propagación el modelo cinemático del sistema, en el cual las componentes de velocidad angular son las entradas de control. Las mediciones corresponden a las aceleraciones lineales y el modelo de medición asume que las salidas del acelerómetro equivalen a la fuerza gravitacional en cada eje del sistema de referencia de la herramienta, más ruido blanco. Las ecuaciones 5.1 y 5.2 representan ambos modelos.

$$\dot{\eta}_2 = \mathbf{J}_2(\eta) \nu_2 \quad (5.1)$$

$$\begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -g \sin \theta \\ g \cos \theta \sin \phi \\ g \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

Se asume que el ruido del proceso está gobernado por el ruido blanco inherente a las velocidades angulares que se utilizan para la propagación de los estados, y que el ruido de las mediciones es el ruido en las señales de aceleración. De esta manera, los valores de las diagonales de las matrices \mathbf{Q} y \mathbf{R} representan las varianzas del ruido en las salidas del giróscopo y del acelerómetro, respectivamente. Estas cantidades

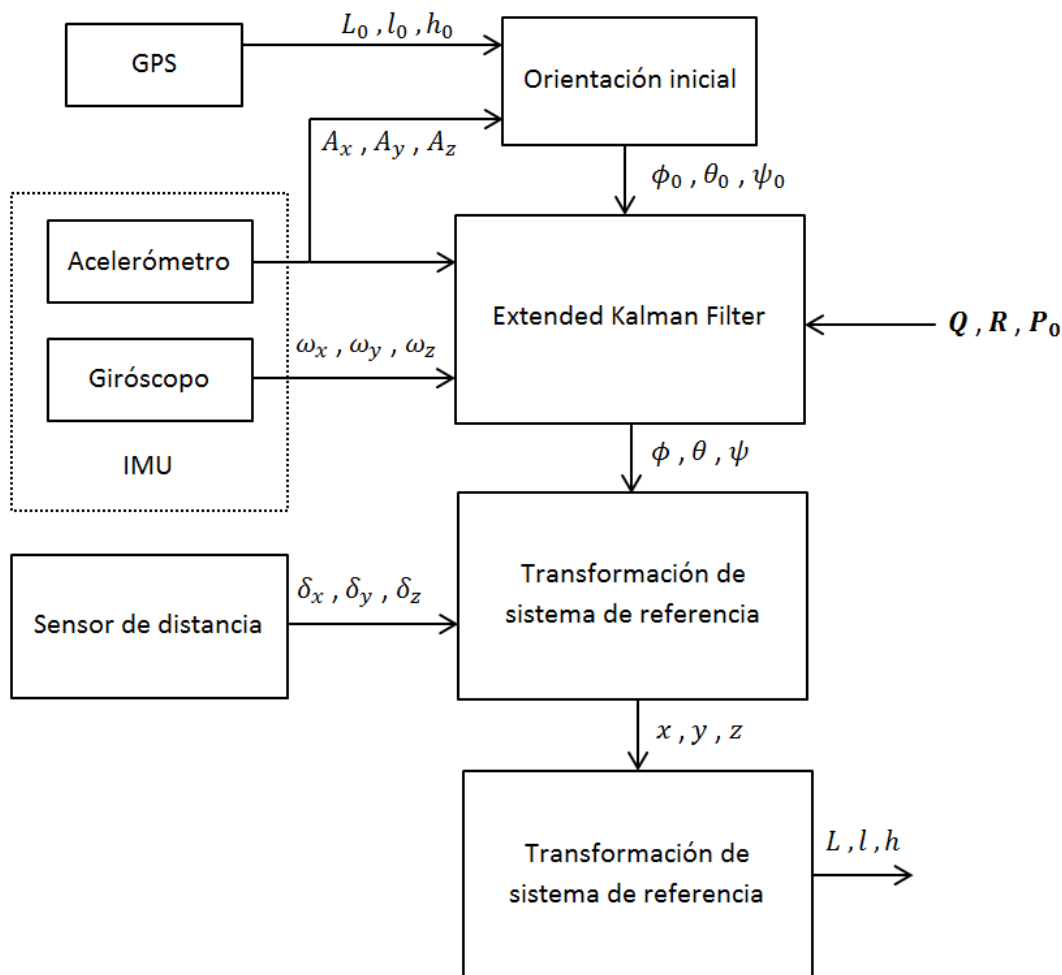


Figura 5.2: Procedimiento para la reconstrucción de la trayectoria a partir de mediciones inerciales

se calcularon a través de una caracterización de la IMU, en la que se aplicó la técnica *Allan Variance* [30], [63] a un conjunto de datos adquiridos mientras la unidad se encontraba en reposo. La explicación de esta técnica se presenta en el apéndice C.

Cabe anotar que además de las mediciones de los sensores instalados en la herramienta, también se contó con las coordenadas de posición de una serie de marcas de referencia ubicadas cada dos kilómetros a lo largo de la trayectoria. Lo anterior permitió realizar algunas correcciones adicionales con el fin de mejorar la reconstrucción.

5.4. Resultados de la validación

En la figura 5.3 se muestran la trayectoria reconstruida y la trayectoria de referencia. El EKF logra estimar la tendencia del recorrido logrando una precisión aceptable en algunos tramos, pero introduce un error significativo en otras secciones de la reconstrucción, tal como se muestra en las ampliaciones de la trayectoria de la figura 5.4. El error máximo obtenido a lo largo de la reconstrucción fue de aproximadamente 100 metros. Es decir, la distancia máxima entre la trayectoria estimada y la trayectoria de referencia sobre el plano es de alrededor de 100 metros.

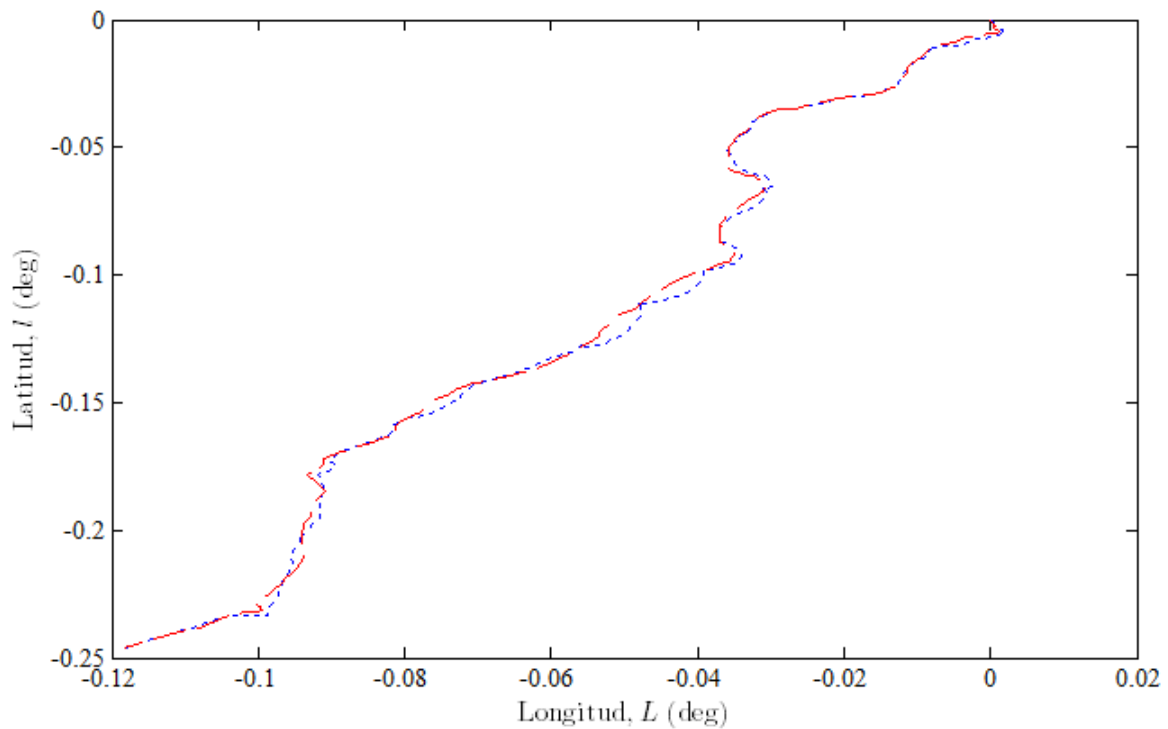


Figura 5.3: Trayectoria de referencia (roja a líneas) y trayectoria reconstruida (azul punteada) utilizando un EKF y mediciones inerciales reales

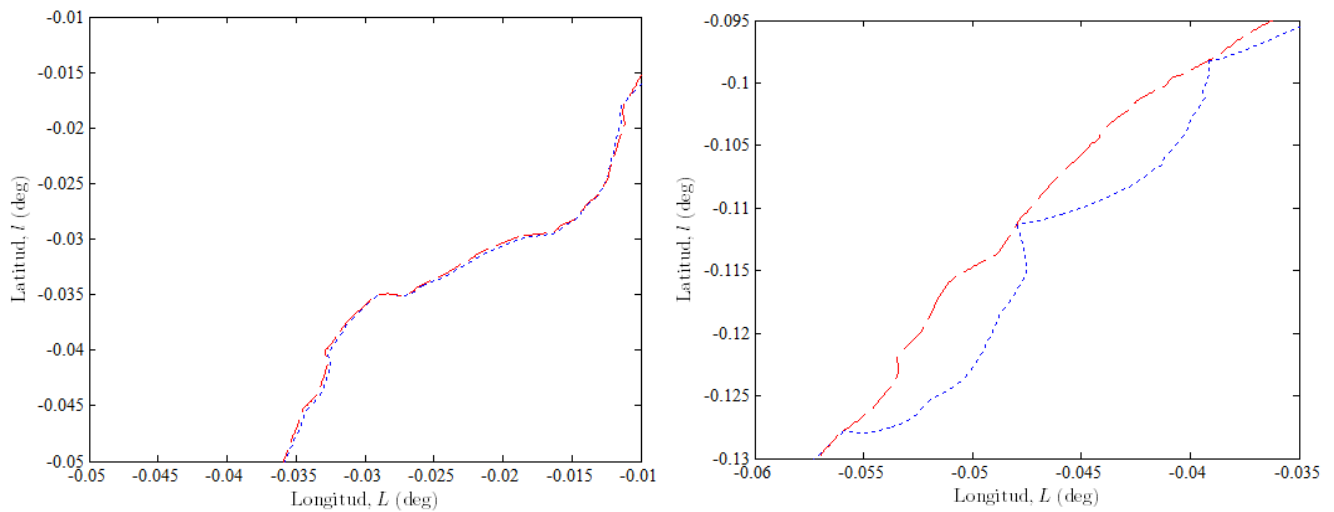


Figura 5.4: Dos tramos de la trayectoria de referencia (roja a líneas) y la trayectoria reconstruida (azul punteada) utilizando un EKF y mediciones inerciales reales

El comportamiento descrito se debe a que el filtro no realiza una actualización de la componente ψ , lo que genera una desviación de la orientación real de la herramienta. Esto a su vez produce un error en la transformación del vector de distancia al sistema inercial, y posteriormente en el cálculo de la latitud y longitud.

Por otro lado, la IMU no se calibró previamente a su puesta en funcionamiento, por lo que todas las posibles fuentes de error descritas en el capítulo uno están presentes en las mediciones. De acuerdo con el análisis de los resultados de algunas simulaciones, el parámetro más influyente es el *bias instability* del giróscopo, ya que el mismo produce un cambio en el *bias* de la velocidad angular cada dos minutos aproximadamente. Esto ocasiona que el error acumulado en el cálculo de las coordenadas de longitud, latitud, y altura aumente con el tiempo siguiendo una tendencia difícil de predecir.

Como alternativas para disminuir la desviación entre las trayectorias real y estimada, se identificaron la reducción de la distancia entre las marcas de referencia ubicadas a lo largo del recorrido, y el reemplazo de la unidad inercial por otra con un desempeño mejor, según los criterios expuestos en la tabla 4.1. La primera opción se ejecutó alcanzando una disminución del error de aproximadamente el 75 %, pero la segunda no se pudo implementar debido a que no se tuvo otro módulo inercial disponible.

En este caso en particular, para realizar la reconstrucción de la trayectoria utilizando otra IMU, es necesario que la única fuente de error predominante en las mediciones, durante el tiempo de ejecución del filtro, sea el ruido blanco. Lo anterior se debe a que el EKF que se diseñó solo modela esta componente y no estima las variaciones aleatorias que causa el parámetro *bias instability*. De otro modo, sería necesario incluir ecuaciones de propagación y medición para esta fuente de error.

5.5. Resumen

La validación experimental del EKF permitió corroborar que la técnica de navegación inercial que emplea esta versión del filtro de Kalman puede ser implementada como solución para la estimación de los estados de un cuerpo móvil. Con el algoritmo propuesto se estimaron adecuadamente los ángulos ϕ y θ . Esto permite concluir que las mediciones del acelerómetro son suficientes para la actualización de estas componentes de orientación.

En el caso expuesto, se observa una diferencia entre la trayectoria estimada y la trayectoria real debido a que el filtro solo asume el ruido blanco como fuente de error de las mediciones y no realiza la estimación del parámetro *bias instability* del giróscopo, el cual genera el error en la estimación de la orientación en *yaw*. No obstante, se considera que la reconstrucción se puede mejorar si se reemplaza la IMU por una unidad cuya curva de desempeño muestre que el ruido Gaussiano es el error predominante durante el tiempo de integración del algoritmo. Lo anterior se puede verificar aplicando métodos de análisis en el dominio del tiempo, como por ejemplo la técnica *Allan Variance* [30], [63].

Capítulo 6

CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

6.1. Conclusiones generales

En este trabajo de investigación se construyó un esquema de control en Matlab/Simulink que permitió simular, en lazo cerrado, la dinámica y cinemática de un ROV. Se propuso un algoritmo de estimación para la navegación del robot a partir del concepto del filtro de Kalman extendido. Se planteó una arquitectura computacional modular para realizar las tareas de adquisición, procesamiento y comunicaciones al interior del submarino. El algoritmo de estimación propuesto se validó numéricamente utilizando variables de aceleración lineal y velocidad angular obtenidas del esquema de control. La arquitectura computacional planteada se apoyó en trabajos publicados recientemente sobre el desarrollo de vehículos submarinos no tripulados, haciendo énfasis en los módulos basados en tecnología inercial y unidades de procesamiento disponibles en el mercado que podrían ser seleccionadas para la implementación del sistema de navegación del ROV. Se realizó una validación experimental de un algoritmo de estimación que utiliza un EKF, mediante el procesamiento de las mediciones inerciales de una IMU para la reconstrucción de la trayectoria que sigue un cuerpo móvil.

El esquema de control en Matlab/simulink permitió comparar la respuesta en lazo abierto del Video-RayPro 3 ante una entrada de control específica, con las respuestas real y simulada obtenidas en [59] bajo la misma condición. De acuerdo con los resultados obtenidos, se considera que el esquema de control simula adecuadamente el comportamiento del vehículo, ya que la diferencia entre los valores de estado estable de la velocidad en *surge* es en promedio 0.13 m/s. Esta diferencia se atribuye a que el simulador implementado no modela las posibles perturbaciones pequeñas que experimentaría el robot en un ambiente semi-controlado como una piscina. Además, los autores en [59] no especifican algunos parámetros del modelo dinámico que fueron asumidos teniendo en cuenta las características del ROV.

El algoritmo propuesto, basado en la técnica de navegación inercial asistida y el filtro de Kalman extendido (EKF), estima los estados de posición, orientación, velocidad lineal, y velocidad angular de un ROV. La validación numérica de este algoritmo permite concluir que se estiman adecuadamente las orientaciones ϕ y θ , y las velocidades lineales y angulares que experimenta el ROV, logrando una convergencia de la desviación estándar de los errores asociados a estos estados. Usando solo las mediciones de una IMU, se introduce un error en la estimación de las coordenadas de posición y en la orientación en *yaw*, debido a que el modelo de medición no incluye ecuaciones que permitan la actualización de estas componentes y los valores resultantes para x , y , z , y ψ dependen de la integración de las velocidades en el modelo de propagación. Al final de una simulación de 500 segundos con un tiempo de muestreo de un milisegundo, se obtuvo un error máximo en el estado x de aproximadamente el 8 % de su valor simulado.

El ajuste de las matrices de covarianza del proceso \mathbf{Q} y de las mediciones \mathbf{R} influye significativamente en los resultados de la estimación. Si se sobrestima el valor de \mathbf{Q} , se incrementa el valor de las componentes de la matriz de covarianza del error \mathbf{P} , y por consiguiente la ganancia de Kalman asigna un peso mayor a las mediciones de la IMU en la etapa de actualización. Como resultado, el ruido presente en estas mediciones contribuye a que las salidas del filtro también sean sobrestimadas.

Mediante la validación experimental se comprobó que las mediciones de aceleración lineal y velocidad angular de una IMU posibilitan la estimación de las componentes de orientación de un cuerpo móvil, lo que permitió la reconstrucción de la trayectoria recorrida por este. Adicionalmente, se observó que el parámetro aleatorio *bias instability* de la IMU puede generar una desviación del valor real de la orientación debido a que el mismo produce un cambio en el sesgo de las mediciones cada cierto tiempo. Debido a esto, la selección de un módulo inercial debe partir del estudio de las fuentes de error aleatorias asociadas a esta tecnología, como lo son el *bias stability/instability*, y *Random Walk*.

El diseño de una arquitectura del *hardware* para un vehículo submarino está supeditado al espacio y energía disponible al interior del vehículo, y a los objetivos de la misión. Una arquitectura modular ofrece ventajas frente a una arquitectura centralizada, ya que permite que las tareas de procesamiento se ejecuten en unidades diferentes y que el submarino se pueda reconfigurar con una facilidad mayor. Para el desarrollo de un prototipo de ROV, se planteó una arquitectura modular o distribuida, en la que el sistema de navegación podría estar conformado por una unidad de medición inercial y un procesador programable en el que se implemente el algoritmo de estimación propuesto. En este trabajo de investigación se presentaron tablas comparativas con algunos de los módulos inerciales disponibles en el mercado, así como una revisión de las posibles unidades de procesamiento para la implementación del algoritmo. Lo anterior se realizó de acuerdo con el estado del arte y el análisis del número de operaciones de punto flotante que se ejecutarían para cada muestra que se procese utilizando el algoritmo propuesto.

6.2. Trabajo futuro

El simulador desarrollado se podrá complementar con el modelado de las perturbaciones ejercidas por el cable y la corriente oceánica. Estas tareas requieren el estudio de conceptos afines a la mecánica.

En este trabajo de investigación se propuso un algoritmo de estimación para la navegación de un ROV que utiliza un modelo de medición en el que se asume que la fuente de error predominante en las mediciones es el ruido blanco Gaussiano. Este modelo podría ser modificado para incluir el efecto del *bias instability*. Asimismo, se podrían modelar otras mediciones no inerciales para complementar el algoritmo y mejorar la estimación.

La adquisición de una unidad de medición inercial para realizar pruebas con datos reales permitirá la elaboración de proyectos enmarcados en el área de la navegación inercial, y el análisis de las fuentes de error presentes en las mediciones.

Los resultados de la validación numérica realizada en este trabajo de investigación se podrán contrastar con los resultados de pruebas experimentales, una vez se cuente con un ROV. Para ello, se deben ajustar

los supuestos adoptados para la simulación del modelo general del vehículo, como la estructura y propiedades de las matrices, y el cálculo de los parámetros dinámicos del robot. Igualmente, el algoritmo de estimación debe ser traducido a un lenguaje de programación, dependiendo del procesador elegido para su implementación. Las primeras pruebas podrían realizar en ambientes semi-controlados como por ejemplo un tanque de agua o una piscina.

Para dar continuidad al desarrollo del ROV, se podrían integrar equipos de trabajo interdisciplinarios para el desarrollo de los módulos principales que se plantearon como parte de la arquitectura del *hardware* para el submarino.

REFERENCIAS

- [1] Remotely Operated Vehicle Committee of the Marine Technology Society. (2012, April) What is an ROV? [Online]. Available: www.rov.org
- [2] P. Groves, *Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems*. Artech House, 2008.
- [3] G. Antonelli, *Underwater Robots*, 2nd ed. Springer, 2006.
- [4] O. Woodman, "An Introduction to Inertial Navigation," University of Cambridge, Tech. Rep., August 2007.
- [5] M. D. Bento, B. Eissfeller, and F. Machado, "How to Deal with Low Performance IMUs in an Integrated Navigation System: Step by Step," in *5th ESA Workshop on Satellite Navigation Technologies and European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing*, 2010, pp. 1–10.
- [6] S. Mayo, "Understanding and Interpreting Datasheet Noise Specifications of IEPE Accelerometers, a User's Perspective," MEGGIT, Tech. Rep., 2008.
- [7] P. Consortium. (2013, Agosto) Specifications - PC104. [Online]. Available: http://www.pc104.org/pc104_specs.php
- [8] O. Yildiz, A. Yilmaz, and B. Gokalp, "State-of-the-art System Solutions for Unmanned Underwater Vehicles," *Radioengineering*, vol. 4, pp. 590–600, 2009.
- [9] H. Choi, H. Park, S. Chung, and J. Seo, "Design and Control of a Convertible ROV," in *OCEANS*, 2012, pp. 1–7.
- [10] J. Silva and J. Sousa, *Models for Simulation and Control of Underwater Vehicles, New Approaches in Automation and Robotics*, h. aschemann ed. InTech, May 2008, ch. 11, pp. 197–206.
- [11] A. Lammas, K. Sammut, and F. He, *6-DoF Navigation Systems for Autonomous Underwater Vehicles, Mobile Robots Navigation*. InTech, 2010, ch. 23, pp. 457–484.
- [12] J. Leonard, "Autonomous Underwater Vehicle Navigation," MIT Marine Robotics Laboratory, Tech. Rep., 1998.
- [13] The International Marine Contractors Association, "Deep Water Acoustic Positioning," Tech. Rep., 2009.
- [14] K. Vickery, "Acoustic Positioning Systems: A Practical Overview of Current Systems," in *Workshop on Autonomous Underwater Vehicles*, 1998, pp. 5–17.
- [15] D. Titterton and J. Weston, *Strapdown Inertial Navigation Technology*. The Institution of Electrical Engineers, 2004.
- [16] InvenSense, "MPU-6000 and MPU-6050 Product Specification, Revision 3.3," Tech. Rep., 2012.
- [17] M. Grewal and A. Andrews, "How Good is Your Gyro? [Ask the Experts]," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 30, pp. 12–86, February 2010.
- [18] N. Barbour, "Inertial Navigation Sensors," in *NATO RTO Lecture Series 232, Advances in Navigation Sensors and Integration Technology*, 2011.
- [19] *TMS320F28335, TMS320F28334, TMS320F28332, TMS320F28235, TMS320F28234, TMS320F28232 Digital Signal Controllers (DSCs) Data Manual*, Texas Instruments, August 2012.
- [20] (2013, September) AT32UC3C0512C. Atmel Corporation. [Online]. Available: <http://www.atmel.com/devices/AT32UC3C0512C.aspx>

- [21] (2013, October) R5F72165GDBG. Renesas Electronics. [Online]. Available: <http://www.renesas.eu/products/mpumcu/superh/sh7216/sh7216/device/R5F72165GDBG.jsp>
- [22] A. Carlsen, “Navigational Assistance for Mini-ROV,” Master’s thesis, Norwegian University of Science and Technology, July 2010.
- [23] G. Antonelli, T. Fossen, and D. Yoerger, *Underwater Robotics, Springer Handbook of Robotics*. Springer, 2008, ch. 43, pp. 987–1008.
- [24] The Society of Naval Architects and Marine Engineers, “Nomenclature for Treating the Motion of a Submerged Body Through a Fluid,” Tech. Rep., 1950.
- [25] T. Fossen, *Guidance and Control of Ocean Vehicles*. Jhon Wiley & Sons, 1994.
- [26] E. Conrado and N. Maruyama, “Intelligent UUV: Some Issues on ROV Dynamic Positioning,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 43, no. 1, pp. 214–226, January 2007.
- [27] L. Lionel, *Underwater Robots Part II: Existing Solutions and Open Issues, Mobile Robots: towards New Applications*. InTech, 2006, ch. 17, pp. 336–372.
- [28] E. An, “A Comparison of AUV Navigation Performance: a System Approach,” in *OCEANS Conference*, 2003, pp. 654–662.
- [29] S. Zanolli and G. Conte, “Developing an Inertial Navigation System for Guidance and Control of Underwater Vehicles,” in *9th Mediterranean Conference on Control and Automation*, 2001.
- [30] D. Edwards, “The Development of a Low Cost Inertial Navigation System for a Remotely Operated Vehicle,” Master’s thesis, Victoria University of Wellington, 2007.
- [31] J. Snyder, “Doppler Velocity Log (DVL) Navigation for Observation-class ROVs,” in *OCEANS Conference*, 2010, pp. 1–9.
- [32] The International Marine Contractors Association, “Guidance on Subsea Metrology,” Tech. Rep., 2012.
- [33] J. Kinsey, R. Eustice, and L. Whitcomb, “A Survey of Underwater Vehicle Navigation: Recent Advances and New Challenges,” in *Proceedings of the IFAC Conference of Maneuvering and Control of Marine Craft*, 2006.
- [34] B. Bingham, D. Mindell, T. Wilcox, and A. Bowen, “Integrating Precision Relative Positioning into JASON/MEDEA ROV Operations,” *Marine Technology Society Journal*, vol. 40, no. 1, pp. 80–89, spring 2006.
- [35] A. Zielinsky and L. Zhou, “Precision Acoustic Navigation for Remotely Operated Vehicles,” *Journal of Hydroacoustics*, vol. 8, pp. 255–264, 2005.
- [36] L. Stutters, L. Honghai, C. Tiltman, and D. Brown, “Navigation Technologies for Autonomous Underwater Vehicles,” *IEEE Journal of Systems, Man, and Cybernetics Society*, vol. 38, no. 4, pp. 581–589, July 2008.
- [37] S. Carreño, P. Wilson, P. Ridao, and Y. Petillot, “A Survey on Terrain Based Navigation for AUVs,” in *OCEANS Conference*, 2010, pp. 1–7.
- [38] D. Loebis, R. Sutton, and J. Chudley, “Review of multisensor data fusion techniques and their application to autonomous underwater vehicle navigation,” *Journal of Marine Engineering and Technology*, vol. A, no. 1, pp. 3–14, December 2002.
- [39] A. Hasan, K. Samsudin, A. Ramli, R. Azmir, and S. Ismaeel, “A Review of Navigation Systems (Integration and Algorithms),” *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, vol. 3, no. 2, pp. 943–959, April-June 2009.
- [40] S. Sukkariéh, “Low Cost, High Integrity, Aided Inertial Navigation Systems for Autonomous Land Vehicles,” Ph.D. dissertation, University of Sydney, 2000.
- [41] D. Steinke, “A Kalman Filter for the Navigation of Remotely Operated Vehicles,” in *OCEANS Conference*, 2005, pp. 581–588.
- [42] F. Dukan, M. Iudvigsen, and A. Sorensen, “Dynamic Positioning System for Small Size ROV with Experimental Results,” in *OCEANS Conference*, 2010, pp. 1–10.
- [43] J. Zand, “Enhanced Navigation and Tether Management of Inspection Class Remotely Operated Vehicles,” Master’s thesis, University of British Columbia, 2009.

- [44] M. Skoglund, F. Gustaffsson, and K. Jonsson, "Modeling and Sensor Fusion of a Remotely Operated Vehicle," in *15th International Conference on Information Fusion*, 2012, pp. 947–954.
- [45] G. Welch and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter," 2001, Lecture Notes.
- [46] H. Chao, C. Coopmans, L. Di, and Y. Chen, "A Comparative Evaluation of Low Cost IMUs for Unmanned Autonomous Systems," in *IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, 2010, pp. 211–216.
- [47] T. Fossen, "Chapter 11 - Sensor and Navigation Systems," 2012, Lecture Notes.
- [48] E. Taule and E. Tosdal, "Sensor Integration for Nonlinear Navigation System in Underwater Vehicles," Master's thesis, Norwegian University of Science and Technology, 2007.
- [49] M. Perlmutter and L. Robin, "High-Performance, Low Cost Inertial MEMS: a Market in Motion," in *Position Location and Navigation Symposium*, 2012, pp. 225–229.
- [50] F. Renaut, "MEMS Inertial Sensors Technology," Eidgenossische Technische Hochschule Zurich, Tech. Rep., 2013.
- [51] E. Hinueber, "If you want to use an inertial measurement system," iMAR Navigation, Tech. Rep.
- [52] A. El-Osery, "Ee 570: Location and Navigation: Theory & Practice, Navigation Sensors and INS Mechanization," February 2013, Lecture Notes.
- [53] Analog Devices. (2013, July) Accelerometers Specifications - Quick Definitions. [Online]. Available: www.analog.com
- [54] W. Stockwell, "Angle Random Walk," Crossbow Technology, Inc., Tech. Rep., 2012.
- [55] W. Wang, "Autonomous Control of Differential Thrust Micro ROV," Master's thesis, University of Waterloo, 2006.
- [56] G. Karras, S. Loizou, and K. Kyriakopoulos, "Online State and Parameter Estimation of an Under-actuated Underwater Vehicle using a Modified Dual Unscented Kalman Filter," in *IEEE-RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2010, pp. 4868–4873.
- [57] M. Stipanov, N. Miskovic, Z. Vukic, and M. Barisic, "ROV Autonomization-Yaw Identification and Automarine Module Architecture," in *7th IFAC Conference on Control Applications in Marine Systems*, 2007, pp. 175–180.
- [58] VideoRay, *VideoRay Pro 3 User's Manual*, available on <http://www.videoray.com>.
- [59] W. Wang and C. Clark, "Modeling and Simulation of the Videoray Pro III Underwater Vehicle," in *OCEANS 2006 - Asia Pacific*, 2007.
- [60] P. Ridao, E. Battle, D. Rivas, and M. Carreras, "Neptune: a HIL Simulator for Multiple UUVs," in *MTTS-IEEE TECHNO-OCEAN'04*, 2004, pp. 524–531.
- [61] C. Chin, M. Lau, E. Low, and G. Seet, "Software for Modelling and Simulation of a Remotely-Operated Vehicle (ROV)," *International Journal of Simulation Modelling*, vol. 5, pp. 114–125, 2006.
- [62] L. Salhuana, "Tilt Sensing Using Linear Accelerometers," Freescale Semiconductor, Tech. Rep., 2012.
- [63] W. Stockwell, "Bias Stability Measurement: Allan Variance," Crossbow Technology, Inc., Tech. Rep., 2012.
- [64] R. Christ and R. Wernli, *The ROV Manual, A User Guide for Observation-Class Remotely Operated Vehicles*. Butterworth-Heinemann, Elsevier, 2007.
- [65] H. Yoshida, *Fundamentals of Underwater Vehicle Hardware and Their Applications, Underwater Vehicles*. InTech, 2008, ch. 29, pp. 557–582.
- [66] R. Ramesh, V. Jayakumar, J. Manecius, V. Doss, G. Ramadass, and M. Atmanand, "Distributed Real Time Control Systems for Deep Water ROV (ROSUB 6000)," in *Trends in Intelligent Robotics*, 2010, pp. 33–40.
- [67] S. Bingham, T. Erdmann, M. Matson, and J. Ringstad, "Design of an ROV for Precision Sea Floor Vehicle Mobility and Entry in the 2009 MATE International ROV Competition," in *OCEANS 2009, MTS/IEEE Biloxi - Marine Technology for Our Future: Global and Local Challenges*, 2009, pp. 1–4.
- [68] H. Hai, W. Lei, P. Yong-jie, and Q. Zai-bai, "Control Architecture of SY-Ii Ship Inspection Remote Operated Vehicle," in *International Conference on Computer Science and Service System*, 2012, pp. 2322–2325.
- [69] J. Jonsson, J. Sundqvist, H. Nguyen, H. Kratz, M. Berglund, S. Ogden, K. Palmer, K. Smedfors, S. Wagner,

- and G. Thornell, "Miniaturized Submersible for Exploration of Small Aqueous Environments," in *OCEANS*, 2011, pp. 1–8.
- [70] R. Sinha, S. Ahmed, M. Tutwani, P. Bahuguna, R. Kumra, V. Agarwal, V. Saxena, V. Mittal, and P. Gupta, "Vehicle for Automation Research and Underwater Navigation," in *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2011, pp. 2141–2146.
- [71] M. Sangekar, M. Chitre, and T. Koay, "Hardware Architecture for a Modular Autonomous Underwater Vehicle STARFISH," in *OCEANS*, 2008, pp. 1–8.
- [72] Atmel Corporation. (2013, Agosto). [Online]. Available: <http://www.atmel.com/>
- [73] N. Tehrani, M. Heidari, Y. Zakeri, and J. Ghaisari, "Development, Depth Control and Stability Analysis of an Underwater Remotely Operated Vehicle (ROV)," in *IEEE International Conference on Control and Automation*, 2010, pp. 814–819.
- [74] X. Lin, S. Guo, K. Tanaka, and S. Hata, "Development of a Spherical Underwater Robot," in *IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering*, 2011, pp. 662–665.
- [75] Microchip Technology Inc., "Motor Control and Drive Design Solutions," Tech. Rep., Fall 2012.
- [76] H. Assalih, J. Cartwright, V. Chalencón, B. Davis, A. Durrant, E. Faraud, F. Figiel, D. Harber, M. Jimenez, N. Johnson, A. Lees, P. Long, J. Pérez, Z. Qiang, J. Sawas, C. Sotzing, and Y. Petillot, *Nessie II Autonomous Underwater Vehicle, Xsense 3D: Motion Handbook*, 2008, pp. 1–12.
- [77] A. Martínez, Y. Rodríguez, L. Hernández, C. Guerra, and H. Sahli, "Hardware and Software Architecture for AUV based on Low-cost Sensors," in *11th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, 2010, pp. 1428–1433.
- [78] W. Wang, R. Engelaar, X. Chen, and J. Chase, *The State-of-Art of Underwater Vehicles - Theories and Applications, Mobile Robots - State of the Art in Land, Sea, Air, and Collaborative Missions*. InTech, 2009, ch. 7, pp. 129–152.
- [79] A. Cadena, "Development of a Low Cost Autonomous Underwater Vehicle for Antarctic Exploration," in *IEEE Conference on Technologies for Practical Robot Applications (TePRA)*, 2011, pp. 76–81.
- [80] TGA Ingeniería y Electrónica, S.A. (2013, Agosto) PC104. [Online]. Available: <http://www.tga.es/articulos/pc104.htm>
- [81] N. Cruz, A. Matos, R. Almeida, B. Ferreira, and N. Abreu, "TriMARES: a Hybrid AUV/ROV for Dam Inspection," in *OCEANS*, 2011, pp. 1–7.
- [82] D. Ribas, N. Palomeras, P. Ridaó, M. Carreras, and A. Mallios, "Girona 500 AUV: From Survey to Intervention," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 17, no. 1, pp. 46–53, February 2012.
- [83] V. Kopman and M. Porfiri, "Design, Modeling, and Characterization of a Miniature Robotic Fish for Research and Education in Biomimetics and Bioinspiration," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 18, no. 2, pp. 471–483, April 2013.
- [84] Open-source Underwater Robots for Exploration and Education. (2013, September). [Online]. Available: <http://openrov.com/>
- [85] L. Gutiérrez, J. Ramirez, C. Zuluaga, R. Vásquez, D. Florez, and R. Valencia, "Diseño básico de un vehículo operado remotamente (rov) para inspección subacuática de instalaciones portuarias," in *IEEE Colombian Workshop on Robotics and Automation*, 2007, pp. 1–6.
- [86] D. Owens, "Rex 2: Design, construction, and operation of an unmanned underwater vehicle," Master's thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2009.
- [87] N. Sakagami, M. Shibata, H. Hashizume, Y. Hagiwara, K. Ishimaru, T. Ueda, T. Saitou, K. Fujita, S. Kawamura, T. Inoue, H. Onishi, and S. Murakami, "Development of a Human-Sized ROV with Dual-Arm," in *OCEANS*, 2010, pp. 1–6.
- [88] G. Kim, D. Lee, and S. Park, "A Micro Wireless Remotely-Operated Vehicle," in *OCEANS*, 2011, pp. 1–4.
- [89] S. Gomáriz, J. Prat, A. Ruiz, J. Sole, P. Gayá, and J. D. Rio, "Development of a Low-Cost Autonomous Oceanographic Observation Vehicle," in *OCEANS*, 2009, pp. 1–5.

- [90] J. Li, B. Yoon, S. Oh, J. Cho, J. Kim, M. Lee, and J. Lee, "Development of an Intelligent Autonomous Underwater Vehicle, P-SURO," in *OCEANS*, 2010, pp. 1–5.
- [91] G. Meinecke, V. Ratmeyer, and J. Renken, "HYBRID-ROV Development of a New Underwater Vehicle for High-Risk Areas," in *OCEANS*, 2011, pp. 1–6.
- [92] R. Hunger, "Floating Point Operations in Matrix-Vector Calculus," Technische Universität München, Associate Institute for Signal Processing, Tech. Rep., 2007.
- [93] G. Babic, "Performance of Computer Systems," June 2005, cSE 675.02: Introduction to Computer Architecture, Lecture Notes.
- [94] "C2000 Real-Time Microcontrollers," Texas Instruments, Tech. Rep., 2013.

Apéndice A

PARÁMETROS DEL MODELO DINÁMICO DEL VIDEORAY PRO 3

Dimensiones

$$\text{Largo} = 0,36 \text{ m}$$

$$\text{Ancho} = 0,35 \text{ m}$$

$$\text{Alto} = 0,23 \text{ m}$$

Masa, peso y flotabilidad

$$m = 3,8 \text{ Kg}$$

$$W = 37,278 \text{ N}$$

$$B = 37,278 \text{ N}$$

Tensor de inercia

$$\mathbf{I}_0 = \begin{bmatrix} I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ -I_{yx} & I_{yy} & -I_{yz} \\ -I_{zx} & -I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,02275 & 0 & 0 \\ 0 & 0,02391 & 0 \\ 0 & 0 & 0,02532 \end{bmatrix} \text{ Kgm}^2$$

Centros de gravedad y de flotabilidad

$$\mathbf{r}_{CG} = \begin{bmatrix} x_G & y_G & z_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \text{ m}$$

$$\mathbf{r}_B = \begin{bmatrix} x_B & y_B & z_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \text{ m}$$

Derivadas hidrodinámicas

$$X_{\dot{u}} = 1,9404$$

$$Y_{\dot{v}} = 6,0572$$

$$Z_{\dot{w}} = 3,9482$$

$$K_{\dot{p}} = 0,0326$$

$$M_{\dot{q}} = 0,0175$$

$$N_{\dot{r}} = 0,0321$$

Coefficientes lineales de amortiguamiento hidrodinámico

$$X_u = 2,3015$$

$$Y_v = 8,0149$$

$$Z_w = 5,8162$$

$$K_p = 0,0009$$

$$M_q = 0,0012$$

$$N_r = 0,0048$$

Coefficientes cuadráticos de amortiguamiento hidrodinámico

$$X_{u|u} = 8,2845$$

$$Y_{v|v} = 23,689$$

$$Z_{w|w} = 20,523$$

$$K_{p|p} = 0,0048$$

$$M_{q|q} = 0,0069$$

$$N_{r|r} = 0,0089$$

Coefficientes de los propulsores

$$\mathbf{C}^+ = \begin{bmatrix} 2,5939 \times 10^{-4} & 0 & 0 \\ 0 & 2,5939 \times 10^{-4} & 0 \\ 0 & 0 & 1,1901 \times 10^{-4} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}^- = \begin{bmatrix} 1,0086 \times 10^{-4} & 0 & 0 \\ 0 & 1,0086 \times 10^{-4} & 0 \\ 0 & 0 & 0,7534 \times 10^{-4} \end{bmatrix}$$

Apéndice B

MATRICES JACOBIANAS F Y H

Las matrices F y H que se utilizaron en la implementación del algoritmo de estimación para la navegación de un ROV están compuestas por las derivadas parciales de las funciones f y h que conforman los modelos de propagación y medición, respecto a cada estado de x , como se muestra en las ecuaciones B.1 y B.2.

$$F_k [i, j] = \frac{\partial f [i]}{\partial x [j]} \quad ; \quad i, j = 1, 2, \dots, 12. \quad (\text{B.1})$$

$$H_k [i, j] = \frac{\partial h [i]}{\partial x [j]} \quad ; \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, 6. \\ j = 1, 2, \dots, 12. \end{array} \quad (\text{B.2})$$

Siguiendo la nomenclatura de la expresiones anteriores, a continuación se listan las componentes de las matrices F y H que no son cero.

$$\begin{aligned} F [1, 4] &= v (\sin \theta \cos \psi \cos \phi + \sin \psi \sin \phi) + w (\sin \psi \cos \phi - \sin \theta \cos \psi \sin \phi) \\ F [1, 5] &= -u \sin \theta \cos \psi + v \sin \phi \cos \theta \cos \psi + w \cos \phi \cos \theta \cos \psi \\ F [1, 6] &= -u \cos \theta \sin \psi - v (\sin \phi \sin \theta \sin \psi + \cos \phi \cos \psi) + w (\sin \phi \cos \psi - \cos \phi \sin \theta \sin \psi) \\ F [1, 7] &= \cos \theta \cos \psi \\ F [1, 8] &= \sin \phi \sin \theta \cos \psi - \cos \phi \sin \psi \\ F [1, 9] &= \sin \phi \sin \psi + \cos \phi \sin \theta \cos \psi \\ F [2, 4] &= v (\cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi) - w (\sin \phi \sin \theta \sin \psi + \cos \phi \cos \psi) \\ F [2, 5] &= -u \sin \theta \sin \psi + v \sin \phi \cos \theta \sin \psi + w \cos \phi \cos \theta \sin \psi \\ F [2, 6] &= u \cos \theta \cos \psi - v (\cos \phi \sin \psi - \sin \phi \sin \theta \cos \psi) + w (\cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi) \\ F [2, 7] &= \cos \theta \sin \psi \\ F [2, 8] &= \cos \phi \cos \psi + \sin \phi \sin \theta \sin \psi \\ F [2, 9] &= \cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi \\ F [3, 4] &= -w \cos \theta \sin \phi + v \cos \theta \cos \phi \\ F [3, 5] &= -u \cos \theta - v \sin \theta \sin \phi - w \sin \theta \cos \phi \\ F [3, 7] &= -\sin \theta \\ F [3, 8] &= \cos \theta \sin \phi \\ F [3, 9] &= \cos \theta \cos \phi \\ F [4, 4] &= q \cos \phi \tan \theta - r \sin \phi \tan \theta \\ F [4, 5] &= q \sin \phi \left(\frac{1}{\cos^2 \theta} \right) + r \cos \phi \left(\frac{1}{\cos^2 \theta} \right) \\ F [4, 10] &= 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
F [4, 11] &= \sin \phi \tan \theta \\
F [4, 12] &= \cos \phi \tan \theta \\
F [5, 4] &= -q \sin \phi - r \cos \phi \\
F [5, 11] &= \cos \phi \\
F [5, 12] &= -\sin \phi \\
F [6, 4] &= \frac{q}{\cos \theta} \cos \phi - \frac{r}{\cos \theta} \sin \phi \\
F [6, 5] &= q \sin \phi \frac{\sin \theta}{\cos^2 \theta} + r \cos \phi \frac{\sin \theta}{\cos^2 \theta} \\
F [6, 11] &= \frac{\sin \phi}{\cos \theta} \\
F [6, 12] &= \frac{\cos \phi}{\cos \theta} \\
F [7, 5] &= -\mathbf{M}^{-1} [1, 1] (W - B) \cos \theta \\
F [7, 7] &= -\mathbf{M}^{-1} [1, 1] (X_u + 2X_{u|u}u) \\
F [7, 8] &= -\mathbf{M}^{-1} [1, 1] (Y_{\dot{v}}r - mr) \\
F [7, 9] &= -\mathbf{M}^{-1} [1, 1] (mq - Z_{\dot{w}}q) \\
F [7, 11] &= -\mathbf{M}^{-1} [1, 1] (mw - Z_{\dot{w}}w) \\
F [7, 12] &= -\mathbf{M}^{-1} [1, 1] (Y_{\dot{v}} - mv) \\
F [8, 4] &= \mathbf{M}^{-1} [2, 2] (W - B) \cos \theta \cos \phi \\
F [8, 5] &= -\mathbf{M}^{-1} [2, 2] (W - B) \sin \theta \sin \phi \\
F [8, 7] &= -\mathbf{M}^{-1} [2, 2] (mr - X_{\dot{u}}r) \\
F [8, 8] &= -\mathbf{M}^{-1} [2, 2] (Y_v + 2Y_{v|v}v) \\
F [8, 9] &= -\mathbf{M}^{-1} [2, 2] (Z_{\dot{w}}p - mp) \\
F [8, 10] &= -\mathbf{M}^{-1} [2, 2] (Z_{\dot{w}}w - mw) \\
F [8, 12] &= -\mathbf{M}^{-1} [2, 2] (mu - X_{\dot{u}}u) \\
F [9, 4] &= -\mathbf{M}^{-1} [3, 3] (W - B) \cos \theta \sin \phi \\
F [9, 5] &= -\mathbf{M}^{-1} [3, 3] (W - B) \sin \theta \cos \phi \\
F [9, 7] &= -\mathbf{M}^{-1} [3, 3] (X_{\dot{u}}q - mq) \\
F [9, 8] &= -\mathbf{M}^{-1} [3, 3] (mp - Y_{\dot{v}}p) \\
F [9, 9] &= -\mathbf{M}^{-1} [3, 3] (Z_w + 2Z_{w|w}w) \\
F [9, 10] &= -\mathbf{M}^{-1} [3, 3] (mv - Y_{\dot{v}}v) \\
F [9, 11] &= -\mathbf{M}^{-1} [3, 3] (X_{\dot{u}}u - mu) \\
F [10, 4] &= \mathbf{M}^{-1} [4, 4] (z_B B \cos \theta \cos \phi) \\
F [10, 5] &= -\mathbf{M}^{-1} [4, 4] (z_B B \sin \theta \sin \phi) \\
F [10, 8] &= -\mathbf{M}^{-1} [4, 4] (Y_{\dot{v}}w - Z_{\dot{w}}w) \\
F [10, 9] &= -\mathbf{M}^{-1} [4, 4] (Y_{\dot{v}}v - Z_{\dot{w}}v) \\
F [10, 10] &= -\mathbf{M}^{-1} [4, 4] (K_p + 2K_{p|p}p) \\
F [10, 11] &= -\mathbf{M}^{-1} [4, 4] (I_{zz}r - N_{\dot{r}}r - I_{yy}r + M_{\dot{q}}r) \\
F [10, 12] &= -\mathbf{M}^{-1} [4, 4] (I_{zz}q - N_{\dot{r}}q - I_{yy}q + M_{\dot{q}}q) \\
F [11, 5] &= \mathbf{M}^{-1} [5, 5] (z_B B \cos \theta) \\
F [11, 7] &= -\mathbf{M}^{-1} [5, 5] (Z_{\dot{w}}w - X_{\dot{u}}w) \\
F [11, 9] &= -\mathbf{M}^{-1} [5, 5] (Z_{\dot{w}}u - X_{\dot{u}}u) \\
F [11, 10] &= -\mathbf{M}^{-1} [5, 5] (N_{\dot{r}}r - I_{zz}r + I_{xx}r - K_{\dot{p}}r) \\
F [11, 11] &= -\mathbf{M}^{-1} [5, 5] (M_q + 2M_{q|q}q) \\
F [11, 12] &= -\mathbf{M}^{-1} [5, 5] (N_{\dot{r}}p - I_{zz}p + I_{xx}p - K_{\dot{p}}p)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
F [12, 7] &= -\mathbf{M}^{-1} [6, 6] (X_{\dot{u}}v - Y_{\dot{v}}v) \\
F [12, 8] &= -\mathbf{M}^{-1} [6, 6] (X_{\dot{u}}u - Y_{\dot{v}}u) \\
F [12, 10] &= -\mathbf{M}^{-1} [6, 6] (I_{yy}q - M_{\dot{q}}q - I_{xx}q + K_{\dot{p}}q) \\
F [12, 11] &= -\mathbf{M}^{-1} [6, 6] (I_{yy}p - M_{\dot{p}}p - I_{xx}p + K_{\dot{p}}p) \\
F [12, 12] &= -\mathbf{M}^{-1} [6, 6] (N_r + 2N_{r|r})
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
H [1, 5] &= -g \cos \theta + \mathbf{M}^{-1} [1, 1] (W - B) \cos \theta \\
H [1, 7] &= \mathbf{M}^{-1} [1, 1] (X_u + 2X_{u|u}u) \\
H [1, 8] &= \mathbf{M}^{-1} [1, 1] (Y_{\dot{v}}r - mr) \\
H [1, 9] &= \mathbf{M}^{-1} [1, 1] (mq - Z_{\dot{w}}q) \\
H [1, 11] &= \mathbf{M}^{-1} [1, 1] (mw - Z_{\dot{w}}w) \\
H [1, 12] &= \mathbf{M}^{-1} [1, 1] (Y_{\dot{v}} - mv) \\
H [2, 4] &= g \cos \theta \cos \phi - \mathbf{M}^{-1} [2, 2] (W - B) \cos \theta \cos \phi \\
H [2, 5] &= -g \sin \theta \sin \phi + \mathbf{M}^{-1} [2, 2] (W - B) \sin \theta \sin \phi \\
H [2, 7] &= \mathbf{M}^{-1} [2, 2] (mr - X_{\dot{u}}r) \\
H [2, 8] &= \mathbf{M}^{-1} [2, 2] (Y_v + 2Y_{v|v}v) \\
H [2, 9] &= \mathbf{M}^{-1} [2, 2] (Z_{\dot{w}}p - mp) \\
H [2, 10] &= \mathbf{M}^{-1} [2, 2] (Z_{\dot{w}}w - mw) \\
H [2, 12] &= \mathbf{M}^{-1} [2, 2] (mu - X_{\dot{u}}u) \\
H [3, 4] &= -g \cos \theta \sin \phi + \mathbf{M}^{-1} [3, 3] (W - B) \cos \theta \sin \phi \\
H [3, 5] &= -g \sin \theta \cos \phi + \mathbf{M}^{-1} [3, 3] (W - B) \sin \theta \cos \phi \\
H [3, 7] &= \mathbf{M}^{-1} [3, 3] (X_{\dot{u}}q - mq) \\
H [3, 8] &= \mathbf{M}^{-1} [3, 3] (mp - Y_{\dot{v}}p) \\
H [3, 9] &= \mathbf{M}^{-1} [3, 3] (Z_w + 2Z_{w|w}w) \\
H [3, 10] &= \mathbf{M}^{-1} [3, 3] (mv - Y_{\dot{v}}v) \\
H [3, 11] &= \mathbf{M}^{-1} [3, 3] (X_{\dot{u}}u - mu) \\
H [4, 10] &= 1 \\
H [5, 11] &= 1 \\
H [6, 12] &= 1
\end{aligned}$$

Apéndice C

MÓDULOS INERCIALES DISPONIBLES EN EL MERCADO

En las tablas C.1 a C.10 se presentan algunas de las unidades de medición inercial fabricadas por *Analog Devices*, *Advanced Inertial Measurement System*, *Gladiator Technologies*, *Honeywell*, *iMAR*, *KVH Technologies*, y *Systron Donner*. Asimismo, las tablas C.11 y C.12 muestran los módulos basados en tecnología inercial que incluyen otros sensores como magnetómetro, sensor de presión y GPS.

Tabla C.1: Unidades de Medición inercial fabricadas por *Analog Devices*

ANALOG DEVICES				
www.analog.com				
IMU / PARÁMETRO	ADIS16367	ADIS16332	ADIS16362	ADIS16365
Giróscopo				
<i>Range</i> (deg/s)	300 / 600 / 1200	75 / 150 / 300	75 / 150 / 300	350
<i>Bias</i> (deg/h)	10800 (3 deg/s)	10800 (3 deg/s)	10800 (3 deg/s)	10800 (3 deg/s)
<i>Bias instability</i> (deg/h)	47	26	26	26
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	2	2	2	2
<i>Noise density</i> (deg/s/ \sqrt{Hz})	0,044	0,044	0,044	0,044
Acelerómetro				
<i>Range</i> (g)	18	5	1,7	18
<i>Bias</i> (mg)	50	12	6	50
<i>Bias instability</i> (μg)	200	100	41	200
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,2	0,11	0,09	0,2
<i>Noise density</i> ($\mu g/\sqrt{Hz}$)	500	221	230	500
<i>Power supply</i> (V)	4,75 – 5,25	4,75 – 5,25	4,75 – 5,25	4,75 – 5,25
<i>Output interface</i>	SPI	SPI	SPI	SPI
<i>Output data rate</i> (sps)	820	820	820	820
<i>Size</i> (L x W x H) (mm)	23 x 23 x 23	24,1 x 32,7 x 10,6	23 x 23 x 23	23 x 23 x 23

Tabla C.2: Unidades de Medición inercial fabricadas por *Analog Devices* (continuación)

ANALOG DEVICES			
www.analog.com			
IMU / PARÁMETRO	ADIS16445	ADIS16375	ADIS16485
Giróscopo			
<i>Range</i> (deg/s)	62/125/250	350	450
<i>Bias</i> (deg/h)	1800 (0,5 deg/s)	3600 (1 deg/s)	720 (3 deg/s)
<i>Bias instability</i> (deg/h)	12	12	6,25
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,56	1	0,3
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,011	0,02	0,0066
Acelerómetro			
<i>Range</i> (g)	5	18	5
<i>Bias</i> (mg)	8	16	3
<i>Bias instability</i> (μg)	75	130	32
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,73	0,076	0,23
<i>Noise density</i> ($\mu g/\sqrt{Hz}$)	150	60	55
Power supply (V)	3,15 – 3,45	3 – 3,6	3 – 2,6
Output interface	SPI	SPI	SPI
Output data rate (sps)	820	820	820
Size (L x W x H) (mm)	24,1 x 32,7 x 10,6	47 x 44 x 14	47 x 44 x 14

Tabla C.3: Unidades de Medición inercial fabricadas por *Advanced Inertial Measurement System*

ADVANCED INERTIAL MEASUREMENT SYSTEM				
www.aims.se				
IMU / PARÁMETRO	μMotion	Motion	Navigation	FOG02
Giróscopo				
<i>Range</i> (deg/s)	150	150	120	75
<i>Bias</i> (deg/h)	1080 (0,3 deg/s)	720 (0,2 deg/s)	216	28,8
<i>Bias instability</i> (deg/h)	–	–	–	–
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	–	–	–	–
<i>Total noise</i> (rms)	0,4	0,4	0,15	0,01
Acelerómetro				
<i>Range</i> (g)	8 (<i>x, z</i>) – 5 (<i>y</i>)	10	2	2
<i>Bias</i> (mg)	5	2	0,6	0,6
<i>Bias instability</i> (μ g)	–	–	–	–
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	–	–	–	–
<i>Total noise</i> (rms)	1500	2500	150	150
Power supply (V)	8 – 18	8 – 30	8 – 30	8 – 30
Output interface	CAN 2.0 / RS232	CAN 2.0 / RS232	CAN 2.0 / RS232-485-422	CAN 2.0 / RS232-485-422
Output data rate (sps)	200	200	200	200
Size (L x W x H) (mm)	49 x 45,3 x 21,8	68 x 62 x 33	86 x 83 x 37	103 x 102 x 68

Tabla C.4: Unidades de Medición inercial fabricadas por *Gladiator Technologies*

GLADIATOR TECHNOLOGIES			
www.gladiatortechnologies.com			
IMU / PARÁMETRO	LandMark10	LandMark20	LandMark21
Giróscopo			
<i>Range</i> (deg/s)	75 / 150 / 300	75 / 150 / 300	100 / 300
<i>Bias</i> (deg/h)	360	180	180
<i>Bias instability</i> (deg/h)	25	15	10
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,84	0,6	0,24 / 0,36
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,014	0,01	0,004 / 0,006
Acelerómetro			
<i>Range</i> (g)	2 / 10	2 / 10	6 / 10
<i>Bias</i> (mg)	3 / 5	1 / 1,5	2
<i>Bias instability</i> (μ g)	100 / 250	20 / 100	100
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,04 / 0,3	0,03 / 0,09	0,15
<i>Noise density</i> (μ g/ \sqrt{Hz})	70 / 500	50 / 160	250
Power supply (V)	3,1 – 5,5	3,1 – 5,5	3,1 – 5,5
Output interface	RS485	RS485	RS485
Output data rate (sps)	500 / 200 / 100 / 10	500 / 200 / 100 / 10	500 / 200 / 100 / 10
Size (L x W x H) (mm)	50 x 40,5 x 30,2	50 x 40,5 x 30,2	25,4 x 25,4 x 25,4

Tabla C.5: Unidades de Medición inercial fabricadas por *Gladiator Technologies* (continuación)

GLADIATOR TECHNOLOGIES			
www.gladiatortechnologies.com			
IMU / PARÁMETRO	LandMark30	LandMark40	LandMark50
Giróscopo			
<i>Range</i> (deg/s)	100 / 175 / 300	100 / 300	100
<i>Bias</i> (deg/h)	108	360 / 540	180
<i>Bias instability</i> (deg/h)	8	6	1,2
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,18 / 0,3 / 0,36	0,12 / 0,24	0,09
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,003 / 0,005 / 0,006	0,002 / 0,004	0,002
Acelerómetro			
<i>Range</i> (g)	2 / 6 / 10	2 / 10	2 / 6 / 10
<i>Bias</i> (mg)	0,5 / 0,8 / 1	0,5 / 1	1 / 1,3 / 1,5
<i>Bias instability</i> (μ g)	20 / 60 / 80	20 / 80	20 / 40 / 50
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,04 / 0,21 / 0,25	0,023 / 0,07	0,014 / 0,038 / 0,044
<i>Noise density</i> (μ g/ \sqrt{Hz})	60 / 360 / 432	40 / 120	25 / 65 / 75
<i>Power supply</i> (V)	6 – 36	3,1 – 5,5	6 – 36
<i>Output interface</i>	RS485	RS485	RS485
<i>Output data rate</i> (sps)	500 / 200 / 100 / 10	500 / 200 / 100 / 10	500 / 200 / 100 / 10
<i>Size</i> (L x W x H) (mm)	76,2 x 70,8 x 50,4	50 x 40,5 x 30,2	76,2 x 70,8 x 50,4

Tabla C.6: Unidades de Medición inercial fabricadas por *Honeywell*

HONEYWELL www.honeywell.com			
IMU / PARÁMETRO	HG1930	HG1900	HG1700 (RLG)
Giróscopo			
<i>Range</i> (deg/s)	7200 (<i>x</i>) – 1440 (<i>y, z</i>)	1000	358 – 1620
<i>Bias</i> (deg/h)	20 / 40 / 60	10 / 15 / 30	1 / 2 / 3 / 5
<i>Bias instability</i> (deg/h)	1 / 1,5	1 / 1,5	1 / 2 / 3 / 5
<i>ARW</i> (deg/√h)	0,125 / 0,175	0,06 / 0,09 / 0,175	0,125 / 0,2 / 0,3 / 0,5
<i>Noise density</i> (deg/h/√Hz)	0,002 / 0,003	0,001 / 0,002 / 0,003	0,002 / 0,003 / 0,005 / 0,008
Acelerómetro			
<i>Range</i> (g)	85 (<i>x</i>) – 35 (<i>y, z</i>)	30	12 – 70
<i>Bias</i> (mg)	5 / 10	1 / 2	0,1 / 2 / 3
<i>Bias instability</i> (μg)	300 / 500	300	–
<i>VRW</i> (m/s/√h)	0,09 / 0,12	0,02	0,2
<i>Noise density</i> (μg/√Hz)	153 / 204	34	340
Power supply (V)	5	5 / ±15	5 / 15
Output interface	RS422	RS422	RS422
Output data rate (sps)	100	100	100
Volume (cm³)	82	285	541

Tabla C.7: Unidades de Medición inercial fabricadas por *iMAR Navigation*

iMAR NAVIGATION www.imar-navigation.de		
IMU / PARÁMETRO	iIMU-CFM-01 (FOG)	iIMU-FCAI-E (FOG)
Giróscopo		
<i>Range</i> (deg/s)	450	450
<i>Bias</i> (deg/h)	5	2
<i>Bias instability</i> (deg/h)	1	0,02
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,3	0,02
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,005	0,0003
Acelerómetro		
<i>Range</i> (g)	10	5
<i>Bias</i> (mg)	2	2
<i>Bias instability</i> (μg)	1500	10
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,03	0,011
<i>Noise density</i> ($\mu g/\sqrt{Hz}$)	50	20
<i>Power supply</i> (V)	10 – 34	11 – 34
<i>Output interface</i>	RS485	CAN / RS232-422
<i>Output data rate</i> (sps)	1000	0 – 200
<i>Size</i> (L x W x H) (mm)	120 x 12 x 125	140 x 115 x 137

Tabla C.8: Unidades de Medición inercial fabricadas por *KVH Industries*

KVH INDUSTRIES		
www.kvh.com		
IMU / PARÁMETRO	CG5100 (FOG)	1750 (FOG)
Giróscopo		
<i>Range</i> (deg/s)	375	490
<i>Bias</i> (deg/h)	20	2
<i>Bias instability</i> (deg/h)	1	0,05
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,067	0,012
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,001	0,0002
Acelerómetro		
<i>Range</i> (g)	10	10
<i>Bias</i> (mg)	50	2
<i>Bias instability</i> (μg)	–	–
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,03	0,07
<i>Noise density</i> ($\mu g/\sqrt{Hz}$)	55	120
<i>Power supply</i> (V)	9 – 18	9 – 36
<i>Output interface</i>	RS232-422	RS422
<i>Output data rate</i> (sps)	100	–
<i>Size</i> (L x W x H) (mm)	152,4 x 167,6 x 88,9	88,9 (D) x 73,7 (H)

Tabla C.9: Unidades de Medición inercial fabricadas por *Microstrain*

MICROSTRAIN www.microstrain.com		
IMU / PARÁMETRO	3DM-GX3-15	Inertia-Link
Giróscopo		
<i>Range</i> (deg/s)	300	300
<i>Bias</i> (deg/h)	0,25	–
<i>Bias instability</i> (deg/h)	18	720 (0,2 deg/s)
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	1,8	–
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,03	–
Acelerómetro		
<i>Range</i> (g)	5	5
<i>Bias</i> (mg)	2	–
<i>Bias instability</i> (μg)	40	5000
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,05	–
<i>Noise density</i> ($\mu g/\sqrt{Hz}$)	80	–
Power supply (V)	3,2 – 16	5,2 – 9
Output interface	USB 2.0 / RS232	wireless / USB 2.0 / RS232-422
Output data rate (sps)	1000 (max)	–
Size (L x W x H) (mm)	44 x 37 x 11	41 x 63 x 24

Tabla C.10: Unidades de Medición inercial fabricadas por *Systron Donner*

SYSTRON DONNER			
www.systron.com			
IMU / PARÁMETRO	MMQ50	MMQVG	SDI500
Giróscopo			
<i>Range</i> (deg/s)	200	200	1000
<i>Bias</i> (deg/h)	100	100	1 / 3 / 10
<i>Bias instability</i> (deg/h)	4 – 15	4 – 15	1 / 1,5 / 2
<i>ARW</i> (deg/√h)	0,3	0,3	0,02 / 0,03
<i>Noise density</i> (deg/h/√Hz)	0,005	0,005	0,0003 / 0,0005
Acelerómetro			
<i>Range</i> (g)	10	10	50
<i>Bias</i> (mg)	2,5	2,5	1 / 1,5 / 2
<i>Bias instability</i> (μg)	3000	3000	100 / 200 / 200
<i>VRW</i> (m/s/√h)	0,03	0,03	0,06 / 0,07
<i>Noise density</i> (μg/√Hz)	500	500	100 / 120
Power supply (V)	±12	±12	10 – 42
Output interface	RS232	RS232	SDLC / RS232 / UART
Output data rate (sps)	450	400	–
Size (L x W x H) (mm)	47,6 x 47,6 x 64,8	47,6 x 47,6 x 64,8	73,6 (D) x 73,6 (H)

Tabla C.11: Módulos que utilizan tecnología inercial disponibles en el mercado

IMU / PARÁMETRO	i μ IMU01	Orientus	Spatial FOG	NAV440
Fabricante	iMAR	Advanced Navigation	Advanced Navigation	Moog-Crossbow
Giróscopo				
<i>Range</i> (deg/s)	250	250 / 500 / 2000	490	200
<i>Bias</i> (deg/h)	720 (0,2 deg/s)	–	–	72
<i>Bias instability</i> (deg/h)	10	18	18	10
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,9	0,3	0,012	–
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,015	0,005	0,0002	–
Acelerómetro				
<i>Range</i> (g)	4	2 / 4 / 16	10	2
<i>Bias</i> (mg)	8	–	–	4
<i>Bias instability</i> (μ g)	2000	60	1,5	1000
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,6	0,235	0,176	–
<i>Noise density</i> (μ g/ \sqrt{Hz})	1000	400	300	–
Power supply (V)	6 – 34	4 – 36	9 – 36	9 – 42
Output interface	CAN / USB / RS232-422	RS232	RS232-422	RS232
Output data rate (sps)	1000	1000 (max)	1000 (max)	100 (max)
Size (L x W x H) (mm)	73,5 x 23 x 34	30 x 40,8 x 24	90 x 90 x 96	76,2 x 95,3 x 76,2

Tabla C.12: Módulos que utilizan tecnología inercial disponibles en el mercado (continuación)

IMU / PARÁMETRO	VN100/200	Mti10 serie	Mti100 serie
Fabricante	VectorNav	Xsense	Xsense
Giróscopo			
<i>Range</i> (deg/s)	2000	450	450
<i>Bias</i> (deg/h)	–	–	–
<i>Bias instability</i> (deg/h)	10	18	10
<i>ARW</i> (deg/ \sqrt{h})	0,3	1,8	0,6
<i>Noise density</i> (deg/h/ \sqrt{Hz})	0,005	0,03	0,01
Acelerómetro			
<i>Range</i> (g)	16	5	5
<i>Bias</i> (mg)	–	–	–
<i>Bias instability</i> (μg)	–	40	40
<i>VRW</i> (m/s/ \sqrt{h})	0,235	0,05	0,05
<i>Noise density</i> ($\mu g/\sqrt{Hz}$)	400	80	80
Power supply (V)	3,2 – 17	4 – 34	4 – 34
Output interface	Serial TTL / RS232	RS422-232-485 / UART / USB	RS422-232-485 / UART / USB
Output data rate (sps)	200	2000	2000
Size (L x W x H) (mm)	36 x 34 x 9,5	57 x 42 x 23	57 x 42 x 23

Apéndice D

ALLAN VARIANCE TECHNIQUE

Esta técnica permite analizar las características de ruido de cualquier señal en el dominio del tiempo y es una de las más empleadas para determinar las componentes de ruido presentes en las señales de los sensores inerciales. El procedimiento para la aplicación de esta técnica es el siguiente^{1 2}:

1. Se registran las señales de aceleración lineal en cada eje del acelerómetro, y de velocidad angular en cada eje del giróscopo, mientras la IMU está en reposo.
2. Se divide el conjunto de datos en segmentos o paquetes de tamaño τ segundos.
3. Se calcula el valor esperado, E , de cada segmento para obtener una lista de n promedios.
4. Se calcula la varianza de Allan mediante la ecuación:

$$AVAR = \frac{1}{2(n-1)} \sum_i (E_{i+1} - E_i)^2 \quad (D.1)$$

5. Se calcula la desviación de Allan usando la expresión:

$$AD = \sqrt{AVAR} \quad (D.2)$$

6. Se guarda el valor de desviación calculado, se aumenta τ y se repiten los pasos 2 al 5 hasta alcanzar un número mínimo de nueve segmentos de datos.
7. Se grafican las desviaciones calculadas en una escala logarítmica (log-log) como una función del tiempo τ en segundos.

En la figura D.1 se presenta un esquema de la gráfica que se obtiene al realizar el procedimiento anterior. Con esta información, es posible determinar dos de las fuentes de error principales que afectan la medición de un sensor inercial.

El ruido blanco se observa en la gráfica como una pendiente negativa de $-0,5$. En esta región, el valor de la desviación cuando $\tau = 1$ corresponde al parámetro ARW en el caso del giróscopo, y a la cantidad VRW en el caso del acelerómetro.

¹ O. Woodman, "An Introduction to Inertial Navigation," University of Cambridge, Tech. Rep., August 2007.

² W. Stockwell, "Bias Stability Measurement: Allan Variance," Crossbow Technology, Inc., Tech. Rep., 2012.

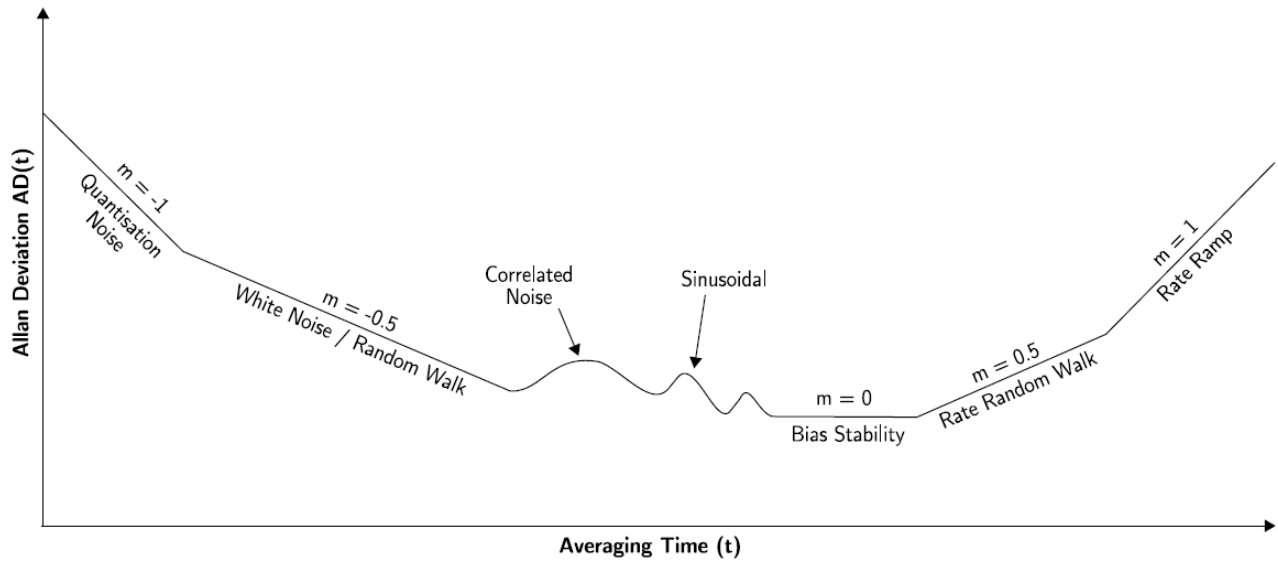


Figura D.1: Esquema de la desviación de Allan para un sensor inercial

Asimismo, el *bias instability* se evidencia cuando la curva alcanza su mínimo y la desviación tiende a permanecer constante. El valor de τ en esta región determina el tiempo de integración en el que el sesgo de la medición se puede asumir como invariante.