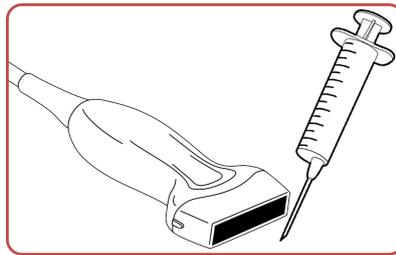


# SISTEMAS HÁPTICOS PARA EL ENTRENAMIENTO DE PROFESIONALES SANITARIOS

JUAN ALBERTO GARCÍA ESTEBAN



Tesis Doctoral

Dirigida por:  
Vidal Moreno Rodilla  
Belén Curto Diego

Departamento de Informática y Automática  
Facultad de Ciencias  
Octubre 2021



**VNiVERSiDAD  
D SALAMANCA**

CAMPUS DE EXCELENCIA INTERNACIONAL

Juan Alberto García Esteban: *Sistemas hápticos para el entrenamiento de profesionales sanitarios*, Tesis Doctoral, © Octubre 2021

**DIRECTORES:**

Vidal Moreno Rodilla  
Belén Curto Diego

**LUGAR:**

Salamanca

**FECHA:**

Octubre 2021

## DECLARACIÓN DE AUTORÍA

---

---

Vidal Moreno Rodilla, *Profesor Titular de Universidad del Departamento de Informática y Automática de la Universidad de Salamanca* y Belén Curto Diego, *Profesora Titular de Universidad del Departamento de Informática y Automática de la Universidad de Salamanca*

### CERTIFICAN

Que Juan Alberto García Esteban, *ha realizado bajo mi dirección la Tesis Doctoral que lleva por título SISTEMAS HÁPTICOS PARA EL ENTRENAMIENTO DE PROFESIONALES SANITARIOS, con el fin de obtener el grado de Doctor por la Universidad de Salamanca.*

*Salamanca, Octubre 2021*

---

Vidal Moreno Rodilla

---

Belén Curto Diego



"A veces, la persona que nadie imaginaba capaz de nada es la que hace cosas que nadie imagina."

-The Imitation Game (Descifrando enigma)-



## RESUMEN

---

---

La robótica tiene un papel fundamental en nuestros días, desde la industria hasta nuestros hogares. Sin embargo, una de las aplicaciones más interesantes para la sociedad son aquellas que tienen que ver con la formación. De todas las áreas, la medicina ocupa un papel fundamental, pues la formación involucra a seres humanos lo que limita enormemente las actividades a realizar. Uno de los campos con más utilidad de la medicina actual es la imagen y dentro de ella la basada en la ecografía.

Los avances que ha sufrido la ecografía en las últimas décadas han posibilitado que, en la actualidad, sea utilizada en un amplio número de especialidades de diagnóstico y tratamiento médico. En este sentido, la ecografía es una técnica con numerosas ventajas en procedimientos de exploración y en procedimientos de guiado en la inserción de agujas. Sin embargo, a pesar de ser una técnica con una gran cantidad de ventajas, es muy dependiente del operador, ya que este debe tener las habilidades necesarias para obtener las imágenes ecográficas correspondientes en cada caso, para interpretarlas y, si es preciso, para introducir la aguja sin producir lesiones al paciente.

En relación a esto, la formación de los profesionales que van a practicar los procedimientos es vital para su éxito, ya que la mayor parte de los problemas relacionados con el uso de la ecografía se deben a la falta de formación del operador que la practica. Sin embargo, la formación de profesionales en el uso de estas técnicas es una tarea complicada. En muchas ocasiones, esta se limita al aprendizaje por oportunidad, el cual está basado en practicar cuando existe un paciente que padece una enfermedad concreta.

En este sentido, los simuladores son una de las mejores opciones para la formación y entrenamiento de profesionales de la sanidad, ya que permiten la transmisión estructurada de conocimiento de forma segura e ilimitada. En este contexto, los simuladores hápticos añaden la capacidad de transmitir sensaciones a través del sentido del tacto, de forma que, el aprendizaje transmitido es más robusto, ya que incluye la percepción de distancias, movimientos, fuerzas, formas o texturas.

Sin embargo, las soluciones de simulación háptica que existen actualmente, normalmente están centradas únicamente en la ecografía y no incluyen procedimientos de inserción de agujas y, si lo hacen, es de forma virtual o utilizando un brazo articulado. Además, están limitadas por la necesidad de ser utilizados en instituciones clínicas o académicas, ya que o utilizan un ecógrafo real o imitan ecógrafos reales. En ambos casos sus precios pueden llegar a ser prohibitivos para cubrir las necesidades de formación actuales, sin olvidar que su portabilidad es limitada. Por otro lado, existen otras soluciones más económicas, sin embargo, no presentan una calidad adecuada y en numerosas ocasiones son difíciles de utilizar por personal no experto.

Debido a esto, en esta tesis se propone un simulador háptico con el que afrontar la formación segura de profesionales sanitarios en la ejecución

de procedimientos ecográficos con o sin inserción de agujas. El simulador portable está focalizado en dos dispositivos hápticos de entrenamiento, una réplica de sonda y una aguja real que permiten adquirir un modelo mental con las habilidades necesarias para abordar dichos procedimientos.

## ABSTRACT

---

---

Robotics plays a fundamental role in our times, from industry to our homes. However, one of the most interesting applications for society are those that have to do with training. Of all areas, medicine plays a fundamental role, as training involves human beings, which greatly limits the activities to be carried out. One of the most useful fields in medicine today is imaging, and within this, ultrasound-based imaging.

The advances that ultrasound has experienced in recent decades have made possible its current use in a wide range of diagnostic and medical treatment specialties. In this sense, ultrasound is a technique with numerous advantages in exploration procedures and in needle insertion guidance procedures. However, despite being a technique with a large number of advantages, it is very operator-dependent, since the operator must have the necessary skills to obtain the corresponding ultrasound images in each case, to interpret them and, if necessary, to insert the needle without causing injury to the patient.

In relation to this, the training of the professionals who are going to perform the procedures is vital for their success, since most of the problems related to the use of ultrasound are due to the lack of training of the operator who performs them. However, training professionals in the use of these techniques is a complicated task. In many cases, it is limited to learning by chance, which is based on practising when there is a patient suffering from a specific disease.

In this sense, simulators are one of the best options for the education and training of healthcare professionals, as they allow the structured transmission of knowledge in a safe and unlimited way. In this context, haptic simulators add the ability to transmit sensations through the sense of touch, so that the learning transmitted is more robust, as it includes the perception of distances, movements, forces, shapes or textures.

However, the haptic simulation solutions that currently exist are usually focused only on ultrasound and do not include needle insertion procedures and, if they do, it is in a virtual form or using an articulated arm. They are also limited by the need to be used in clinical or academic institutions, as they either use a real ultrasound machine or mimic real ultrasound machines. In both cases, their prices can be prohibitive for current training needs, and their portability is limited. On the other hand, there are other cheaper solutions, but they are not of adequate quality and are often difficult to use by non-experts.

For this reason, this thesis proposes a haptic simulator for the safe training of healthcare professionals in the performance of ultrasound procedures with or without needle insertion. The portable simulator is focused on two haptic training devices, a probe replica and a real needle, which allow the acquisition of a mental model with the necessary skills to perform these procedures.



## PUBLICACIONES

---

---

### ARTÍCULOS EN REVISTAS

MORENO, V.; CURTO, B.; GARCÍA-ESTEBAN J.A; HERNÁNDEZ F.; ALONSO P. Y SERRANO F. J. "HUSP: A Smart Haptic Probe for Reliable Training in Musculoskeletal Evaluation Using Motion Sensors". *Sensors* 19, (2018).

MORENO, V.; CURTO, B.; GARCÍA-ESTEBAN J.A; SERRANO F. J.; ALONSO P.; HERNÁNDEZ F. Y JUANES J. A. "Software Suite Training Tool for MSK Exploration and Botulinum Toxin Infiltration Based on Ultrasound Imaging for the Spasticity Treatment". *Journal of Medical Systems* 43, (2019).

### CONGRESOS

GARCÍA-ESTEBAN J.A; CURTO, B.; MORENO, V.; SERRANO F. J.; ALONSO P.; HERNÁNDEZ F. Y JUANES J. A. "Simulator for medical training in spasticity treatment techniques based on ultrasound imaging guidance". En: *TEEM'18: Proceedings of the Sixth International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality* (Salamanca, España, 2018) ,pp. 462-466.

GARCÍA-ESTEBAN J.A; CURTO, B.; MORENO, V.; SERRANO F. J.; BLANCO F. J.; HERNÁNDEZ F.; ALONSO P. Y JUANES J. A. "A Virtual Learning Environment for the spasticity treatment techniques improvement". En: *TEEM'19: Proceedings of the Seventh International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality* (León, España, 2019), pp. 386-391.

GARCÍA-ESTEBAN J.A; CURTO, B.; MORENO, V.; JUANES J. A.; ALONSO P. Y HERNÁNDEZ F. "Sistema háptico para el entrenamiento de profesionales sanitarios". En: *I Jornadas de Jóvenes Investigadores Innova Salamanca* (Salamanca, España, 2018).



## AGRADECIMIENTOS

---

---

Me gustaría empezar por agradecer la realización de esta tesis doctoral a mis padres, ya que si no fuera por los valores de constancia, trabajo y esfuerzo que me han inculcado nunca hubiera llegado hasta aquí. Sin olvidar el apoyo incondicional que nunca me ha faltado.

También, me gustaría continuar mis agradecimientos por Yoli, mi compañera de vida, principalmente por aguantarme, por tener esa infinita paciencia cuando me paso horas y horas delante del ordenador. Ella ha vivido los momentos buenos, pero especialmente los malos y siempre ha estado ahí, aunque haya sido simplemente para escucharme.

El siguiente agradecimiento es para mis directores de tesis Vidal y Belén, por confiar en mí, por darme la oportunidad de hacer este y otros trabajos y por enseñarme todo lo que me han enseñado, para la tesis y para la vida en general.

No me quiero olvidar de las grandes personas y compañeros que siempre que necesito algo han estado ahí para ayudarme, aconsejarme y poner a mi disposición todo lo que está en su mano. Ellos son los integrantes del grupo de investigación Robótica y Sociedad.

Mis inicios en la informática se los debo a Manuel Martín Moreno, mi maestro de sexto de primaria a segundo de la ESO. Por ello quiero agradecer que me enseñara lo útiles que son las matemáticas y que me abriera las puertas del apasionante mundo de la informática. En su despedida me mostró su confianza, algo que he valorado mucho durante todos estos años.

Por último, pero no por ello menos importante, quiero agradecer a Vicente, ese camarero/psicólogo que, además de que, nada más entrar ya sabe que vas a tomar, es capaz de detectar como llevas el día, si todo está bien o si tienes algún problema. Siempre dispuesto a ayudar en todo lo que está en su mano.

### AGRADECIMIENTOS INSTITUCIONALES

Durante la realización de esta tesis doctoral se ha recibido financiación del "Programa VIII Centenario de retención de jóvenes talentos para la iniciación a la investigación en la Universidad de Salamanca cofinanciados por el Ayuntamiento de Salamanca para estudiantes de Doctorado" y del "Programa III: Ayudas para financiar veinticinco contratos predoctorales de la Universidad de Salamanca. Cofinanciadas por el Banco Santander".



## ÍNDICE GENERAL

---

---

### 1 INTRODUCCIÓN

1.1 INTRODUCCIÓN	3
------------------	---

### 2 ANTECEDENTES TECNOLÓGICOS Y ESTADO DEL ARTE

2.1 SIMULADORES ECOGRÁFICOS DE ENTRENAMIENTO	9
2.1.1 Conclusiones	15
2.2 TÉCNICAS DE FUSIÓN SENSORIAL	17
2.2.1 Filtros Bayesianos	18
2.2.2 Filtro de Kalman	19
2.2.3 Filtro Extendido de Kalman	20
2.2.4 Filtro de partículas	21
2.2.5 Conclusiones	22
2.3 SISTEMAS EMPOTRADOS	23
2.3.1 Conclusiones	26
2.4 PROCESAMIENTO DE DATOS DE SENSORES MIMU	27
2.4.1 Conclusiones	30
2.5 VISIÓN ARTIFICIAL Y FLUJO ÓPTICO	31
2.5.1 Conclusiones	35

### 3 OBJETIVOS DE LA TESIS

3.1 OBJETIVOS DE LA TESIS	39
---------------------------	----

### 4 PROPUESTA DE FUSIÓN SENSORIAL PARA LA ESTIMACIÓN DE LA ACTITUD Y EL DESPLAZAMIENTO

4.1 SOLUCIÓN HÁPTICA PROPUESTA	43
4.1.1 Definiciones	43
4.2 FILTRO DE KALMAN DUAL PARA LA ESTIMACIÓN DE LA ACTITUD	45
4.2.1 Rotaciones de Tait-Bryan	45
4.2.2 Condiciones iniciales de la velocidad angular	46
4.2.3 Filtro extendido de Kalman de la inclinación	47
4.2.3.1 Modelo de sistema de la inclinación	47
4.2.3.2 Modelo de observación de la inclinación	47
4.2.4 Filtro extendido de Kalman de la desviación	48
4.2.4.1 Modelo del sistema de la desviación	48
4.2.4.2 Modelo de observación de la desviación	49
4.2.5 Conclusiones	50
4.3 ACTITUD RELATIVA DE LA AGUJA	51
4.4 DESPLAZAMIENTO DE LA AGUJA	53
4.4.1 Medida del desplazamiento de la aguja con técnicas de flujo óptico	53
4.4.1.1 Preprocesamiento e identificación de marcas	54
4.4.1.2 Desplazamiento 2D	54

4.4.1.3	Retroproyección 2D-3D	60
4.4.1.4	Conclusiones	62
4.4.2	Filtro de Kalman para la estimación del desplazamiento de la aguja	63
4.4.2.1	Obtención de la medida de aceleración	63
4.4.2.2	Filtro de Kalman PVA	63
4.4.2.2.1	Modelo de sistema del filtro PVA	64
4.4.2.2.2	Modelo de observación del filtro PVA	64
4.4.2.3	Conclusiones	65
4.5	ESQUEMA GENERAL DE FUNCIONAMIENTO	67
4.6	CONCLUSIONES DE LA FUSIÓN SENSORIAL	71
<b>5 DISPOSITIVOS HÁPTICOS DE ENTRENAMIENTO</b>		
5.1	DISPOSITIVOS HÁPTICOS DE ENTRENAMIENTO	75
5.1.1	Réplica de la sonda	75
5.1.2	Réplica de la sonda con aguja real	78
5.1.3	Conclusiones	79
<b>6 RESULTADOS</b>		
6.1	VALIDACIÓN DE LA ACTITUD EN TIEMPO REAL	83
6.1.1	Conclusiones	86
6.2	VALIDACIÓN DEL DESPLAZAMIENTO DE LA AGUJA	89
6.2.1	Conclusiones	92
6.3	PLATAFAFORMA VIRTUAL DE FORMACIÓN	97
6.3.1	Diseño de la interfaz gráfica de entrenamiento	97
6.3.2	Entrenamiento en técnicas de exploración ecográfica	98
6.3.3	Entrenamiento en técnicas de inserción de agujas guiadas por ecográfica	100
6.3.4	Conclusiones	101
<b>7 DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES</b>		
7.1	DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES	105
7.2	DISCUSSION AND CONCLUSIONS	107
<b>8 ANEXOS</b>		
I	RELACIÓN ENTRE LAS VELOCIDADES ANGULARES Y LAS ROTACIONES DE TAIT-BRYAN	111
II	LINEALIZACIÓN Y DISCRETIZACIÓN DEL MODELO DE SISTEMA DE LA INCLINACIÓN	115
III	ECUACIÓN DE ENTRADA DEL MODELO DE SISTEMA DE LA DESVIACIÓN	121
IV	DESARROLLO DE LAS ECUACIONES DE LA SOLUCIÓN DE RETROPROYECCIÓN 2D-3D	123
V	DISCRETIZACIÓN DEL MODELO DE SISTEMA DEL KF-PVA	125
VI	SENSORES INERCIALES Y MAGNETÓMETROS	127
REFERENCIAS		132

## ÍNDICE DE FIGURAS

---

---

Figura 2.1.1	Simulador E-sonography [56]	10
Figura 2.1.2	Simulador Virtual TEE	11
Figura 2.1.3	Simulador VirtualECHO	12
Figura 2.1.4	Simulador UltraSim	12
Figura 2.1.5	Simulador ScanTrainer	13
Figura 2.1.6	Interior réplica de sonda con microcontrolador, lector RFID e MIMU [52]	14
Figura 2.1.7	Simulador háptico basado en un brazo articulado	15
Figura 2.3.1	Sistemas empotrados	25
Figura 3.1.1	Inserción de aguja con guiado ecográfico	40
Figura 4.1.1	Visión general de los sensores incluidos para el cálculo de la actitud y el desplazamiento, y de los sistemas de referencia establecidos	44
Figura 4.2.1	Esquema del filtro de Kalman dual para la estimación de la actitud de la sonda	50
Figura 4.3.1	Esquema de transformación de la actitud de la aguja al sistema de referencia de la sonda	51
Figura 4.4.1	Imagen original sin procesar y aguja real de entrenamiento	54
Figura 4.4.2	Imagen en la que se ha aplicado el algoritmo de Etiquetado y Componentes Conectados y se han calculado los extremos de las manchas	55
Figura 4.4.3	Diagrama de flujo del detector de presencia	55
Figura 4.4.4	Diagrama de la máquina de estados del <i>Movimiento 2D</i> en sentido de entrada	56
Figura 4.4.5	Diagrama de la máquina de estados del <i>Movimiento 2D</i> en sentido de salida	57
Figura 4.4.6	Diagrama completo que incluye las dos máquinas de estados del <i>Movimiento 2D</i> en ambos sentidos	57
Figura 4.4.7	Esquema del estado <i>Marca Creciente</i> en sentido de entrada	58
Figura 4.4.8	Esquema del estado <i>Marca Creciente</i> en sentido de salida	58
Figura 4.4.9	Esquema del estado <i>Con Marca</i> en sentido de entrada	58
Figura 4.4.10	Esquema del estado <i>Con Marca</i> en sentido de salida	59
Figura 4.4.11	Esquema del estado <i>Marca Decreciente</i> en sentido de entrada	59
Figura 4.4.12	Esquema del estado <i>Marca Decreciente</i> en sentido de salida	59
Figura 4.4.13	Esquema del estado <i>Sin Marca</i>	59

Figura 4.4.14	Esquema geométrico del cálculo de la distancia a partir de la proyección de la aguja	61
Figura 4.4.15	Esquema de la solución de flujo óptico para la medida del desplazamiento	62
Figura 4.4.16	Esquema de la solución de fusión sensorial para la estimación del desplazamiento	65
Figura 4.5.1	Esquema general de la fusión sensorial para el cálculo de la actitud y la distancia	67
Figura 4.5.2	Esquema de la ejecución de los procesos de tiempo real del sistema	69
Figura 5.1.1	Réplica de la sonda	76
Figura 5.1.2	Interior de la réplica de sonda	76
Figura 5.1.3	Esquema de comunicaciones de los componentes de la réplica de sonda	77
Figura 5.1.4	Réplica de sonda con aguja real	78
Figura 5.1.5	Esquema de comunicaciones de los componentes de la réplica de sonda con aguja real	79
Figura 6.1.1	Plataforma experimental de validación de la solución de estimación de la actitud	83
Figura 6.1.2	Validación experimental del ángulo de desviación	84
Figura 6.1.3	Validación experimental del ángulo de giro	85
Figura 6.1.4	Validación experimental del ángulo de elevación	86
Figura 6.1.5	Errores de estimación de los ángulos de desviación, elevación y giro	87
Figura 6.2.1	Guía inclinada para controlar la actitud de la aguja	89
Figura 6.2.2	Medidas de observación y resultados de la prueba con guía inclinada	90
Figura 6.2.3	Medidas de observación y resultados de la primera prueba de validación sin guía inclinada	91
Figura 6.2.4	Medidas de observación y resultados de la segunda prueba de validación sin guía inclinada, donde la aguja penetra en la espuma de entrenamiento	93
Figura 6.2.5	Errores de estimación del desplazamiento de la aguja	94
Figura 6.3.1	Interfaz gráfica de la plataforma de formación virtual	97
Figura 6.3.2	Recorrido	98
Figura 6.3.3	Rotación	99
Figura 6.3.4	Oscilación	99
Figura 6.3.5	Recorrido	100
Figura 6.3.6	Inserción de la aguja	100
Figura 6.3.7	Inserción de la aguja de forma incorrecta	101
Figura VI.1	Sensor inercial de plataforma [106]	127
Figura VI.2	Estructura de un acelerómetro MEMS [105]	128
Figura VI.3	Estructura de un giróscopo MEMS [105]	129
Figura VI.4	Funcionamiento sensores de efecto Hall	130
Figura VI.5	Material de magnetoresistencia anisotrópica con estructura de poste de barbero [93]	131

Parte 1

## INTRODUCCIÓN



## INTRODUCCIÓN

---

La robótica está cada vez más presente en nuestras vidas ayudándonos a realizar tareas de forma más rápida y eficiente. Actualmente, no solo está presente en la industria, también lo está en nuestro día a día, ya que los robots nos ayudan en varias de tareas en nuestros hogares, como son la limpieza, la cocina o la vigilancia, entre otras. Uno de los campos en los que la robótica es fundamental es el de la medicina, en el que, desde hace algunas décadas se ha incorporado con grandes resultados.

El uso de la robótica en medicina permite que los procedimientos sean realizados con alta precisión y que el riesgo de producir lesiones a los pacientes se reduzca notablemente, lo que se traduce en un menor tiempo de hospitalización, en el aumento del éxito en el tratamiento de pacientes y en la reducción de costes médicos. El uso de robots en medicina está centrado en dos vertientes, la práctica de procedimientos quirúrgicos y en la formación y entrenamiento de profesionales médicos de forma segura [101].

De forma paralela a la introducción de la robótica en las actividades médicas, los avances tecnológicos han permitido también la introducción de la imagen médica en la práctica diaria. Gran parte de los procedimientos médicos actuales están basados en el uso de imágenes médicas para diagnosticar a los pacientes y guiar a los profesionales en la práctica de procedimientos y la aplicación de tratamientos de forma más localizada. Esto es posible gracias a la aparición de nuevas técnicas y herramientas de obtención de imágenes médicas, y al incremento de la calidad de muchas de las ya existentes, como es el caso de la ecografía.

La ecografía está basada en medir la energía de las ondas de ultrasonido, con frecuencias superiores a 20 kHz, reflejadas contra una superficie. Este método utiliza la energía mecánica de las ondas ultrasónicas, la cual varía en función de las propiedades de la materia que estas encuentran a su paso [20, 98], conocida como impedancia acústica.

Los ecógrafos actuales utilizan una tecnología basada en el efecto piezoeléctrico de cristales de titanato y circonato de plomo. Cuando se les aplica un potencial eléctrico estos cristales se dilatan o contraen y generan una señal acústica, y viceversa, cuando reciben una señal acústica crean un potencial eléctrico [20, 98]. Trabajan a una frecuencia de entre 1 y 20 MHz. Las frecuencias bajas permiten una mejor penetración de los ultrasonidos, pero producen imágenes de baja resolución. En cambio, los ultrasonidos de frecuencias altas producen imágenes de mayor calidad, pero no se visualizan bien las estructuras más profundas [131].

En los fluidos y en los órganos sólidos, como el hígado, el bazo o el útero, los ultrasonidos penetran mejor. En cambio, son incapaces de penetrar los huesos o de transmitirse por el aire, por lo que no son de mucha utilidad en el cráneo, en el tórax o en las zonas del abdomen donde puede haber gases intestinales [131]. Por tanto, la sangre, la orina o la bilis son anecoicos, lo que

hace que la ecografía sea una herramienta útil para diferenciar áreas líquidas de estructuras sólidas [131].

La ecografía clínica es la herramienta considerada como el "estetoscopio visual" del siglo XXI [19, 171]. Esto es debido a que gracias a los avances tecnológicos de las últimas dos décadas, los ecógrafos han mejorado notablemente, siendo económicamente más accesibles. Actualmente, existen dispositivos capaces de generar imágenes de alta calidad, los cuales, en numerosas ocasiones, son portátiles. Esto hace que la ecografía pueda ser utilizada a pie de cama, en urgencias, en ambulancias, en helicópteros, en consultas generales o específicas y en atención domiciliaria [19, 171, 172].

En este contexto, la ecografía pasa a ser utilizada en múltiples especialidades de medicina interna como la Cardiología, Ginecología, Urología, Anestesiología, Cirugía Vascular, etc. En el diagnóstico de pacientes, la ecografía es un complemento a la anamnesis y la exploración física, ya que es una herramienta que optimiza el rendimiento en la exploración permitiendo observar o medir con precisión diferentes órganos difíciles de valorar con métodos tradicionales (inspección, palpación, auscultación)[171]. La ecografía permite monitorizar el tratamiento de algunas enfermedades (rigidez de tejidos, tamaño de tumores, presión sanguínea, etc.) y facilita la realización de algunos procedimientos invasivos (canalización de vías, toracentesis, paracentesis, artrocentesis, anestesia regional, rehabilitación, incisión y drenaje de abscesos, localización y eliminación de objetos extraños, biopsias, etc.) [19, 131]. Existen varias revisiones [19, 131, 172] en las que recopilan una parte importante de las aplicaciones de la ecografía.

En este sentido, otra de las razones de la expansión de la ecografía se debe a que es una técnica no invasiva y segura, ya que no expone al paciente a radiaciones ionizantes; permite obtener imágenes de forma rápida, inmediata, precisa, dinámica y sin ningún tipo de restricciones específicas, como podría ser la presencia de elementos metálicos; no existen posibles problemas de claustrofobia y no es dependiente de la inmovilidad del paciente [164, 25]. Desde el punto de vista del paciente, la satisfacción es mayor cuando se utilizan técnicas ecográficas [19, 79] en muchos de los casos por la rapidez y por ser una técnica a través de la que se obtienen resultados de forma inmediata [164]. Desde el punto de vista de los profesionales sanitarios es una técnica cada vez más aceptada y más utilizada [19], aunque en casos particulares, no es demasiado bien aceptada por expertos que ya han superado su formación y tienen una metodología establecida [164].

En relación al guiado de procedimientos invasivos, la ecografía es la técnica ideal, ya que permite visualizar la punta de la aguja y el lugar objetivo en tiempo real de modo que los profesionales pueden realizar las intervenciones con alta precisión y seguridad reduciendo notablemente las complicaciones en los pacientes [7, 77]. Esto permite redirigir la aguja de forma inmediata evitando llevar la punta a órganos o tejidos que no deban ser accedidos y que pueden estar a milímetros de la zona objetivo. De esta forma, el número de errores se reduce notablemente siendo beneficioso tanto para pacientes como para profesionales. Cuando se utilizan para la infiltración local de fármacos, la ecografía es la única técnica que permite conocer la cantidad suministrada [7].

Los procedimientos invasivos guiados por ecografía comienzan con una exploración. Para ello, el profesional inspecciona la zona utilizando la sonda ecográfica con el fin de posicionarla y orientarla. El posicionamiento se realiza desplazando la sonda sobre el cuerpo del paciente y una vez posicionada se orienta realizando rotaciones (sobre sí misma) u oscilaciones. Una vez que se

han obtenido las imágenes ecográficas objetivo del procedimiento invasivo, se identifican las estructuras anatómicas que aparecen y la zona a la que se va a acceder con la punta de la aguja. Finalmente, se orienta la aguja y se introduce, con ayuda de las imágenes ecográficas, hasta que se posiciona la punta en el lugar deseado.

La inserción de la aguja puede realizarse “en plano” o “fuera de plano”. La inserción “en plano” se realiza por un lateral de la sonda ecográfica, orientando la aguja de forma paralela al haz de ultrasonidos que emite el ecógrafo. Esta técnica permite visualizar la aguja completa, desde la punta hasta el punto de entrada, y es la técnica preferida por la mayor parte de los profesionales. La inserción “fuera de plano” se realiza insertando la aguja de forma perpendicular a la sonda ecográfica y al haz de ultrasonidos. Cuando se utiliza esta técnica, la aguja se visualiza en las imágenes ecográficas como una circunferencia, por lo que no es posible ver la punta de la aguja y su uso normalmente está destinado a procedimientos superficiales [7, 42].

Aunque las técnicas basadas en el uso de la ecografía tienen muchas ventajas, tanto para el diagnóstico como para el tratamiento de pacientes, tienen algunas limitaciones. La principal limitación es la alta dependencia del operador. Los profesionales de la sanidad requieren habilidades robustas de coordinación mano-ojo-cerebro para manipular tanto la sonda ecográfica como la aguja y obtener imágenes de calidad en las que se visualicen las estructuras anatómicas correspondientes y la aguja. Posteriormente, deben tener la capacidad de interpretar las imágenes ecográficas obtenidas, para lo que necesitan reconocer e identificar los artefactos que contienen [19, 163, 61]. La mayoría de los fracasos relacionados con el uso de la ecografía son debidos a la mala interpretación de las imágenes generadas por la falta de habilidad y formación [19], ya que, para los principiantes, es muy difícil relacionar la imagen ecográfica en dos dimensiones con la anatomía humana en tres dimensiones. Sin olvidar las dificultades de relacionar la orientación 3D de la sonda (rotación, inclinación y angulación) y de la aguja con las imágenes ecográficas que están obteniendo [195, 19, 25].

Debido a estos factores, es necesario un entrenamiento previo que permita a los profesionales adquirir las habilidades necesarias para abordar el diagnóstico y el tratamiento de pacientes disminuyendo los riesgos. Sin embargo, la formación de los profesionales de la salud es una tarea complicada, ya que en numerosas ocasiones el entrenamiento está basado en oportunidades, es decir, solo es posible formar a los profesionales de la sanidad en el diagnóstico y tratamiento de una enfermedad concreta cuando existe un paciente que la padece. Sin olvidar, que por la falta de formación debida al trabajo estresante, la probabilidad de causar lesiones al paciente es muy elevada [115].

En este contexto, los simuladores son una de las mejores opciones para la transmisión estructurada de conocimiento de expertos a profesionales de la salud en formación. Permiten crear realidad visual, la cual es clave para el aprendizaje de técnicas de diagnóstico y tratamiento médico. Son una herramienta de aprendizaje segura e ilimitada con la que se puede establecer grados de complejidad, facilitando un entrenamiento más progresivo [115, 25, 126]. Permiten la creación de un elevado número de casos de entrenamiento, incluidos los especiales o poco habituales [38, 25].

Los simuladores hápticos, además, permiten obtener sensaciones a través del sentido del tacto por medio del uso de dispositivos de HMI (*Human-Machine Interface*) especiales. Debido a esto, se pueden crear sistemas de entrenamiento médico que involucren herramientas sanitarias reales o répli-

cas de ellas, como las sondas ecográficas o las agujas de inserción percutánea, en combinación con elementos virtuales, como imágenes ecográficas o modelos de las estructuras anatómicas humanas. El uso de utensilios reales posibilita el aprendizaje de distancias, movimientos o fuerzas, así como percibir su forma y su textura. Las representaciones virtuales permiten obtener realimentación visual en las interacciones de los profesionales en formación con los dispositivos hápticos. La combinación de las sensaciones hápticas con la realimentación visual es crucial para incrementar el éxito en la formación, sin riesgo, de técnicas ecográficas con o sin inserción de la aguja [40, 38].

En esta tesis doctoral se plantea el desarrollo de un sistema háptico para la formación tanto en el diagnóstico como para el guiado en procedimientos mínimamente invasivos de inserción de agujas, por medio de imágenes ecográficas.

En el planteamiento del uso de simuladores hápticos en la formación se debe indicar que estos involucran el uso de datos procedentes de diferentes sensores (inercial, magnético, cámara, ratón, entre otros), por lo que es obvio que es necesaria la aplicación de técnicas de fusión sensorial. La adquisición de datos sensoriales, el procesamiento de imágenes y la posterior ejecución de las técnicas de fusión sensorial precisan de sistemas empotrados. La combinación de todos estos elementos tiene como fin obtener la orientación y desplazamiento de los dispositivos hápticos (sonda y aguja) en tiempo real, los cuales están contruidos para que tengan el aspecto y forma similares a los dispositivos reales, consiguiendo, además, que sean portables.

Parte 2

ANTECEDENTES TECNOLÓGICOS Y ESTADO  
DEL ARTE



---

---

## SIMULADORES ECOGRÁFICOS DE ENTRENAMIENTO

---

---

La ecografía tiene sus orígenes en el uso de ultrasonidos para la exploración de los océanos durante la primera guerra mundial [131]. En 1946 André Denier [99] consiguió obtener la silueta del corazón, del bazo, del hígado y del estómago en figuras de Lissajous. Para ello aplicó un haz de ultrasonidos sobre el cuerpo humano que era recibido por un segundo cristal de cuarzo, cuya señal era visualizada en un osciloscopio [48]. Las primeras imágenes ecográficas del cuerpo humano fueron obtenidas por Dussik en 1942 [131, 99]. En 1954, los doctores Inge Edler and Hellmuth Hert desarrollaron los primeros experimentos de exploración de las estructuras del corazón por medio del eco de ondas de ultrasonido [131, 99]. A partir de 1958, la ecografía comenzó a ser utilizada en radiología, cardiología y obstetricia [131].

A lo largo de la historia y a medida que la ecografía se ha ido haciendo más importante como herramienta de diagnóstico y tratamiento, han ido surgiendo diferentes propuestas para la formación de profesionales sanitarios. Una práctica habitual es el uso de pacientes reales, de voluntarios o de cadáveres con un ecógrafo real. Sin embargo, esta práctica es poco recomendable, por su inseguridad, especialmente cuando se practican inserciones percutáneas. Sin olvidar sus consideraciones éticas [142] o la falta de tiempo tanto de tutores como de alumnos [56].

En este sentido, otras propuestas están basadas en el uso de animales anestesiados o muestras de animales avícolas, porcinos o bovinos con un ecógrafo real. Sin embargo, pueden causar infecciones, el tiempo necesario para prepararlos es muy elevado y, en el caso de las muestras, es necesaria su refrigeración para mantenerse en buen estado [166].

En esta línea, los llamados PHANTOMs (*Personal HAptic iNterface Mechanism*) médicos [115, 124] son modelos de alta fidelidad diseñados para imitar las características acústicas de los tejidos y órganos humanos que se utilizan con ecógrafos reales. Algunos de los PHANTOMs comerciales más destacados son los fabricados por Blue PHANTOMs<sup>1</sup>, CIRS<sup>2</sup> o Fluke Biomedical<sup>3</sup>. A pesar de su alta calidad y de tener una adecuada capacidad formativa [128], cada PHANTOM está pensado para practicar en determinadas zonas del cuerpo humano, lo que hace necesario contar con diferentes tipos, implicando un coste prohibitivo [3, 35, 91]. Algunos PHANTOMs de bajo coste se construyen con diferentes materiales como tubos, gelatina o látex con las características acústicas deseables para el entrenamiento a realizar [165, 180]. Sin embargo, presentan problemas en cuanto a un uso prolongado y durabilidad, debido al deterioro de los materiales y, en ocasiones, a necesidades especiales de conservación [165].

---

<sup>1</sup> <https://www.bluephantom.com/>

<sup>2</sup> <https://www.cirsinc.com/product-category/ultrasound/>

<sup>3</sup> <https://www.flukebiomedical.com/products/radiation-measurement/phantoms-test-tools/multi-purpose-tissue-cyst-ultrasound-phantom>

Las plataformas de simulación virtual son la alternativa que más se está utilizando en los últimos años. Su desarrollo es posible gracias a la evolución tecnológica y a la aparición de nuevos dispositivos con mejores prestaciones computacionales.

Desde el punto de vista del origen de las imágenes, los simuladores generativos, como FAMUS II o Field II, son simuladores que generan imágenes ecográficas a partir de la respuesta al impulso del transductor en determinadas condiciones ecográficas. Sin embargo, estos simuladores utilizan algoritmos con tiempos de cálculo que pueden ser del orden de horas, son muy difíciles de paralelizar o, si se trabaja a menor resolución para acortar el tiempo de cálculo, la calidad de las imágenes generadas es pobre [25, 4, 46].

Por el contrario, existen sistemas informáticos que utilizan el teclado y el ratón para realizar las simulaciones. Este tipo de sistemas disponen de una amplia base de datos de casos de diferentes disciplinas clínicas que pueden ser obtenidos de pacientes reales o generados previamente. Gran parte de ellos están basados en la web, lo que permite utilizarlos en diferentes lugares y dispositivos.

El portal web USRA<sup>4</sup> centrado en el uso de la ecografía en anestesiología es una de las webs de referencia que alberga millones de visitas anuales [183]. Dispone de una importante cantidad de contenidos multimedia de gran utilidad para el aprendizaje de técnicas ecográficas. También tiene simulaciones que permiten aprender de forma interactiva. El contenido ha sido creado por un amplio conjunto de investigadores del departamento de Anestesia de la Universidad de Toronto.

La solución propuesta por [174] es un simulador web para la formación de profesionales en radiología. Está centrado en la parte de interpretación de imágenes médicas entre las que existen ecografías, tomografías computarizadas o resonancias magnéticas, entre otras. Su diseño tanto visual como funcional está basado en los sistemas de comunicación y archivo de imágenes (*Picture Archiving and Communication System (PACS)*) que utilizan en su día a día los profesionales en radiología.

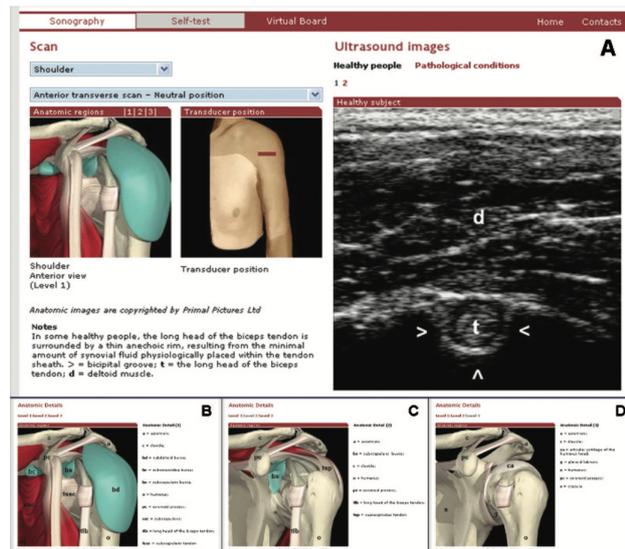


Figura 2.1.1: Simulador E-sonography [56]

<sup>4</sup> <http://www.usra.ca/index.php>

E-sonography<sup>5</sup> es una solución de simulación basada en web para el entrenamiento de técnicas de ecografía en reumatología [56]. Los contenidos han sido diseñados por 60 expertos en esta disciplina. La herramienta de simulación dispone de un conjunto de contenidos teóricos y un conjunto de contenidos prácticos basados en bases de datos de imágenes estáticas (Figura 2.1.1). El sistema cuenta con la posibilidad de que los alumnos puedan subir imágenes ecográficas obtenidas por ellos mismos y que estas sean valoradas y evaluadas por expertos de forma anónima.

Virtual TEE<sup>6</sup> es un simulador de uso libre, basado en web y desarrollado por la Universidad de Toronto. Con él, se pueden realizar simulaciones ecocardiográficas utilizando una sonda ecográfica transesofágica virtual, la cual puede ser colocada en 20 posiciones diferentes alrededor de un modelo 3D de un corazón humano (Figura 2.1.2) [23]. En función de la posición de la sonda ecográfica, el simulador reproduce vídeos ecográficos pre-grabados de un paciente real, entre los que se incluyen vídeos en modo Doppler. El corazón puede ser rotado con el ratón del ordenador, de modo que, es posible visualizarlo junto con el haz de ultrasonidos en diferentes perspectivas. Como ayuda, cuenta con etiquetas que identifican las partes del corazón visibles en el plano de corte del haz de ultrasonidos.

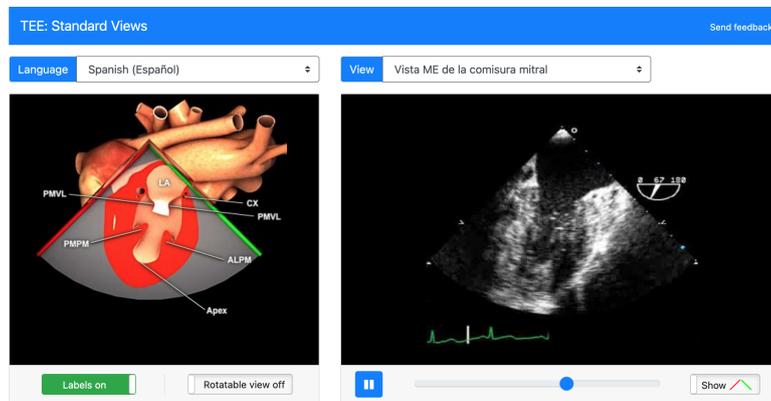


Figura 2.1.2: Simulador Virtual TEE

VirtualECHO<sup>7</sup> es un simulador ecocardiográfico de escritorio con el que es posible practicar tanto técnicas ecográficas transtorácicas como transesofágicas. Las imágenes ecográficas, de tipo generativo, han sido creadas con anterioridad. A pesar de su baja calidad, son suficientes en las primeras etapas de formación de principiantes [23]. Las sondas ecográficas son posicionadas con el ratón del ordenador sobre un modelo humano virtual en el que se puede visualizar la sonda ecográfica en 3D y el haz de ultrasonidos que corta al corazón (Figura 2.1.3).

En relación a esto, en [85] implementan una herramienta de escritorio para la formación que consiste en un visor ecográfico para el entrenamiento de procedimientos de anestesia regional. Con el ratón del ordenador, es posible desplazar una sonda ecográfica virtual sobre un modelo humano. A medida que se produce el desplazamiento de la sonda, en el visor ecográfico se representa la imagen ecográfica correspondiente a la posición de la sonda. También cuenta con un modelo 3D en el que se pueden visualizar los diferen-

<sup>5</sup> <http://www.e-sonography.com>

<sup>6</sup> <http://pie.med.utoronto.ca/TEE/index.htm>

<sup>7</sup> <https://www.medicalworkseg.com/virtualecho/>



Figura 2.1.3: Simulador VirtualECHO

tes sistemas neuromusculares en los que es posible entrenar procedimientos de anestesia regional.

A pesar de las innumerables ventajas que presentan estos simuladores, no producen una sensación háptica y no permiten adquirir habilidades motoras con las que aprender una correcta coordinación cerebro-mano-ojo [25]. Debido a esto, pueden ser de amplia utilidad en etapas tempranas del avanzado aprendizaje, pero no son útiles en etapas avanzadas. Para el entrenamiento de profesionales, una de las opciones que está ganando popularidad son los simuladores hápticos. Estos sistemas utilizan réplicas de transductores de ultrasonidos y dispositivos utilizados en procedimientos médicos dotados de sensores, para practicar técnicas guiadas por ecografía.



Figura 2.1.4: Simulador UltraSim

En este sentido, existen soluciones comerciales que imitan ecógrafos reales. UltraSim<sup>8</sup> de MedSim (Figura 2.1.4) es un simulador ecográfico que cuenta con todos los componentes propios de un ecógrafo real (pantalla, teclado, sondas ecográficas) y que permite practicar con varios tipos de sonda ecográfica (convencional y transvaginal) sobre un maniquí. Proporciona un conjunto

<sup>8</sup> <https://medsim.com/ultrasim.html>

de casos de pacientes reales centrados en la monitorización del embarazo y en la exploración vaginal o del abdomen. Cada caso cuenta con todos los datos clínicos necesarios para un completo aprendizaje. Además, dispone de funcionalidades para evaluar el progreso de los estudiantes por parte de los profesionales encargados de su formación.

La empresa Intelligent Ultrasound<sup>9</sup> dispone de varios simuladores tanto de exploración transesofágica como de ecografía convencional. Los simuladores HeartWorks y BodyWorks permiten practicar exploraciones cardiopulmonares en tiempo real utilizando un maniquí. En cambio, el simulador ScanTrainer (Figura 2.1.5) no utiliza un maniquí, sino que utiliza un brazo articulado sobre el que están situadas las sondas ecográficas. Estos brazos articulados permiten conocer los movimientos de la sonda realizados por los estudiantes y reproducirlos sobre un modelo 3D. Además, incluye la posibilidad de realimentar fuerzas similares a las existentes en procedimientos reales. Las imágenes ecográficas son obtenidas de más de 100 pacientes reales de los que obtienen más de 10.000 casos clínicos.



Figura 2.1.5: Simulador ScanTrainer

El simulador Vimedix<sup>10</sup> de la empresa Medical Simulator permite trabajar sobre un maniquí con diferentes sondas ecográficas para realizar ecografías convencionales, transvaginales y transesofágicas. Cuenta con modelos 3D del cuerpo humano con imágenes ecográficas generadas por ordenador asociadas. También dispone de una versión de realidad virtual para las gafas HoloLens de Microsoft. Los maniqués que utiliza Vimedix son muy realistas, ya que contienen tanto costillas como tejidos blandos [23]. Dispone de un amplio conjunto de casos clínicos de gran parte del cuerpo humano [23].

Una solución comercial más ligera y portable es SonoSim<sup>11</sup>, la cual está formada por una réplica de una sonda conectada a un ordenador convencional. Permite practicar técnicas ecográficas en tiempo real sobre un modelo 3D virtual. Las imágenes ecográficas que se visualizan en los movimientos de la réplica de la sonda son obtenidas de pacientes reales. Para poder practicar diferentes técnicas ecográficas dispone de diferentes módulos que se pueden adquirir y añadir al sistema. Además, incluye una jeringuilla virtual para

<sup>9</sup> <https://www.intelligentultrasound.com/>

<sup>10</sup> <https://medical-simulator.com/Vimedix-131801>

<sup>11</sup> <https://sonosim.com/our-solution/>

entrenar técnicas de inserción de agujas con guiado por ecografía que se maneja con el teclado del ordenador.

En la comunidad científica existen otras soluciones no comercializadas más accesibles económicamente, pero con peores prestaciones. La solución propuesta por [41] utiliza tecnologías de radiofrecuencia como RFID (*Radio Frequency Identification*) o NFC (*Near-Field Communication*) para identificar partes del cuerpo humano sobre un maniquí y reproducir vídeos ecográficos previamente grabados. Edus2<sup>12</sup> es una solución similar, de uso libre, disponible para sistemas Linux. El principal problema de estos sistemas de posicionamiento es la falta de precisión, lo cual imposibilita que los alumnos aprenden correctamente cuál es la posición correcta para obtener una imagen adecuada.

Conocer la actitud (orientación en 3D) de la sonda es la parte fundamental en una simulación. En [122, 193] utilizan una PCIBird<sup>13</sup> para obtener la orientación de la sonda y de la aguja para realizar inserciones guiadas por ecografía sobre un maniquí. Las imágenes ecográficas son generadas a partir de los datos volumétricos obtenidos de un sujeto humano y de los datos de actitud de la sonda y de la aguja [122]. Su visualización se realiza en la pantalla de un ordenador.

En este sentido, las soluciones propuestas en [51, 52, 53] utilizan un sensor MIMU de 9 grados de libertad y de bajo coste para conocer la orientación de la réplica de la sonda. Para obtener la posición de la sonda sobre un maniquí utilizan etiquetas RFID (Figura 2.1.6). Permite mostrar imágenes pre-grabadas en función de la rotación de la sonda sobre sí misma, pero no es posible utilizar esta funcionalidad con otros tipos de orientación. Las posibilidades de entrenamiento están centradas en la parte torácica y abdominal del cuerpo humano.

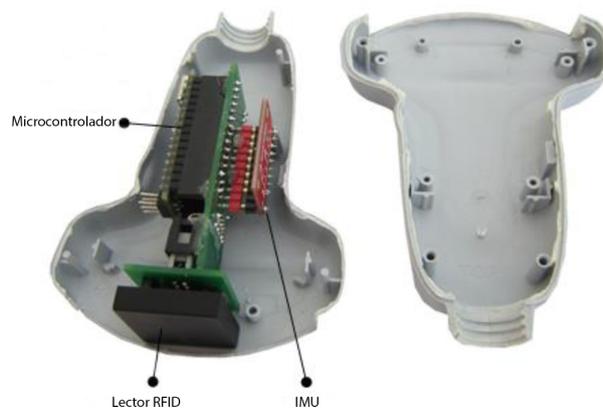


Figura 2.1.6: Interior réplica de sonda con microcontrolador, lector RFID e IMU [52]

Perk Tutor [177] es un simulador que utiliza el dispositivo DriveBay<sup>14</sup> de seguimiento electromagnético para obtener la posición de la sonda y de la aguja. Utiliza un ecógrafo real sobre un PHANToM médico casero. Las prácticas están centradas en procedimientos espinales lumbares. Además, dispone de una simulación en 3D de la práctica en tiempo real con la que se proporciona realimentación visual a los estudiantes sobre la posición

<sup>12</sup> <http://www.edus2.com/>

<sup>13</sup> <http://www.mindflux.com.au/products/ascension/pcibird.pdf>

<sup>14</sup> <https://est-kl.com/manufacture/ascension/trakstar-drivebay.html>

y orientación de la sonda y de la aguja. También se representa el haz de ultrasonidos que corta un modelo de la espina dorsal.

La comunidad científica también propone soluciones de simulación ecográfica que utilizan brazos articulados para conocer, por un lado, la posición y orientación de la sonda y de la aguja y, por el otro, para producir sensaciones hápticas que imitan las que se producirían en un procedimiento real. El simulador de [167] utiliza uno de estos dispositivos para formar profesionales en radiología. Está formado por una réplica de una sonda ecográfica y por un software de simulación que reproduce los movimientos y representa en 3D la sonda ecográfica sobre un modelo humano. Dispone de una base de datos con imágenes ecográficas, de tomografías computarizadas y de resonancias magnéticas que se muestran en tiempo real durante las simulaciones (Figura 2.1.7).

En este sentido, la solución propuesta en [135] utiliza dos dispositivos robóticos uno para la sonda y otro para la aguja, y permite practicar procedimientos de inserción de agujas guiados por ecografía en el hígado. Para la representación de la aguja en las imágenes ecográficas pre-grabadas utilizan técnicas de visión artificial por medio del algoritmo SIFT, de forma que, pueden simular la deformación de los tejidos que produce la aguja al ser insertada. El simulador también dispone de modelos 3D del hígado, de la sonda y de la aguja con el fin de proporcionar realimentación visual a los estudiantes durante la práctica de los procedimientos.

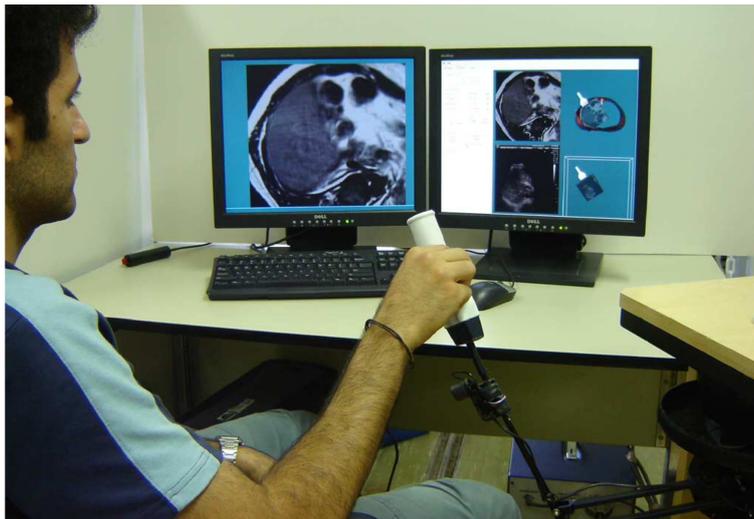


Figura 2.1.7: Simulador háptico basado en un brazo articulado

## 2.1.1 CONCLUSIONES

Las plataformas de entrenamiento virtual tienen una serie de restricciones, estas son:

- No incluyen el manejo de una sonda y una jeringuilla real.
- El entorno de trabajo es bidimensional, por lo que no se practica con un posicionamiento 3D del mundo real.
- Al realizar la punción, el profesional en formación no percibe una sensación de resistencia de los tejidos humanos.

Estas limitaciones pueden ser reducidas con simuladores hápticos. Sin embargo las soluciones comerciales tienen precios prohibitivos [23], lo que dificulta su disponibilidad para abordar una correcta formación de los profesionales sanitarios. En cuanto a las soluciones que se han desarrollado en la comunidad científica y no están comercializadas tienen importantes deficiencias o tienen problemas de accesibilidad por la dificultad de instalación y de uso por personal no experto. En este contexto, apenas existen soluciones de simulación de procedimientos de inserción de agujas guiados por ecografía. Debido a las limitaciones y dificultades expuestas anteriormente, surge la necesidad de crear una solución háptica de simulación sobre procedimientos de inserción de agujas guiados por ecografía con el fin de conseguir que los profesionales dispongan de habilidades prácticas antes de enfrentarse a un procedimiento real sobre una persona.

## TÉCNICAS DE FUSIÓN SENSORIAL

---

Como se ha indicado anteriormente, en esta tesis se plantea el desarrollo de sistemas hápticos para la formación médica, donde el seguimiento (*tracking*) del movimiento de los dispositivos se convierte en un aspecto crucial. Estos sistemas tienen como elemento clave el uso de diferentes tipos de sensores, lo que implica la necesidad de aplicar procedimientos de fusión sensorial. A continuación, se hace una revisión de los más principales.

Los sensores son componentes hardware que tienen la capacidad de capturar información del entorno y traducirla a un valor numérico o una señal eléctrica [63, 138]. Gracias a los avances tecnológicos de los últimos años, existe una gran variedad de sensores con un coste muy reducido. Esto ha provocado el aumento de su uso en teléfonos y tabletas inteligentes, en equipos médicos, en la industria o en otros dispositivos y aplicaciones específicas [138]. Dentro de la amplia gama de sensores, se encuentran los sensores de campo magnético, los sensores de localización como puede ser el receptor GPS, sensores de movimiento como acelerómetros o giróscopos, sensores atmosféricos, sensores de imagen o sensores de proximidad como el sonar, entre otros.

Los sensores generalmente no son ideales, es decir, las medidas obtenidas presentan errores sistemáticos, ruido o derivas, lo que provoca que los datos que producen sean ambiguos, imprecisos o erróneos y con alta incertidumbre de las observaciones sensoriales [71, 54]. En algunas ocasiones, como es el caso de la presencia de ruido, este puede ser reducido a través del uso de filtros. En otras, se utilizan otros sensores con el fin de aumentar las fuentes de información [63].

En este sentido, la fusión sensorial es la técnica por la cual se combinan las medidas obtenidas por múltiples sensores, de forma que se consiguen resultados con mayor calidad y robustez. Debido a esto, se reduce la probabilidad de error, la incertidumbre y la ambigüedad de las observaciones, consiguiendo una descripción más fiable y completa del entorno [31, 47].

Otra de las ventajas de la fusión sensorial es que permite disponer de información procedente de sensores de diferente tipo, ya que cada sensor es sensible a una propiedad del entorno. Esto se traduce en la posibilidad de obtener un conocimiento más amplio del entorno, el cual sería imposible con un solo sensor [63, 118].

El uso de las principales técnicas de fusión sensorial se ha mantenido desde hace varias décadas y, actualmente, su uso sigue ampliándose. Esto es debido al crecimiento que están experimentando áreas como la robótica o las redes de sensores [92]. A pesar de ser durante años un campo en continua investigación, está muy lejos de lograr la capacidad de fusión de datos que presenta el cerebro humano [92].

Clasificar las técnicas de fusión sensorial no es una tarea sencilla, por lo que en la literatura existen múltiples clasificaciones. En [31] hacen una revisión

de las clasificaciones existentes y proponen la suya en la que diferencian tres categorías: (1) asociación de datos, (2) fusión de decisiones y (3) estimación del estado. La asociación de datos consiste en determinar a qué conjunto de los existentes pertenecen las observaciones obtenidas. En esta categoría se encuentran algoritmos como K-Means, Nearest Neighbour muy utilizado en visión artificial, PDA [13] o JPDA [59]. La fusión de decisiones consiste en la toma de decisiones de alto nivel a partir de las observaciones obtenidas por diferentes sensores. En este grupo se engloban técnicas basadas en inferencia Bayesiana, la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer [43, 154] o la lógica borrosa. La estimación de estado, categoría en la que se centra este trabajo, consiste, como su nombre indica, en la estimación del estado dinámico de un sistema a partir de las observaciones realizadas por diferentes sensores. En esta categoría existen soluciones basadas en filtros Bayesianos, en filtros de Kalman y en filtros de partículas.

La estimación del estado dinámico de un sistema consiste en obtener el vector de estado, por ejemplo, la posición y la velocidad o la orientación, lo más ajustado posible a los datos de observación sensorial. Este proceso asume que las observaciones están distorsionadas por errores y por el ruido [31]. Generalmente, la estimación del estado utiliza métodos probabilísticos basados en la regla de Bayes con el objetivo de combinar la información disponible a priori con las observaciones sensoriales [47].

### 2.2.1 FILTROS BAYESIANOS

Los filtros Bayesianos proporcionan una solución para la estimación del estado basada en un proceso estocástico de predicción-corrección. Estos filtros cumplen las propiedades de Markov, es decir, el estado actual  $x_k$  solo depende del estado anterior  $x_{k-1}$  y las medidas de observación sensorial  $z_k$  solo dependen del estado actual  $x_k$  [118, 63].

Un filtro Bayesiano está definido por la función de transición de estados  $f_k$  y por la función de medida u observación  $h_k$  [47]:

$$x_k = f_k(x_{k-1}, n_{k-1}) \quad (1)$$

$$z_k = h_k(x_k, v_k) \quad (2)$$

donde  $n_k$  y  $v_k$  representan el ruido del sistema y de la medida, respectivamente.

La etapa de predicción en el modelo del sistema (1) utiliza, para obtener la probabilidad a priori del estado en el instante  $k$ , la ecuación de predicción [47, 31, 92]:

$$p(x_k|Z^{k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|Z^{k-1}) \quad (3)$$

donde  $Z^{k-1}$  es el histórico de observaciones y  $x_k$  el estado del sistema en el instante  $k$ .

En la etapa de corrección, cuando existen medidas de observación  $z_k$  disponibles en el instante  $k$ , se utiliza el teorema de Bayes para corregir la estimación a priori [47, 31, 92]:

$$p(x_k|Z^k) = \frac{p(z_k|x_k)p(x_k|Z^{k-1})}{p(z_k|Z^{k-1})} \quad (4)$$

donde  $p(x_k|Z^{k-1})$  depende de la función de verosimilitud  $p(z_k|x_k)$  definida en el modelo de observación (2).

Los filtros Bayesianos son la base de la mayoría de los métodos de fusión sensorial basados en la estimación del estado dinámico [47]. Sin embargo, en la práctica se requiere conocer el modelo analítico o empírico de los sensores para poder obtener la distribución de probabilidad a priori [47, 31, 92]. Debido a esto, normalmente se utilizan soluciones como el filtro de Kalman y sus variantes, o el filtro de partículas, que son casos particulares de los filtros Bayesianos [47, 31, 92].

### 2.2.2 FILTRO DE KALMAN

El filtro de Kalman es uno de los métodos de fusión sensorial basados en la estimación del estado más populares. Es un algoritmo recursivo de procesamiento de datos sensoriales, lo que hace que sea un algoritmo simple y eficiente [47], posibilitando su implementación en sistemas empotrados. Debido a esto, reúne las condiciones que lo hace ideal para abordar problemas complejos de fusión de datos multisensorial [47, 92]. El filtro de Kalman produce estimaciones óptimas en condiciones en las que el modelo es lineal y el ruido de los modelos de sistema y observación puede ser modelado como ruido blanco gaussiano [118]. En algunas ocasiones, cuando el modelo de ruido no es gaussiano es posible utilizar un *shaping filter* para adaptarlo a las suposiciones requeridas por el Filtro de Kalman [47]. Del mismo modo que los filtros Bayesianos, el filtro de Kalman consiste en un ciclo predicción-corrección [143].

El modelo de sistema del filtro de Kalman utilizado en la etapa de predicción se define como sigue:

$$\hat{x}_k = F_k \hat{x}_{k-1} + B_k u_k + v_k \quad (5)$$

$$v_k \sim \mathcal{N}(0, Q_k)$$

donde  $\hat{x}_k$  es el estado en el instante  $k$ ,  $F_k$  es la matriz de transición de estados,  $u_k$  es la entrada de control del sistema,  $B_k$  la matriz de control y  $v_k$  el ruido blanco gaussiano con media 0 y matriz de covarianza  $Q_k$ .

En la fase de predicción se estima el estado a priori  $\hat{x}_{k|k-1}$  y se calcula la incertidumbre a priori representada por la matriz de covarianza  $P_{k|k-1}$ . La estimación del estado se realiza a partir del estado anterior  $\hat{x}_{k-1|k-1}$  utilizando el modelo de sistema (6). La matriz de incertidumbre  $P_{k|k-1}$  se calcula utilizando la ecuación (7).

$$\hat{x}_{k|k-1} = F_k \cdot \hat{x}_{k-1|k-1} + B_k \cdot u_k \quad (6)$$

$$P_{k|k-1} = F_k \cdot P_{k-1|k-1} \cdot F_k^T + Q_k \quad (7)$$

El modelo de observación utilizado para corregir las predicciones del estado con observaciones sensoriales se define como sigue:

$$z_k = H_k \hat{x}_k + w_k \quad (8)$$

$$w_k \sim \mathcal{N}(0, R_k)$$

donde  $z_k$  es la observación,  $H_k$  la matriz de observación,  $\hat{x}_k$  el estado y  $w_k$  el ruido blanco gaussiano con media 0 y matriz de covarianza  $R_k$ .

En la fase de corrección, con el modelo de observación, se corrige el estado y su incertidumbre, utilizando las medidas sensoriales que estén disponibles en el instante de tiempo  $k$  mediante las ecuaciones (9) y (10), respectivamente.

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k \cdot \tilde{y}_k \quad (9)$$

$$P_{k|k} = [I - K_k \cdot H_k] \cdot P_{k|k-1} \quad (10)$$

donde (9) es la corrección del estado a partir del modelo de observación y (10) es la corrección de la matriz de covarianza del estado y

$$\tilde{y}_k = z_k - H_k \cdot \hat{x}_{k|k-1} \quad (11)$$

$$S_k = H_k \cdot P_{k|k-1} \cdot H_k^T + R_k \quad (12)$$

$$K_k = P_{k|k-1} \cdot H_k^T \cdot S_k^{-1} \quad (13)$$

(11) es la innovación, (12) es la covarianza de la innovación y (13) es la ganancia de Kalman. En este sentido, la innovación es la medida del error que el filtro comete en la fase de predicción [55]. La ganancia de Kalman garantiza que la estimación del estado minimiza el error cuadrático medio [55].

### 2.2.3 FILTRO EXTENDIDO DE KALMAN

El filtro de Kalman extendido es una variante en la que es posible utilizar modelos de sistema y/o observación no lineales. Para poder aplicar el Filtro de Kalman a sistemas no lineales es necesario un proceso de linealización. Este proceso se lleva a cabo por medio de series de Taylor de primer y segundo orden. La linealización de los terminos no lineales del modelo se realizan a través del Jacobiano. Del mismo modo que en el filtro de Kalman lineal, tenemos un modelo del sistema y un modelo de observación con los que se realiza la estimación y la corrección del estado, respectivamente [143].

En el filtro extendido de Kalman el modelo del sistema estará representado por una ecuación no lineal [55]:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + v_k \quad (14)$$

$$v_k \sim \mathcal{N}(0, Q_k)$$

donde  $f(\cdot)$  es una función de transición de estados no lineal y  $v_k$  es el ruido blanco gaussiano con media cero y matriz de covarianza  $Q_k$ .

Las ecuaciones de la fase de predicción, en este caso, aplicando los Jacobianos se definen como sigue:

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k) \quad (15)$$

$$P_{k|k-1} = \nabla_x f \cdot P_{k-1|k-1} \cdot \nabla_x f^T + Q_k \quad (16)$$

donde  $\nabla_x f$  es el Jacobiano de la función  $f$  evaluado en el estado  $\hat{x}_{k|k}$  y que se define como:

$$\nabla_x f = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k|k}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{pmatrix}_{x=\hat{x}_{k|k}} \quad (17)$$

En el modelo de observación, la función que relaciona las observaciones  $z_k$  con el estado  $\hat{x}_k$  es no lineal:

$$z_k = h(\hat{x}_k) + w_k \quad (18)$$

$$w_k \sim \mathcal{N}(0, R_k)$$

donde  $h(\cdot)$  es una función no lineal y  $w_k$  es la perturbación por ruido blanco gaussiano con media cero y matriz de covarianza  $R_k$ .

Para la fase de corrección, aplicando los Jacobianos, las ecuaciones se definen como sigue:

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k \cdot \tilde{y}_k \quad (19)$$

$$P_{k|k} = [I - K_k \cdot \nabla_x h] P_{k|k-1} \quad (20)$$

donde (19) es la corrección de la estimación a partir del modelo de observación y (20) es la covarianza después de realizar la corrección del estado.

Las ecuaciones de innovación, covarianza de innovación y ganancia de Kalman, respectivamente se definen como sigue:

$$\tilde{y}_k = z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}) \quad (21)$$

$$S_k = \nabla_x h \cdot P_{k|k-1} \cdot \nabla_x h^T + R_k \quad (22)$$

$$K_k = P_{k|k-1} \cdot \nabla_x h^T \cdot S_k^{-1} \quad (23)$$

Normalmente, las matrices Jacobianas no son constantes, varían en función del estado y del instante de tiempo en el que nos encontremos, por lo tanto, deberán ser recalculadas constantemente. Este aspecto es importante, ya que el tiempo de cálculo necesario en cada iteración puede ser vital cuando se requieren soluciones de tiempo real.

Debido a los buenos resultados que es posible obtener con los filtros de Kalman, actualmente sigue siendo una solución en continua investigación existiendo diferentes variantes que intentan solucionar los problemas que aparecen cuando se utilizan modelos no lineales. Una de las más populares es el *unscented Kalman Filter* [86] el cual produce buenos resultados en sistemas con una no linealidad muy alta [143].

#### 2.2.4 FILTRO DE PARTÍCULAS

Los filtros de partículas son una implementación recursiva de los métodos de Monte Carlo [31]. Su objetivo es aproximar la probabilidad del estado del sistema a través de la captura de ejemplos aleatorios llamados partículas [63, 31]. Su principal ventaja es la capacidad de representar densidades de probabilidad arbitrarias cuando los sistemas no son gaussianos y/o no son lineales [63]. En los filtros de partículas, las distribuciones de probabilidad están descritas en términos de cada estado  $x^i$  con  $i = 1, \dots, N$  el cual tiene asociado un conjunto de pesos  $w^i$  normalizados que indican la fiabilidad de la predicción del estado [47].

El filtro de partículas consiste en un ciclo predicción, corrección y muestreo. Previamente al comienzo del ciclo existe una fase de inicialización en la que se inicializa el conjunto de partículas. Si no se tiene ninguna información a priori del sistema, el conjunto partículas se inicializa cubriendo todo el espacio de estados y con pesos de igual valor para todos los estados. Si se conocen datos a priori del sistema se utiliza una distribución gaussiana en torno al estado conocido [143].

En la fase de predicción, se genera un nuevo conjunto de partículas utilizando el filtro bayesiano de la ecuación (3). En la fase de corrección, utilizando las medidas de observación de los sensores, se corrigen las predicciones de

las partículas. En la fase de muestreo, se establece un nuevo conjunto de partículas a partir de los pesos ponderados obtenidos en la fase de corrección y se inicializan todos los pesos. De esta forma se eliminan las partículas con menor probabilidad, aumentando el rendimiento y precisión del algoritmo [152].

#### 2.2.5 CONCLUSIONES

Una vez analizadas las principales técnicas de fusión sensorial se concluye la imposibilidad de uso de filtros bayesianos debido al desconocimiento de la distribución de probabilidad del ruido de los sensores empleados en el desarrollo del simulador háptico planteado. Del mismo modo ocurre con los filtros de partículas, ya que su éxito precisa de la adquisición de una abundante cantidad de datos para obtener la distribución de probabilidad del ruido.

En este sentido, en este caso de estudio se opta por el EKF debido a que es computable en sistemas empotrados permitiendo obtener resultados con restricciones de tiempo real y a que asume una distribución gaussiana del ruido, la cual es compatible con el planteamiento propuesto.

Posteriormente, se destacarán tanto la diversidad de sistemas empotrados existentes así como los orígenes de datos sensoriales en los que se involucran medidas inerciales y técnicas de flujo óptico.

---

---

## SISTEMAS EMPOTRADOS

---

---

Anteriormente, se han analizado las técnicas de fusión sensorial. La aplicación de estas técnicas necesita de hardware para ser ejecutadas. En el caso del simulador háptico propuesto este hardware es un sistema empotrado, ya que es la solución ideal por sus reducidas dimensiones. En este sentido, los EKF utilizados en el simulador háptico propuesto son compatibles con el uso de sistemas empotrados, ya que, como se ha visto, las necesidades computacionales de los filtros EKF son idóneas para este tipo de dispositivos.

Los sistemas empotrados o embebidos son sistemas informáticos diseñados para realizar tareas específicas, normalmente de control y en tiempo real. Típicamente, están integrados en un sistema mayor [83, 136]. Las tareas implementadas en estos sistemas son reactivas, es decir, reaccionan a eventos externos en tiempo real y se mantienen continuamente funcionando [83, 136]. Suelen estar sujetos a fuertes restricciones, es decir, sus recursos hardware son limitados en cuanto a memoria o potencia de cálculo [83]. En ocasiones, su uso está destinado a aplicaciones en las que el espacio es reducido, por lo que existen sistemas empotrados de dimensiones muy reducidas. Son dispositivos computacionales concurrentes, fiables, seguros y robustos [65]. Generalmente, su consumo es reducido [65]. Los sistemas embebidos pueden implementar diferentes protocolos de comunicación cableada con periféricos (sensores o actuadores). Estos son: I2C, SPI, UART, CAN o USB. También implementan protocolos de comunicación inalámbrica, como es el caso de la comunicación WiFi o la comunicación Bluetooth.

Los sistemas empotrados se pueden clasificar en cinco categorías: (1) Circuitos integrados de aplicación específica (*Application-Specific Integrated Circuit (ASIC)*), (2) arrays de puertas programables (*Field Programmable Gate Array (FPGA)*), (3) Procesadores de señales digitales (*Digital Signal Processor (DSP)*), (4) Microcontroladores, (5) Sistemas en un chip (*Systems on a Chip (SoC)*)

Los circuitos integrados de aplicación específica, como su propio nombre indica, son circuitos integrados diseñados exclusivamente para realizar una tarea concreta. Normalmente este tipo de sistemas se diseñan con herramientas informáticas de diseño asistido por ordenador como puede ser VHDL o Verilog. Su rendimiento suele ser superior al de otros tipos de sistemas empotrados al estar diseñados para una tarea específica. Sin embargo, esto hace que su coste sea mayor [49].

Las FPGAs consisten en células elementales e interconexiones prediseñadas. Son totalmente programables por el usuario para crear sistemas embebidos que se ajusten a sus requisitos y necesidades [130]. Actualmente, existen FPGAs con las capacidades necesarias para programar un procesador RISC [130], tienen un consumo muy reducido y permiten un alto nivel de paralelismo [130].

Los DSPs son sistemas empotrados formados por un microprocesador cuyo hardware, software y conjuntos de instrucciones están diseñados para el procesamiento numérico de alta velocidad [158]. Como su propio nombre indica, generalmente son utilizados para procesamiento de señales digitales. Son la base de las comunicaciones a través de internet, tanto cableadas como inalámbricas [62]. Su diseño hardware los permite trabajar en tiempo real siendo una solución flexible y con facilidad de adaptación a diferentes problemas, especialmente los relacionados con las comunicaciones o el procesamiento de imágenes [158].

Los microcontroladores son dispositivos que incluyen en su interior todas las unidades principales de una computadora en un único chip (CPU, Memoria, Entrada-Salida). Normalmente, no tienen sistema operativo y generalmente son programados con lenguajes de bajo nivel (ensamblador, C) para una o varias tareas específicas. En algunas ocasiones pueden ejecutar un sistema operativo de tiempo real como Free RTOS [70, 178].

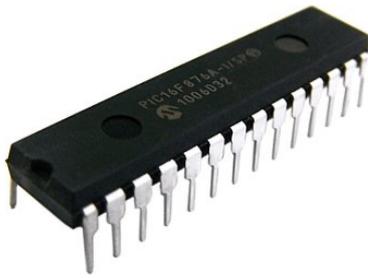
Uno de los tipos de microcontroladores más utilizados son los PIC (Figura 2.3.1a) fabricados por la empresa *Microchip Technology Inc*<sup>1</sup>. Son microcontroladores RISC que están basados en una arquitectura Harvard con una memoria de programa con palabras de 12 a 16 bits y con una de datos de palabras de 8 bits. El acceso a los dispositivos de entrada-salida se realiza por medio de los denominados registros de funciones especiales [178]. A lo largo del tiempo, la empresa Microchip ha ido desarrollando nuevas versiones, las cuales ha clasificado en familias. La pertenencia a una familia se define por el tamaño de la palabra de la memoria de instrucciones en bits [178]. La frecuencia de reloj de las primeras versiones podía llegar hasta los 16 MHz. Actualmente, siguen siendo muy utilizados y las nuevas versiones ya son de 32 bits con frecuencias de hasta 250 MHz con consumos muy bajos. Entre las aplicaciones de los microcontroladores PIC están: el control de motores, el control industrial o aplicaciones del internet de las cosas.

En este contexto, Arduino es uno de los microcontroladores más utilizados hoy en día, especialmente en educación, a todos los niveles. Es una plataforma *open-source* basada en un microcontrolador y en un entorno de desarrollo sencillo e intuitivo. Las placas Arduino incorporan un microcontrolador RISC de la familia AVR del fabricante Atmel<sup>2</sup>. El Arduino UNO (Figura 2.3.1b), el más conocido y utilizado, está equipado con un microcontrolador ATmega328 de 8 bits, con una memoria RAM de 2 kB y una memoria *flash* de 32 kB. Trabaja a una frecuencia de 16 MHz. Su éxito radica en su bajo coste, en la sencillez de uso tanto a nivel de software como de hardware y en la gran comunidad de usuarios existente que facilita la creación de nuevos desarrollos y la resolución de problemas [81].

Por último, un SoC es un circuito integrado que contiene todos los componentes de un computador y otros sistemas electrónicos en un chip. Además de la CPU, la memoria y la entrada-salida, estos dispositivos pueden contener GPUs, controladores de sistema, chips de gestión de comunicaciones como USB, microSD, WiFi o Bluetooth [84]. Frente a los microcontroladores, los SoC están diseñados para aplicaciones complejas que suelen implicar el uso de sistemas operativos. En la actualidad, la línea que separa un sistema empotrado de tipo SoC de un dispositivo de uso convencional (teléfono inteligente, tableta, ordenador portátil) es muy difusa. En la práctica, la diferencia radica en el uso que se esté dando de ese dispositivo, porque a nivel de hardware y en muchos casos de software, las diferencias son mínimas.

<sup>1</sup> <https://www.microchip.com/>

<sup>2</sup> <https://start.atmel.com/>



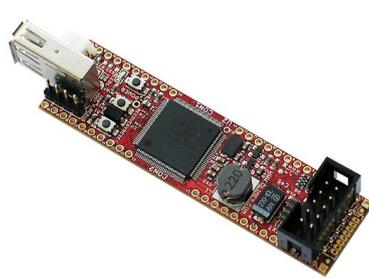
(a) Controlador PIC



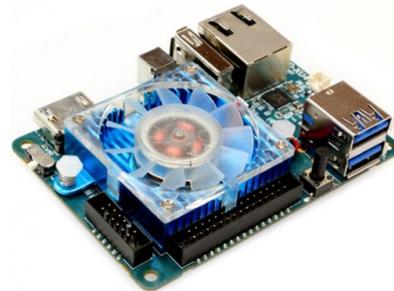
(b) Arduino UNO



(c) Raspberry PI 4B



(d) Olinuxino Nano IMX233



(e) Odroid XU4

Figura 2.3.1: Sistemas empotrados

Los ordenadores de placa reducida (*Single Board Computers (SBC)*) son dispositivos empotrados de tipo SoC que integran todos los componentes de una computadora en una sola placa. Aunque este tipo de dispositivos ya existía, como es el caso de la placa de Gumstix o la BeagleBone, fue en 2012 con la salida al mercado de la primera Raspberry Pi cuando se volvieron muy populares [84, 17]. Típicamente, los dispositivos SBC utilizan procesadores con arquitectura ARM, ya que ofrecen un gran rendimiento con un bajo consumo de energía. Sus usos son muy variados, entre los que más destacan son la robótica o el internet de las cosas.

La Raspberry Pi es el SBC más popular del mercado y actualmente la última versión es el modelo 4B<sup>3</sup> (Figura 2.3.1c). Es un dispositivo con un procesador Cortex-A72 de cuatro núcleos con una frecuencia de reloj de 1.5 GHz y una GPU Broadcom VideoCore VI. Su memoria RAM es de 2-8 GB. En cuanto a comunicaciones incorpora conexión inalámbrica WiFi en las bandas de frecuencia de 2.4 y 5 GHz, Bluetooth versión 5.0, Gigabit Ethernet y 40 pines GPIO para trabajar con sensores y actuadores. Su sistema operativo más utilizado es Raspbian, una versión adaptada de Debian, pero es compatible con Windows y Android, entre otros.

Otro SBC muy interesante es el fabricado por Olimex<sup>4</sup>. La placa Olinuxino Nano IMX233 (Figura 2.3.1d) es un SBC de pequeñas dimensiones, 76,2 mm de largo por 20,3 mm de ancho, lo que la hace ideal para aplicaciones en las que el espacio disponible para el sistema empotrado es muy reducido. Tiene un procesador ARM926J de 454 MHz, 64 MB de RAM y 25 pines GPIO, lo que permite trabajar de forma sencilla tanto con sensores como con actuadores. Puede ejecutar tanto sistemas operativos Linux como Android.

<sup>3</sup> <https://www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-4-model-b/specifications/>

<sup>4</sup> <https://www.olimex.com/>

La placa Odroid, fabricadas por la empresa Hardkernel<sup>5</sup>, es un SBC también muy popular y con el que es posible obtener unos excelentes resultados. Generalmente son placas que tienen unas prestaciones hardware superiores a las de las Raspberry Pi, por lo que presentan mejores rendimientos. Sus dimensiones son ligeramente menores que las de la Raspberry Pi. Actualmente, la versión más popular es la Odroid XU4 (Figura 2.3.1e) con una CPU Samsung Exynos5422 de ocho núcleos de 2 GHz, una GPU Mali-T628 MP6 y una memoria RAM de 2 GB. En cuanto a comunicaciones cuenta con más de 30 pines GPIO y Ethernet Gigabit.

Dentro del campo de la computación embebida existen sistemas reactivos en los que se utiliza visión por computador. En este sentido, la visión embebida (*embedded vision*) es un subconjunto de la visión por ordenador centrada en sistemas en los que la cámara normalmente está encapsulada en el dispositivo de control [2]. En las soluciones de visión embebida desarrolladas se utilizan todo tipo de sistemas empotrados, donde la elección depende de las necesidades del problema a resolver [21].

En este contexto, existen soluciones en las que se utilizan SBC como Raspberry Pi, Odroid o PC104. En [173], utilizan una Raspberry Pi 3B para procesar la velocidad del flujo de agua de un río. En [113] utilizan un PC104 para la implementación, en un vehículo aéreo no tripulado (*Unmanned aerial vehicle (UAV)*), de un sistema de seguimiento de objetos en tierra. Por otro lado, existen soluciones que utilizan FPGAs como en [162] que diseñan una arquitectura hardware para el etiquetado de componentes conectados o en [2] que proponen un método de uso general de detección de objetos basado en *blobs*. También existen soluciones en las que se utilizan ASIC, como en el proyecto europeo *Eyes of Things* [44], donde diseñan una plataforma de visión embebida, hardware y software, eficiente energéticamente.

### 2.3.1 CONCLUSIONES

Los dispositivos de simulación háptica buscan crear sensaciones que permitan a los profesionales aprender a través del tacto con diseños que recrean utensilios usados en sus tareas diarias. Debido a esto, en su diseño es importante el tamaño de los componentes que los forman, por lo que normalmente existen restricciones de espacio. Es por esto que los sistemas empotrados representan un papel fundamental en las tareas de adquisición de datos sensoriales, de ejecución de soluciones de fusión sensorial y de creación de sistemas de visión embebida, manteniendo las restricciones de tamaño y permitiendo crear soluciones portables.

Estos sistemas, que día a día reducen su tamaño y aumentan sus capacidades computacionales, están diseñados para la adquisición de datos sensoriales y ejecución de soluciones de flujo óptico, como es el caso de las propuestas de esta tesis. En capítulos posteriores, se analizarán los sensores de medida inercial y magnética y las técnicas de visión artificial y flujo óptico que pueden ejecutar algunos de los sistemas empotrados revisados.

---

<sup>5</sup> <https://www.hardkernel.com/>

---

---

## PROCESAMIENTO DE DATOS DE SENSORES MIMU

---

---

En las técnicas de exploración ecográfica y en las técnicas de inserción de aguja con guiado ecográfico son vitales tanto la orientación de la sonda como la de la aguja. Debido a esto, para el desarrollo de un simulador háptico de formación en estas técnicas es imprescindible conocer la orientación de ambas herramientas. Para calcularla se utilizan las medidas de sensores inerciales y magnéticos. Estos sensores han experimentado una gran evolución a lo largo de la historia. Actualmente, los más utilizados por su precio y tamaño son los sensores inerciales micro-electromecánicos (*Microelectromechanical Sensors (MEMS)*) y los magnetómetros basados en el efecto Hall (más detalles en Anexo VI). Las medidas de estos sensores, por sí solas, no permiten obtener buenos resultados. Es por ello que es necesario aplicar técnicas de fusión sensorial como las analizadas anteriormente, con las que estimar la orientación a partir de sus medidas con ruido.

Los sensores IMU (*Inertial Measurement Unit*) basados en tecnología MEMS y los sensores de campo magnético o magnetómetros, en conjunto, forman un sensor de 9 grados de libertad, el cual está compuesto por tríadas de acelerómetros, giróscopos y magnetómetros. Este sensor en la literatura es conocido como unidad de medida inercial y magnética (*Magnetic and Inertial Measurement Unit (MIMU)*) [50, 186]. Con los sensores MIMU es posible obtener los ángulos de actitud de un objeto, estos son, elevación (*pitch*), desviación (*yaw o heading*) y giro (*roll*). Para representar estos ángulos típicamente se utilizan las matrices de rotación de Euler y los cuaterniones [45]. Los ángulos de elevación y giro se obtienen con medidas de los giróscopos y de los acelerómetros, y el ángulo de desviación se obtiene con el giróscopo y con el magnetómetro. Con sensores IMU también es posible obtener la aceleración lineal, la cual se puede integrar para estimar el desplazamiento de un objeto.

Tal y como se explica en el capítulo VI, los sensores MIMU tienen sus propias limitaciones, por lo que presentan medidas erróneas o con ruido. Esto ocasiona que de forma individual los acelerómetros, giróscopos y magnetómetros no permitan obtener medidas robustas [95, 50].

En el caso de los acelerómetros, las medidas obtenidas incluyen tanto la gravedad terrestre como la aceleración lineal producida por el movimiento del sensor. Generalmente, para la estimación de la actitud se utiliza la medida de gravedad y la medida de aceleración lineal es tomada como ruido. En cambio, cuando se quiere estimar el desplazamiento de un objeto utilizando medidas de aceleración lineal, es necesario eliminar la componente de gravedad. Para eliminarla es necesario conocer los ángulos de orientación del sensor [95, 50]. Los giróscopos, por otro lado, presentan medidas con ruido, lo que ocasiona que cuando están en estado estacionario se producen derivas que si no son corregidas producirán errores sistemáticos en las estimaciones [50]. Los magnetómetros son sensores muy sensibles a las perturbaciones

provocadas por materiales ferromagnéticos o fuertes corrientes eléctricas, por lo que la medida del campo magnético terrestre puede verse alterada [186]. Además, es importante conocer que el vector de campo magnético terrestre no es paralelo a la superficie de la tierra, sino que tiene una inclinación (*dip*). Esta inclinación depende del lugar geográfico<sup>1</sup> en el que se realicen las medidas [95].

En este sentido, es necesario utilizar soluciones de fusión sensorial que permitan estimar la orientación absoluta en un sistema de referencia inercial filtrando tanto el ruido de las medidas como los errores o la deriva que contienen [50]. Existen dos categorías principales, los métodos específicamente diseñados para la estimación de la actitud y los métodos generales de fusión sensorial.

Entre los métodos específicos, existen los que están basados en el denominado "problema de Wahba", el cual consiste en minimizar una función de pérdida para encontrar la matriz de rotación entre dos sistemas de coordenadas a partir de un conjunto de vectores de observación en ambos sistemas de referencia [191]. En el caso de la estimación de la actitud de un objeto se conocen los vectores de gravedad y de campo magnético tanto en el sistema de referencia inercial como en el local al sensor [112]. Los más conocidos son los algoritmos *TRi-Axial Attitude Determination* (TRIAD) [50], que representa la actitud con matrices de rotación y *QUaternion ESTimator* (QUEST) [155] que lo hace con cuaterniones. Como alternativa a ambos, en [191] presentan FQA (*factored quaternion algorithm*), una solución que desacopla las medidas del acelerómetro de las del magnetómetro evitando la influencia de las perturbaciones magnéticas. La técnica de desacople de las medidas de campo magnético es muy utilizada, ya que ha demostrado buenos resultados [50].

El algoritmo de TRIAD es muy popular en soluciones de estimación de la actitud de satélites [155] por medio de sensores de campo magnético, señales de radio o sensores visuales para obtener el vector de dirección al sol y a la tierra [134]. En [111] proponen una solución para determinar la actitud de un vehículo aéreo no tripulado utilizando observaciones GPS (Global Positioning System). Sin embargo, cuando se utilizan sensores inerciales MEMS las soluciones basadas en TRIAD no producen buenos resultados, especialmente en interiores, debido a la aparición de perturbaciones, más concretamente en los magnetómetros [50]. Sin olvidar que está restringido a solo dos observaciones [155, 150].

En relación a QUEST, existen algunas variantes como es la versión recursiva REQUEST [12] o la versión extendida [139]. Su desarrollo fue destinado para ser usado en el satélite *Magsat*<sup>2</sup> [34]. Sin embargo, es una solución que solo puede tratar con modelos muy simples y no ofrece buenos resultados cuando las medidas de velocidad angular presentan derivas [139].

La solución propuesta por Madgwick [120] y mejorada por Sarbishei [151], es otra de las propuestas específicamente diseñadas. Utiliza el algoritmo del gradiente descendiente para corregir las medidas del giróscopo con las observaciones del acelerómetro y del magnetómetro [120, 76, 151].

En la categoría de los métodos generales uno de los filtros más utilizados para la estimación de la actitud es el filtro complementario. No está basado en la descripción estadística del ruido, sino en el filtrado en el dominio de la frecuencia [75]. Es un filtro que combina información de dos fuentes diferentes que tienen características de frecuencia complementarias [97], es decir, asume que el ruido de una de las entradas es de alta frecuencia y

<sup>1</sup> <https://intermagnet.org/data-donnee/dataplot-eng.php?type=dif>

<sup>2</sup> <https://en.wikipedia.org/wiki/Magsat>

que el de la otra es de baja frecuencia. El nombre de complementario viene dado porque está formado por un filtro pasa-baja  $G(s)$  y un filtro pasa-alta  $1 - G(s)$  [95]. Esta característica encaja para el caso de los sensores MIMU, ya que con el giróscopo se obtiene la información de interés a altas frecuencias y las bajas frecuencias generalmente son ruidos que producen derivas. En cambio, en el acelerómetro y el magnetómetro la información de interés se produce a bajas frecuencias y las altas frecuencias son ruido [95, 75].

Existen multitud de trabajos que utilizan filtros complementarios para calcular la actitud. En [147] utilizan el sensor MIMU de un teléfono inteligente para estimar su actitud por medio de un filtro complementario que representa la actitud con cuaterniones y sin desacoplar las medidas del magnetómetro. Obtienen mejores resultados, desde el punto de vista computacional y de precisión, que en [121] basado en el algoritmo del gradiente descendiente. Por otro lado, en [184] proponen un filtro complementario dual en el que calculan la actitud desacoplando la medida de campo magnético (y no utilizándola en caso de perturbaciones) de las medidas de aceleración y velocidad angular. Utilizan un sensor MIMU ADIS16405 de altas prestaciones. En relación a esto, en [97] implementan una solución adaptativa que modifica los parámetros de ganancia del filtro complementario con técnicas probabilísticas con el fin de obtener la mejor estimación de la actitud en cada instante de tiempo utilizando el módulo *low cost* Arducopter APM2.5<sup>3</sup> y comparando los resultados con el sensor comercial de altas prestaciones de Xsens<sup>4</sup>.

A pesar de su simplicidad y de su buen rendimiento computacional [184], los filtros complementarios no producen buenos resultados en aplicaciones muy dinámicas, ya que su tiempo de respuesta es bajo [36]. Por esta razón, en aplicaciones en las que se precisa calcular la actitud en tiempo real, el filtro complementario no es la mejor opción [184].

En este sentido, el filtro de Kalman y el filtro extendido de Kalman es la solución que tiene más preferencia, debido a su eficiencia y a los resultados robustos y precisos que es posible obtener utilizando medidas con una gran cantidad de ruido y sometidas a perturbaciones. La rápida respuesta de los filtros de Kalman posibilitan su uso como técnicas de estimación en tiempo real. Existen numerosos trabajos en los que se utiliza el filtro de Kalman para estimar la actitud de objetos utilizando como medidas sensoriales el acelerómetro, el giróscopo y el magnetómetro. En [144] implementan un filtro de Kalman con el que obtienen unos resultados muy interesantes en situaciones de perturbación magnética por la presencia de materiales ferromagnéticos cerca del sensor MIMU. En este sentido, en [145] proponen una solución basada en el filtro de Kalman para obtener la posición y orientación del cuerpo humano utilizando sensores MIMU. Las medidas de campo magnético se obtienen de una fuente de campo magnético triaxial artificial. Por otro lado, en [168] implementan un filtro extendido de Kalman utilizando cuaterniones para estimar la actitud de un vehículo aéreo no tripulado. En relación a esto, en [88] y [89] presentan una sofisticada solución basada en dos filtros extendidos de Kalman con los que realizan la fusión sensorial, por un lado, de la aceleración y la velocidad angular para estimar la inclinación (elevación y giro), y por el otro, del campo magnético y de la velocidad angular para estimar la desviación.

<sup>3</sup> <https://www.modeltronic.es/controladora-de-vuelo-arducopter-apm-26-auto-pilot-p-10654.html>

<sup>4</sup> <https://www.xsens.com/ahrs>

El filtro de Kalman también permite resolver problemas de localización fusionando el desplazamiento que se obtiene con sensores de visión a través de técnicas de flujo óptico, que se revisarán en el siguiente capítulo, con medidas de los sensores MIMU. En este sentido, en [90] implementan una solución de vuelo autónomo en un vehículo aéreo no tripulado aplicando tres filtros de Kalman anidados. De esta forma, realizan la fusión sensorial entre el flujo óptico y las medidas del sensor MIMU consiguiendo que en momentos en los que el flujo óptico no obtiene buenas medidas, estas sean corregidas con las observaciones del sensor MIMU, especialmente en los movimientos de rotación. En relación a esto, en [160] presentan una solución de fusión sensorial con el filtro de Kalman con la que obtienen la posición, velocidad y actitud a partir de la fusión sensorial de observaciones visuales de flujo óptico, de aceleración, velocidad angular y campo magnético. Por otro lado, en [64] aplican una solución de odometría visual basada en detección de características en imágenes con SIFT para calcular la posición y orientación de un robot móvil, a esto, le fusionan con un filtro extendido de Kalman las medidas de observación obtenidas con un sensor MIMU.

#### 2.4.1 CONCLUSIONES

La comunidad científica tiene como preferencia el uso, como técnica de fusión sensorial de las medidas de los sensores MIMU, el filtro de Kalman, debido a los buenos resultados que permite obtener. En este sentido, las características de los datos de los sensores MIMU encajan con las asunciones del filtro de Kalman. Como se ha visto en la revisión de la literatura, desacoplar las medidas del magnetómetro de las medidas del acelerómetro es una buena práctica que mejora los resultados obtenidos. Además, el filtro de Kalman permite utilizar medidas de otros tipos de sensores, como pueden ser las cámaras con las que se obtienen medidas a partir del uso de técnicas de flujo óptico. Estas técnicas se analizarán en el siguiente capítulo.

El uso de los sensores MIMU está normalmente ligado a un sistema empotrado con el que se realiza la adquisición de datos y se ejecutan las soluciones de fusión sensorial, ya que como se ha visto, generalmente el uso de estos sensores está destinado a soluciones en las que el tamaño es limitado. También, es importante destacar la posibilidad de estos sensores para trabajar con restricciones de tiempo real, lo que hace posible desarrollar simuladores hápticos con un alto nivel de realismo.

---

---

## VISIÓN ARTIFICIAL Y FLUJO ÓPTICO

---

---

En la última década, la evolución que han sufrido las cámaras en cuanto a su tamaño y calidad de imagen es enorme. Esta evolución ha llevado emparejado el aumento considerable del uso de técnicas de visión artificial especialmente en dispositivos portátiles y de tamaño reducido como son los dispositivos de visión embebida. Dentro de las técnicas de visión artificial, como se analizará a continuación, están las técnicas de flujo óptico con las que se obtiene el desplazamiento a partir de imágenes. Las medidas de flujo óptico pueden ser integradas en soluciones de fusión sensorial basadas en filtros extendidos de Kalman con buenos resultados, tal y como se ha visto en el capítulo anterior.

La visión artificial es una disciplina científica que se centra en el análisis de imágenes obtenidas por un sensor de imagen (cámara). Son técnicas ampliamente utilizadas para dotar a las máquinas de las herramientas necesarias para percibir el entorno y poder tomar decisiones [119], sin olvidar el papel que representan en el desarrollo de la automatización y de la inteligencia artificial [119]. Son un procedimiento complicado debido a la alta variabilidad en la apariencia de los objetos, el punto de vista, la oclusión, la iluminación o la textura [188]. Idealmente, los algoritmos de visión artificial deben cumplir una serie de requisitos como robustez frente al desorden, a la oclusión, a la deformación y al escalado; minimización de falsos positivos/negativos, estabilidad y capacidad de seguimiento de objetos a una velocidad significativa [188, 175]. En el mundo real, estas tareas son un reto difícil de alcanzar, a pesar de los importantes avances que se han conseguido en las últimas décadas [119] y sin olvidar que es un campo en continua investigación.

Entre las aplicaciones más destacadas de la visión artificial están la detección de objetos, la videovigilancia, el tratamiento y diagnóstico médico, la inspección del océano, robótica, la asistencia en la conducción, la interacción humano-computador o el análisis del movimiento [140, 188].

Las técnicas de correspondencia de imágenes (*Image Matching*) representan un papel importante en la visión artificial. Consisten en identificar y, posteriormente, corresponder elementos distintivos similares en dos imágenes [119, 82]. Existen dos tipos, los métodos basados en áreas (*area-based methods*) y los métodos basados en características (*feature-based methods*). Los primeros son densos o globales y utilizan la intensidad de todos los píxeles de la imagen para realizar la correspondencia entre imágenes. Los segundos, en cambio, son dispersos o locales, utilizan puntos de interés de la imagen y se componen de tres fases principales, estas son, detección de características (*feature detection*), descripción de características (*feature description*) y correspondencia de descriptores (*descriptor matching*) [119, 82].

Los detectores localizan puntos distintivos o características en la imagen. Estos pueden tener mayor o menor grado de invariabilidad frente a transformaciones en las imágenes (discontinuidades, cambios de iluminación,

escalado o rotación) [185, 107]. Una característica es un patrón de imagen que difiere de su vecindad inmediata, pueden ser esquinas, bordes, regiones o *blobs* [176]. Idealmente, las características de una imagen deben cumplir las siguientes propiedades: repetibilidad, distintividad, localidad, cantidad y precisión [176, 68]. Entre los detectores de esquinas está el de Moravec [132], el primer detector; el de Harris [72], SUSAN [159] y FAST [148], uno de los que mejor rendimiento y resultados presenta hoy en día. En el conjunto de los detectores de *blobs* se encuentran los más utilizados y que mejores resultados obtienen, estos son, SIFT [117] y SURF [18]. En la detección de bordes o líneas, uno de los más representativos es el de Canny [30]. Finalmente, en el grupo de los detectores de regiones el más representativo es MSER [125].

En cuanto a los descriptores, estos codifican la información de los puntos de interés con información de sus vecinos, de forma que se convierta en un elemento distintivo estable y discriminativo, siendo más sencillo emparejar las correspondencias del mismo objeto en diferentes imágenes [185, 119]. Los descriptores se clasifican en tres tipos, los basados en gradientes estadísticos (*gradient statistic-based*) como SIFT y SURF (ambos son detectores y descriptores), los basados en patrones binarios locales (*local binary pattern*) como LBP [137] y los basados en intensidad local (*Local Intensity*) como BRIEF [29], BRISK [109], ORB [149] o FREAK [6].

El principal inconveniente de los detectores y descriptores es su elevada complejidad computacional. Debido a esto, se han creado diferentes soluciones para conseguir mejores rendimientos. Una de las alternativas es la de crear variantes de soluciones ya existentes, como es el caso de PCA-SIFT, Color-SIFT o Root-SIFT [185]. Otra de las alternativas es usar hardware especializado en procesamiento de imágenes, que puede ser comercial, como es el caso de las Unidades de Procesamiento Gráfico (GPUs), o creado específicamente para una función. En relación a esto, en [157] proponen el uso de GPUs para la paralelización de los algoritmos KLT [170] y SIFT. En [80] realizan una optimización por hardware de SIFT. Finalmente, existe otra alternativa que es el desarrollo de nuevas soluciones, como es el caso de [68], donde proponen FDD (*Fast Feature Detector*) un detector con una complejidad computacional muy reducida con respecto a otras soluciones.

Las técnicas de correspondencia de descriptores consisten en encontrar descriptores similares en cada imagen. Estas técnicas pueden ser directas o indirectas. Las técnicas directas buscan la correspondencia entre dos conjuntos de características y pueden estar basadas en correspondencia de grafos (*graph matching*) o en registro de conjuntos de puntos (*point set registration*) [119, 82]. Las técnicas indirectas, en una primera fase buscan las correspondencias localmente en cada descriptor y, posteriormente, eliminan los descriptores sin correspondencia [119, 82]. Utilizan soluciones como *K-Nearest Neighbors* (KNN), KD-tree [156] o el ampliamente utilizado en odometría visual RANSAC [58]. Cuando la cantidad de características es elevada no presentan un rendimiento adecuado [123]. Con el fin de optimizar el proceso, otras soluciones indirectas utilizan LDAHash o similares para convertir descriptores de grandes dimensiones, como es el caso de los generados con SIFT, en binarios y acelerar las búsquedas, como en el caso de CasHash [33] o GMbSOF [123].

A medida que las investigaciones en visión artificial han ido avanzando, han ido surgiendo nuevas técnicas, hasta llegar a las redes neuronales convolucionales (CNN), técnica que hoy en día está produciendo los mejores resultados. La detección y descripción de características, en numerosos casos centradas en SIFT, han sido estudiadas hasta el año 2012, a partir del cual los investigadores han tenido preferencia por las técnicas basadas en

CNNs [192]. En este cambio, se ha producido una transición en la que se han utilizado técnicas híbridas en las que la separación entre técnicas globales y locales ha ido desapareciendo en favor del uso de descriptores aplicados de forma densa a *patches* y no a características detectadas localmente. Esta transición también se ve representada en las primeras CNNs en las que se utilizaban detectores y descriptores aplicados a *patches* en modelos de Redes Neuronales [192].

El análisis del movimiento es uno de los temas centrales de la visión artificial. Cuando el movimiento en las imágenes es analizado a nivel de píxel, se denomina flujo óptico. Las técnicas de flujo óptico (*Optical Flow*) consisten en estimar el desplazamiento de los objetos de una escena en el mundo real en tres dimensiones (3D), a partir de su proyección en el plano de imagen [10]. Con técnicas de flujo óptico es posible determinar el estado de movimiento (posición y velocidad) de un objeto. También es una técnica que está en constante evolución e investigación y que está ligada a la evolución general de las técnicas de visión artificial buscando el incremento de la precisión y el rendimiento. Esta mejora continua facilita su uso en la creación de nuevas soluciones y permite que pueda ser utilizada en escenarios con restricciones, como puede ser en el uso de sistemas empotrados o de sistemas robóticos [100]. Una solución de flujo óptico robusta debe ser tolerante a discontinuidades y a cambios imprevistos, estos son, valores atípicos producidos por el ruido, oclusiones, cambios de iluminación o deformaciones [100].

Desde sus orígenes, el flujo óptico utiliza patrones de intensidad en una secuencia de imágenes para obtener el desplazamiento. Los métodos de flujo óptico, también pueden ser densos o dispersos. Las técnicas densas tienen su origen en el trabajo de Horn-Schunck [78], utilizan un enfoque varacional basado derivadas espacio-temporales aplicado a todos los píxeles de la imagen y son técnicas menos robustas frente al ruido. Las técnicas dispersas, con su origen en el trabajo de Lucas-Kanade [87], utilizan puntos de interés locales o características, lo que hace que sea una técnica más robusta, especialmente frente al ruido. Estos métodos originalmente asumen que el brillo en la secuencia de imágenes es constante y que los desplazamientos de los objetos son cortos [60].

Aunque el modelo original de Horn-Schunck revela muchas limitaciones, en la práctica muchas de ellas han sido abordadas por modificaciones y extensiones posteriores del modelo original [28, 10]. En este contexto, en [24, 37, 127] proponen soluciones robustas frente a la oclusión y a las discontinuidades. En [181, 129] proponen soluciones robustas frente a la asunción del brillo constante.

La técnica estándar utilizada para obtener largos desplazamientos de forma densa es el uso de un esquema piramidal de grueso-a-fino (*coarse-to-fine*) en el que se aplican soluciones varacionales de forma iterativa a partes de la imagen (*patches*) desde un tamaño grande a uno pequeño. En los niveles gruesos se consigue estimar el flujo óptico de largos desplazamientos, a medida que disminuye el tamaño. En los niveles más finos se consigue estimar el flujo óptico de desplazamientos cortos [60]. Sin embargo, el principal inconveniente de esta solución es la pérdida de desplazamientos rápidos de objetos pequeños [60]. En [27], aplican un esquema piramidal consiguiendo estimar el flujo óptico en largos desplazamientos. Por otro lado, en [8] basándose en el trabajo de [27] y aplicando técnicas de detección de contornos obtienen una solución de mayor precisión. En este sentido, en [9] proponen una solución piramidal *coarse-to-over-fine*, basado en técnicas de minimización a nivel de

píxel, con la que obtienen resultados con mejor precisión que los de [27] y [9].

En relación con la solución dispersa propuesta por Lucas-Kanade, para la estimación del flujo óptico también se propone el uso de técnicas de correspondencia de imágenes [28, 60]. En este enfoque se utiliza correspondencia de descriptores para obtener el flujo óptico. Sin embargo, aunque obtiene buenos resultados en desplazamientos largos, no obtienen una buena precisión en casos en los que los desplazamientos son muy cortos y el conjunto de píxeles desplazados es pequeño o en casos en los que las texturas están repetidas en las imágenes. Esto produce que muchos de los descriptores pueden tener una correspondencia confusa o errónea y que exista una enorme cantidad de descriptores sin correspondencia [60, 28]. En este contexto, en [22] presentan una solución de estimación del flujo óptico en vídeos de seguridad basada en SIFT. Por otro lado, en [32] obtienen el flujo óptico con SURF y RANSAC en una solución de odometría visual. En este sentido, en [161] presentan una solución de odometría visual en la que utilizan BRIEF y ORB para la descripción de características, KNN para la correspondencia de descriptores y RANSAC para eliminar los descriptores redundantes o sin correspondencia.

Otra de las vertientes hacia las que ha ido evolucionando el flujo óptico, es hacia la mezcla de varias de las técnicas densas y dispersas mencionadas anteriormente. La idea principal de este enfoque es la de mejorar los resultados en la estimación del flujo óptico gracias a las ventajas que aporta cada técnica. En este enfoque podemos encontrar técnicas varacionales con técnicas de correspondencia de descriptores. En este contexto, en SIFT-flow [116] utilizan un esquema piramidal *coarse-to-fine* en el que aplican SIFT. Por otro lado, en [28] proponen una solución en la que utilizan un esquema piramidal *coarse-to-fine* y SIFT, pero en esta ocasión no consideran todas las correspondencias, solo consideran las mejores, de forma que obtienen una solución con mejor rendimiento. En DeepFlow [182], teniendo como partida los trabajos de [28] pero utilizando correspondencia densa de descriptores en un esquema *fine-to-coarse*, obtiene resultados robustos en cuanto a desplazamientos largos. En relación a esto, SparseFlow [169], basado en DeepFlow, introduce técnicas de correspondencia de descriptores más robustas.

Las técnicas de flujo óptico de correspondencia densa de *patches* surgen con PatchMatch [15, 16], una solución que tiene su origen en la edición de imagen, pero que posteriormente obtuvo buenos resultados en la determinación del flujo óptico. PatchMatch está basado en la correspondencia de *patches* por medio de algoritmos como KD-tree o KNN. Estas técnicas también utilizan, en numerosos casos, descriptores con el fin de mejorar la precisión de las estimaciones. En relación a esto, en [187] integran SIFT en PatchMatch obteniendo buenos resultados, pero con aumento de la complejidad computacional. En [32] proponen una solución similar, utilizan PatchMatch con SIFT, pero eliminan gran parte del ruido que aparece en los descriptores de características con RANSAC, esta solución es actualmente la primera en la clasificación de Middlebury<sup>1</sup> [11].

En la clasificación de Middlebury existen numerosas soluciones de flujo óptico, ofrecen un sistema para que los investigadores puedan probar su solución y ver como se comporta frente a otras de las soluciones propuestas. Para realizar esta clasificación existen diferentes conjuntos de imágenes diseñados con cualidades para valorar la precisión de las soluciones propuestas.

<sup>1</sup> <https://vision.middlebury.edu/flow/eval/results/results-e1.php>

Al depender de los propios investigadores el incorporar las propuestas al sistema de Middlebury, no están disponibles todas.

En relación al uso de CNNs para la estimación del flujo óptico, técnica ampliamente utilizada en la actualidad, no se ha tenido mucho éxito hasta el momento. Las técnicas supervisadas están muy centradas en el problema concreto a resolver y es necesario generar un conjunto de datos previo para entrenar a la CNN [10]. FlowNet [57], solución entrenada con un conjunto de datos de sillas voladoras obtiene precisiones que superan a DeepFlow. En este contexto, también se han propuesto técnicas semi-supervisadas [189, 102] y no supervisadas [5, 190] pero su precisión todavía no es la adecuada [10].

### 2.5.1 CONCLUSIONES

Las técnicas de visión artificial y concretamente las de flujo óptico de propósito general son de gran utilidad y proporcionan robustos resultados en la estimación del movimiento de objetos. Sin embargo, en su mayoría tienen una complejidad computacional alta y en numerosos casos precisan de hardware especial. Debido a esto, para obtener resultados en tiempo real en la aplicación de técnicas de flujo óptico, es necesaria la implementación de soluciones más específicas centradas en el problema concreto a resolver.

En el caso de las soluciones propuestas en esta tesis, como se verá, las imágenes no tienen apenas características, sin olvidar que al tratarse del desarrollo de un simulador háptico existe el requerimiento de usar sistemas empujados, que normalmente no tienen buenos rendimientos con la mayor parte de técnicas de flujo óptico de uso general existentes. Debido a esto, se propone un planteamiento diferente centrado en el problema concreto de calcular el desplazamiento de la aguja bajo la sonda ecográfica que proporciona buenos resultados a pesar de las restricciones temporales y computacionales.

Como se ha analizado, una de las ventajas del uso de filtros de Kalman es que las medidas pueden tener su origen en fuentes diferentes, debido a esto, es posible realizar la fusión sensorial de las medidas obtenidas con soluciones de flujo óptico y las medidas obtenidas con otros sensores, como pueden ser los sensores MIMU, consiguiendo resultados de buena calidad en los que la mayor parte del ruido es eliminado.



Parte 3

OBJETIVOS DE LA TESIS



---

---

## OBJETIVOS DE LA TESIS

---

---

La evolución que está sufriendo la robótica en las últimas décadas la ha llevado a ser parte de prácticamente todos los momentos de nuestras vidas, ya que actualmente no solo puede encontrarse en la industria, sino que cada día está más presente en tareas de la vida cotidiana. Una de las disciplinas en las que su uso es fundamental es la medicina, siendo imprescindible en el incremento de la precisión, de la eficiencia y de la seguridad de los procedimientos médicos. En esta disciplina, uno de los usos más populares en la actualidad es el de la formación de profesionales.

En este sentido, gran parte de los procedimientos médicos actuales basan el diagnóstico y el tratamiento en el uso de imágenes médicas. Una de las técnicas que más éxito está teniendo por las ventajas que presenta y los avances que ha sufrido en las últimas décadas es la ecografía. Sin embargo, su principal desventaja es la necesidad de formación de los profesionales que la utilizan, ya que la correcta ejecución del procedimiento depende de las habilidades del operador que lo practica.

Existen diferentes soluciones de formación, desde las menos aconsejables que son el uso de pacientes reales, cadáveres o animales hasta las que se están haciendo más populares por la enorme cantidad de ventajas que presentan, estas son, los simuladores. Sin embargo, los simuladores todavía no han alcanzado la madurez necesaria para que puedan ser utilizados con éxito en la formación de profesionales que pueda cubrir todas las necesidades actuales de personal cualificado, especialmente en técnicas de inserción de agujas con guiado ecográfico.

De forma paralela a la introducción de la robótica en los procedimientos médicos, los avances tecnológicos han posibilitado crear sensores y sistemas empotrados de tamaño reducido, de bajo coste y con las capacidades necesarias para ejecutar soluciones de fusión sensorial en tiempo real. Estos avances facilitan la creación de nuevos dispositivos hápticos con buenas prestaciones, portables y con un coste reducido, de manera que, se pueda formar a profesionales con seguridad y eficiencia.

El objetivo principal de esta tesis es afrontar la formación de los profesionales sanitarios en un entorno seguro de simulación médica. En un procedimiento ecográfico real, los profesionales sanitarios desplazan superficialmente la sonda ecográfica sobre el cuerpo del paciente para realizar una exploración. Una vez alcanzada la zona de exploración, para obtener imágenes con información más detallada, en numerosas ocasiones realizan movimientos de rotación o de angulación. Los procedimientos ecográficos pueden ser solo de exploración o pueden tener como objetivo el guiado en la inserción de una aguja para aplicar un tratamiento o realizar alguna prueba diagnóstica. En este caso, cuando ya han explorado la zona, los profesionales de la sanidad orientan la jeringuilla y la introducen (Figura 3.1.1) guiándose por las imágenes ecográficas en las que es posible visualizar la aguja en vivo.



Figura 3.1.1: Inserción de aguja con guiado ecográfico

El simulador que se propone en esta tesis tiene el objetivo de reproducir estos procedimientos con el fin de entrenar a profesionales con seguridad en etapas previas a la práctica sobre pacientes reales. Para ello es necesaria la creación de dos nuevos dispositivos hápticos de entrenamiento. Estos dispositivos son una réplica de una sonda de ecográfica y una aguja, ambas dotadas de sensores, que son la interfaz entre los profesionales en formación y el sistema de simulación virtual que reproduce los movimientos realizados con los dispositivos y guía a los profesionales en el correcto abordaje de los procedimientos. Los movimientos de desplazamiento y orientación realizados con la sonda y la aguja tienen como sistema de referencia universal el cuerpo del paciente, que es el que toman como referencia los profesionales en la realización de los procedimientos.

En el simulador háptico propuesto, los movimientos superficiales de la sonda se capturarán utilizando un ratón de dimensiones reducidas introducido en la réplica de sonda. Para obtener la orientación de la sonda y de la aguja se aplicarán soluciones de fusión sensorial avanzadas en las que se utilizarán las observaciones medidas con sensores MIMU. Por último, para obtener medidas de los desplazamientos internos de la aguja se aplicará otra solución avanzada de fusión sensorial de las medidas obtenidas mediante una solución de flujo óptico, aplicada a las imágenes obtenidas por la cámara endoscópica que contiene la réplica de la sonda, y las medidas de aceleración obtenidas del sensor MIMU que incorpora la aguja.

Para conseguir el desarrollo del simulador háptico que se propone en esta tesis será necesario cumplir con los siguientes objetivos:

- El desarrollo de las soluciones algorítmicas con las que capturar los movimientos de los dispositivos de entrenamiento consistentes en:
  - Soluciones de fusión sensorial con las que estimar la posición y orientación de la sonda ecográfica de entrenamiento en un sistema de referencia inercial a partir de la fusión sensorial de los datos obtenidos de los sensores que incorpora.
  - Soluciones de fusión sensorial para estimar la actitud y el desplazamiento la aguja con respecto del sistema de referencia de la sonda a partir de las medidas de los sensores que incorpora la aguja y de las imágenes de la cámara que incorpora la sonda ecográfica.
- El desarrollo de las soluciones hardware, en las que se implementan las soluciones algorítmicas, consistente en la creación de dispositivos hápticos (sonda ecográfica y aguja) de entrenamiento portátiles, dotados de sensores, que permitan obtener una sensación háptica realista y una robusta formación en técnicas ecográficas y en técnicas de inserción de agujas con guiado por ecografía.

## Parte 4

# PROPUESTA DE FUSIÓN SENSORIAL PARA LA ESTIMACIÓN DE LA ACTITUD Y EL DESPLAZAMIENTO



---

---

## SOLUCIÓN HÁPTICA PROPUESTA

---

---

La formación de profesionales de la sanidad en técnicas de exploración ecográfica y en técnicas de inserción de agujas guiadas por ecografía utilizando un simulador háptico, crea la necesidad de estimar la posición y la actitud de los dispositivos de entrenamiento. En este sentido, una de las habilidades más importantes que un profesional debe adquirir, es cómo posicionar y orientar la sonda ecográfica para obtener las imágenes que le aporten la visualización correcta en cada momento. Del mismo modo ocurre con la inserción de la aguja, su actitud y la distancia que ha sido introducida son parte imprescindible del procedimiento, ya que de esto depende que, cuando se trabaje con pacientes reales, no se les produzca ningún tipo de lesión.

De un modo simplificado y desde el punto de vista de los dispositivos, el proceso de entrenamiento consiste en que el estudiante desplace y oriente la sonda hasta encontrar, en las imágenes ecográficas, el lugar al que quiere acceder con la aguja. Posteriormente, orienta la aguja y la introduce bajo la cámara endoscópica, dentro del campo de visión, la distancia necesaria hasta alcanzar con la punta la estructura anatómica objetivo.

En el simulador propuesto, los desplazamientos superficiales de la sonda tomando como referencia un paciente virtual, son capturados con un ratón de dimensiones reducidas que incorpora la réplica de sonda en su interior. La actitud de la sonda ecográfica y de la aguja se estiman con un filtro de Kalman dual en el que se utilizan las medidas de aceleración, velocidad angular y de campo magnético obtenidas con los sensores MIMU que tanto la sonda como la aguja incorporan. El desplazamiento interno de la aguja con respecto de la sonda se obtiene con técnicas de flujo óptico a través de la cámara endoscópica que incorpora la sonda y se complementa con una solución de fusión sensorial con la aceleración lineal de la aguja obtenida del sensor MIMU.

En el esquema de la Figura 4.1.1 se representan los sensores que incorporan la réplica de la sonda ecográfica y la aguja y los sistemas de referencia implicados en la estimación de su posición y orientación. La réplica de la sonda incorpora en su interior un sensor MIMU, una cámara endoscópica y un ratón de ordenador de tamaño reducido. En la aguja real se ha incluido un soporte en el que hay otro sensor MIMU.

### 4.1.1 DEFINICIONES

Los sistemas de referencia implicados en la fusión sensorial son:

- **Sistema de referencia inercial  $F_n$ .** Es un sistema de referencia fijo o inercial. Este sistema de referencia está orientado de forma que su eje X coincide con el sentido del vector de campo magnético terrestre.

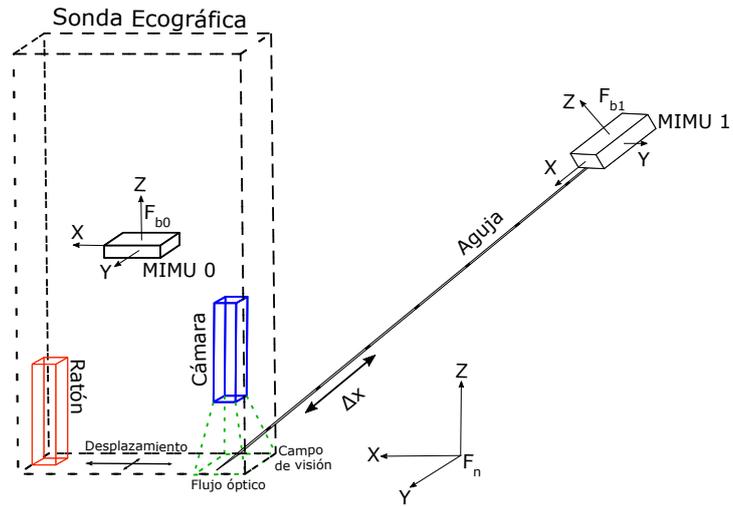


Figura 4.1.1: Visión general de los sensores incluidos para el cálculo de la actitud y el desplazamiento, y de los sistemas de referencia establecidos

- **Sistema de referencia local a la sonda  $F_{b0}$ .** Es en el sistema de referencia en el que se toman las medidas del sensor MIMU 0 perteneciente a la réplica de la sonda.
- **Sistema de referencia local a la aguja  $F_{b1}$ .** Es en el sistema de referencia en el que se toman las medidas del sensor MIMU 1 perteneciente a la aguja.

---



---

## FILTRO DE KALMAN DUAL PARA LA ESTIMACIÓN DE LA ACTITUD

---



---

En el capítulo anterior se ha descrito la propuesta de fusión sensorial para los dispositivos hápticos de formación, así como los sensores implicados en ella junto con los sistemas de referencia utilizados. Además, se ha explicado que la resolución del problema de obtención de la posición de la sonda se lleva a cabo por medio de un ratón de tamaño reducido introducido en la sonda. En este capítulo, el objetivo es abordar el problema de la fusión sensorial de las medidas del sensor MIMU o para estimar la actitud de la réplica de sonda ecográfica. Los sensores MIMU, tal y como se ha descrito en el estado del arte, permiten obtener tríadas de medidas de la velocidad angular, de la aceleración y del campo magnético terrestre. Las medidas son obtenidas en el sistema de referencia  $F_{b0}$  local al sensor, por lo que es necesario hacer uso de matrices de rotación de Tait-Bryan para transformar las medidas obtenidas al sistema de referencia inercial  $F_n$  y transformar las observaciones naturales conocidas, como el campo magnético terrestre o la gravedad terrestre, del sistema de referencia  $F_n$  al sistema de referencia  $F_{b0}$ . La fusión de las medidas del sensor MIMU, por medio del filtro de Kalman dual que se propone, permiten eliminar el ruido casi en su totalidad y estimar los ángulos de elevación ( ${}_n\hat{\theta}^{b0}$ ), desviación ( ${}_n\hat{\psi}^{b0}$ ) y giro ( ${}_n\hat{\phi}^{b0}$ ) de la sonda en el sistema de referencia inercial  $F_n$ . El filtro de Kalman dual está compuesto por dos filtros extendidos de Kalman (EKF): el EKF de la inclinación y el EKF de la desviación.

### 4.2.1 ROTACIONES DE TAIT-BRYAN

Los ángulos de Tait-Bryan se refieren a las rotaciones intrínsecas sobre los ejes Z, Y, X, respectivamente, y permiten realizar transformaciones entre los sistemas de referencia. De modo que, es posible relacionar las medidas y observaciones obtenidas en sistemas de referencia diferentes.

Las matrices de rotación elementales son las siguientes:

$${}_2R_x^{b0}({}_2\phi^{b0}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \quad (24)$$

$${}_1R_y^2({}_1\theta^2) = \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{pmatrix} \quad (25)$$

$${}_nR_z^1({}_n\psi^1) = \begin{pmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (26)$$

Dado  ${}_np^{b0}$ , vector cuyas componentes son los ángulos con los que está orientado  $F_{b0}$  con respecto a  $F_n$ :

$${}_np^{b0} = \begin{pmatrix} {}_n\phi^{b0} \\ {}_n\theta^{b0} \\ {}_n\psi^{b0} \end{pmatrix} \quad (27)$$

Sea  ${}_nR^{b0}({}_np^{b0})$  el vector de transformación que permite rotar el vector desde el sistema de referencia  $F_{b0}$  al sistema de referencia  $F_n$ , la cual está definida por la composición de rotaciones intrínsecas, sobre el eje Z, después sobre el Y y finalmente sobre el X.

$${}_nR^{b0}({}_np^{b0}) = {}_nR_z^1({}_n\psi^1) {}_1R_y^2(1\theta^2) {}_2R_x^{b0}(2\phi^{b0}) \quad (28)$$

$$\begin{pmatrix} \cos \theta \cos \psi & \sin \phi \sin \theta \cos \psi - \cos \phi \sin \psi & \cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi \\ \cos \theta \sin \psi & \sin \phi \sin \theta \sin \psi + \cos \phi \cos \psi & \cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi \\ -\sin \theta & \sin \phi \cos \theta & \cos \phi \cos \theta \end{pmatrix} \quad (29)$$

Su matriz traspuesta permite realizar rotaciones en sentido opuesto, es decir, el origen es el sistema de referencia  $F_n$  y el destino es el sistema de referencia  $F_{b0}$ :

$$({}_nR^{b0}({}_np^{b0}))^T = {}_{b0}R^n({}_{b0}p^n) \quad (30)$$

#### 4.2.2 CONDICIONES INICIALES DE LA VELOCIDAD ANGULAR

La relación entre las velocidades angulares medidas por el sensor MIMU en el sistema de referencia  $F_{b0}$  con las velocidades angulares en el sistema de referencia  $F_n$  viene dada por la aplicación de las matrices de rotación elementales como sigue [88, 89]:

$$\begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + {}_bR_x^2({}_b\phi^2) \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix} + {}_bR_x^2({}_b\phi^2) {}_2R^1(2\theta^1) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (31)$$

Operando y sustituyendo las ecuaciones (24) y (25) en (31):

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \frac{\sin \phi}{\cos \theta} & \frac{\cos \phi}{\cos \theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (32)$$

donde  $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$  son las velocidades angulares obtenidas del sensor MIMU en el sistema de referencia  $F_{b0}$  y  $(\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi})$  las velocidades angulares en el

sistema de referencia  $F_n$ . Más detalles sobre el desarrollo matemático para obtener esta relación pueden verse en el Anexo I.

Esta relación permite obtener en los EKFs que componen el filtro de Kalman dual la evolución dinámica de la actitud de la sonda a partir de las medidas de velocidad angular del sensor MIMU.

#### 4.2.3 FILTRO EXTENDIDO DE KALMAN DE LA INCLINACIÓN

El EKF de la inclinación permite estimar los ángulos de inclinación ( $\phi$  y  $\theta$ ) a partir de la fusión de las observaciones sensoriales obtenidas de los giróscopos y de los acelerómetros del sensor MIMU. En la etapa de predicción, en el modelo de sistema de inclinación se utilizan las medidas de velocidad angular del sensor ( $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ ) para estimar el estado. Posteriormente, para la etapa de corrección con el modelo de observación de la inclinación, se utiliza la aceleración ( $a_x, a_y, a_z$ ) como medida.

##### 4.2.3.1 Modelo de sistema de la inclinación

En el modelo de sistema de la inclinación tomamos como definición del estado los elementos de la tercera fila de la matriz  ${}_nR^{b0}({}_np^{b0})$  [89, 88]. Por tanto:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin \theta \\ \sin \phi \cos \theta \\ \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \quad (33)$$

Este modelo viene dado por la relación entre las medidas de velocidad angular de la ecuación (32). Operando, linealizando y discretizando (Anexo II) se obtiene el modelo del sistema para la inclinación:

$$x_{k+1} = (I + F_k \Delta T) x_k \quad (34)$$

donde  $F_k$  es:

$$F_k = \begin{bmatrix} 0 & \omega_z & -\omega_y \\ -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix} \quad (35)$$

y  $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$  es la velocidad angular obtenida del sensor MIMU.

La ecuación (34) permite realizar, en el EKF de la inclinación, la transición de estados en la etapa de predicción.

##### 4.2.3.2 Modelo de observación de la inclinación

En el modelo de observación de la inclinación se utiliza la aceleración ( $a_x, a_y, a_z$ ) como medida para corregir las estimaciones realizadas en la fase de predicción. La aceleración medida contiene tanto la gravedad terrestre como la aceleración lineal producida por los movimientos del dispositivo. En este caso esta última se considera ruido. Para relacionar las medidas de observación obtenidas en el sistema de referencia  $F_b$  del sensor MIMU, es necesario realizar la rotación del vector de gravedad del sistema de referencia

inercial  $F_n$  al sistema de referencia  $F_b$ . Para ello se utiliza la matriz de rotación de Tait-Bryan  ${}_{b_0}R^n({}_{b_0}P^n)$  [89, 88]:

$$\begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} = {}_{b_0}R^n({}_{b_0}P^n) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix} = -g \begin{bmatrix} -\sin \theta \\ \sin \phi \cos \theta \\ \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} = -g \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (36)$$

donde  $g$  se corresponde con el valor de la gravedad terrestre.

Como se puede observar, el estado definido en la ecuación (33) se corresponde con la matriz  $[x_1 \ x_2 \ x_3]^T$  de la ecuación (36), por tanto, podemos definir el modelo de observación:

$$z_k = Hx_k \quad (37)$$

donde  $z_k$  representa la aceleración  $[a_x \ a_y \ a_z]^T$ ,  $x_k$  es el estado, ambos en el instante  $k$ , y  $H$  es la matriz de observación:

$$H = \begin{bmatrix} -g & 0 & 0 \\ 0 & -g & 0 \\ 0 & 0 & -g \end{bmatrix} \quad (38)$$

#### 4.2.4 FILTRO EXTENDIDO DE KALMAN DE LA DESVIACIÓN

El EKF de la desviación permite realizar la estimación del ángulo desviación  ${}_n\hat{\psi}^{b_0}$  en el sistema de referencia  $F_n$  a partir de la fusión sensorial de las velocidades angulares obtenidas del sensor MIMU con la medida de observación del vector de campo magnético terrestre obtenida del magnetómetro. En la etapa de predicción, la entrada del modelo del sistema de la desviación es la velocidad angular  $\dot{\psi}$  sobre el eje Z del sistema de referencia inercial  $F_n$ . En la etapa de corrección, en el modelo de observación de la desviación se utiliza como medida de observación el vector de campo magnético terrestre.

##### 4.2.4.1 Modelo del sistema de la desviación

Para estimar el ángulo de desviación se utiliza el siguiente modelo:

$$\dot{\psi}^s = \dot{\psi} - \dot{\psi}^e \quad (39)$$

donde  $\dot{\psi}^s$  es la velocidad angular sobre el eje Z sin error,  $\dot{\psi}$  es la entrada del sistema que contiene un error y  $\dot{\psi}^e$  es el error, que será corregido en función de la matriz de covarianza y del ruido de las medidas de observación.

En este caso definimos el estado discreto del sistema en el instante  $k$  como:

$$x_k = \begin{bmatrix} \psi_k^s \\ \dot{\psi}_k^e \end{bmatrix} \quad (40)$$

donde  $\psi_k^s$  es el ángulo de desviación estimado y  $\dot{\psi}^e$  la deriva o error sistemático de la entrada (*offset o bias*).

Considerando la derivada discreta como  $\dot{\psi}_{k+1}^s = \frac{\psi_{k+1}^s - \psi_k^s}{\Delta T}$  y sustituyéndola en el modelo, obtenemos:

$$\psi_{k+1}^s = \psi_k^s - \dot{\psi}_k^e \Delta T + \dot{\psi}_{k+1} \Delta T \quad (41)$$

donde  $\Delta T$  es el intervalo de muestreo.

Expresando la ecuación (41) de forma matricial y asumiendo que el bias no varía con el tiempo  $\dot{\psi}_{k+1}^e = \dot{\psi}_k^e$ :

$$\begin{bmatrix} \psi_{k+1}^s \\ \dot{\psi}_{k+1}^e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -\Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \psi_k^s \\ \dot{\psi}_k^e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta T \\ 0 \end{bmatrix} \dot{\psi}_{k+1} \quad (42)$$

obtenemos el modelo de sistema que se usará en la fase de predicción del cálculo del ángulo de desviación:

$$x_{k+1} = F_k x_k + B_k u_k \quad (43)$$

donde  $x_k$  es el estado y  $u_k$  es la entrada al sistema  $\dot{\psi}_{k+1}$ .

La entrada al sistema está definida por [89, 88]:

$$\dot{\psi} = \frac{x_2}{x_2^2 + x_3^2} \omega_y + \frac{x_3}{x_2^2 + x_3^2} \omega_z \quad (44)$$

Como se puede observar,  $\dot{\psi}$  depende de la velocidad angular en los ejes Y y Z ( $\omega_y, \omega_z$ ) obtenida del gir6scopo y de los ángulos de giro  ${}_n\hat{\phi}^{b0}$  y elevación  ${}_n\hat{\theta}^{b0}$  a través de las variables de estado ( $x_2, x_3$ ) del EKF de la inclinación. La entrada se obtiene del desarrollo de la relación de la velocidad angular  $\dot{\psi}$  en el sistema de referencia  $F_n$  con las medidas de velocidad angular del sensor MIMU en el sistema de referencia  $F_{b0}$  que se define en la ecuación (32). Para más detalle del desarrollo matemático consultar el Anexo III.

#### 4.2.4.2 Modelo de observación de la desviación

En la fase de corrección, se utiliza el vector de campo magnético como medida de observación. Dado el vector  $H_n$  en el sistema de referencia inercial  $F_n$  se calcula el vector  $H_b$  aplicando la matriz de rotación  ${}_{b0}R^n({}_{b0}p^n)$  [89, 88].

$$H_n = \begin{bmatrix} H_N \\ H_E \\ H_D \end{bmatrix} \quad (45)$$

$$H_b = \begin{bmatrix} H_N \cos \theta \cos \psi + H_E \cos \theta \sin \psi - H_D \sin \theta \\ H_N (\sin \phi \sin \theta \cos \psi - \cos \phi \sin \psi) + H_E (\sin \phi \sin \theta \sin \psi + \cos \phi \cos \psi) + H_D \sin \phi \cos \theta \\ H_N (\cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \theta) + H_E (\cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi) + H_D \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \quad (46)$$

donde  $N, E, D$  representan las componentes del vector en el norte y este magnéticos y la componente de inclinación magnética ( $dip$ ), respectivamente.

Como se explicaba en el estado del arte, la inclinación del vector  $H_n$  es dependiente del lugar geográfico en el que se esté midiendo el campo magnético terrestre.

Dado que este modelo es no lineal, es necesario calcular el Jacobiano a la hora de linealizar el modelo de observación:

$$\nabla H_b = \begin{bmatrix} -H_N \cos \theta \sin \psi + H_E \cos \theta \cos \psi & 0 \\ H_N (-\sin \phi \sin \theta \sin \psi - \cos \phi \cos \psi) + H_E (\sin \phi \sin \theta \cos \psi - \cos \phi \sin \psi) & 0 \\ H_N (-\cos \phi \sin \theta \sin \psi + \sin \phi \cos \psi) + H_E (\cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi) & 0 \end{bmatrix}_{\bar{\psi}^s, \bar{\psi}^e} \quad (47)$$

## 4.2.5 CONCLUSIONES

Para una mejor comprensión de la solución propuesta, filtro de Kalman dual para la estimación de la actitud descrita anteriormente se representa con un esquema en la Figura 4.2.1. Como se ha descrito, la solución propuesta está formada por dos filtros extendidos de Kalman, el EKF de la inclinación y el EKF de la desviación. El EKF de la inclinación tiene como entradas el vector de velocidad angular  $\omega$  y el vector de aceleración  $a$  y como salida los ángulos de inclinación  $({}_n\hat{\phi}^{b0}, {}_n\hat{\theta}^{b0})$  en el sistema de referencia inercial  $F_n$ . El EKF de la desviación tiene como entradas el vector velocidad angular  $\omega$ , el vector de campo magnético  $m$  y los ángulos de inclinación, y como salida el ángulo de desviación  $({}_n\hat{\psi}^{b0})$  en el sistema de referencia  $F_n$ .

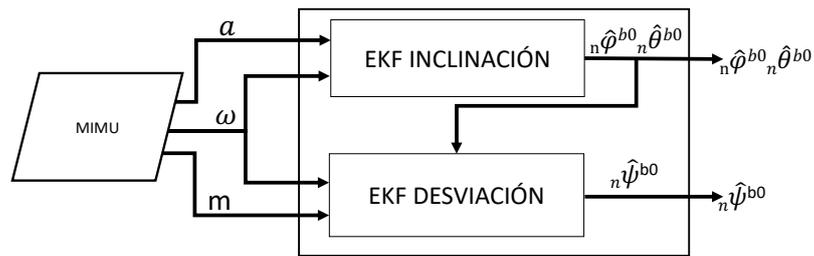


Figura 4.2.1: Esquema del filtro de Kalman dual para la estimación de la actitud de la sonda

La solución propuesta constituye un modelo con el que se obtienen resultados robustos. Utilizar dos EKF para obtener la actitud en dos etapas permite separar las medidas de aceleración de las medidas de campo magnético, evitando que las perturbaciones ferromagnéticas que puede sufrir el magnetómetro afecten a la estimación de los ángulos de inclinación. En este sentido, el modelo utilizado en el EKF de la inclinación es sencillo desde el punto de vista de su linealización debido a como se ha definido el vector de estados. Además, se consigue que la aceleración pueda usarse directamente, sin transformaciones complejas [88, 89]. El modelo de inclinación también simplifica de forma notable el EKF de la desviación, ya que permite calcular la entrada del sistema de forma sencilla y en relación a parámetros ya calculados, haciendo la solución más eficiente computacionalmente [88, 89]. En esta línea de reducir la complejidad, la inclusión del bias o error sistemático en el estado del EKF de la desviación permite reducir en cada instante de tiempo los errores sistemáticos ocasionados por la deriva que comúnmente presentan los giróscopos.

ACTITUD RELATIVA DE LA AGUJA

Una vez estimadas la posición y orientación de la sonda, el objetivo de este capítulo es describir como estimar la actitud de la aguja con respecto de la sonda. Para obtener la actitud de la aguja en el sistema de referencia inercial  $F_n$ , se puede utilizar la misma propuesta utilizada para la sonda. Sin embargo, durante las inserciones guiadas por ecografía se toma como referencia la sonda para orientar la aguja. Debido a esto, es necesario calcular la actitud de la aguja con respecto de la sonda.

Por tanto, en primer lugar, por medio del filtro de Kalman dual descrito en el capítulo 4.2 se estima, de forma similar, la actitud de la aguja en el sistema de referencia inercial  $({}_n\hat{\phi}^{b1}, {}_n\hat{\theta}^{b1}, {}_n\hat{\psi}^{b1})$ . En segundo lugar, con la actitud de la sonda y la de la aguja, ambas en el sistema de referencia inercial  $F_n$ , se componen las matrices  ${}_nR^{b0}({}_np^{b0})$  y  ${}_nR^{b1}({}_np^{b1})$  a partir de las matrices de rotación elementales. Finalmente, ambas matrices se componen para obtener la matriz  ${}_{b0}R^{b1}({}_{b0}p^{b1})$  con la que se obtienen los ángulos de actitud de la aguja en el sistema de referencia de la sonda  $F_{b0}$  utilizando funciones arco tangente:

$${}_{b0}R^{b1}({}_{b0}p^{b1}) = {}_{b0}R^n({}_{b0}p^n) {}_nR^{b1}({}_np^{b1}) \quad (48)$$

donde  ${}_{b0}R^n({}_{b0}p^n) = ({}_nR^{b0}({}_np^{b0}))^T$

De forma esquemática se puede representar como en la Figura 4.3.1, en la que las entradas son los ángulos de actitud de ambos dispositivos, sonda y aguja, con respecto del sistema de referencia inercial  $F_n$  y la salida es la orientación de la aguja con respecto del sistema de referencia de la sonda  $F_{b0}$ .

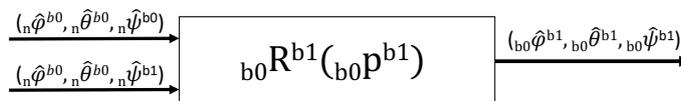


Figura 4.3.1: Esquema de transformación de la actitud de la aguja al sistema de referencia de la sonda



## DESPLAZAMIENTO DE LA AGUJA

---

En los capítulos anteriores se han descrito las propuestas para obtener la orientación de la sonda ecográfica con respecto del sistema de referencia inercial  $F_n$  y la orientación de la aguja con respecto del sistema de referencia local a la sonda  $F_{b0}$ . En este capítulo, se va a describir la solución propuesta para estimar el desplazamiento interno de la aguja, simulando la penetración en el cuerpo del paciente, bajo la sonda ecográfica. La propuesta consiste en la aplicación de una solución de fusión sensorial entre la medida del desplazamiento de la aguja obtenida con un procedimiento de flujo óptico y la medida de aceleración medida con el acelerómetro del sensor MIMU que incorpora la aguja.

### 4.4.1 MEDIDA DEL DESPLAZAMIENTO DE LA AGUJA CON TÉCNICAS DE FLUJO ÓPTICO

Las soluciones de flujo óptico, como han descrito en la revisión realizada en el estado del arte, producen buenos resultados a la hora de obtener el desplazamiento de los objetos visibles en las imágenes. Sin embargo, precisan de una capacidad computacional muy elevada y de imágenes con un abundante número de características. En este caso, se opta por la implementación de una solución centrada en el problema a resolver. Esto es debido a las restricciones computacionales existentes por la necesidad de utilizar sistemas empotrados, a las restricciones de tiempo real que implican conseguir que el simulador trabaje de forma realista y a la baja cantidad de características que contienen las imágenes utilizadas.

Las agujas utilizadas en la simulación son reales, iguales que las que utilizan los profesionales médicos (Figura 4.4.1). Este tipo de agujas tienen unas marcas con una separación de un centímetro (1 cm) entre ellas. Las marcas son utilizadas por los profesionales para conocer la distancia que han introducido la aguja en el cuerpo del paciente. Los algoritmos de visión artificial descritos en este capítulo, de forma semejante, buscan calcular el número de marcas que se han introducido el pinchar sobre un objeto con características semejantes al cuerpo humano.

El flujo óptico se obtiene para cada una de las imágenes de la aguja. En primer lugar, se realiza un preprocesamiento y, posteriormente, se identifica la marca visible y sus extremos. Una vez identificados los extremos se procede a obtener el desplazamiento 2D y el sentido de la aguja con respecto a la imagen anterior. Para ello, se utiliza el módulo Movimiento 2D basado en una máquina de estados. Finalmente, la estimación del desplazamiento en 3D se realiza por medio del algoritmo de *Retroproyección 2D-3D*.

#### 4.4.1.1 Preprocesamiento e identificación de marcas

Por medio de la API de Video For Linux se obtienen imágenes de la cámara endoscópica a una frecuencia de 30 Hz. En las imágenes aparecen proyectados los tramos de la aguja, es decir, en las imágenes aparecen una o dos manchas blancas, en función de cómo se encuentre la aguja bajo la cámara, como se puede ver en las Figuras 4.4.1 y 4.4.2. Las imágenes están codificadas en formato YUYV.

En una primera fase de preprocesamiento, los canales U y V de crominancia, que no aportan ninguna información útil, son eliminados, quedando solo el canal Y de luma. Para eliminar el posible ruido y la aparición de otras estructuras no deseadas en las imágenes, posteriormente, se transforma la imagen en binaria. Para ello se realiza una umbralización con un valor cercano al valor del pixel blanco (255), ya que los tramos de la aguja entre las marcas negras son blancos.

En la segunda fase, se aplica un algoritmo de etiquetado de componentes conectados (Figura 4.4.2) [73].

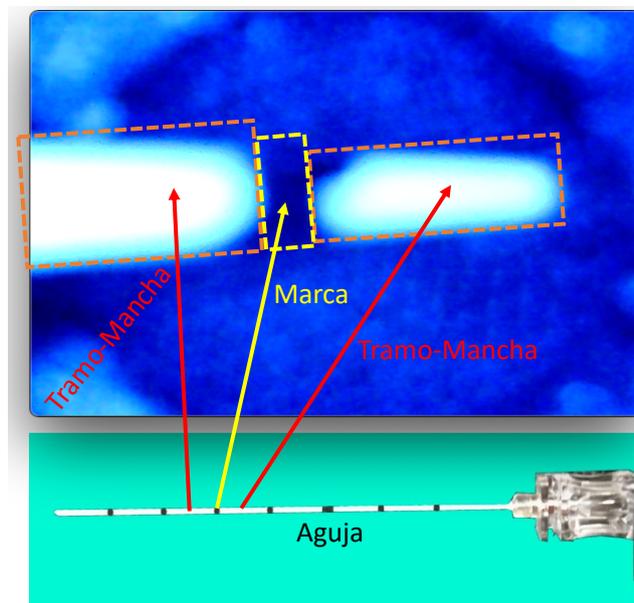


Figura 4.4.1: Imagen original sin procesar y aguja real de entrenamiento

Una vez etiquetados los componentes conectados, se realiza un filtrado por tamaño de forma que se descartan las estructuras pequeñas que aparecen por el ruido en las imágenes.

En la tercera fase, se calculan los extremos de cada una de las manchas visibles (Figura 4.4.2). Los extremos de las manchas delimitan la marca. Así, cuando hay dos manchas visibles, la marca se encuentra entre ellas. Cuando solo hay una mancha visible la marca puede estar en el lado izquierdo o en el lado derecho de la imagen. El origen de coordenadas de las imágenes está en la esquina superior izquierda, como se muestra en la Figura 4.4.2.

#### 4.4.1.2 Desplazamiento 2D

La solución propuesta para obtener el desplazamiento 2D de la aguja sobre el plano de imagen, está basada en una máquina de estados utilizada para medir el flujo óptico entre diferentes imágenes consecutivas. El procedimiento

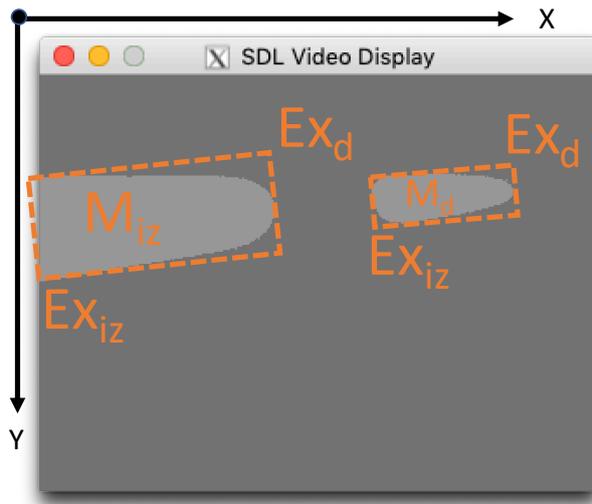


Figura 4.4.2: Imagen en la que se ha aplicado el algoritmo de Etiquetado y Componentes Conectados y se han calculado los extremos de las manchas

consiste en el seguimiento de los extremos de las marcas negras de la aguja proyectadas en el plano de imagen.

Su estructura se divide en dos módulos:

- **Detector de presencia de marca.** Sirve para determinar si la aguja está bajo la cámara y comprobar que se mantiene y no se trata de un falso positivo y, además, obtiene el punto de entrada ( $P_0$ ). Un diagrama de flujo sobre este módulo puede verse en la figura 4.4.3.

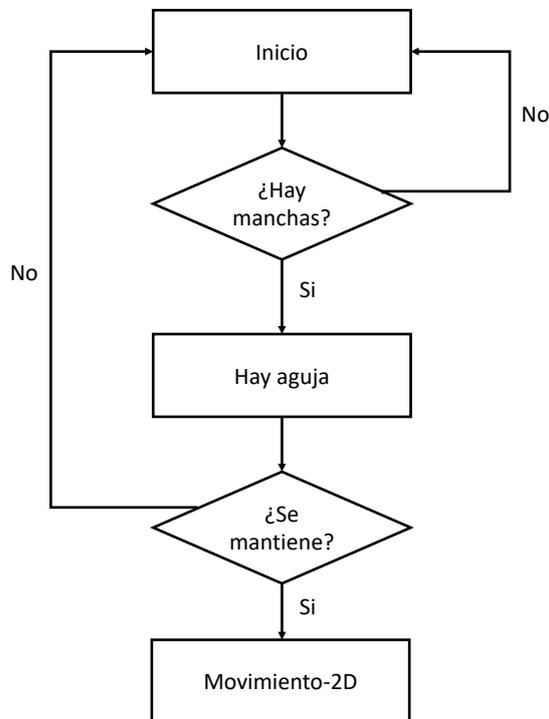


Figura 4.4.3: Diagrama de flujo del detector de presencia

- **Movimiento 2D.** Sirve para determinar el sentido de la aguja, contar las marcas que van entrando o saliendo y estimar el desplazamiento 2D ( $\hat{a}_{2D}$ ).

En el módulo *Movimiento 2D*, para determinar el movimiento se utiliza una idea semejante a los *encoders* diferenciales. En los *encoders* en cuadratura se producen dos señales desfasadas que permiten determinar el sentido. Concretamente, para diferenciar el sentido del movimiento, se propone una máquina de estados caracterizada por la visibilidad de la marca. En este caso, el sentido dependerá de hacia qué extremo de la imagen se desplaza la marca.

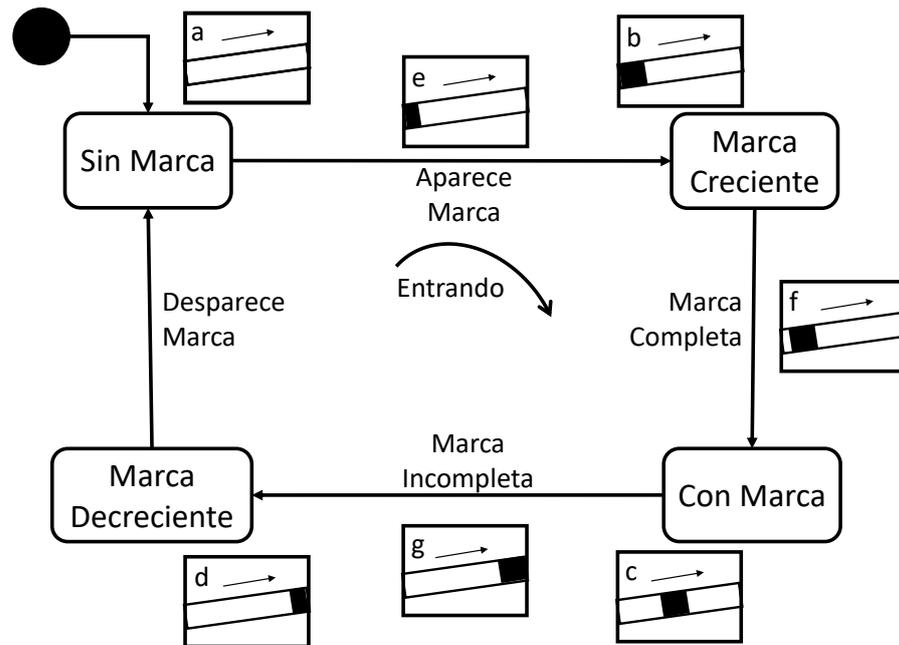


Figura 4.4.4: Diagrama de la máquina de estados del *Movimiento 2D* en sentido de entrada

En la transición *Aparece Marca* (Figura 4.4.4e) se considera que una marca aparece cuando se puede identificar la posición de uno de sus extremos. Cuando una marca aparece, se realiza una transición al estado *Marca Creciente* en el que se permanece mientras la marca está en crecimiento. La transición *Marca Completa* (Figura 4.4.4f) se produce cuando la marca está completamente definida, es decir, se conocen sus extremos derecho e izquierdo. Cuando esta se produce, se pasa al estado *Con Marca*, en el que se permanece siempre que los extremos de la marca se encuentren definidos (Figura 4.4.4c).

Al estado *Marca Decreciente* se llega a través de la transición *Marca Incompleta*, la cual se produce porque uno de los extremos deja de estar definido (Figura 4.4.4g). Una vez se pierde el único extremo visible, a medida que la marca va decreciendo, se produce la transición *Desaparece Marca* al estado *Sin Marca*. En este estado no existe ninguna marca visible, ni parcial ni completa. En la imagen solo está visible uno de los tramos blancos de la aguja.

En la Figura 4.4.5, se aparece la máquina de estados del sentido de salida. En ambas máquinas de estados, cada vez que se complete un ciclo ordenado completo, el contador de marcas aumentará una unidad, si el sentido es de entrada, o disminuirá, si el sentido es de salida.

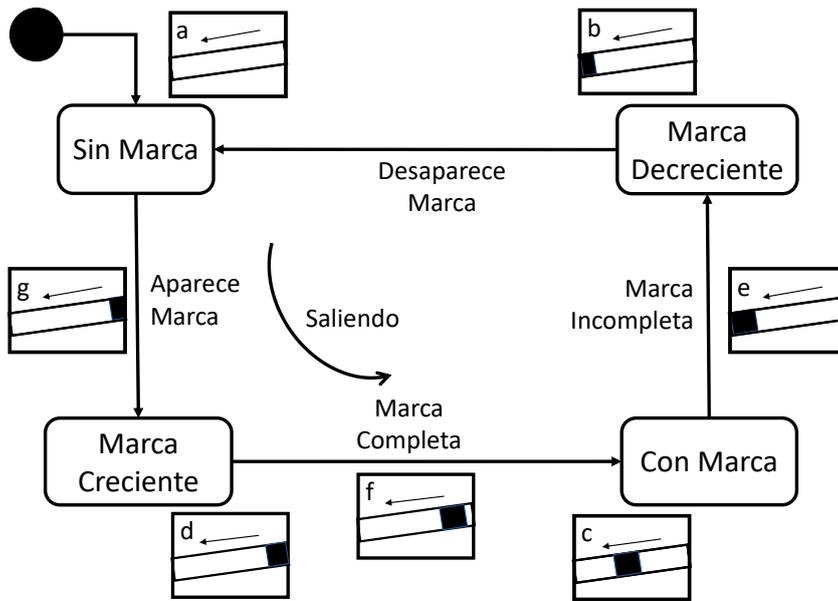


Figura 4.4.5: Diagrama de la máquina de estados del Movimiento 2D en sentido de salida

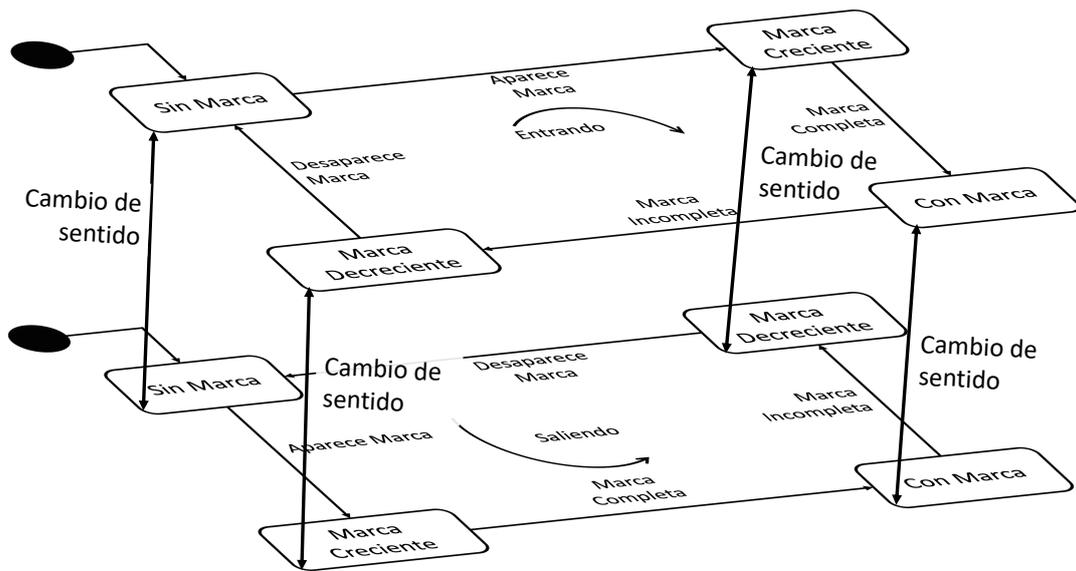


Figura 4.4.6: Diagrama completo que incluye las dos máquinas de estados del Movimiento 2D en ambos sentidos

En la figura 4.4.6 están representadas superpuestas ambas máquinas de estados con las transiciones que se producen durante los cambios de sentido de la aguja. Cuando el sentido cambia en el estado *Marca Creciente*, se produce una transición al estado *Marca Decreciente* y viceversa. En cambio, si el cambio de sentido se produce en los estados *Sin Marca* o *Con Marca* la transición es al mismo estado de la otra máquina de estados. Debido a las similitudes que comparte cada pareja de estados y, a diferenciarse principalmente por el sentido de la aguja, se pueden unificar en uno solo en el que será de vital importancia conocer dicho sentido.

En cada uno de los estados se determina el sentido y se estima el desplazamiento 2D ( $\hat{d}_{2D}$ ). Los extremos de interés, que son en los que se produce flujo óptico en cada estado, son los que se utilizan en la solución de *Retroproyección 2D-3D* explicada en la Sección 4.4.1.3 con la que se estima el desplazamiento en el mundo real en 3D.

A continuación se explican detalladamente cada uno de los estados del *Movimiento 2D*:

- **Estado Marca Creciente**

En este estado, es de vital importancia conocer por qué extremo de la imagen crece la marca con el fin de determinar el sentido de la aguja. En la Figura 4.4.7, el esquema incluye dos imágenes consecutivas: la de la izquierda representa la imagen en el instante  $i - 1$  mientras que la de derecha representa la imagen en el instante  $i$ . Tal y como se puede apreciar en la figura 4.4.7, si  $I_{i-1}(Ex_{iz}) < I_i(Ex_{iz})$  el sentido es de entrada con un desplazamiento de  $\Delta x$ .

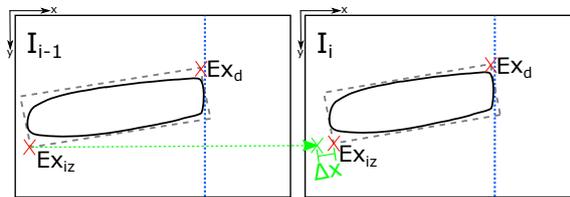


Figura 4.4.7: Esquema del estado *Marca Creciente* en sentido de entrada

En cambio, como se puede ver en la figura 4.4.8, si  $I_{i-1}(Ex_d) > I_i(Ex_d)$  el sentido es de salida con un desplazamiento de  $-\Delta x$ .

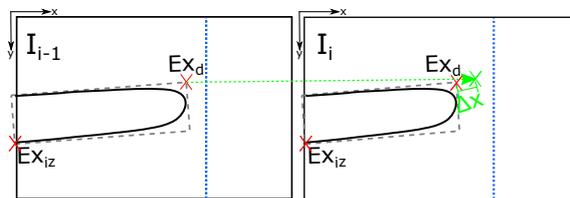


Figura 4.4.8: Esquema del estado *Marca Creciente* en sentido de salida

- **Estado Con Marca**

En este estado, al tener la marca completamente definida, se pueden utilizar tanto su extremo derecho como su extremo izquierdo para estimar el desplazamiento y el sentido. Tal y como se puede ver en la figura 4.4.9 se puede apreciar el flujo de la marca con un desplazamiento de entrada  $\Delta x$  en el que  $I_{i-1}(M_{iz}(Ex_d)) < I_i(M_{iz}(Ex_d))$ .

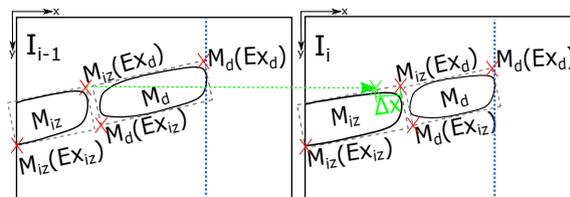


Figura 4.4.9: Esquema del estado *Con Marca* en sentido de entrada

Para el sentido de salida el desplazamiento es  $-\Delta x$  ya que  $I_{i-1}(M_{iz}(Ex_d)) > I_i(M_{iz}(Ex_d))$  tal y como puede ver en la figura 4.4.10.

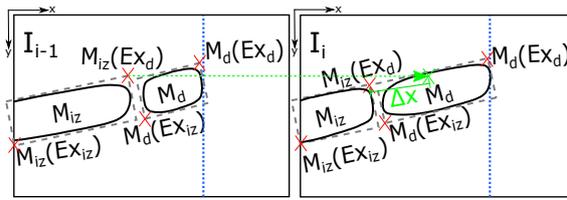


Figura 4.4.10: Esquema del estado *Con Marca* en sentido de salida

• Estado **Marca Decreciente**

En este estado, para estimar el sentido de la aguja siempre es importante conocer por qué extremo de la imagen es por el que decrece la marca. Si lo hace por la derecha, se cumple que  $I_{i-1}(EX_d) < I_i(EX_d)$  con un desplazamiento de  $\Delta x$ , lo que indica que la aguja está entrando como puede verse en la figura 4.4.11.

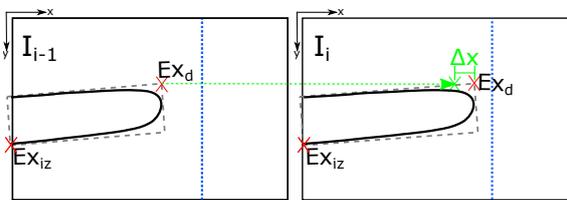


Figura 4.4.11: Esquema del estado *Marca Decreciente* en sentido de entrada

En cambio, como muestra la figura 4.4.12, si decrece por la izquierda se cumple que  $I_{i-1}(EX_{iz}) > I_i(EX_{iz})$  con un desplazamiento de  $-\Delta x$  en sentido de salida.

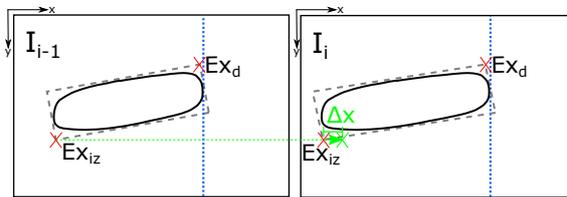


Figura 4.4.12: Esquema del estado *Marca Decreciente* en sentido de salida

• Estado **Sin Marca**

En este estado, no está visible ninguna marca, por tanto, no es posible realizar estimaciones del movimiento con técnicas de flujo óptico, ya que no se observa movimiento entre los puntos de interés detectados en las imágenes. En la figura 4.4.13 se puede ver que tanto  $I_{i-1}(EX_d) = I_i(EX_d)$  como  $I_{i-1}(EX_{iz}) = I_i(EX_{iz})$ , por lo que no se conoce ni el desplazamiento ni el sentido que está tomando la aguja.

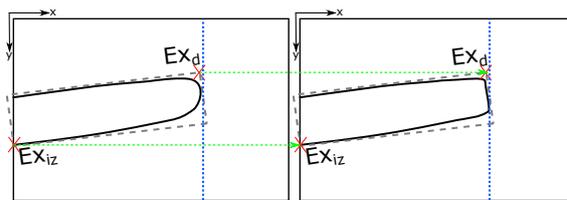


Figura 4.4.13: Esquema del estado *Sin Marca*

## 4.4.1.3 Retroproyección 2D-3D

En este punto, ya se han estimado las orientaciones de la sonda y de la aguja y se ha obtenido el sentido de la aguja y su desplazamiento ( $\hat{d}_{2D}$ ) sobre el plano de imagen. El objetivo de esta sección es estimar el desplazamiento real de la aguja en 3D utilizando como entradas la orientación de la aguja en  $F_{b0}$  y el desplazamiento ( $\hat{d}_{2D}$ ). Este desplazamiento depende del punto de entrada de la aguja y los extremos de la marca visible en dos imágenes consecutivas. Los extremos vienen dados por el estado en el que se encuentre la máquina de estados del módulo Movimiento 2D en cada instante de tiempo. Para describir el procedimiento geométrico utilizado nos basaremos en la Figura 4.4.14.

Por tanto, sea  $P_i = (x_i, y_i, z_i)$  un punto en el sistema de referencia de la sonda  $F_{b0}$  perteneciente a la aguja real y sea  $P'_i = (x'_i, y'_i, z'_i)$  un punto en el plano de imagen correspondiente a un extremo de la marca y que es la proyección de  $P_i$  en la imagen  $i$ . Del mismo modo,  $P_{i-1}$  es un punto de la aguja real en el sistema de referencia  $F_{b0}$  cuya proyección es  $P'_{i-1}$  la cual ha sido obtenida en la imagen anterior  $i - 1$ . Para calcular la proyección  $P'_i$  de  $P_i$  utilizaremos el modelo de Pinhole o de cámara estenopeica [55]:

$$z'_i = z_i - f \Rightarrow z_i = z'_i + f \quad (49)$$

$$x'_i = f \frac{-x_i}{z'_i} \Rightarrow x_i = -\frac{z'_i}{f} x'_i \quad (50)$$

$$y'_i = f \frac{-y_i}{z'_i} \Rightarrow y_i = -\frac{z'_i}{f} y'_i \quad (51)$$

donde  $f$  es la distancia focal de la cámara.

Sea  $P_0 = (x_0, y_0, z_0)$  el punto de entrada en el sistema de referencia de la sonda  $F_{b0}$  perteneciente a la aguja real y  $P'_0 = (x'_0, y'_0, z'_0)$  su proyección en el plano de imagen. Sea  $H$  la distancia entre la base de la sonda y el plano de imagen, por tanto, las componentes de  $P_0$  a partir del punto de entrada en la imagen  $P'_0$  serán:

$$z_0 = H \quad (52)$$

$$x_0 = -\frac{H-f}{f} x'_0 \quad (53)$$

$$y_0 = -\frac{H-f}{f} y'_0 \quad (54)$$

Finalmente, sea  $r$  la recta que representa a la aguja, de la cual forman parte los puntos  $P_0$ ,  $P_i$  y  $P_{i-1}$ . En esquema de la Figura 4.4.14, los ángulos  $\theta$  y  $\psi$  se corresponden con la elevación  ${}_{b0}\theta^{b1}$  y la desviación  ${}_{b0}\psi^{b1}$  de la aguja con respecto del sistema de referencia de la sonda  $F_{b0}$ .

La recta  $r$  es paralela al eje X en el sistema de referencia de la aguja  $F_{b1}$ , por tanto, podemos usar como vector director de la recta el vector  $V_{b1} = (1 \ 0 \ 0)^T$ . Para transformar este vector director en el sistema de

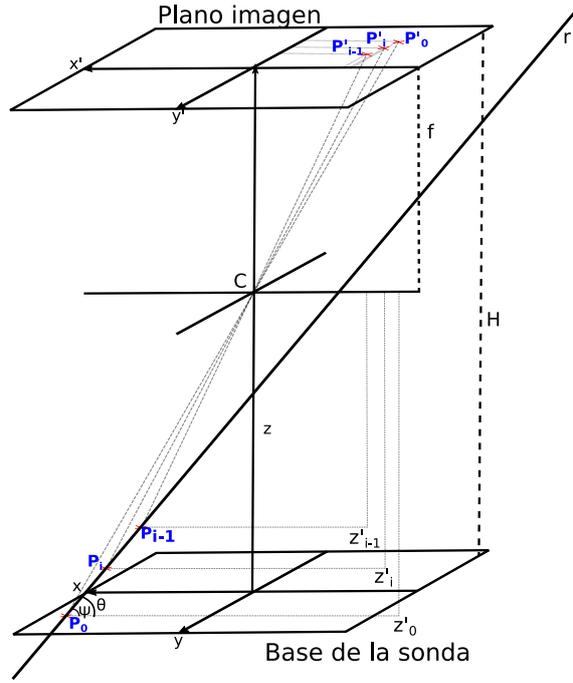


Figura 4.4.14: Esquema geométrico del cálculo de la distancia a partir de la proyección de la aguja

referencia de la sonda  $F_{b0}$  aplicaremos la matriz de rotación de Tait-Bryan  ${}_{b0}R^{b1}({}_{b0}p^{b1})$ .

El vector director  $V_{b0}$  es:

$$V_{b0} = \begin{bmatrix} -\cos \psi \cos \theta \\ -\cos \theta \sin \psi \\ \sin \theta \end{bmatrix} \quad (55)$$

Con el vector director  $V_{b0}$  y el punto  $P_0$  definimos una recta con la siguiente ecuación:

$$r \equiv \frac{x - x_0}{-\cos \psi \cos \theta} = \frac{y - y_0}{-\cos \theta \sin \psi} = \frac{z - H}{\sin \theta} \quad (56)$$

Con la ecuación (56) se pueden obtener las componentes  $x$  e  $y$  de  $P_{i-1}$  y  $P_i$  en función de la componente  $z$ . Para obtener la componente  $z$  se utiliza la ecuación (57). El desarrollo matemático para obtenerla puede consultarse en el Anexo IV.

$$z_i = f \frac{\Delta x(z_{i-1} - f) + z_{i-1}c}{\Delta x(z_{i-1} - f) + cf} \quad (57)$$

donde  $z_{i-1}$  y  $z_i$  se corresponden con la componente  $z$  de los puntos  $P_{i-1}$  y  $P_i$ , respectivamente;  $\Delta x = x'_{i-1} - x'_i$  es el desplazamiento entre el punto  $P'_{i-1}$  y el punto  $P'_i$  en el eje  $X$  del plano de imagen y que se corresponde con el desplazamiento de los extremos de la marca visible entre imágenes consecutivas;  $f$  es la distancia focal y  $c$  se corresponde con la ecuación (58):

$$c = x_0 + \frac{\cos \psi (H - f)}{\tan \theta} \quad (58)$$

Sea  $z_{i-1}$  la componente  $z$  del punto  $P_{i-1}$ . Para obtenerlo se puede utilizar la ecuación (57), donde  $z_{i-1} = z_0 = H$  y  $\Delta x = x'_0 - x'_{i-1}$ , que es el desplazamiento entre las componentes  $x$  del extremo de la marca en la imagen  $i - 1$  y del punto de entrada.

Finalmente, conocidos los puntos  $P_{i-1}$  y  $P_i$  obtenemos:

$$d_F = |P_i - P_{i-1}| \quad (59)$$

donde  $d_F$  es el desplazamiento, en 3D, de la aguja entre dos imágenes consecutivas.

#### 4.4.1.4 Conclusiones

La solución propuesta de flujo óptico propuesta para medir el desplazamiento de la aguja puede verse en el esquema de la Figura 4.4.15. En la primera etapa, para las imágenes obtenidas por la cámara endoscópica insertada en la réplica de sonda, se realiza un preprocesamiento con el que se prepara la imagen para las siguientes fases y se elimina una parte importante del ruido existente. En la segunda etapa, se identifica la marca visible en la imagen junto con sus extremos. En la tercera etapa, estos extremos serán la entrada al procedimiento de Desplazamiento 2D con el que se cuentan los tramos introducidos de la aguja, se calcula su sentido y se obtiene su desplazamiento 2D sobre el plano de imagen. En la última etapa, el desplazamiento real en 3D de la aguja se estima con la solución de *Retroproyección 2D-3D*, que tiene como entradas la elevación y la desviación de la aguja con respecto de la sonda y el desplazamiento 2D.

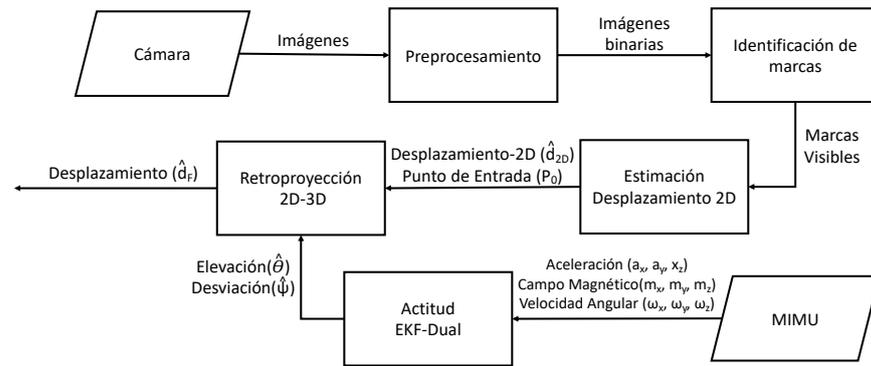


Figura 4.4.15: Esquema de la solución de flujo óptico para la medida del desplazamiento

Las imágenes obtenidas durante las simulaciones tienen condiciones conocidas de luminosidad y de fondo. El fondo es negro y, sobre él, se visualiza la aguja en blanco cuando es introducida. Debido a esto, la cantidad de características que es posible detectar es muy reducida, lo que imposibilita utilizar algoritmos de extracción y/o descripción de características avanzados como los ampliamente conocidos SIFT, SURF, FAST o alguna de sus variantes. Por esta razón, la solución aplicada es una solución dispersa de flujo óptico en la que se utilizan los extremos de los conjuntos visibles de píxeles de las marcas que se mueven para obtener el movimiento de la aguja. Es una solución eficiente computacionalmente, lo que permite que pueda ser utilizada en dispositivos de visión embebida para realizar simulaciones en tiempo real.

#### 4.4.2 FILTRO DE KALMAN PARA LA ESTIMACIÓN DEL DESPLAZAMIENTO DE LA AGUJA

En los capítulos y secciones anteriores se ha descrito como estimar tanto la posición como la orientación de la sonda, la actitud de la aguja y su medida de desplazamiento bajo la sonda. Sin embargo, la medida de desplazamiento calculada por la solución de flujo óptico no es lo suficientemente precisa, especialmente en los momentos en los que no se aprecia movimiento en la imagen, como es el caso del estado *Sin Marca* del procedimiento Desplazamiento 2D. Para eliminar el error que se comete al calcular el desplazamiento en el estado *Sin Marca*, se hace uso del sensor MIMU que incorpora la aguja. Con esta información y el desplazamiento calculado se aplica una solución de fusión sensorial con la que se obtiene una estimación más robusta y realista del desplazamiento de la aguja. Para ello, se utiliza un Filtro de Kalman con un modelo PVA (Posición-Velocidad-Aceleración) [26, 69]. Previamente, se utiliza un procedimiento para extraer la aceleración lineal, que se describe a continuación.

##### 4.4.2.1 Obtención de la medida de aceleración

La medida obtenida en el eje X del acelerómetro del sensor MIMU 1 de la aguja en el sistema de referencia  $F_{b1}$  contiene la aceleración lineal producida por el movimiento del dispositivo y la componente correspondiente a la gravedad terrestre. Debido a esto, es necesario extraer la aceleración lineal.

Para ello, se hace uso de la matriz  ${}_{b1}R^n({}_{b1}p^n)$  aplicada al vector de gravedad  $G_n = (0 \ 0 \ -g)^T$  con el fin de rotar el vector de gravedad del sistema de referencia inercial  $F_n$  al sistema de referencia de la aguja  $F_{b1}$ :

$$G_{b1} = {}_{b1}R^n({}_{b1}p^n)G_n = -g \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (60)$$

donde  $[x_1 \ x_2 \ x_3]^T$  se corresponden con el estado del modelo de inclinación descrito en el capítulo 4.2.

Teniendo como premisa que la fuerza se aplica en la dirección del eje X del sistema de referencia  $F_{b1}$ , la aceleración lineal en dicho eje se calcula como sigue:

$$a_x = A_x + gx_1 \quad (61)$$

donde  $a_x$  corresponde a la aceleración lineal en el eje X sin la componente de gravedad,  $A_x$  es la medida obtenida del sensor y  $x_1$  es la primera componente del vector de estado del modelo de la inclinación de la aguja.

##### 4.4.2.2 Filtro de Kalman PVA

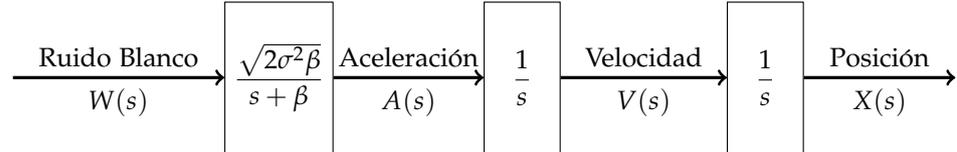
El Filtro de Kalman propuesto utiliza un modelo PVA (Posición-Velocidad-Aceleración), el cual es un proceso de Gauss-Markov. Este modelo está basado en la aplicación de un *shaping filter* para obtener la aceleración a partir del ruido y en dos integraciones para obtener la posición [26, 69].

En el modelo de observación se corrigen las estimaciones con dos medidas de observación en función de su disponibilidad en cada momento. Estas medidas, como se ha indicado anteriormente, son la aceleración medida por

sensor IMU 1 de la aguja y el desplazamiento ( $\hat{d}_F$ ) de la aguja, obtenido con la solución de flujo óptico descrita en el capítulo 4.4.1.

#### 4.4.2.2.1 Modelo de sistema del filtro PVA

En el dominio de la frecuencia, el modelo del sistema para el filtro de Kalman PVA puede verse en el siguiente diagrama de bloques. La función de transferencia del primer bloque corresponde al *shaping filter*, donde  $\frac{1}{\beta}$  es la constante de tiempo y  $\sigma^2$  la media al cuadrado [26, 69]. Los dos bloques restantes corresponden a dos integradores que permiten obtener la velocidad y la posición a partir de la aceleración, que es la salida del *shaping filter*.



Se define el vector estado utilizado como  $x = (d \ v \ a)^T$ , donde  $d$  es el desplazamiento,  $v$  la velocidad y  $a$  la aceleración.

El proceso de discretización del modelo se realiza con el método numérico de C. F. Van Loan [26, 69] (Anexo V), que permite obtener la matriz de covarianzas  $Q_k$ , la cual es omitida por su gran complejidad, y la matriz de transferencia  $\Phi_k$  como:

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{e^{-\beta\Delta t} + \beta\Delta t - 1}{\beta^2} \\ 0 & 1 & \frac{1 - e^{-\beta\Delta t}}{\beta} \\ 0 & 0 & e^{-\beta\Delta t} \end{bmatrix} \quad (62)$$

En este caso, al tratarse de un proceso estocástico de Gauss-Markov, la propagación del estado puede ser estimada a partir de su media. Por tanto, en la fase de predicción, la estimación del estado discreto se obtiene como [69]:

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k \quad (63)$$

#### 4.4.2.2.2 Modelo de observación del filtro PVA

En la fase de corrección del filtro de Kalman PVA se van a utilizar dos observaciones, la aceleración medida en el eje X del sensor MIMU 1 de la aguja y el desplazamiento estimado por el algoritmo de flujo óptico.

Debido a que no se dispone de la observación de la distancia de las soluciones de visión artificial en todos los instantes de tiempo, existen dos modelos de observación con el fin de corregir con una o con dos medidas de observación en función de su disponibilidad. Debido a esto, las matrices de observación son:

- Medida de aceleración

$$H_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (64)$$

Por tanto, el modelo de observación es:

$$z_k = H_1 x_k \quad (65)$$

- Medida de aceleración y desplazamiento

$$H_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (66)$$

En este caso el modelo de observación es:

$$z_k = H_2 x_k \quad (67)$$

#### 4.4.2.3 Conclusiones

En la Figura 4.4.16 aparece un esquema de la solución propuesta de fusión sensorial. El filtro de Kalman PVA tiene como entradas el desplazamiento  $\hat{d}_F$  obtenido con la solución de flujo óptico y la aceleración lineal ( $a_x$ ) obtenida del sensor MIMU de la aguja. La solución de flujo óptico, descrita en el capítulo 4.4.1, utiliza las imágenes capturadas por la cámara endoscópica y la actitud de la aguja en  $F_{b0}$  estimada con el filtro de Kalman dual para obtener su desplazamiento. La aceleración lineal en el eje X en el sistema de referencia de la aguja  $F_{b1}$  se ha obtenido eliminando la componente de gravedad terrestre de la medida obtenida del sensor MIMU 1. La salida del filtro de Kalman PVA es el estado dinámico de la aguja (posición y velocidad).

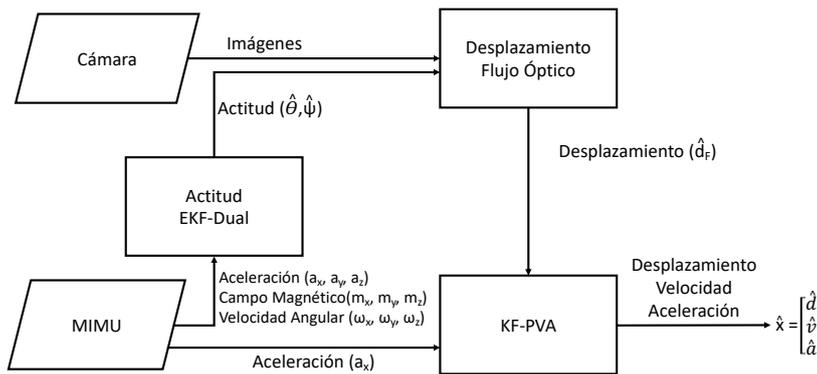


Figura 4.4.16: Esquema de la solución de fusión sensorial para la estimación del desplazamiento

Con esta solución de fusión sensorial, se obtiene una estimación del desplazamiento más robusta y más realista, ya que al añadir la componente de aceleración, el sistema es capaz de capturar los desplazamientos que no es posible de hacer con técnicas de flujo óptico. De esta forma, se consigue obtener un equilibrio entre los movimientos rápidos e impulsivos que es capaz de capturar el acelerómetro y la estabilidad que se consigue con las técnicas de flujo óptico.



ESQUEMA GENERAL DE FUNCIONAMIENTO

Finalmente, se describe una visión global de la solución propuesta en esta Tesis Doctoral, con el fin de explicar cómo se relacionan cada uno de los módulos que lo componen. Esta visión global está representada en el esquema de la Figura 4.5.1. A continuación, se resumen brevemente las entradas, los módulos y las salidas.

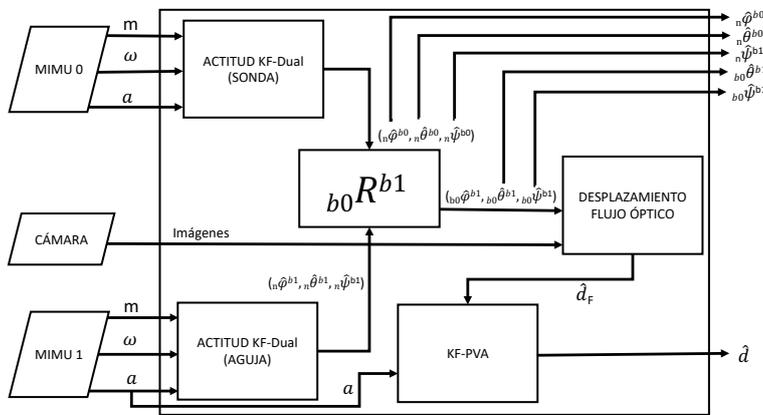


Figura 4.5.1: Esquema general de la fusión sensorial para el cálculo de la actitud y la distancia

Las entradas del sistema son:

- El vector de velocidad angular  $\omega$ , cuyas componentes se miden con los giróscopos que contienen los sensores MIMU.
- El vector de aceleración  $a$ , cuyas componentes se miden con los acelerómetros que contienen los sensores MIMU.
- El vector de campo magnético terrestre  $m$  medido por el magnetómetro que contienen los sensores MIMU.
- Las imágenes de la aguja obtenidas por la cámara endoscópica.

Los módulos que integran la solución propuesta son los siguientes:

- **Actitud EKF-Dual.** Representa la solución de fusión sensorial, mediante los EKFs de la inclinación y la desviación, con los que se estima la actitud de los dispositivos de entrenamiento, sonda y aguja, que intervienen en el simulador. Tiene como entradas las medidas obtenidas del correspondiente sensor MIMU y como salida la actitud  ${}^n p^b = ({}^n \phi^b \quad {}^n \theta^b \quad {}^n \psi^b)^T$  de cada dispositivo en el sistema de referencia inercial  $F_n$ .

- **Transformación  ${}_{b_0}R^{b_1}$ .** Permite obtener la actitud  ${}_{b_0}p^{b_1} = ({}_{b_0}\phi^{b_1} \quad {}_{b_0}\theta^{b_1} \quad {}_{b_0}\psi^{b_1})^T$  de la aguja con respecto del sistema de referencia de la sonda  $F_{b_0}$ . Tiene como entradas las actitudes de ambos dispositivos de entrenamiento  ${}_n p^{b_0}$  y  ${}_n p^{b_1}$  en el sistema de referencia inercial  $F_n$ .
- **Desplazamiento flujo óptico.** La entrada son las imágenes capturadas por la cámara endoscópica y la actitud de la aguja en  $F_{b_0}$ . Su función es estimar la distancia  $\hat{d}_F$  que la aguja ha sido introducida bajo la sonda con la técnica de flujo óptico propuesta.
- **KF-PVA.** Solo con el algoritmo de flujo óptico no es posible garantizar una estimación robusta del desplazamiento de la aguja. Debido a esto, se utiliza una solución basada en un filtro de Kalman con un modelo PVA como técnica de fusión sensorial de las medidas de desplazamiento  $\hat{d}_F$  y la aceleración en el eje X obtenida del sensor MIMU de la aguja.

Las salidas del sistema son:

- Los ángulos de giro, elevación y desviación  $({}_n\phi^{b_0}, {}_n\theta^{b_0}, {}_n\psi^{b_0})$  de la sonda en el sistema de referencia inercial  $F_n$ .
- Los ángulos de elevación y desviación  $({}_{b_0}\theta^{b_1}, {}_{b_0}\psi^{b_1})$  de la aguja con respecto al sistema de referencia de la sonda  $F_{b_0}$ .
- El desplazamiento  $\hat{d}$  de la aguja bajo la sonda.

Las soluciones propuestas anteriormente han sido implementadas en el lenguaje de programación C en un sistema operativo Linux. Para garantizar el realismo de las simulaciones se han utilizado las tareas de tiempo real de Linux, las cuales permiten, por medio de señales del sistema operativo, controlar el tiempo transcurrido entre las iteraciones de los algoritmos. Además, con el fin de agilizar el máximo las comunicaciones interproceso, los datos entre los procesos que intervienen se comparten a través de una zona de memoria compartida. La estimación de los parámetros de salida de la fusión sensorial se divide en tres procesos:

- **Coordinador.** Es el proceso que inicia y para los procesos de cálculo y que gestiona las comunicaciones con el exterior.
- **ProcesaIMUS.** Es el proceso que lee las medidas de los sensores MIMU y estima la actitud de los dispositivos de simulación.
- **Visión.** Procesa las imágenes obtenidas de la cámara endoscópica por medio de la solución de flujo óptico.

Un esquema de la interacción entre los procesos se puede ver en la Figura 4.5.2.

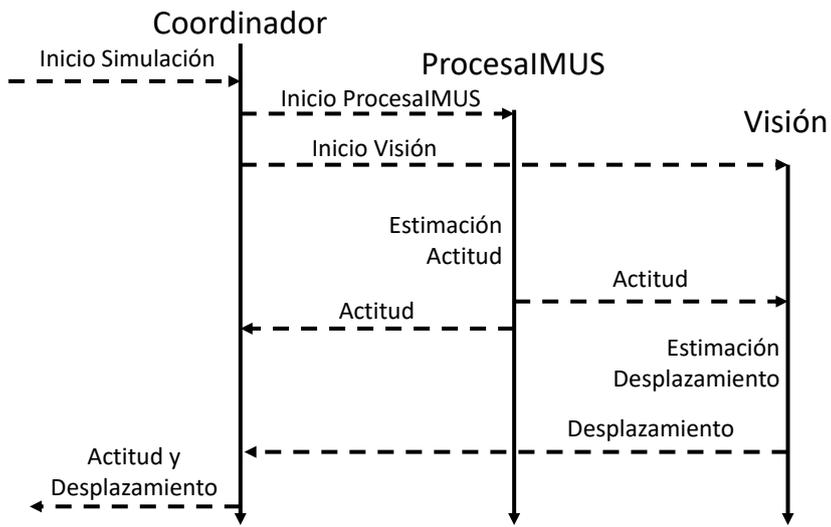


Figura 4.5.2: Esquema de la ejecución de los procesos de tiempo real del sistema



## CONCLUSIONES DE LA FUSIÓN SENSORIAL

---

Las soluciones algorítmicas propuestas en este apartado forman una completa solución de fusión sensorial en la que se utilizan siete medidas sensoriales fusionadas mediante la implementación de cinco filtros de Kalman. Con esta completa solución de fusión sensorial se consigue obtener la actitud de la sonda y de la aguja y el desplazamiento interno de la aguja bajo la sonda ecográfica.

La solución de estimación de la actitud de los dispositivos de entrenamiento está basada en un modelo de fusión sensorial que utiliza un EKF dual con el que se consigue una solución robusta que, en dos etapas, asegura que las perturbaciones magnéticas no interfieren en los ángulos de inclinación. Esta solución de estimación de la actitud permite eliminar el ruido de las medidas sensoriales y corregir la deriva típica que afecta a los giróscopos de tipo MEMS.

En el EKF de la inclinación, la elección del estado es clave para simplificar todos los procedimientos de fusión sensorial, ya que facilita la utilización de las medidas sensoriales sin necesidad de ninguna transformación. Esta característica simplifica el cálculo de la entrada en el EKF de la desviación y la eliminación de la componente de gravedad terrestre de la medida del acelerómetro, medida de observación de la solución de fusión sensorial para el cálculo del desplazamiento de la aguja. Gracias a la elección de dicho estado también se reduce el número de operaciones trigonométricas utilizadas, cuya complejidad computacional es elevada, de manera que, la complejidad computacional de la solución completa se reduce posibilitando su implementación en sistemas empotrados con restricciones de tiempo real y, como consecuencia, un mayor realismo en las simulaciones.

Las soluciones de flujo óptico de propósito general típicamente no pueden ejecutarse en sistemas empotrados, ya que su complejidad computacional es muy elevada. Debido a esto, en esta Tesis Doctoral se ha desarrollado una solución específica centrada en el problema a resolver. Las imágenes utilizadas tienen pocas características, lo que dificulta poder obtener los desplazamientos reales de la aguja simplemente a partir de las imágenes. En la solución propuesta se utilizan los ángulos de orientación de la aguja de forma que se consiguen unas medidas de desplazamiento robustas, lo que permite dar estabilidad en la fusión sensorial con las medidas con ruido de aceleración obtenidas de los acelerómetros.

En conjunto, la solución completa propuesta explota al máximo todas las fuentes sensoriales disponibles, de manera que, aprovechando las ventajas de cada una de las medidas utilizadas, se consiguen, mediante su fusión, estimaciones con una gran precisión y con una baja incertidumbre, consiguiendo eliminar el ruido casi por completo, como se podrá comprobar en el capítulo de resultados.



Parte 5

DISPOSITIVOS HÁPTICOS DE  
ENTRENAMIENTO



## DISPOSITIVOS HÁPTICOS DE ENTRENAMIENTO

---

---

La formación de profesionales de la sanidad con simuladores hápticos está basada en la creación de sensaciones con la mayor similitud posible a la que un profesional tendría usando las herramientas reales. Esta sensación se consigue con las soluciones algorítmicas de fusión sensorial, descritas en los capítulos anteriores, que se ejecutan en un hardware especial. Los dispositivos de entrenamiento se han diseñado para transmitir de forma fiel la sensación de uso que tendría el profesional en formación a través de sus sentidos. Debido a la obvia necesidad del hardware que ejecute las soluciones algorítmicas propuestas, este capítulo, tiene como objetivo es describir los dispositivos diseñados incluyendo tanto los materiales como los componentes electrónicos utilizados para su fabricación.

En esta tesis se han creado dos réplicas de sonda ecográfica, una para trabajar sin aguja y otra para trabajar con una aguja real en procedimientos invasivos. La primera réplica tiene como fin el entrenamiento de profesionales sanitarios en técnicas de ecografía, de modo que, puedan aprender cuál es el posicionamiento y la orientación de la sonda para obtener las mejores imágenes ecográficas que permitan una correcta exploración de los pacientes. La segunda réplica añade la posibilidad de entrenamiento en procedimientos de inserción de agujas con guiado por ecografía.

### 5.1.1 RÉPLICA DE LA SONDA

El uso que hacen los profesionales sanitarios de la sonda ecográfica, cómo la agarran, cómo la posicionan y cómo la orientan es una parte vital en el diagnóstico y tratamiento de los pacientes. Es por ello que se ha realizado un enorme esfuerzo por diseñar un modelo 3D de una réplica de la sonda ecográfica que mantenga una sensación háptica similar al uso de una real. Posteriormente, se ha obtenido el modelo físico utilizando una impresora 3D.

Externamente, como aparece en la Figura 5.1.1, la réplica tiene un aspecto semejante al de una sonda ecográfica real y su manejo es muy similar. En la parte inferior se han colocado pegatinas deslizantes que ayudan a reducir el rozamiento, aumentando el realismo en el desplazamiento. Además, los desplazamientos se realizan sobre una superficie que garantiza que el rozamiento es siempre el adecuado y que los desplazamientos son correctamente capturados por el ratón, que incluye la sonda.

Conocer el estado de funcionamiento en el que se encuentra la réplica en cada momento es de vital importancia para su correcto uso por parte de los usuarios. Es por ello, que la réplica de la sonda incorpora un LED RGB que sirve para indicar su estado, utilizando un código de colores:

- **No Disponible.** Indica que la sonda no puede ser usada en ese momento. El color del LED es rojo.



Figura 5.1.1: Réplica de la sonda

- **Disponible.** Indica que la sonda está preparada para ser utilizada, pero en ese momento no está ejecutando ninguna estimación. El color del LED es verde.
- **Procesando.** Indica que se están procesando las medidas de los sensores y, por tanto, se está estimando la actitud. El color del LED es azul oscuro.
- **Calibración.** Indica que la sonda está en modo calibración. Este estado se representa con el LED en color cian.

El interior de la réplica (Figura 5.1.2) es totalmente diferente al de una sonda ecográfica real. En este caso, contiene los componentes electrónicos que permiten estimar la posición y orientación de la réplica, ejecutando las soluciones de fusión sensorial descritas anteriormente.

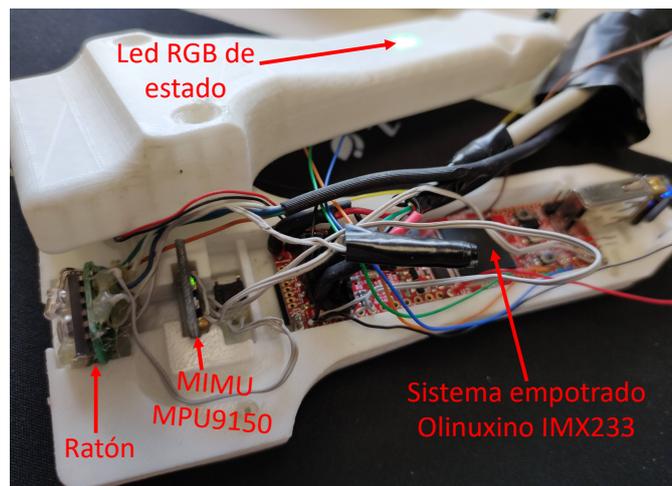


Figura 5.1.2: Interior de la réplica de sonda

La importancia del diseño interior de la réplica de sonda radica en la necesidad de colocar cada uno de los componentes electrónicos, manteniendo

el tamaño y la forma semejantes a una sonda ecográfica real. Sin olvidar que los sensores deben situarse de forma apropiada para obtener las medidas adecuadamente.

Como unidad de procesamiento utilizamos el sistema empotrado Olinu-xino Nano IMX233, cuyas dimensiones (76.2 x 20.3 mm) facilitan que pueda ser introducida en el interior de la réplica consiguiendo así que sea portable. Sus especificaciones técnicas más destacadas, suficientes para los cálculos requeridos, son las siguientes:

- **Procesador** IMX233 ARM926J
- **Frecuencia de trabajo del procesador** 454MHz
- **Sistemas operativos soportados** Linux y Android
- **Memoria RAM** 64 MB

El sensor MIMU modelo MPU9150 utilizado, está integrado por dos chips, un sensor IMU MPU6050 y un magnetómetro AK8975. El sensor IMU está basado en tecnología MEMS y permite obtener medidas de velocidad angular y aceleración en los tres ejes de coordenadas. El magnetómetro está basado en el efecto Hall y permite obtener el vector de campo magnético terrestre.

Para conocer el desplazamiento realizado con la réplica de la sonda, esta incorpora la electrónica de un ratón de dedo. A pesar de que el ratón de dedo es de pequeñas dimensiones, se han eliminado los componentes electrónicos innecesarios y adaptado el resto, reduciendo así el tamaño del ratón al máximo posible. El botón izquierdo se ha sustituido por otro que se adapta mejor a la nueva función a la que estará destinada esta electrónica de posicionamiento. El resultado puede verse en la Figura 5.1.2.

En la Figura 5.1.3 están representados los componentes hardware junto con los protocolos de comunicación utilizados en la réplica de la sonda. La comunicación entre el sensor MIMU MPU9150 y el sistema embebido Olinu-xino se realiza a través de un bus I2C. La placa Olinu-xino y el ordenador en el que se ejecuta el software de simulación se comunican a través de un bus serie USB-TTL. Finalmente, el ratón y el ordenador se comunican a través de un bus USB.



Figura 5.1.3: Esquema de comunicaciones de los componentes de la réplica de sonda

## 5.1.2 RÉPLICA DE LA SONDA CON AGUJA REAL

Actualmente, existen pocos simuladores que dispongan de una aguja de entrenamiento real y, los que existen, normalmente utilizan brazos articulados que tienen un precio elevado y no son portátiles. En el capítulo anterior se ha descrito el diseño de la réplica de sonda sin aguja. En este capítulo, se describe el diseño de la réplica de la sonda ecográfica que, en este caso, incorpora una cámara endoscópica junto con una aguja real que permite realizar entrenamientos en procedimientos de inserción de agujas guiados por ecografía.

Externamente, como se puede ver en la Figura 5.1.4, el diseño es ligeramente diferente. Esto es debido a que incorpora la cámara en su interior. La cámara endoscópica capta las imágenes que son procesadas por la solución de flujo óptico propuesta en el capítulo 4.4.1. Se sitúa en la parte derecha. En esta ocasión, también se han utilizado pegatinas deslizantes para reducir el rozamiento. En cambio, para poder reproducir la sensación de pinchar con la aguja, se dispone como superficie de entrenamiento de una espuma con un recubrimiento negro. La espuma ha sido seleccionada por expertos sanitarios para que, al pinchar con la aguja, se tenga una sensación háptica semejante a la que tendría un profesional sanitario al realizar una inserción percutánea a un paciente real. El recubrimiento negro es de especial importancia para que en las imágenes, que se procesarán con la solución de flujo óptico, destaquen los tramos blancos de la aguja.

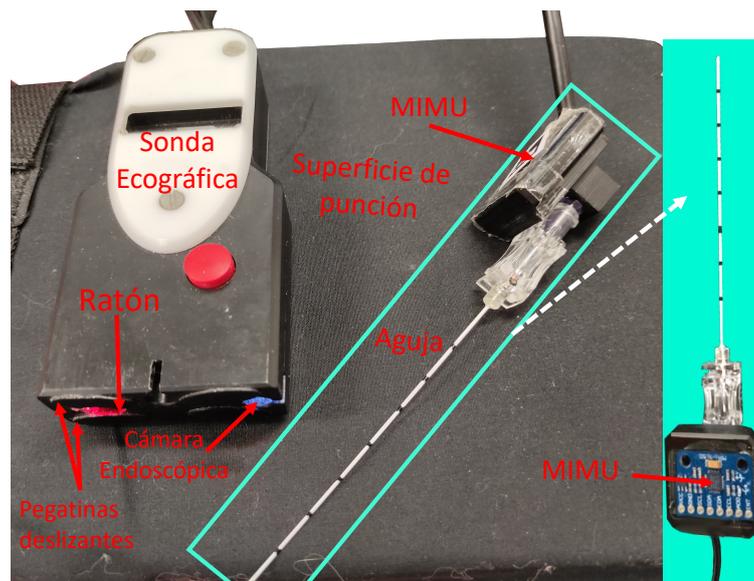


Figura 5.1.4: Réplica de sonda con aguja real

Esta versión de la réplica de la sonda también cuenta con un ratón de dedo para capturar los desplazamientos de la réplica y con un sensor MIMU modelo MPU9150, para la estimación de la actitud de la sonda. A la aguja está incorporado un soporte en el que se encuentra otro sensor MIMU del mismo modelo que en la sonda. La aguja utilizada, como se ha indicado anteriormente, es una aguja ecogénica real, igual la que utilizan los profesionales de la salud con pacientes reales.

Con la incorporación de la cámara endoscópica para capturar las imágenes de la aguja, es necesaria una mayor capacidad computacional. Por esta razón, se utiliza un SBC modelo Odroid U3, como la unidad de procesamiento.

Este sistema empotrado, sobre el que se ejecuta un sistema operativo Linux, cuenta con unas excelentes capacidades de computación en un hardware de dimensiones reducidas. Tiene capacidad de procesar los cálculos a una frecuencia de muestreo de 30 Hz, lo que permite durante el entrenamiento, crear una sensación háptica realista en los profesionales. A pesar de sus pequeñas dimensiones, estas no son suficientes para introducirlo en el interior de la réplica de sonda. Las especificaciones más destacadas de la placa Odroid U3 son:

- **Procesador** Samsung Exynos4412 Prime Cortex-A9 Quad Core.
- **Frecuencia del procesador** 1.7 GHz
- **Sistemas operativos soportados** Linux y Android
- **Memoria RAM** 2 Gb

Las comunicaciones de los sensores MIMU y la cámara endoscópica con la placa Odroid U3 se hacen a través de buses I2C y USB, respectivamente, como aparece en el esquema de la Figura 5.1.5. La comunicación del sistema embebido Odroid con el equipo que ejecuta el software de simulación, se realiza a través de una conexión a una red WiFi que la propia placa Odroid crea. Finalmente, el ratón y el ordenador se comunican a través de un bus USB.

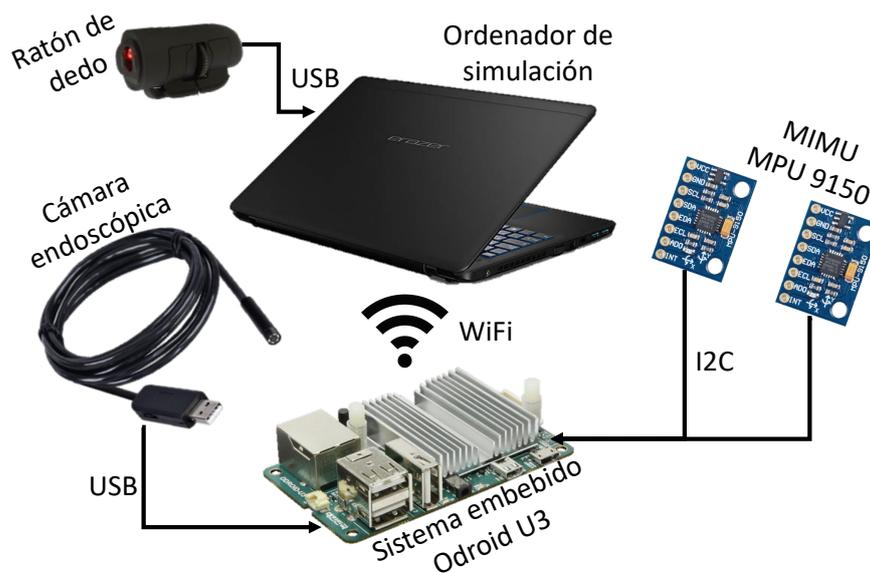


Figura 5.1.5: Esquema de comunicaciones de los componentes de la réplica de sonda con aguja real

### 5.1.3 CONCLUSIONES

Los dispositivos hápticos descritos en este capítulo son la interfaz de interacción HMI entre los profesionales en formación y el software de simulación. Estos dispositivos, frente a otras soluciones descritas en la literatura, tienen la ventaja de que están contruidos con materiales accesibles y con un coste razonable, lo que los hace más asequibles para los centros de formación, de esta forma se posibilita cubrir las necesidades de formación surgidas por el incremento que ha experimentado la ecografía en las últimas décadas.

En este sentido, para la construcción de los dispositivos de entrenamiento se ha realizado un esfuerzo importante en la elección de todos los componentes que los forman. Como resultado, se han obtenido dispositivos de entrenamiento compactos, portátiles y con alta calidad sensorial y háptica. Estas características han permitido crear un simulador háptico de alto realismo con el que los profesionales de la sanidad pueden adquirir un modelo mental con las habilidades motoras de coordinación mano-ojo-cerebro que les permita afrontar procedimientos reales con seguridad y eficacia. En el capítulo de resultados se aborda la descripción del sistema de simulación completo.

Parte 6

RESULTADOS



## VALIDACIÓN DE LA ACTITUD EN TIEMPO REAL

---

En los apartados anteriores, se han descrito las soluciones propuestas para estimar la actitud y el desplazamiento de los dispositivos de entrenamiento que forman el simulador de formación háptico propuesto. Posteriormente, se ha detallado el diseño de cada uno de ellos así como los componentes con los que están contruidos.

Este apartado está enfocado en la validación experimental de la solución propuesta para estimar la actitud de los dispositivos de entrenamiento mediante la fusión sensorial de las medidas de los sensores MIMU con el filtro de Kalman dual descrito en el apartado 4.2.



Figura 6.1.1: Plataforma experimental de validación de la solución de estimación de la actitud

Para realizar las pruebas, se ha construido una plataforma experimental (Figura 6.1.1) que permite que la sonda gire con diferentes orientaciones de forma controlada. La sonda se coloca sobre un soporte que está acoplado a un servomotor. El soporte es de plástico y su diseño permite conectar el servomotor y la sonda. La distancia de 25 cm que los separa evita que el campo electromagnético generado por el funcionamiento del motor no interfiera en los sensores que miden el campo magnético terrestre. El sistema

empotrado Arduino Uno se utiliza para controlar el ángulo de rotación del motor, la velocidad de giro y el tiempo que está parado.

Se ha diseñado un procedimiento de validación consistente en girar la sonda en cada uno de los tres ejes de forma individual, con diferentes valores de ángulo y con diferentes velocidades.

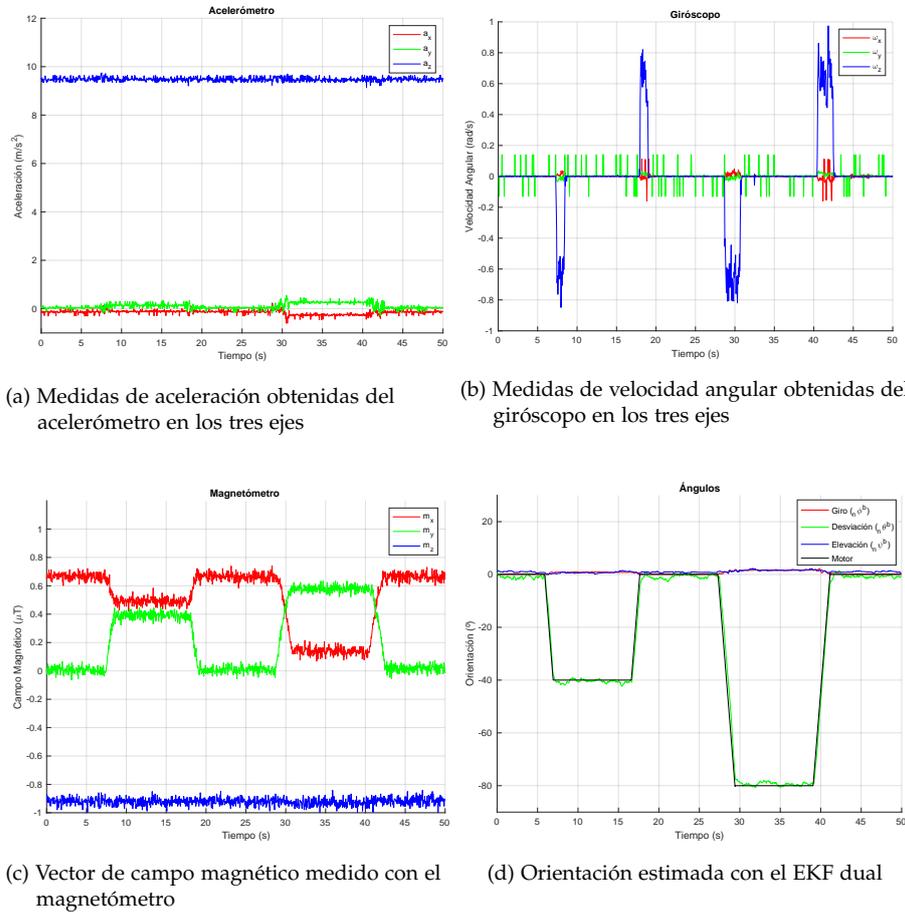


Figura 6.1.2: Validación experimental del ángulo de desviación

En primer lugar, se ha colocado la sonda en posición vertical, modificando el ángulo de desviación. Inicialmente, la sonda tiene una orientación inicial  $[_n\phi^{b0}, _m\theta^{b0}, _m\psi^{b0}] = [0, 0, 0]$ . Posteriormente, gira  $40^\circ$  hasta alcanzar la orientación  $[_n\phi^{b0}, _m\theta^{b0}, _m\psi^{b0}] = [0, 0, -40]$  y se detiene durante 10 s. Después, la sonda vuelve a su orientación inicial y se detiene nuevamente durante 10 s. Seguidamente, gira  $80^\circ$  hasta  $[_n\phi^{b0}, _m\theta^{b0}, _m\psi^{b0}] = [0, 0, -80]$ , se detiene durante 10 s y, finalmente, vuelve a su orientación inicial. La velocidad angular a la que gira el motor durante la prueba es de  $\omega = 0.6 \text{ rad/s}$ . En la Figura 6.1.2, se muestran las medidas del acelerómetro ( $a_x, a_y, a_z$ ), el giróscopo ( $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ ) y el magnetómetro ( $m_x, m_y, m_z$ ), donde se observa una importante presencia de ruido blanco. En la Figura 6.1.2d está representada la orientación de la sonda calculada con el filtro de Kalman dual y la rotación que ha seguido el motor durante la prueba. Como se puede observar el giro (en rojo) y la elevación (en azul) permanecen en  $0^\circ$ , mientras que la desviación (en verde) coincide con la rotación del motor (en negro), con una mínima variación en el estacionario. Además, los tiempos de parada donde la rotación permanece

en valores estacionarios de  $0^\circ$ ,  $40^\circ$  y  $80^\circ$ , también coinciden con los valores establecidos.

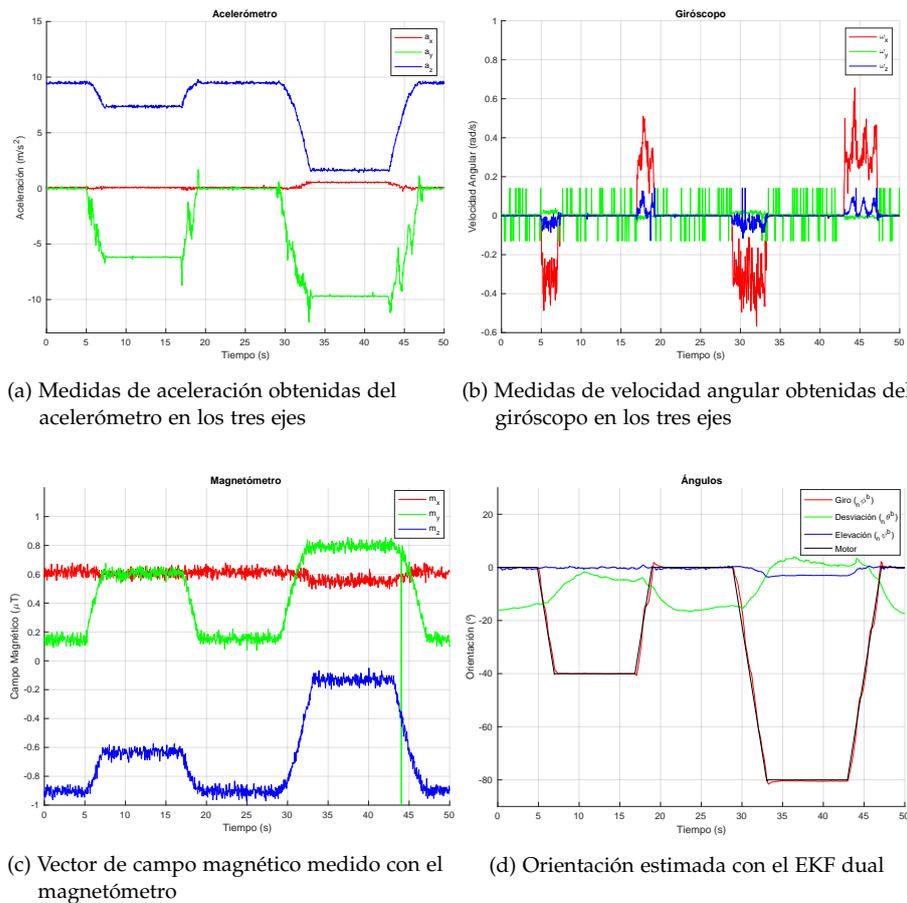


Figura 6.1.3: Validación experimental del ángulo de giro

En la segunda prueba, la plataforma de validación se coloca horizontalmente de forma que se pueda comprobar el ángulo de giro correspondiente a la rotación sobre el eje X de la sonda. Para ello, se hace coincidir dicho eje con el eje de rotación del servomotor para, así obtener solo variaciones en el ángulo de giro. En esta segunda prueba, primero, la sonda gira  $40^\circ$  desde  $[\phi^{b0}, \theta^{b0}, \psi^{b0}] = [0, 0, 0]$  hasta  $[-40, 0, 0]$  con una velocidad angular  $\omega = 0,3 \text{ rad/s}$ . Luego, se detiene y vuelve a la orientación inicial. Posteriormente, gira  $80^\circ$  hasta  $[-80, 0, 0]$ , se detiene y vuelve a la orientación inicial. En la Figura 6.1.3, se observa la evolución temporal de las medidas del acelerómetro, del giróscopo y del magnetómetro. En ellas también se puede observar una importante presencia de ruido blanco típica de estos sensores. En la Figura 6.1.3d, se muestra la estimación de la orientación con el filtro de Kalman dual comparada con la rotación que ha seguido el motor durante la prueba. Como se puede observar, la trayectoria seguida por el ángulo de giro (en rojo) y la rotación del motor (en negro) coinciden plenamente, tanto en amplitud como en el tiempo, en los intervalos de giro y parada. En ángulo de desviación no permanece en un valor estacionario de  $0^\circ$  debido a las imperfecciones y a las interferencias que son inherentes al magnetómetro. Además, debido a la construcción de la plataforma de pruebas y a su colocación en horizontal, se producen variaciones en la desviación de la sonda.

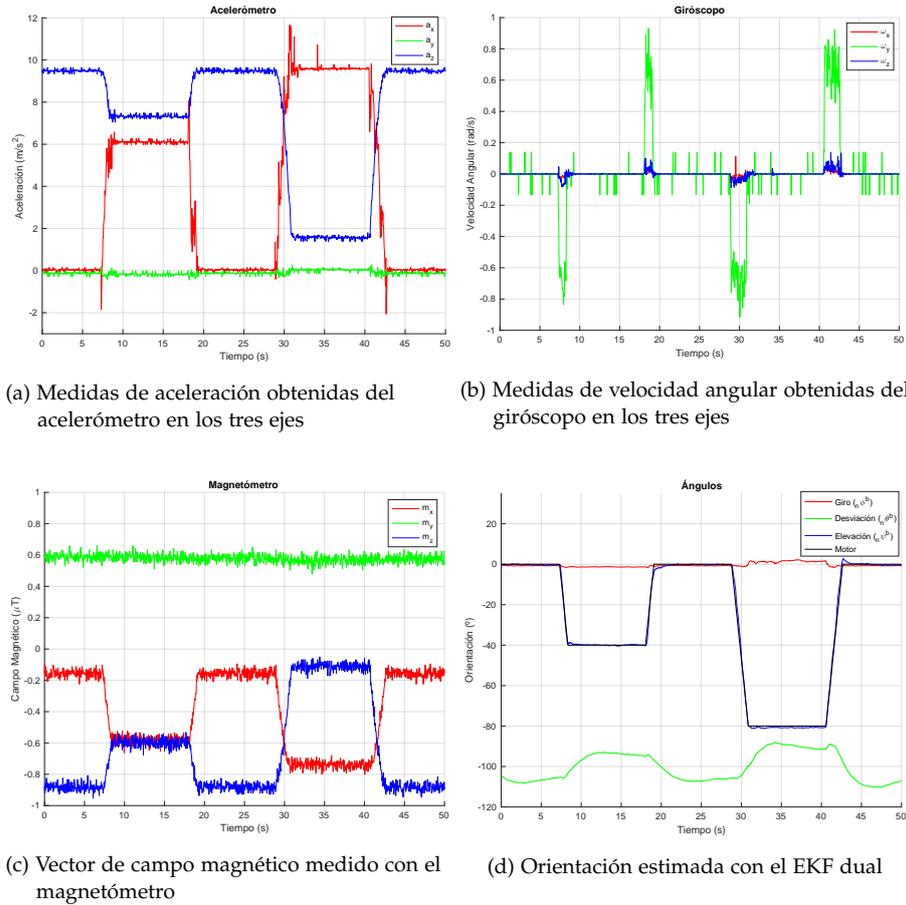
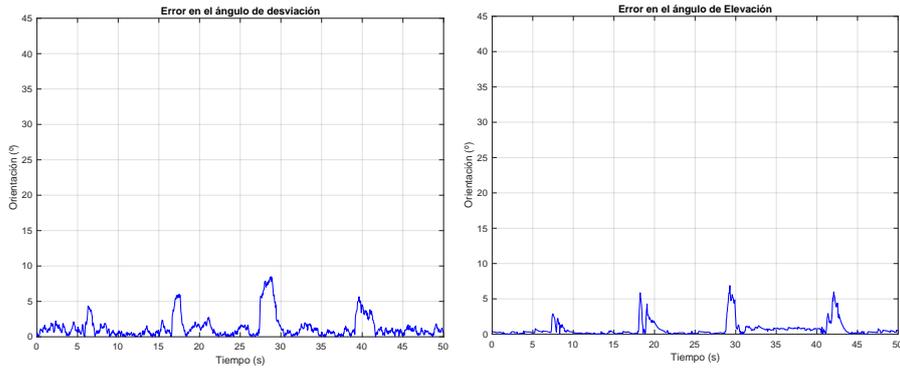


Figura 6.1.4: Validación experimental del ángulo de elevación

Para la tercera prueba, se mantiene la plataforma de validación colocada horizontalmente y se rota la sonda  $90^\circ$  sobre el eje Z. De esta forma, el eje Y de la sonda coincide con el eje de rotación del servomotor, lo que permite validar el ángulo de elevación. En esta ocasión, la elevación que alcanza la sonda también es, en primer lugar, de  ${}_n\theta^{b0} = 0^\circ$  a  ${}_n\theta^{b0} = -40^\circ$  volviendo al origen y, en segundo lugar de  ${}_n\theta^{b0} = 0^\circ$  a  ${}_n\theta^{b0} = -80^\circ$ . En ambos casos, la velocidad es de  $\omega = 0.6 \text{ rad/s}$  y con intervalos de 10 s entre los cambios de orientación. En la Figura 6.1.4, se pueden visualizar las medidas del acelerómetro, del giróscopo y del magnetómetro las cuales presentan el típico ruido blando. En la Figura 6.1.4d se puede observar la actitud de la sonda estimada con el filtro de Kalman dual y la rotación que ha seguido el motor durante la prueba. Como se puede observar, ambas trayectorias coinciden: la del motor en negro y la de la elevación en azul, tanto en los intervalos de marcha-paro, como en su amplitud. Únicamente comentar las variaciones en la desviación, al igual que en la segunda prueba, asociadas a la problemática en el magnetómetro y la propia construcción de la plataforma de pruebas.

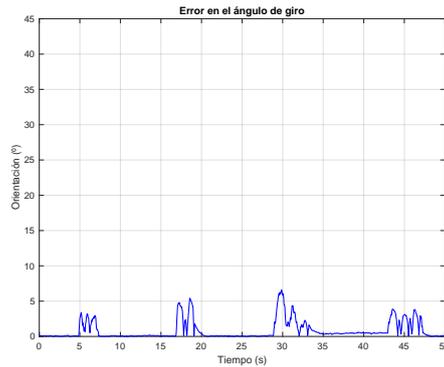
### 6.1.1 CONCLUSIONES

Una vez realizadas las pruebas explicadas en la sección anterior, como se pueden ver en las Figuras 6.1.2d, 6.1.3d y 6.1.4d, los resultados obtenidos son altamente satisfactorios (Figuras 6.1.2, 6.1.3 y 6.1.4 a-c). Debido a la calidad



(a) Error en el ángulo de desviación con respecto del movimiento del motor

(b) Error en el ángulo de elevación con respecto del movimiento del motor



(c) Error en el ángulo de giro con respecto del movimiento del motor

Figura 6.1.5: Errores de estimación de los ángulos de desviación, elevación y giro

de los sensores, las medidas presentan altos niveles de ruido, pero el filtro de Kalman dual propuesto tiene la capacidad de filtrar prácticamente todo ese ruido. Como se puede apreciar, los resultados con el ángulo de desviación son ligeramente inferiores a los de elevación y giro. Estas alteraciones se pueden asociar al magnetómetro, que es muy sensible a perturbaciones relacionadas con los materiales ferromagnéticos del entorno. Este comportamiento en interiores es bien conocido y documentado. A esto hay que añadir que el magnetómetro utilizado es un sensor con respuesta lenta y, por tanto, el tiempo que tarda en actualizar sus medidas afecta a las correcciones del filtro de Kalman de la desviación. Debido a esto, aunque es posible sintonizar el filtro de Kalman de la desviación para aumentar el filtrado del ruido, la estimación del ángulo de desviación experimentará un retardo importante que resultaría en simulaciones no realistas, y como consecuencia no habría sincronismo entre los movimientos de la sonda y la aparición de las imágenes en la pantalla y, por tanto, sería muy complicado utilizar el simulador.

En relación a esto, es importante destacar el éxito de la estrategia utilizada en el filtro de Kalman dual, donde se realizan los cálculos en dos etapas diferenciadas separando las medidas de los acelerómetros de las de los magnetómetros. De esta forma, como se aprecia en los resultados, se evita que los problemas existentes en las observaciones del campo magnético afecten a la estimación de la inclinación.

Si observamos los errores de estimación en la Figura 6.1.5 con respecto al movimiento del motor, representados en las Figuras 6.1.2d, 6.1.3d y 6.1.4d,

se puede concluir que no existen errores de posicionamiento absolutos, ya que cuando la sonda alcanza la orientación fijada el error es menor a los  $0.5^\circ$  en los ángulos de elevación y giro (Figuras 6.1.5b y 6.1.5c) y menor de  $2^\circ$  para desviación (Figura 6.1.5a). Durante los movimientos, se puede observar que los errores en el transitorio están acotados por debajo de los  $6^\circ$  para la elevación y para el giro, y por debajo de los  $8^\circ$  para la desviación. Que las estimaciones del ángulo de desviación presenten un error mayor se deben a los inconvenientes que presentan los magnetómetros explicados con anterioridad.

## VALIDACIÓN DEL DESPLAZAMIENTO DE LA AGUJA

---

Anteriormente, se ha descrito el procedimiento para validar la solución para estimar la actitud de los dispositivos asociados al simulador háptico propuesto. Este capítulo se centra en la validación experimental de las soluciones propuestas para estimar la distancia, descritas en los capítulos 4.4.1 y 4.4.2. Para ello, se ha añadido un método exteroceptivo adicional para el cálculo de la distancia basado en técnicas de localización de marcadores de realidad aumentada mediante visión artificial.

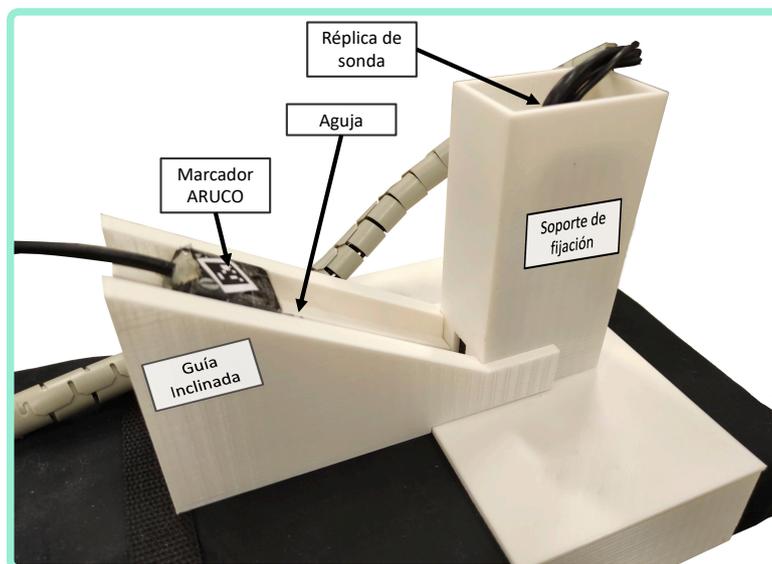
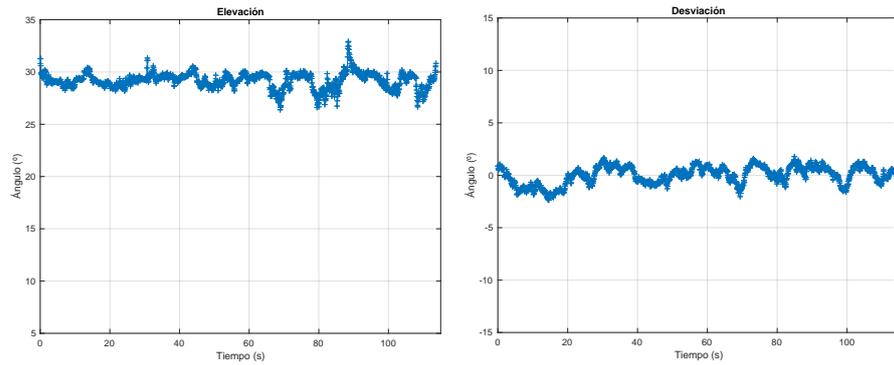


Figura 6.2.1: Guía inclinada para controlar la actitud de la aguja

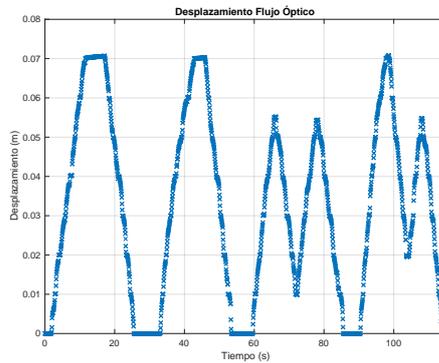
En un lugar visible del soporte en el que va incorporado el sensor MIMU y sobre el que va encajada la aguja, se ha colocado un marcador de realidad aumentada (Figura 6.2.1). Este marcador es grabado durante las pruebas por una cámara GoPro de alta calidad colocada estratégicamente para que lo capture continuamente. El vídeo grabado es procesado por el software de detección de marcas ARUCO [66, 146]. De esta forma se obtienen todas las posiciones en las que ha estado el marcador durante las pruebas junto con la certidumbre asociada a esta medida. La certidumbre con la que el marcador ha sido reconocido permite valorar la calidad de las medidas obtenidas por ARUCO con el fin de asegurar una correcta validación. Durante el procedimiento experimental se realizan desplazamientos introduciendo y sacando la aguja total o parcialmente y con diferentes velocidades. Si en una prueba experimental la certidumbre en la detección del marcador no es adecuada, la prueba se descarta. Posteriormente, para las pruebas con

certidumbre adecuada se calcula el desplazamiento y la velocidad de la aguja.

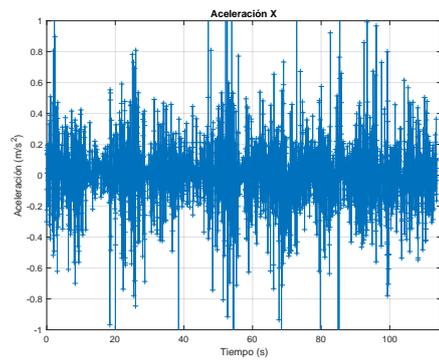


(a) Elevación de la aguja

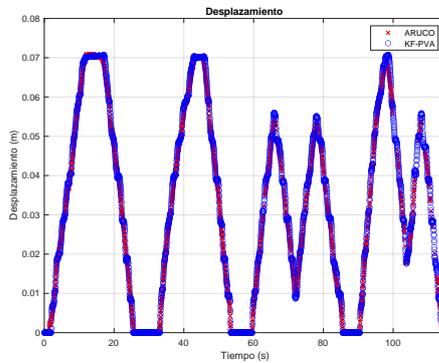
(b) Desviación de la aguja



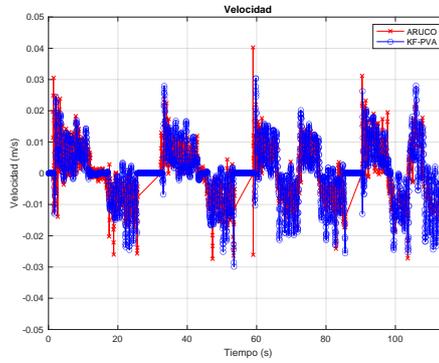
(c) Desplazamientos obtenidos con la solución de flujo óptico ( $\hat{d}_F$ )



(d) Aceleración en el eje X medida por el sensor MIMU de la aguja



(e) Desplazamiento KF-PVA vs desplazamiento ARUCO



(f) Velocidad KF-PVA vs velocidad ARUCO

Figura 6.2.2: Medidas de observación y resultados de la prueba con guía inclinada

Para llevar a cabo la validación se ha construido una guía inclinada para desplazar la aguja con una inclinación conocida y un soporte de sujeción de forma que la sonda permanece inmóvil (Figura 6.2.1). Con esto es posible centrar la validación únicamente en el desplazamiento de la aguja. Con la guía inclinada se consigue que la orientación de la aguja permanezca invariable con el fin de evitar que movimientos humanos involuntarios puedan interferir en el procedimiento. En el soporte de sujeción está introducida la réplica de sonda, de forma que esta se mantiene perpendicular a la superficie

de punción, evitando que variaciones en su actitud puedan influir en la validación del desplazamiento de la aguja.

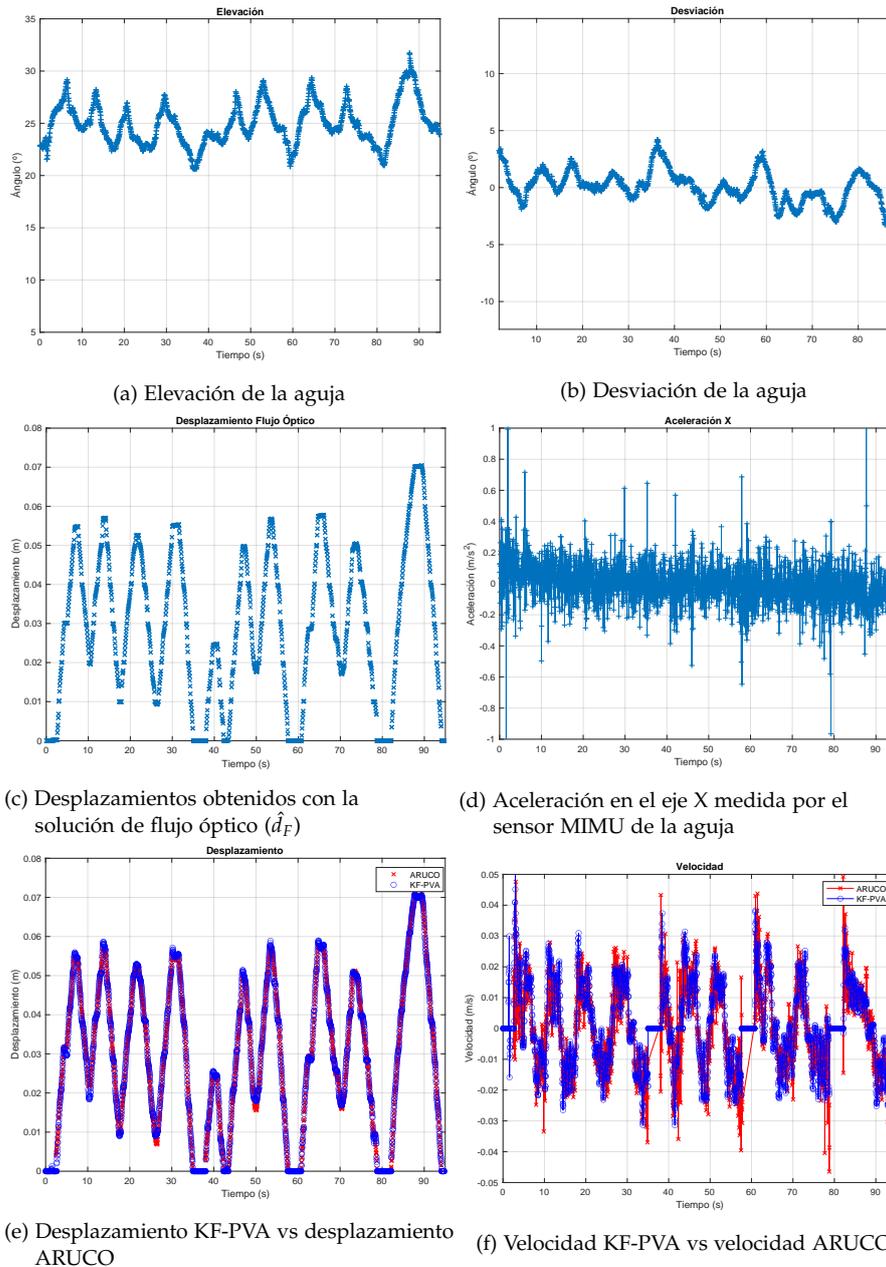


Figura 6.2.3: Medidas de observación y resultados de la primera prueba de validación sin guía inclinada

Los resultados de la validación con la guía inclinada se pueden observar en la Figura 6.2.2, donde se muestra la actitud de la aguja, las observaciones utilizadas en la fusión sensorial realizada con el KF-PVA y el estado calculado (posición y velocidad). Concretamente, en las Figuras 6.2.2a y 6.2.2b, se pueden observar la elevación y la desviación de la aguja, respectivamente. En la Figura 6.2.2d se puede ver la medida de observación de la aceleración en el eje X de la aguja donde aparece una elevada cantidad de ruido blanco, y en la Figura 6.2.2c se observan los desplazamientos obtenidos mediante la propuesta de flujo óptico. Esta medida de desplazamiento contiene

numerosos saltos producidos por la imposibilidad de detectar movimiento cuando no hay una marca visible. Los resultados obtenidos cuando se aplica el filtro de Kalman PVA pueden observarse en la Figura 6.2.2e, donde están representados los desplazamientos realizados por la aguja comparados con los desplazamientos calculados con el software ARUCO. En la Figura 6.2.2f se muestra la velocidad de la aguja durante los desplazamientos comparada con la velocidad obtenida utilizando el software de ARUCO. Como se puede observar, los resultados del desplazamiento de ambos métodos coinciden plenamente por lo que se valida la solución propuesta.

Posteriormente, para las siguientes pruebas de validación se elimina la guía inclinada. Los resultados de esta prueba pueden verse en la Figura 6.2.3 donde están representadas, en la parte superior, la elevación (Figura 6.2.3a) y desviación (Figura 6.2.3b) de la aguja durante la prueba, utilizadas como entrada en la solución de *Retroproyección 2D-3D*. Para la elevación existe una variación que puede llegar hasta cerca de  $10^\circ$ , a medida que se realizan las entradas y salidas. En el caso de la desviación la variación durante la prueba puede llegar hasta los  $7^\circ$ . En la Figura (Figura 6.2.3c) se pueden observar los desplazamientos ( $\hat{d}_F$ ), que resultan de aplicar la solución de flujo óptico propuesta. Esta medida, como se puede observar, presenta una enorme cantidad de saltos. La medida de aceleración en el eje X está representada en la Figura 6.2.3d, donde se puede observar una importante presencia de ruido blanco. En cada instante de tiempo, se aplica el KF-PVA para estimar el estado dinámico de la aguja. En la Figura 6.2.3e se representan los desplazamientos obtenidos con el KF-PVA y los obtenidos por el software ARUCO. La velocidad está representada en la Figura 6.2.3f comparada con la velocidad obtenida con el software ARUCO. Se puede observar que los desplazamientos calculados con ambos métodos coinciden completamente.

En la segunda prueba sin guía inclinada, con más detalle, se realiza una punción de precisión sobre la superficie de la espuma de entrenamiento, que consiste en realizar movimientos con desplazamientos largos y lentos. En la parte superior de la Figura 6.2.4 se puede observar el ángulo de elevación a medida que se va realizando la punción (Figura 6.2.4a). El ángulo de desviación está representado en la Figura 6.2.4b. En la Figura 6.2.4c se puede ver el desplazamiento estimado por la solución de flujo óptico. La medida de aceleración está representada en la Figura 6.2.4a, la cual presenta abundante ruido blanco. Como salida del KF-PVA, en la Figura 6.2.4e se muestran desplazamientos que han realizado la aguja y los desplazamientos obtenidos a partir de la captura del marcador con el software ARUCO. En la Figura 6.2.3f está representada la velocidad comparada con la velocidad calculada a partir de la validación con el software ARUCO. Observando la Figura 6.2.4 se puede concluir de nuevo que los resultados obtenidos con ambos métodos coinciden plenamente.

### 6.2.1 CONCLUSIONES

Como se puede apreciar en las Figuras 6.2.2d, 6.2.3d, 6.2.4d, 6.2.2c, 6.2.3c y 6.2.4c, las medidas de observación presentan ruido blanco en el caso de la aceleración y una enorme cantidad de discontinuidades (de alrededor de 2 mm) en el caso del desplazamiento ( $\hat{d}_F$ ). El resultado, que se puede apreciar en las Figuras 6.2.2e, 6.2.3e, 6.2.4e, 6.2.2f, 6.2.3f y 6.2.4f, es la estimación del estado dinámico de la aguja, el cual se ajusta suficientemente a las medidas de validación obtenidas a partir de la captura del marcador ARUCO.

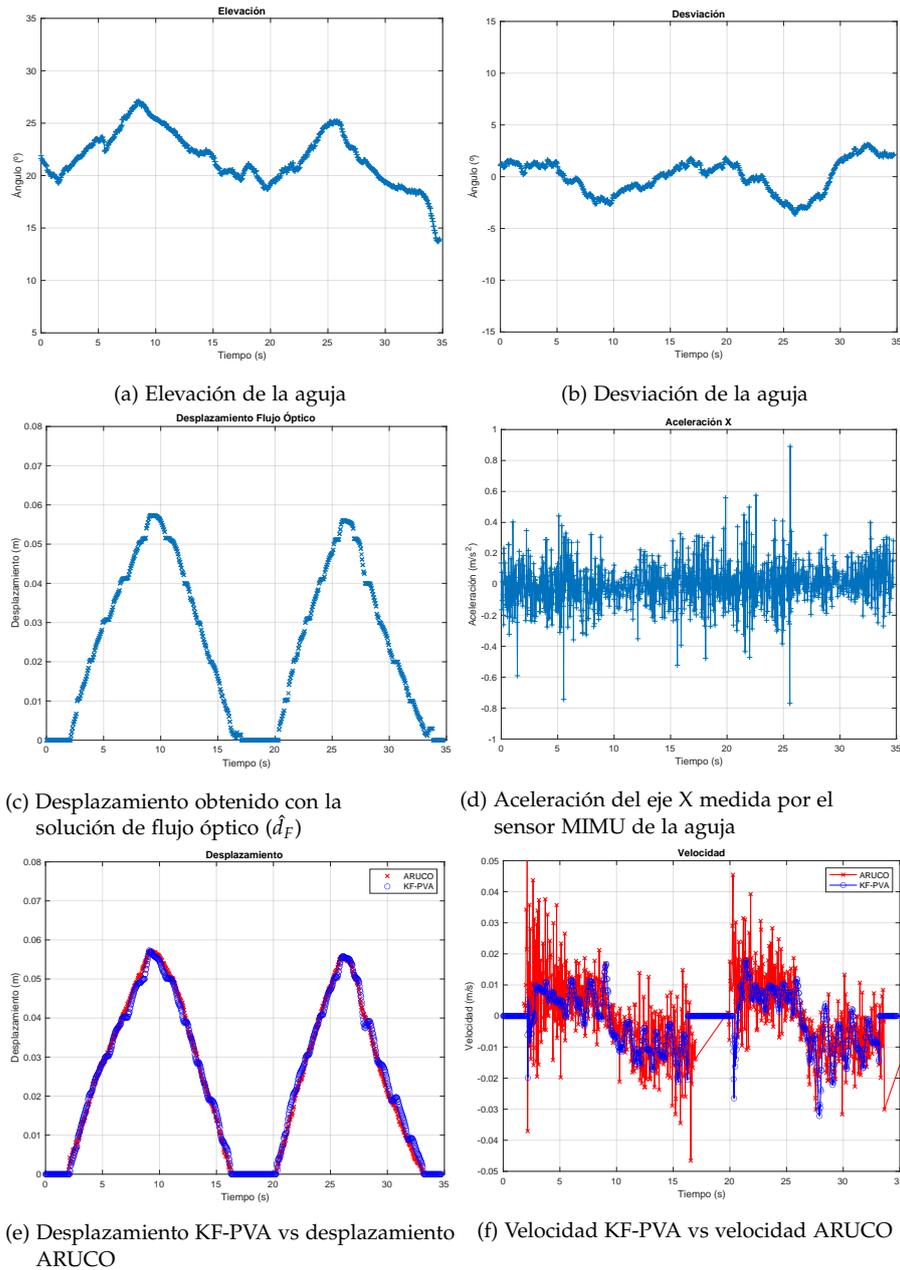
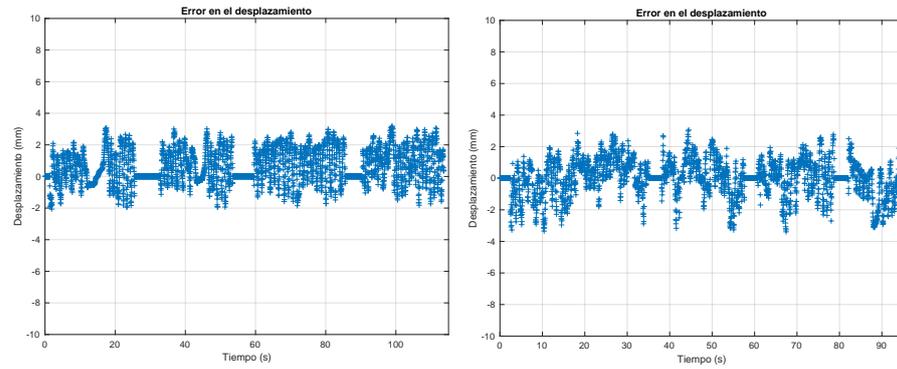
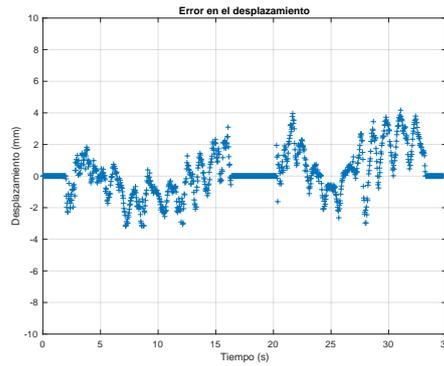


Figura 6.2.4: Medidas de observación y resultados de la segunda prueba de validación sin guía inclinada, donde la aguja penetra en la espuma de entrenamiento

En este sentido, en la Figura 6.2.5 está representado el error de desplazamiento, el cual se ha calculado como la diferencia entre el desplazamiento estimado con la solución de fusión sensorial propuesta y el obtenido utilizando ARUCO. Como se puede observar, dicho error está acotado en todas las pruebas de validación. En el caso de la primera prueba, en la que se utiliza la guía inclinada, el intervalo de error es  $[-2, 3]$  mm. En las pruebas en las que no se utiliza dicha guía inclinada el error, como cabría esperar, es ligeramente mayor. En estos casos, el intervalo es aproximadamente  $[-3, 3]$  mm para la primera prueba sin guía inclinada y  $[-3, 4]$  para la segunda.



(a) Error en el desplazamiento de la aguja utilizando la guía inclinada (b) Error en el desplazamiento de la aguja de la primera prueba sin guía inclinada



(c) Error en el desplazamiento de la aguja de la segunda prueba sin guía inclinada donde la aguja se introduce en la espuma de entrenamiento

Figura 6.2.5: Errores de estimación del desplazamiento de la aguja

En este contexto, la Figura 6.2.5a muestra que los errores absolutos de posicionamiento cuando la aguja alcanza una posición son mínimos, ya que entre los segundos 12 y 16 donde se mantiene constante la penetración de la aguja a una distancia de unos 7 cm (Figura 6.2.2e), el intervalo de error es de aproximadamente  $[-0.6, 0.6]$  mm. Este fenómeno también se puede observar entre los segundos 43 y 45 de la misma prueba. En relación a esto, en la Figura 6.2.5c ocurre algo similar, a los 9 segundos cuando el desplazamiento es de 5.5 cm (Figura 6.2.4e) el error es prácticamente inexistente. Igualmente, esto se puede apreciar entre los segundos 26 y 27 de la segunda prueba sin guía inclinada.

Si se observa la primera prueba sin guía inclinada, la cual está representada en la Figura 6.2.3 y cuyo error se puede ver en la Figura 6.2.5b, se aprecia que los desplazamientos son más bruscos, y como consecuencia, el error es más alto. Esto se debe a que las soluciones de visión artificial, generalmente, no obtienen buenos resultados cuando los movimientos son muy rápidos. A pesar de ello, la robusta solución propuesta para la estimación del desplazamiento consigue corregir el error. Esto también es posible observarlo en la parte final de las Figuras 6.2.4e y 6.2.5c, donde los movimientos bruscos hacen que el error aumente y que posteriormente disminuya debido a la corrección que realiza el filtro de Kalman PVA propuesto.

Por último, como validación final del sistema dinámico propuesto, se puede observar cómo es el comportamiento de las velocidades. En este sentido, si calculamos la velocidad media de cada una de las entradas y de

las salidas utilizando las Figuras 6.2.2e, 6.2.3e y 6.2.4e, se puede observar que esta es próxima a la media de la velocidad obtenida en cada prueba en ese rango de tiempo y representada en las Figuras 6.2.2f, 6.2.3f y 6.2.4e. Además, como es obvio, cuando la aguja se detiene la velocidad es 0, cuando está entrando es positiva y cuando está saliendo es negativa. Aunque estas afirmaciones finales puedan parecer evidentes, son una buena forma de comprobar, rápidamente, la validez de la solución.

Es importante aclarar que las medidas exteroceptivas solo se han utilizado durante el procedimiento de validación y, en ningún caso, serán utilizadas durante las simulaciones de procedimientos mínimamente invasivos guiados por ecografía. De hecho, fue un objetivo de diseño del simulador, evitar al máximo la alteración del entorno de entrenamiento. Por esta razón, se descartó el uso de marcas externas, elementos RFID o cualquier otro componente que implicara que el cálculo no se realizara con medios propioceptivos. De esta forma se facilitaría al profesional la instalación de los dispositivos de entrenamiento.



## PLATAFORMA VIRTUAL DE FORMACIÓN

En los capítulos anteriores se han descrito las propuestas software para estimar la actitud y el desplazamiento de los dispositivos hápticos de entrenamiento. Estas propuestas están basadas en una completa solución de fusión sensorial y se ejecutan en sistemas empujados de dimensiones reducidas. Posteriormente, se ha realizado una completa validación para comprobar la calidad de la estimación de la actitud y del desplazamiento de dichos dispositivos hápticos. Estos dispositivos son la interfaz entre los profesionales en formación y la plataforma software de entrenamiento desarrollada.

Debido a esto, este capítulo está enfocado en la plataforma virtual de entrenamiento que reproduce los procedimientos realizados con los dispositivos hápticos de entrenamiento. La sonda y la aguja de entrenamiento producen la sensación háptica y la plataforma virtual la complementa con la realimentación visual de la ejecución del proceso de entrenamiento.

## 6.3.1 DISEÑO DE LA INTERFAZ GRÁFICA DE ENTRENAMIENTO

El diseño de la interfaz hombre-máquina del sistema de simulación virtual es clave a la hora de guiar a los profesionales en formación en el proceso de entrenamiento de técnicas ecográficas con o sin inserción de agujas. Es el sistema de simulación virtual el que, a través de dicha interfaz gráfica, va a transmitir a los estudiantes la realimentación visual producida como consecuencia de sus actuaciones con los dispositivos hápticos de entrenamiento.

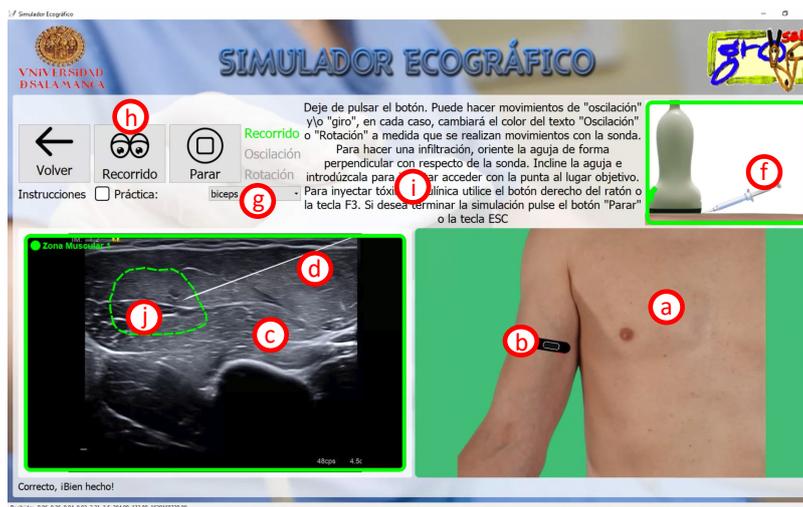


Figura 6.3.1: Interfaz gráfica de la plataforma de formación virtual

La interfaz gráfica del sistema de formación está organizada en tres partes principales. En la parte inferior derecha aparece el modelo virtual sobre el

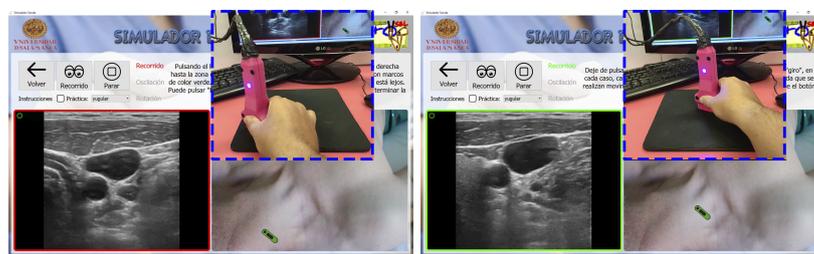
que se mueve la sonda ecográfica y donde se practica la inserción de la aguja (Figura 6.3.1a). En la parte inferior izquierda se encuentra el visor ecográfico (Figura 6.3.1c). En la parte superior derecha se encuentra la jeringuilla virtual (Figura 6.3.1f). Sobre el modelo virtual se visualiza, desde arriba, una sonda ecográfica virtual que reproduce los desplazamientos y orientaciones que el profesional en formación realiza con la réplica de sonda. En relación a esto, en el visor ecográfico se visualizan las imágenes ecográficas correspondientes a la posición y orientación de la sonda virtual sobre el modelo ecográfico. Cuando se introduce la aguja real bajo la sonda, la jeringuilla virtual reproduce sus movimientos y, a su vez, sobre las ecografías se visualiza la aguja virtual (Figura 6.3.1d), cuyo tamaño (a escala) se corresponde con la distancia que ha sido introducida la aguja real.

Otras características que ayudan a los profesionales en el aprendizaje son el botón "Recorrido" (Figura 6.3.1h), las instrucciones de uso de la plataforma de simulación (Figura 6.3.1i) y los polígonos sobre las imágenes ecográficas (Figura 6.3.1j). El botón recorrido permite mostrar, sobre el modelo, el recorrido que deben seguir los estudiantes para la realización de la exploración ecográfica con el fin de encontrar la zona o zonas de exploración. Las instrucciones de uso orientan a los profesionales en formación, según el momento en el que se encuentre la simulación, con indicaciones de qué pueden hacer en cada caso. Los polígonos son utilizados para resaltar zonas de interés en las imágenes ecográficas que son imprescindibles para el correcto aprendizaje.

La plataforma de entrenamiento contiene diferentes prácticas (Figura 6.3.1h) diseñadas por especialistas con las que se pueden entrenar diferentes técnicas de tratamiento y diagnóstico con técnicas de ecografía y con técnicas de inserción de agujas guiadas por ecografía. La configuración de estas prácticas está basada en un sistema dinámico a través de archivos en formato XML. Las prácticas están compuestas por un modelo virtual y por un conjunto de imágenes ecográficas grabadas previamente por profesionales.

### 6.3.2 ENTRENAMIENTO EN TÉCNICAS DE EXPLORACIÓN ECOGRÁFICA

La exploración ecográfica consiste en posicionar y orientar la sonda de manera que se obtengan imágenes en las que se puedan visualizar las estructuras anatómicas y tejidos de interés en cada momento. El entrenamiento de técnicas de exploración ecográfica comienza desplazando la sonda ecográfica por un recorrido, con el fin de identificar las imágenes ecográficas adyacentes que permitan encontrar la zona o zonas objetivo de la exploración. Una vez alcanzada una de estas zonas, en numerosas ocasiones, es necesario realizar la rotación u oscilación de la sonda para obtener las imágenes buscadas.



(a) Inicio de la simulación ecográfica

(b) Zona de exploración del recorrido

Figura 6.3.2: Recorrido

En el ejemplo mostrado en la Figura 6.3.2, el profesional, en primer lugar, desplaza la sonda del punto inicial (Figura 6.3.2a) hasta la zona de exploración del recorrido (Figura 6.3.2b). Durante la formación, el simulador orienta a los profesionales en formación a través de un código de colores que se muestran en los marcos del visor ecográfico y en los rótulos situados a la izquierda de las instrucciones. Cuando la sonda virtual está lejos de la zona de exploración, el color mostrado es el rojo, una vez se está acercando pasa a amarillo y finalmente, cuando se alcanza la zona de exploración, el color utilizado es el verde.



(a) Rotación de la sonda ecográfica lejos de la zona de exploración (b) Zona de exploración de la rotación

Figura 6.3.3: Rotación

Una vez alcanzada la zona de exploración del recorrido, dependiendo de la práctica, es posible realizar una rotación o una oscilación. En el caso del ejemplo mostrado en la Figura 6.3.3 el alumno debe realizar una rotación de la sonda que permita ver la arteria carótida de forma longitudinal (Figura 6.3.3b). El profesional en formación conoce que existe una rotación en ese punto, porque al alcanzar la zona de exploración del recorrido se activa el rótulo "Rotación". En el caso de las rotaciones también se sigue el código de colores que indica si se ha alcanzado o no la zona de exploración.



(a) Segunda zona de exploración del recorrido (b) Zona de exploración de la oscilación

Figura 6.3.4: Oscilación

La práctica mostrada en este ejemplo, tiene dos zonas de exploración en el recorrido. Por tanto, se puede continuar el recorrido hasta alcanzar la segunda zona de exploración (Figura 6.3.4a), que en este caso, dispone de imágenes ecográficas correspondientes a una oscilación (Figura 6.3.4b). Las oscilaciones siguen la misma técnica de realimentación visual basada en colores que el recorrido y la rotación.

### 6.3.3 ENTRENAMIENTO EN TÉCNICAS DE INSERCIÓN DE AGUJAS GUIADAS POR ECOGRÁFICA

En los procedimientos mínimamente invasivos, en primer lugar, los profesionales realizan una exploración y, una vez localizada la zona de punción, acceden a ella con la aguja. Debido a esto, los entrenamientos en técnicas de inserción de agujas guiadas por ecografía incluyen el procedimiento de exploración ecográfica explicado anteriormente y, además, añaden el entrenamiento de la inserción de la aguja.

Por esta razón, una práctica de este tipo también comienza con el recorrido de la sonda para alcanzar la zona de exploración en la que se hará la práctica percutánea, tal y como se muestra en la Figura 6.3.5. Dependiendo de la práctica, la zona de exploración en la que se realizará la inserción de la aguja puede estar en el recorrido, en una rotación o en una oscilación. En el ejemplo que se muestra está en el recorrido.

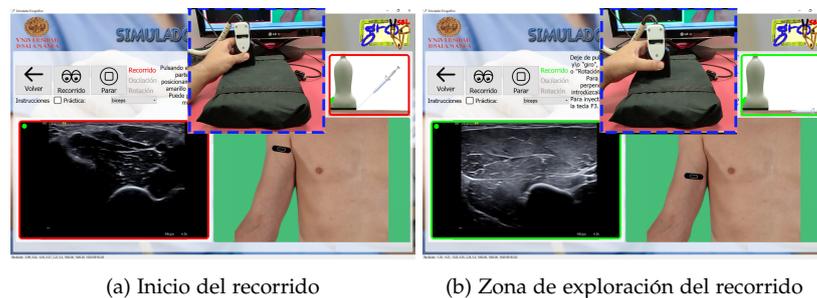


Figura 6.3.5: Recorrido

Una vez alcanzada la zona de exploración a continuación el alumno debe orientar la aguja (Figura 6.3.6a). Tanto su desviación (normalmente perpendicular a la sonda ecográfica), como su elevación, deben considerarse antes de comenzar a introducir la aguja. Esto es importante, porque orientar correctamente la aguja antes de introducirla permite al profesional alcanzar con la punta el lugar objetivo (Figura 6.3.6b), en caso contrario puede causar alguna lesión al paciente, ya que una vez insertada, no se puede cambiar la actitud de la aguja.



Figura 6.3.6: Inserción de la aguja

Cuando se introduce la aguja la realimentación visual se realiza con polígonos de colores que siguen el mismo código que en la exploración ecográfica. Cuando la punta de la aguja accede al lugar correcto, especificado en la práctica, la estructura anatómica se rodea con un polígono verde y además se informa al profesional con un mensaje situado bajo el visor ecográfico





Parte 7

## DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES



---

---

## DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

---

---

La evolución que ha sufrido la robótica en las últimas décadas ha permitido que existan sensores y sistemas empotrados de tamaño y coste reducido. Este hecho facilita el uso de técnicas y procedimientos propios de la robótica para la creación de otro tipo de dispositivos, como es el caso de los dispositivos hápticos de entrenamiento creados en esta tesis.

En este sentido, estos avances tecnológicos también se han dado en las herramientas utilizadas en medicina. Actualmente el diagnóstico y tratamiento médico puede beneficiarse del uso de técnicas más avanzadas de exploración por imagen, donde la ecografía destaca por ser ampliamente aceptada por los especialistas y los pacientes al ser una técnica segura que no utiliza radiaciones ionizantes. Es una tecnología dinámica, inmediata y con la precisión necesaria para guiar al profesional en procedimientos que requieren la intervención local mediante la inserción de agujas [19, 25]. En estos procedimientos pueden existir órganos, vasos sanguíneos o nervios a pocos milímetros de distancia del lugar objetivo al que se desea acceder con la punta de la aguja [1]. Debido a esto, los profesionales en formación deben adquirir las habilidades kinestésicas que les permitan obtener imágenes ecográficas con las que explorar la anatomía humana, de modo que puedan identificar el lugar en el que van a realizar la inserción de la aguja, el ángulo con el que deben orientarla y la distancia que deben introducirla, evitando poner en riesgo a los pacientes. La herramienta portable de formación háptica propuesta permite aprender de forma segura todo el procedimiento.

El aprendizaje puede ser realizado en cualquier lugar, con unos requisitos de hardware básicos, a diferencia de las soluciones propuestas por otros autores, descritas en el capítulo 2.1, que utilizan equipos complejos y de difícil portabilidad o no cuentan con la precisión suficiente para una formación adecuada. En los dispositivos propuestos, la actitud de la sonda y de la aguja son estimadas con una precisión de décimas de grado y su desplazamiento con una precisión de milímetros. Esta precisión y el elevado realismo que presentan se consiguen gracias a la completa solución de fusión sensorial propuesta y al diseño de los dispositivos hápticos de entrenamiento. En la propuesta de fusión sensorial se explotan las ventajas de varios sensores de naturalezas diferentes, lo que ha permitido obtener los buenos resultados descritos en el capítulo anterior. Esta solución se ejecuta en sistemas empotrados de tamaño reducido con restricciones de tiempo real, lo que ha posibilitado la creación de dispositivos compactos y muy semejantes a los reales.

El filtro de Kalman dual permite obtener los ángulos de orientación de la sonda y de la aguja en etapas de estimación diferenciadas entre la inclinación y de la desviación, de manera que, se evita que las perturbaciones que pudiera sufrir el magnetómetro afecten a la estimación de los ángulos de elevación y giro. El modelo de inclinación está basado en un estado reducido que

simplifica la linearización de los modelos y el uso de las diferentes medidas de los sensores MIMU [88, 89]. El modelo de desviación basa su estado en la corrección de la deriva que habitualmente presentan los giróscopos que utilizan tecnologías MEMS. Esta solución ofrece un buen rendimiento en tiempo real en sistemas embebidos sin la presencia de retardos.

El filtro de Kalman PVA posibilita la fusión entre medidas sensoriales del movimiento, como las obtenidas de los sensores MIMU, con medidas estimadas con técnicas de flujo óptico, explotando la capacidad de capturar movimientos altamente dinámicos de los sensores MIMU con la alta estabilidad que presentan las soluciones de visión artificial. En este sentido, la solución de flujo óptico propuesta utiliza muy pocas características, produciendo buenos resultados en un sistema de visión embebida. Esta solución evita el uso de técnicas ampliamente conocidas como SIFT o SURF que, a pesar de obtener buenos resultados, presentan un rendimiento computacional muy bajo, imposibilitando su uso con éxito en sistemas de visión embebida.

Desde la aparición de los simuladores virtuales se ha comenzado un cambio en las técnicas de formación de los profesionales sanitarios, ya que estos sistemas han demostrado mejorar el aprendizaje a través de la realimentación visual consiguiendo que la educación médica sea más eficiente [110]. Sin embargo, están limitadas por la falta de sensación háptica de la posición y angulación de la sonda ecográfica y de la aguja [23, 39]. De acuerdo con [141], los dispositivos hápticos aportan importantes beneficios en el aprendizaje de procedimientos médicos. En este sentido, los profesionales formados con estos dispositivos se sienten más seguros cuando trabajan con pacientes reales después de haber practicado con un simulador [3], consiguiendo reducir el tiempo de aprendizaje del procedimiento [35]. La combinación de sensaciones hápticas y realimentación visual ha demostrado un alto nivel de éxito en la formación de profesionales de la sanidad [133]. Con la sensación háptica se transmite al estudiante cuál debe ser la posición, la orientación y la fuerza que debe utilizar en cada caso. Con la realimentación visual, aprende a relacionar los movimientos de los dispositivos hápticos sobre un modelo humano y a conocer cómo y dónde deben posicionar y dirigir tanto la sonda como la aguja para realizar correctamente el procedimiento. Las dos, en combinación, aumentan la coordinación mano-cerebro-ojo. Gracias a los simuladores, las curvas de aprendizaje se reducen, especialmente en las primeras etapas de la formación [96, 23]. Además, son igual de efectivos que los métodos de entrenamiento tradicionales con pacientes reales [94], pero con la ventaja de que no existe ningún tipo de riesgo para ellos y que la formación se produce en un entorno de bajo estrés y sin presión [23].

Estas características han sido implementadas en una plataforma de escritorio avanzada que sirve de interfaz entre los dispositivos hápticos de entrenamiento y el profesional en formación. La interfaz hombre-máquina de alto nivel reproduce los movimientos del usuario obtenidos a partir de la posición y orientación de los dispositivos hápticos de entrenamiento. El sistema de formación completo potencia la adquisición del modelo mental y de las habilidades motoras necesarias para abordar procedimientos ecográficos y de inserción de agujas. Esta adquisición es realizada por medio de la sensación háptica que proporcionan los dispositivos de entrenamiento y de la realimentación visual de alta fidelidad que posibilita la plataforma virtual de formación. El entrenamiento que posibilita el simulador propuesto puede realizarse fuera de instituciones clínicas o académicas y en cualquier momento, de forma que, facilita el acceso a formación especializada a profesionales sanitarios que normalmente están cargados de horas de trabajo.

---

---

## DISCUSSION AND CONCLUSIONS

---

---

The evolution that robotics has experimented in the last decades has allowed the existence of sensors and embedded systems of reduced size and cost. This fact allows the use of robotics techniques and procedures for the creation of other types of devices, as is the case of the haptic training devices created in this thesis.

In this sense, these technological advances have also occurred in the tools used in medicine. Nowadays, medical diagnosis and treatment can benefit from the use of more advanced imaging techniques, where ultrasound is widely accepted by specialists and patients as a safe technique which does not use any ionising radiation. It is a dynamic, immediate technology with the precision needed to guide the practitioner in procedures that require local intervention through the insertion of needle [19, 25]. In these procedures, there may be organs, blood vessels or nerves a few millimetres from the target to which the needle tip is to be inserted [1]. Because of this, trainees must acquire the kinaesthetic skills to obtain ultrasound images with which to explore the human anatomy, in order to identify the place where they are going to insert the needle, the angle at which they should orientate it and the distance they should insert it, avoiding putting patients at risk. The proposed mobile haptic training tool allows them to safely learn the entire procedure.

Learning can be done anywhere, with basic hardware requirements, in contrast to the solutions proposed by other authors, described in the chapter 2.1, which use complex equipment that is difficult to carry or not sufficiently accurate for adequate training. In the proposed devices, the attitude of the probe and the needle are estimated with an accuracy of tenths of a degree and their displacement with an accuracy of millimeters. This accuracy and high realism are achieved thanks to the proposed complete sensory fusion solution and the design of the haptic training devices. The sensory fusion proposal exploits the advantages of several sensors of different characteristics, which has allowed to obtain the good results described in the previous chapter. This solution is implemented in small embedded systems with real-time constraints, which has made possible to create compact devices that are very similar to the real ones.

The dual Kalman filter allows the probe and needle orientation angles to be obtained in separate estimation stages for tilt and yaw, so that any disturbances to the magnetometer are prevented from affecting the estimation of pitch and roll angles. The tilt model is based on a reduced state, which simplifies the linearization of the models and the use of the different measurements of the MIMU sensors [88, 89]. The yaw model bases its state on the drift correction typically found in gyroscopes using MEMS technologies. This solution offers good real-time performance in embedded systems without the presence of delays.

The PVA Kalman filter enables the fusion between sensory motion measurements, such as those obtained from MIMU sensors, with measurements estimated with optical flow techniques, exploiting the ability to capture highly dynamic motions of MIMU sensors with the high stability of machine vision solutions. In this sense, the proposed optical flow solution uses very few features, producing good results in an embedded vision system. This solution avoids the use of widely known techniques such as SIFT or SURF which, despite obtaining good results, have a very low computational performance, not allowing their successful use in embedded vision systems.

Since the emergence of virtual simulators, a change in training techniques for healthcare professionals has begun, as these systems have been shown to improve learning through visual feedback, making medical education more efficient [110]. However, they are limited by the lack of haptic sensation of the position and angulation of the ultrasound probe and needle [23, 39]. According to [141], haptic devices provide important benefits in learning medical procedures. In this sense, professionals trained with these devices feel more confident when working with real patients after having practiced with a simulator [3], reducing the learning time of the procedure [35]. The combination of haptic sensation and visual feedback has demonstrated a high level of success in the training of healthcare professionals [133]. The haptic sensation is used to transmit to the student the position, orientation and force to be used in each case. With visual feedback, they learn to relate the movements of the haptic devices to a human model and to know how and where to position and direct both the probe and the needle in order to perform the procedure correctly. Both, in combination, increase hand-brain-eye coordination. Thanks to simulators, learning curves are reduced, especially in the early stages of training [96, 23]. In addition, they are just as effective as traditional training methods with real patients, but with the advantage that there is no risk to the patients and the training takes place in a low-stress and pressure-free environment [23].

These features have been implemented in an advanced desktop platform that serves as an interface between the haptic training devices and the trainee. The high-level human-machine interface reproduces the user's movements obtained from the position and orientation of the haptic training devices. The complete training system enhances the acquisition of the mental model and motor skills necessary for ultrasound and needle insertion procedures. This acquisition is accomplished through the haptic sensation provided by the training devices and the high-fidelity visual feedback enabled by the virtual training platform. The training made possible by the proposed simulator can be performed outside clinical or academic institutions and at any time, thus facilitating access to specialized training for healthcare professionals who are normally overloaded with working hours.

Parte 8

ANEXOS



## RELACIÓN ENTRE LAS VELOCIDADES ANGULARES Y LAS ROTACIONES DE TAIT-BRYAN

---

En este anexo se realiza el desarrollo matemático de las condiciones iniciales de la velocidad angular descritas en la sección 4.2.2. Previamente en la sección 4.2.1 se describen las matrices de rotación de Tait-Bryan, las cuales son clave para este desarrollo matemático.

Para realizar la transformación de los vectores de velocidad angular del sistema de referencia  $F_n$  al sistema de referencia  $F_b$ , se utiliza la composición de matrices de rotación elementales como sigue:

$$\begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + {}_bR_x^2(n\phi^2) \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix} + {}_bR_x^2(b\phi^2) {}_2R^1(2\theta^1) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (68)$$

Desarrollando la ecuación anterior:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & \sin \phi \\ 0 & -\sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & \sin \phi \\ 0 & -\sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & -\sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \\ &= \dot{\phi} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \dot{\theta} \begin{bmatrix} 0 \\ \cos \phi \\ -\sin \phi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & -\sin \theta \\ \sin \phi \sin \theta & \cos \phi & \sin \phi \cos \theta \\ \cos \phi \sin \theta & -\sin \phi & \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \dot{\psi} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \\ &= \dot{\phi} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \dot{\theta} \begin{bmatrix} 0 \\ \cos \phi \\ -\sin \phi \end{bmatrix} + \dot{\psi} \begin{bmatrix} -\sin \theta \\ \sin \phi \cos \theta \\ \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Representándolo como un sistema de ecuaciones:

$$\left. \begin{aligned} \omega_x &= \dot{\phi} - \dot{\psi} \sin \theta \\ \omega_y &= \dot{\theta} \cos \phi + \dot{\psi} \sin \phi \cos \theta \\ \omega_z &= -\dot{\theta} \sin \phi + \dot{\psi} \cos \phi \cos \theta \end{aligned} \right\}$$

Despejando  $\dot{\phi}$ ,  $\dot{\theta}$  y  $\dot{\psi}$

$$\dot{\phi} = \omega_x + \dot{\psi} \sin \theta \quad (69)$$

$$\dot{\theta} = \frac{\omega_y - \dot{\psi} \sin \phi \cos \theta}{\cos \phi} \quad (70)$$

$$\dot{\psi} = \frac{\omega_z + \dot{\theta} \sin \phi}{\cos \phi \cos \theta} \quad (71)$$

Sustituyendo (70) en (71):

$$\dot{\psi} = \frac{\omega_z + \omega_y \tan \phi - \dot{\psi} \sin \phi \cos \theta \tan \phi}{\cos \phi \cos \theta}$$

Despejando  $\dot{\psi}$

$$\dot{\psi}(\cos \phi \cos \theta + \sin \phi \cos \theta \tan \phi) = \omega_z + \omega_y \tan \phi$$

$$\dot{\psi} \cos \theta (\cos \phi + \sin \phi \tan \phi) = \omega_z + \omega_y \tan \phi$$

$$\dot{\psi} = \frac{\omega_z + \omega_y \tan \phi}{\cos \theta (\cos \phi + \sin \phi \tan \phi)}$$

$$\dot{\psi} = \frac{\frac{\omega_z \cos \phi + \omega_y \sin \phi}{\cos \phi}}{\cos \theta \left( \frac{\cos^2 \phi + \sin^2 \phi}{\cos \phi} \right)}$$

Finalmente:

$$\dot{\psi} = \frac{(\omega_z \cos \phi + \omega_y \sin \phi)}{\cos \theta} \quad (72)$$

Sustituyendo la ecuación (72) anterior en (70):

$$\dot{\theta} = \frac{\omega_y - \left( \frac{\omega_z \cos \phi + \omega_y \sin \phi}{\cos \theta} \right) \sin \phi \cos \theta}{\cos \phi}$$

$$\dot{\theta} = \frac{\omega_y - \omega_z \cos \phi \sin \phi - \omega_y \sin \phi \sin \phi}{\cos \phi}$$

$$\dot{\theta} = \frac{\omega_y(1 - \sin^2 \phi) - \omega_z \cos \phi \sin \phi}{\cos \phi}$$

$$\dot{\theta} = \frac{\omega_y \cos^2 \phi - \omega_z \cos \phi \sin \phi}{\cos \phi}$$

Se obtiene:

$$\dot{\theta} = \omega_y \cos \phi - \omega_z \sin \phi \quad (73)$$

Para terminar, se sustituye la ecuación (72) en (69):

$$\dot{\phi} = \omega_x + \frac{(\omega_z \cos \phi + \omega_y \sin \phi) \sin \theta}{\cos \theta}$$

La última ecuación es:

$$\dot{\phi} = \omega_x + \omega_y \sin \phi \tan \theta + \omega_z \cos \phi \tan \theta \quad (74)$$

Expresando las ecuaciones (72), (73) y (74) de forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \frac{\sin \phi}{\cos \theta} & \frac{\cos \phi}{\cos \theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (75)$$

Con la ecuación (75) se obtienen las velocidades angulares  $(\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi})$  de ambos dispositivos de entrenamiento (sonda y aguja) a partir de las medidas de los giróscopos  $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$  con los que cuentan los sensores IMU que incorporan. Esta ecuación es el punto de partida de la solución de estimación de la actitud propuesta en el capítulo 4.2.



## LINEALIZACIÓN Y DISCRETIZACIÓN DEL MODELO DE SISTEMA DE LA INCLINACIÓN

---

En este anexo, se describe el desarrollo matemático para el proceso de linealización y discretización del modelo de sistema del EKF de la inclinación descrito en la sección 4.2.3 que tiene como entrada la velocidad angular  $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$  medida con un sensor MIMU.

El estado definido es:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin \theta \\ \sin \phi \cos \theta \\ \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \quad (76)$$

Derivando:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\theta} \cos \theta \\ \dot{\phi} \cos \phi \cos \theta - \dot{\theta} \sin \theta \sin \phi \\ -\dot{\phi} \sin \phi \cos \theta - \dot{\theta} \sin \theta \cos \phi \end{bmatrix} \quad (77)$$

Sustituyendo  $\dot{\phi}$  y  $\dot{\psi}$  por las ecuaciones (73) y (74) del Anexo I en todas las expresiones de la matriz de la ecuación (77):

$$\dot{x}_1 = -(\omega_y \cos \phi - \omega_z \sin \phi) \cos \theta = -\omega_y \cos \theta \cos \phi + \omega_z \sin \phi \cos \theta$$

La primera ecuación del estado es:

$$\dot{x}_1 = \omega_z x_2 - \omega_y x_3 \quad (78)$$

Para la segunda fila de la matriz de la ecuación (77):

$$\begin{aligned} \dot{x}_2 &= (\omega_x + \omega_y \sin \phi \tan \theta + \omega_z \cos \phi \tan \theta) \cos \phi \cos \theta - (\omega_y \cos \phi \\ &\quad - \omega_z \sin \phi) \sin \phi \sin \theta = \\ &= \omega_x \cos \phi \cos \theta + \omega_y \sin \phi \tan \theta \cos \phi \cos \theta + \omega_z \cos \phi \tan \theta \cos \phi \cos \theta \\ &\quad - \omega_y \cos \phi \sin \phi \sin \theta + \omega_z \sin \phi \sin \phi \sin \theta = \\ &= \omega_x x_3 + \omega_y (\sin \phi \tan \theta \cos \theta \cos \phi - \cos \phi \sin \phi \sin \theta) + \\ &\quad \omega_z (\cos \phi \tan \theta \cos \phi \cos \theta + \sin \phi \sin \phi \sin \theta) = \\ &= \omega_x x_3 + \omega_z ((\cos^2 \phi + \sin^2 \phi) \sin \theta) = \\ &= \omega_x x_3 + \omega_z \sin \theta \end{aligned}$$

La segunda ecuación es:

$$\dot{x}_2 = \omega_x x_3 - \omega_z x_1 \quad (79)$$

Para terminar, la tercera fila de la matriz de la ecuación (77):

$$\begin{aligned} \dot{x}_3 &= -(\omega_x + \omega_y \sin \phi \tan \theta + \omega_z \cos \phi \tan \theta) \sin \phi \cos \theta - (\omega_y \cos \phi \\ &\quad - \omega_z \sin \phi) \sin \theta \cos \phi = \\ &= -\omega_x \sin \phi \cos \theta - \omega_y \sin \phi \tan \theta \sin \phi \cos \theta - \omega_z \cos \phi \tan \theta \sin \phi \cos \theta \\ &\quad - \omega_y \cos \phi \sin \theta \cos \phi + \omega_z \sin \phi \sin \theta \cos \phi = \\ &= -\omega_x x_2 + \omega_y (-\sin \phi \tan \theta \sin \phi \cos \theta - \cos \phi \sin \theta \cos \phi) \\ &\quad + \omega_z (\sin \phi \sin \theta \cos \phi - \cos \phi \sin \theta \sin \phi) = \\ &= -\omega_x x_2 + \omega_y (-\sin^2 \phi \sin \theta - \cos^2 \phi \sin \theta) = \\ &= -\omega_x x_2 - \omega_y \sin \theta \end{aligned}$$

La tercera ecuación, por tanto, es:

$$\dot{x}_3 = \omega_y x_1 - \omega_x x_2 \quad (80)$$

Si los representamos de forma matricial:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \omega_z & -\omega_y \\ -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (81)$$

Este modelo no es lineal, por tanto es necesario linealizarlo para que pueda ser utilizado en un filtro extendido de Kalman.

$$f(\dot{x}, x, \omega) = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 - \omega_z x_2 + \omega_y x_3 \\ \dot{x}_2 - \omega_x x_3 + \omega_z x_1 \\ \dot{x}_3 - \omega_y x_1 + \omega_x x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Aplicando el procedimiento de linealización:

$$\left. \frac{\partial f}{\partial \dot{x}} \right|_{\dot{x}=\bar{\dot{x}}} \Delta \dot{x} + \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=\bar{x}} \Delta x + \left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{u=\bar{u}} \Delta u = 0$$

donde  $u$  es la entrada del sistema  $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$ .

Resolviendo las derivadas parciales:

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial \dot{x}_1} & \frac{\partial f_1}{\partial \dot{x}_2} & \frac{\partial f_1}{\partial \dot{x}_3} \\ \frac{\partial f_2}{\partial \dot{x}_1} & \frac{\partial f_2}{\partial \dot{x}_2} & \frac{\partial f_2}{\partial \dot{x}_3} \\ \frac{\partial f_3}{\partial \dot{x}_1} & \frac{\partial f_3}{\partial \dot{x}_2} & \frac{\partial f_3}{\partial \dot{x}_3} \end{bmatrix}_{\dot{x}=\bar{\dot{x}}} \Delta \dot{x} + \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} \\ \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} \end{bmatrix}_{x=\bar{x}} \Delta x \\
 & + \begin{bmatrix} \frac{\partial \dot{x}_1}{\partial u_1} & \frac{\partial \dot{x}_1}{\partial u_2} & \frac{\partial \dot{x}_1}{\partial u_3} \\ \frac{\partial \dot{x}_2}{\partial u_1} & \frac{\partial \dot{x}_2}{\partial u_2} & \frac{\partial \dot{x}_2}{\partial u_3} \\ \frac{\partial \dot{x}_3}{\partial u_1} & \frac{\partial \dot{x}_3}{\partial u_2} & \frac{\partial \dot{x}_3}{\partial u_3} \end{bmatrix}_{u=\bar{u}} \Delta u = \\
 & = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \dot{x}_1 \\ \Delta \dot{x}_2 \\ \Delta \dot{x}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\bar{\omega}_z & \bar{\omega}_y \\ \bar{\omega}_z & 0 & -\bar{\omega}_x \\ -\bar{\omega}_y & \bar{\omega}_x & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \\ \Delta x_3 \end{bmatrix} \\
 & + \begin{bmatrix} 0 & \bar{x}_3 & -\bar{x}_2 \\ -\bar{x}_3 & 0 & \bar{x}_1 \\ \bar{x}_2 & -\bar{x}_1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \omega_x \\ \Delta \omega_y \\ \Delta \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Despejando  $\Delta \dot{x}$ :

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{x}_1 \\ \Delta \dot{x}_2 \\ \Delta \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \bar{\omega}_z & -\bar{\omega}_y \\ -\bar{\omega}_z & 0 & \bar{\omega}_x \\ \bar{\omega}_y & -\bar{\omega}_x & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \\ \Delta x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\bar{x}_3 & \bar{x}_2 \\ \bar{x}_3 & 0 & -\bar{x}_1 \\ -\bar{x}_2 & \bar{x}_1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \omega_x \\ \Delta \omega_y \\ \Delta \omega_z \end{bmatrix} \quad (82)$$

Por tanto, el modelo linealizado es:

$$\Delta \dot{x}(t) = F \Delta x(t) + B \Delta u(t) \quad (83)$$

donde  $\Delta$  representa la desviación de las variables con respecto del punto de linealización  $\Delta u = u - \bar{u}$ .

El siguiente paso para obtener la ecuación de transición de estado del EKF de la inclinación es resolver la ecuación diferencial (83). Para ello, se aplican transformadas de Laplace:

$$\begin{aligned}
 s \Delta X(s) - \Delta x(0) &= F \Delta X(s) + B \Delta U(s) \\
 \Delta X(s)(sI - F) &= \Delta x(0) + B \Delta U(s) \\
 \Delta X(s) &= (sI - F)^{-1} \Delta x(0) + (sI - F)^{-1} B \Delta U(s) \\
 \Phi(s) &= (sI - F)^{-1} \\
 \Phi(t) &= \mathcal{L}^{-1}\{\Phi(s)\} = e^{Ft}
 \end{aligned}$$

donde  $\Phi(t)$  es la matriz de transición de estado.

Aplicando el teorema de convolución  $\mathcal{L} \left\{ \int_0^t f_1(t-\tau)f_2(\tau)d\tau \right\} = F_1(s)F_2(s)$  y la transformada inversa de Laplace:

$$\Delta x(t) = e^{Ft} \Delta x(0) + \int_0^t e^{F(t-\tau)} B \Delta u(\tau) d\tau = e^{Ft} \Delta x(0) + e^{Ft} \int_0^t e^{-F\tau} B \Delta u(\tau) d\tau$$

Se utiliza un filtro de Kalman discreto, por tanto, es necesario discretizar:

- $t = (k+1)T$

$$\Delta x[(k+1)T] = e^{F(k+1)T} \Delta x(0) + e^{F(k+1)T} \int_0^{(k+1)T} e^{-F\tau} B \Delta u(\tau) d\tau \quad (84)$$

- $t = kT$

$$\Delta x(kT) = e^{FkT} \Delta x(0) + e^{FkT} \int_0^{kT} e^{-F\tau} B \Delta u(\tau) d\tau \quad (85)$$

Multiplicando la ecuación (85) por  $e^{FT}$ :

$$e^{FT} \Delta x(kT) = e^{F(k+1)T} \Delta x(0) + e^{F(k+1)T} \int_0^{kT} e^{-F\tau} B \Delta u(\tau) d\tau \quad (86)$$

Restando la ecuación (86) a la ecuación (84):

$$\Delta x[(k+1)T] - e^{FT} \Delta x(kT) = e^{F(k+1)T} \left[ \int_0^{(k+1)T} e^{-F\tau} B \Delta u(\tau) d\tau - \int_{kT}^0 e^{-F\tau} B \Delta u(\tau) d\tau \right]$$

$$\Delta x[(k+1)T] = e^{FT} \left[ \Delta x(kT) + e^{FkT} \int_{kT}^{(k+1)T} e^{-F\tau} B \Delta u(\tau) d\tau \right]$$

$$\Delta x[(k+1)T] = e^{FT} \left[ \Delta x(kT) + \int_{kT}^{(k+1)T} e^{F(kT-\tau)} B \Delta u(\tau) d\tau \right]$$

$$\Delta x[(k+1)T] = e^{FT} \Delta x(kT) + \int_{kT}^{(k+1)T} e^{F[T(k+1)-\tau]} B \Delta u(\tau) d\tau$$

En el instante  $kT$  la entrada del sistema  $u(\tau)$  será constante, por tanto la ecuación será:

$$\Delta x[(k+1)T] = e^{FT} \Delta x(kT) + \int_{kT}^{(k+1)T} e^{F[T(k+1)-\tau]} B \Delta u(kT) d\tau \quad (87)$$

Posteriormente, se resuelve la integral  $\int_{kT}^{(k+1)T} e^{F[T(k+1)-\tau]} B \Delta u(kT) d\tau$  por el método de cambio de variable. Por tanto, si  $\alpha = T(k+1) - \tau$  y  $d\alpha = -d\tau$ , los límites de la integral serán:

- Si  $\tau = kT \Rightarrow \alpha = T(k+1) - kT = T$
- Si  $\tau = (k+1)T \Rightarrow \alpha = T(k+1) - (k+1)T = 0$

$$\int_T^0 e^{F\alpha} B\Delta u(kT)(-d\alpha) = B\Delta u(kT) \int_0^T e^{F\alpha} d\alpha = \left[ B\Delta u(kT)F^{-1}e^{F\alpha} \right]_0^T$$

El resultado de la integral será:

$$\int_{kT}^{(k+1)T} e^{F[T(k+1)-\tau]} B\Delta u(kT)d\tau = B\Delta u(kT)F^{-1}(e^{FT} - 1) \quad (88)$$

Aplicando series de Taylor para realizar la aproximación de  $e^{FT}$  en 0:

$$e^{FT} \simeq \left. e^{FT} \right|_{T=0} + F \left. e^{FT} \right|_{T=0} (T-0) + \frac{1}{2} F^2 \left. e^{FT} \right|_{T=0} + \dots \simeq I + FT + \frac{F^2}{2!} T^2 + \dots$$

si  $T < 1 \Rightarrow$  los sumandos de orden mayor que 1 son despreciables, por tanto la aproximación es:

$$e^{FT} \simeq I + FT \quad (89)$$

Sustituyendo (89) en (88):

$$B\Delta u(kT)F^{-1}(e^{FT} - 1) = B\Delta u(kT)F^{-1}(FT + I - I) = B\Delta u(kT)T \quad (90)$$

Finalmente, si sustituimos (89) y (90) en (87) el modelo de sistema de la inclinación es:

$$\Delta x[(k+1)T] = (I + FT)\Delta x(kT) + B\Delta u(kT)T \quad (91)$$

La ecuación (91) permite realizar, en el modelo de sistema de la inclinación de la sección 4.2.3.1, la transición de estados correspondiente a la etapa de predicción del EKF de la inclinación. El término  $B\Delta u(kT)T$  puede ser despreciado, ya que está formado por el producto de términos menores que 0.



## ECUACIÓN DE ENTRADA DEL MODELO DE SISTEMA DE LA DESVIACIÓN

---

En este Anexo se encuentra el desarrollo matemático que permite obtener la ecuación de entrada al modelo de sistema de la desviación de la sección 4.2.4.1.

El punto de partida es la ecuación (72) del Anexo I que relaciona la velocidad angular de la desviación  $\dot{\psi}$  con las variables de estado  $x_2$  y  $x_3$  del EKF de la inclinación y las medidas de velocidad angular del sensor MIMU  $\omega_y$  y  $\omega_z$ .

$$\begin{aligned}
 \dot{\psi} &= \frac{\omega_y \sin \phi}{\cos \theta} + \frac{\omega_z \cos \phi}{\cos \theta} = \\
 &= \left( \frac{\omega_y \sin \phi}{\cos \theta} + \frac{\omega_z \cos \phi}{\cos \theta} \right) \frac{\cos \theta}{\cos \theta} = \\
 &= \frac{\omega_y \sin \phi \cos \theta}{\cos^2 \theta} + \frac{\omega_z \cos \phi \cos \theta}{\cos^2 \theta} = \\
 &= \frac{x_2}{(\sin^2 \phi + \cos^2 \phi) \cos^2 \theta} \omega_y + \frac{x_3}{(\sin^2 \phi + \cos^2 \phi) \cos^2 \theta} \omega_z = \\
 &= \frac{x_2}{(\sin \phi \cos \theta)^2 + (\cos \phi \cos \theta)^2} \omega_y + \frac{x_3}{(\sin \phi \cos \theta)^2 + (\cos \phi \cos \theta)^2} \omega_z
 \end{aligned}$$

Finalmente, la ecuación de la entrada del modelo de sistema de la desviación es:

$$\dot{\psi} = \frac{x_2}{x_2^2 + x_3^2} \omega_y + \frac{x_3}{x_2^2 + x_3^2} \omega_z \quad (92)$$

donde  $\dot{\psi}$  es la velocidad angular en el sistema de referencia inercial  $F_n$ ,  $x_2$  y  $x_3$  son las variables de estado del EKF de la inclinación y,  $\omega_y$  y  $\omega_z$  las medidas de velocidad angular del sensor MIMU en su sistema de referencia local  $F_b$ .



## DESARROLLO DE LAS ECUACIONES DE LA SOLUCIÓN DE RETROPROYECCIÓN 2D-3D

---

La solución de Retroproyección 2D-3D propuesta en la sección 4.4.1.3 permite calcular el desplazamiento de la aguja en el mundo real a partir de proyección en el plano de imagen. En el modelo propuesto la aguja está representada por una recta, la cual se repite a continuación:

$$r \equiv \frac{x - x_0}{-\cos \psi \cos \theta} = \frac{y - y_0}{-\cos \theta \sin \psi} = \frac{z - H}{\sin \theta} \quad (93)$$

Por medio de esta recta se calculan las componentes de los puntos  $P_i$  y  $P_{i-1}$  a partir de las componentes de los puntos  $P'_i$  y  $P'_{i-1}$ . En el caso de las componentes  $x$  e  $y$ , se pueden obtener en función de  $z$ :

$$x = x_0 + \frac{H \cos \psi}{\tan \theta} - \frac{z \cos \psi}{\tan \theta} \quad (94)$$

$$y = y_0 + \frac{H \sin \psi}{\tan \theta} - \frac{z \sin \psi}{\tan \theta} \quad (95)$$

Por simplicidad en las operaciones posteriores definimos  $a$  y  $b$  como sigue:

$$a = x_0 + \frac{H \cos \psi}{\tan \theta} \quad (96)$$

$$b = y_0 + \frac{H \sin \psi}{\tan \theta} \quad (97)$$

Por tanto, las ecuaciones (94) y (95) quedan:

$$x = a - \frac{z \cos \psi}{\tan \theta} \quad (98)$$

$$y = b - \frac{z \sin \psi}{\tan \theta} \quad (99)$$

La componente  $z$  se calcula a partir del desplazamiento  $\Delta x$  de la aguja en el eje  $X$  del plano de imagen entre dos imágenes consecutivas, es decir, se define como la diferencia de la componente  $x'_i$  del punto  $P'_i$  en la imagen  $i$  y esa misma componente  $x'_{i-1}$  del punto  $P'_{i-1}$  en la imagen anterior  $i - 1$ :

$$\Delta x = x'_{i-1} - x'_i \quad (100)$$

Si sustituimos la ecuación (50)  $\left(x'_i = f \frac{-x_i}{z_i - f}\right)$ :

$$\Delta x = -f \left[ \frac{x_{i-1}}{z_{i-1} - f} - \frac{x_i}{z_i - f} \right] \quad (101)$$

Sustituyendo la ecuación (98)

$$\Delta x = -f \left[ \frac{a - \frac{z_{i-1} \cos \psi}{\tan \theta}}{z_{i-1} - f} - \frac{a - \frac{z_i \cos \psi}{\tan \theta}}{z_i - f} \right] \quad (102)$$

Operando:

$$\begin{aligned} \Delta x &= -f \left[ \frac{(z_i - f) \frac{a - z_{i-1} \cos \psi}{\tan \theta} - (z_{i-1} - f) \frac{a - z_i \cos \psi}{\tan \theta}}{(z_{i-1} - f)(z_i - f)} \right] = \\ &= -f \left[ \frac{z_i a - z_{i-1} a - f \frac{z_{i-1} \cos \psi}{\tan \theta} - f \frac{z_i \cos \psi}{\tan \theta}}{(z_{i-1} - f)(z_i - f)} \right] \end{aligned}$$

Finalmente:

$$\Delta x = f \left[ \frac{(z_{i-1} - z_i) \left[ a - f \frac{\cos \psi}{\tan \theta} \right]}{(z_{i-1} - f)(z_i - f)} \right] \quad (103)$$

Por simplicidad, definimos  $c$  como sigue:

$$c = a - f \frac{\cos \psi}{\tan \theta} \quad (104)$$

$$\Delta x = f \frac{(z_{i-1} - z_i)c}{(z_{i-1} - f)(z_i - f)}$$

Si despejamos  $z_i$ :

$$(z_{i-1} - f)(z_i - f)\Delta x = f(z_{i-1} - z_i)c$$

$$(z_i z_{i-1} - f z_{i-1} - z_i f + f^2)\Delta x = f z_{i-1} c - c f z_i$$

$$z_i \Delta x (z_{i-1} - f) + \Delta x f (f - z_{i-1}) = f z_{i-1} c - c f z_i$$

$$z_i [\Delta x (z_{i-1} - f) + c f] = f z_{i-1} c + \Delta x f (z_{i-1} - f)$$

Finalmente obtenemos:

$$z_i = f \frac{\Delta x (z_{i-1} - f) + z_{i-1} c}{\Delta x (z_{i-1} - f) + c f} \quad (105)$$

donde  $z_i$  y  $z_{i-1}$  se corresponde con la componente  $z$  del punto  $P_i$  y  $P_{i-1}$ , respectivamente;  $\Delta x$  con el desplazamiento entre el punto  $P'_{i-1}$  de la imagen  $i-1$  y el punto  $P'_i$  de la imagen  $i$  en el eje  $X$  del plano de imagen,  $f$  es la distancia focal y  $c$  es la ecuación (104).

## DISCRETIZACIÓN DEL MODELO DE SISTEMA DEL KF-PVA

---

Partiendo del modelo en el dominio de  $s$  y del estado  $x = (x_1 \ x_2 \ x_3)^T$  definidos en la sección 4.4.2.2 correspondiente al filtro de Kalman PVA propuesto, donde la variable de estado  $x_1$  es el desplazamiento ( $d$ ),  $x_2$  la velocidad ( $v$ ) y  $x_3$  la aceleración ( $a$ ) definida como:

$$\frac{\sqrt{2\sigma^2\beta}}{s + \beta} = \frac{A(s)}{W(s)} \Rightarrow (s + \beta)A(s) = \sqrt{2\sigma^2\beta}W(s) \quad (106)$$

Si se aplica la transformada inversa de Laplace:

$$\dot{x}_3(t) + \beta x_3(t) = \sqrt{2\sigma^2\beta}w(t) \quad (107)$$

Expresando el modelo de forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \sqrt{2\sigma^2\beta} \end{bmatrix} w(t) \quad (108)$$

Por tanto, la ecuación de estado sería:

$$\dot{X} = FX + Gw(t) \quad (109)$$

Para discretizar el modelo anterior se utiliza el método numérico de C. F. Van Loan [26, 69] que permite obtener las matrices de transferencia y covarianzas.

En primer lugar, se forma la matriz  $A$  como sigue:

$$A = \left[ \begin{array}{c|c} -F & GWG^T \\ \hline 0 & F^T \end{array} \right] \Delta t = \left[ \begin{array}{ccc|ccc} 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \beta & 0 & 0 & 2\sigma^2\beta \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -\beta \end{array} \right] \Delta t \quad (110)$$

donde  $W$  es la unidad.

Posteriormente, se calcula  $e^A$ :

$$B = e^A = \left[ \begin{array}{c|c} \dots & \Phi^{-1}Q_k \\ \hline 0 & \Phi_k^T \end{array} \right] \quad (111)$$

Por tanto  $\Phi_k$  es:

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{e^{-\beta\Delta t} + \beta\Delta t - 1}{\beta^2} \\ 0 & 1 & \frac{1 - e^{-\beta\Delta t}}{\beta} \\ 0 & 0 & e^{-\beta\Delta t} \end{bmatrix} \quad (112)$$

Finalmente, la matriz  $Q_k$ , la cual se omite por su alta complejidad, se puede obtener a partir de  $B$  como sigue:

$$Q_k = \Phi_k \Phi_k^{-1} Q_k \quad (113)$$

Las matrices  $\Phi_k$  y  $Q_k$  son, respectivamente, las matrices de transición y de covarianzas del modelo de sistema del filtro de Kalman PVA definido en la sección 4.4.2.2.

## SENSORES INERCIALES Y MAGNETÓMETROS

Las unidades de medida inercial (*inertial measurement unit (IMU)*) o sensores inerciales son dispositivos, formados por giróscopos y acelerómetros, cuya función es obtener el estado de movimiento (posición y velocidad) de un objeto [106]. En sus inicios, a principios de los años 20, eran dispositivos electromecánicos muy complejos que normalmente eran utilizados para el guiado de vehículos [14, 106]. Las primeras versiones consistían en una plataforma montada en un soporte de Cardano sobre el que había un giróscopo y un acelerómetro (Figura VI.1) de manera que esta se mantenía con una orientación fija sin importar la orientación que tomara el objeto [106]. A partir de los años 60, con los avances en electrónica fue reemplazado el soporte de Cardano por circuitos integrados que lo simulaban electrónicamente [106].

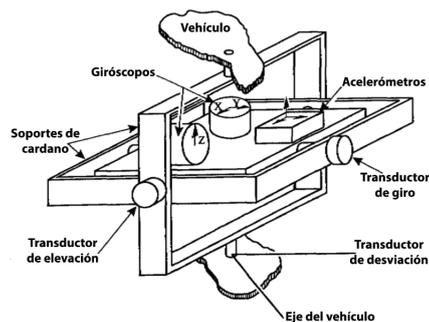


Figura VI.1: Sensor inercial de plataforma [106]

También en torno a los años 60, se desarrolla el primero de los giróscopos ópticos, los giróscopos de anillo láser (*ring laser gyro (RLG)*). Los RLG se hicieron populares una década después gracias a los avances en computación [14]. Su funcionamiento consiste en la emisión, en direcciones opuestas, de dos haces de luz láser en un anillo formado por 3 o más espejos. La determinación de la velocidad angular está basada en el efecto de Sagnac. Cuando se produce la rotación del dispositivo, la compleción del bucle se retrasa. Este retraso se traduce en un desplazamiento de fase de las dos trayectorias, el cual se utiliza para calcular la velocidad angular [67]. Los giróscopos ópticos de fibra óptica (*fiber optic gyroscopes (FOG)*) [179] han comenzado a tener más popularidad en las últimas décadas, gracias a que los avances tecnológicos han permitido su desarrollo. Estos sensores también están basados en el efecto de Sagnac, pero en esta ocasión los haces de luz láser viajan a través de una bobina de fibra óptica [106, 14, 67]. A pesar de los buenos resultados que producen este tipo de sensores inerciales, su tamaño es demasiado grande para muchas aplicaciones, sin olvidar su elevado precio.

Los sensores inerciales micro-electromecánicos (*Microelectromechanical Sensors (MEMS)*) son una de las alternativas que han tomado más popularidad

en las últimas décadas debido a su reducido tamaño (en una escala de micrómetros), su bajo consumo, alta sensibilidad y a su bajo coste [74, 153]. Actualmente, es posible encontrar este tipo de sensores en muchos de los productos electrónicos que utilizados en el día a día, como son, los teléfonos inteligentes, tabletas inteligentes, relojes inteligentes o videoconsolas [153]. El sector de la automoción también está haciendo uso masivo de sensores MEMS, en este caso su uso está destinado a airbags, control de estabilidad, localización o medidas de presión del aire de los neumáticos [105]. Otros sectores donde también son populares son el médico o el industrial [105].

Los sensores MEMS están formados principalmente por dos partes, una parte electromecánica con la que se obtiene la medida sensorial y un sistema empotrado, generalmente de tipo ASIC, que implementa la lógica de lectura, control y de comunicación con el dispositivo de lectura, que generalmente es otro sistema empotrado [105].

Los acelerómetros, generalmente miden en unidades de  $g$ , es decir,  $1g$  es la aceleración provocada por la gravedad terrestre con un valor de  $9,8 \text{ m/s}^2$ . Estos dispositivos miden la orientación con respecto a la gravedad y la aceleración producida por los movimientos [153]. Su parte micro-electromecánica está compuesta por una masa limitada para que solo pueda moverse linealmente en una dirección, la cual está anclada al sustrato por medio de muelles, tal y como se muestra en la Figura VI.2. La detección de los desplazamientos se realiza por medio de unos contactos móviles o rotores conectados a la masa, a través de los cuales se modifica la carga de los condensadores conectados a unos electrodos fijos o estatores [105, 153].

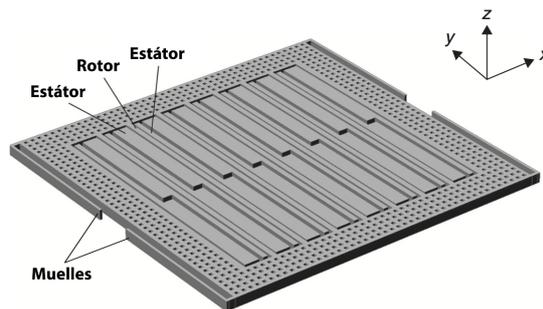


Figura VI.2: Estructura de un acelerómetro MEMS [105]

Los giróscopos generalmente miden la velocidad angular en grados por segundo. Estos dispositivos, tal y como se puede ver en la Figura VI.3, están formados por dos marcos, uno externo llamado marco de transmisión y uno interno llamado marco de Coriolis. El marco de transmisión tiene libre movilidad en el eje longitudinal y movilidad restringida en el eje transversal. El marco de Coriolis está acoplado al marco de transmisión por medio de un conjunto de muelles con un diseño especial. El marco de Coriolis tiene libertad de movimientos tanto longitudinalmente como transversalmente, en la dirección longitudinal es arrastrado por el marco de transmisión. La clave está en la dirección transversal, ya que el movimiento en esta dirección es el correspondiente a la fuerza de Coriolis producida durante una rotación del dispositivo. Ese desplazamiento transversal del marco de Coriolis provoca la variación en la carga de los condensadores al producirse contactos con los estatores situados en su interior [105, 153].

Tanto los acelerómetros como los giróscopos no son ideales, este tipo de dispositivos presenta ruido. Este ruido puede ser intrínseco al dispositivo

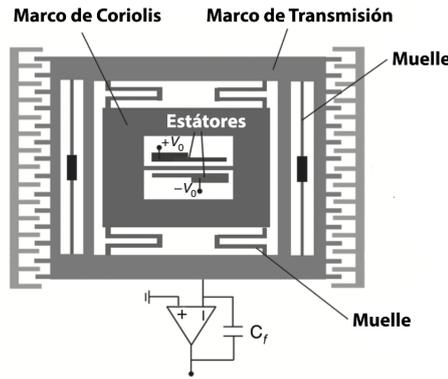


Figura VI.3: Estructura de un giroscopio MEMS [105]

micro-electromecánico o puede estar asociado al proceso de comunicación de las medidas. El ruido intrínseco está relacionado con la pérdida de energía mecánica o la aparición de movimientos aleatorios de la masa del acelerómetro o de los marcos del giroscopio. Esto es debido a las partículas de gas que existen en el interior del encapsulamiento del dispositivo micro-electromecánico que provocan movimientos internos de las partes móviles [104].

En este sentido, las IMUs de 6 grados de libertad formadas por tres acelerómetros y tres giroscopos, una pareja por eje de coordenadas, pierden la orientación sobre sí mismas, es decir, sobre el eje vertical (Figura VI.2). La razón de esto se debe a la existencia de una deriva provocada por el ruido intrínseco que presentan los sensores IMU. Para corregir esta deriva numerosos sensores IMU ya incorporan un magnetómetro con el que conocer su orientación con respecto al campo magnético terrestre [105, 114]. Pasando a tener IMUs con 9 grados de libertad [103] o incluso con 10, con la incorporación de un sensor MEMS de presión para medir la altitud [194].

Con el objetivo de obtener medidas sensoriales de campos magnéticos existe una gran variedad de magnetómetros o brújulas electrónicas. En este contexto, los que presentan una mayor sensibilidad, robustez y que son utilizados en numerosos procesos industriales son los dispositivos superconductores de interferencia cuántica (*superconducting quantum interference devices (SQUID)*) [93][108]. Están basados en bobinas de inducción electromagnética por lo que conseguir dispositivos de pequeño tamaño un muy complicado y, a pesar de que existen bobinas planas, estas no presentan el mismo rendimiento [93]. Sin olvidar que para su correcta operación necesitan trabajar a muy bajas temperaturas [93]. Por otro lado, existen sensores de estado sólido que son más sencillos de miniaturizar, como es el caso de los sensores basados en el efecto Hall, los basados en magnetorresistencia o magnetoimpedancia. Por último, también existen sensores MEMS de campo magnético [74][103]. Actualmente, el 98 % de los magnetómetros utilizados están basados en el efecto Hall o en magnetorresistencia [93].

Los sensores de efecto Hall están basados en el descubrimiento de Edwin Herbert Hall. Tal y como se puede ver en la Figura VI.4<sup>1</sup>, cuando se aplica una corriente eléctrica constante a lo largo de un material conductor y a su vez se aplica un campo magnético ( $B$ ) perpendicular al material conductor se produce una fuerza (fuerza de Lorentz o fuerza magnética  $F_m$ ) perpendicular al sentido de movimiento de los electrones y al campo magnético aplicado.

<sup>1</sup> <http://rsefalicante.umh.es/TemasElectromagnetismo/Electromagnetismo07.htm>

Esta fuerza de Lorentz provoca el desplazamiento de las cargas positivas y negativas por lo que se genera una nueva tensión conocida como tensión de Hall o voltaje de Hall  $V_H$  a partir del cual se puede obtener la intensidad del campo magnético aplicado [108, 93]. El voltaje de Hall es mayor cuando el material utilizado es un semiconductor, debido a esto, generalmente se utiliza el silicio en la fabricación de magnetómetros basados en el efecto Hall [108].

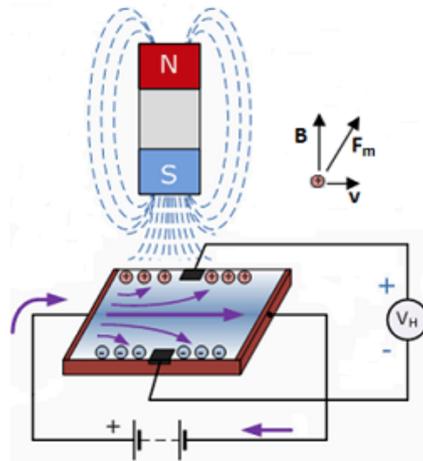


Figura VI.4: Funcionamiento sensores de efecto Hall

Los sensores basados en magnetorresistencia funcionan a partir de los cambios de resistencia que se producen en un material conductor al que se le aplica una corriente eléctrica constante. Son muy sencillos y baratos, ya que simplemente es necesario medir el voltaje de salida para obtener el vector de campo magnético externo [108]. Los métodos más destacados en esta categoría son magnetorresistencia anisotrópica (*anisotropic magnetoresistance (AMR)*), magnetorresistencia gigante (*giant magnetoresistance (GMR)*) o magnetorresistencia de efecto túnel (*tunnel magnetoresistance (TMR)*).

La magnetorresistencia anisotrópica es un fenómeno descubierto por Lord Kelvin, quien demostró que cuando se aplica una corriente constante a un material ferromagnético como el hierro (Fe) o el níquel (Ni) con un campo magnético  $B_{an}$  y un campo magnético externo  $B_{ext}$ , la resistencia eléctrica varía en función de la posición del campo magnético externo con respecto del material ferromagnético. Es decir, cuando el campo magnético externo es perpendicular al material ferromagnético la resistencia eléctrica es mínima, en cambio, si el campo magnético es paralelo al material ferromagnético la resistencia es máxima. Sin embargo, este fenómeno no es lineal con respecto a la intensidad del campo magnético externo. Para resolver este problema y que el comportamiento sea lineal se utiliza una estructura de poste de barbero<sup>2</sup> en la que se intercalan materiales con alta conductividad con materiales ferromagnéticos (Figura VI.5). El material ferromagnético utilizado en los magnetómetros AMR es el Permalloy, una aleación magnética formada por el 80 % de níquel y el 20 % de hierro [108, 93].

La magnetorresistencia gigante se basa en el fenómeno descubierto por Albert Fert y Peter Grunberg y por el que recibieron el Premio Nobel de física en 2007. Los sensores de magnetorresistencia gigante están formados por 4 capas de diferentes materiales. La primera y tercera capas son de

<sup>2</sup> [https://es.wikipedia.org/wiki/Poste\\_de\\_barbero](https://es.wikipedia.org/wiki/Poste_de_barbero)

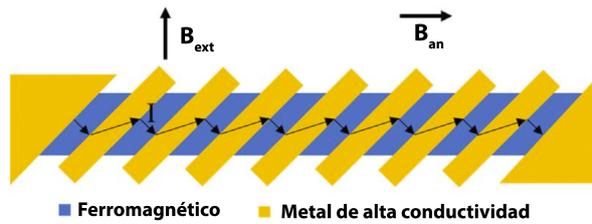


Figura VI.5: Material de magnetoresistencia anisotrópica con estructura de poste de barbero [93]

un material ferromagnético (generalmente una aleación de hierro y níquel) con un grosor del orden de nanómetros, la segunda capa es un material conductor y la última capa es un material antiferromagnético. La última capa hace que la magnetización de la tercera sea inhibida haciendo que los electrones en presencia de un campo magnético externo se mantengan fijos. La existencia de un campo magnético externo, hace que los electrones de la primera capa o capa libre se dispersen variando la resistencia eléctrica en el material conductor pudiéndose obtener una medida del campo magnético aplicado externamente [108, 93].

La magnetoresistencia de efecto túnel es muy similar a la magnetoresistencia gigante, también está formada por 4 capas de la misma naturaleza a excepción de la segunda, que en esta ocasión, es un aislante con un grosor de 1 nm. De tal manera que en presencia de un campo magnético externo los electrones son excitados y viajan atravesando el aislante (efecto túnel) haciendo que la resistencia eléctrica en el dispositivo varíe pudiéndose obtener una medida del campo magnético aplicado externamente [108, 93].

Los magnetómetros con los que se obtienen mejores resultados son los de tipo TMR, también son los que tienen el precio más elevado. Le siguen los de tipo GMR y los AMR, respectivamente. Los sensores de efecto Hall son los que menos sensibilidad y precisión presentan, pero su precio es menor y su alta disponibilidad hace que sea el más popular [93]. Sin embargo, todos los magnetómetros presentan ruido en sus medidas del campo magnético terrestre, esto se debe a la precisión intrínseca del sensor, a la electrónica de comunicación o a la aparición perturbaciones ferromagnéticas.

La importancia de los sensores inerciales y los magnetómetros en el desarrollo de esta tesis radica en la necesidad de obtener la orientación de los dispositivos hápticos de entrenamiento, ya que esta es vital para el proceso de formación de profesionales. A pesar de las buenas capacidades de los sensores inerciales para obtener la orientación de los objetos, estos no tienen la posibilidad de obtener el ángulo de rotación del dispositivo cuando este gira sobre sí mismo, ya que la gravedad terrestre medida por los acelerómetros apenas varía. Debido a esto, el magnetómetro es un sensor clave para la estimación de este tipo de rotaciones.



## REFERENCIAS

---

---

- [1] ABOLHASSANI, N.; PATEL, R. Y MOALLEM, M. "Needle insertion into soft tissue: A survey". *Medical Engineering and Physics* 29, 4 (2007), 413–431.
- [2] ACEVEDO-AVILA, R.; GONZALEZ-MENDOZA, M. Y GARCIA-GARCIA, A. "A Linked List-Based Algorithm for Blob Detection on Embedded Vision-Based Sensors". *Sensors* 16, 6 (2016), 782.
- [3] ADHIKARI, S.; SCHMIER, C. Y MARX, J. "Focused simulation training: Emergency department nurses' confidence and comfort level in performing ultrasound-guided vascular access". *Journal of Vascular Access* 16, 6 (2015), 515–520.
- [4] AGUILAR, L.; WONG, J.; STEINMAN, D. A. Y COBBOLD, R. S. "FAMUS II: A fast and mechanistic ultrasound simulator using an impulse response approach". *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 64, 2 (2017), 362–373.
- [5] AHMADI, A. Y PATRAS, I. "Unsupervised convolutional neural networks for motion estimation". *Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP 2016-August* (2016), 1629–1633.
- [6] ALAHI, A.; ORTIZ, R. Y VANDERGHEYNST, P. "FREAK: Fast retina keypoint". *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2012), 510–517.
- [7] ALTER, K. E. Y KARP, B. I. "Ultrasound guidance for botulinum neurotoxin chemodenervation procedures". *Toxins* 10, 1 (2018), 1–27.
- [8] AMIAZ, T. Y KIRYATI, N. "Piecewise-smooth dense optical flow via level sets". *International Journal of Computer Vision* 68, 2 (2006), 111–124.
- [9] AMIAZ, T.; LUBETZKY, E. Y KIRYATI, N. "Coarse to over-fine optical flow estimation". *Pattern Recognition* 40, 9 (2007), 2496–2503.
- [10] ANTHWAL, S. Y GANOTRA, D. "An overview of optical flow-based approaches for motion segmentation", 2019.
- [11] BAKER, S.; SCHARSTEIN, D.; LEWIS, J. P.; ROTH, S.; BLACK, M. J. Y SZE-LISKI, R. "A database and evaluation methodology for optical flow". *International Journal of Computer Vision* 92, 1 (2011), 1–31.
- [12] BAR-ITZHACK, I. Y. "REQUEST : A Recursive QUEST Algorithm for Sequential Attitude Determination". *Journal of Guidance, Control, and Dynamics* 19, 5 (1996).
- [13] BAR-SHALOM, Y. Y TSE, E. "Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association". *Automatica* 11, 5 (1975), 451–460.

- [14] BARBOUR, N. Y SCHMIDT, G. "Inertial sensor technology trends". *IEEE Sensors Journal* 1, 4 (2001), 332–339.
- [15] BARNES, C.; SHECHTMAN, E.; FINKELSTEIN, A. Y GOLDMAN, D. B. "Patch-Match: A randomized correspondence algorithm for structural image editing". *ACM Transactions on Graphics* 28, 3 (2009).
- [16] BARNES, C.; SHECHTMAN, E.; GOLDMAN, D. B. Y FINKELSTEIN, A. "The generalized PatchMatch correspondence algorithm". *European Conference on Computer Vision* 6313 (2010), 29–43.
- [17] BASFORD, P. J.; JOHNSTON, S. J.; PERKINS, C. S.; GARNOCK-JONES, T.; TSO, F. P.; PEZAROS, D.; MULLINS, R. D.; YONEKI, E.; SINGER, J. Y COX, S. J. "Performance analysis of single board computer clusters". *Future Generation Computer Systems* 102 (2020), 278–291.
- [18] BAY, H.; TUYTELAARS, T. Y VAN GOOL, L. "SURF: Speeded up robust features". *European Conference on Computer Vision* 3951 (2006), 404–417.
- [19] BHAGRA, A.; TIERNEY, D. M.; SEKIGUCHI, H. Y SONI, N. J. "Point-of-Care Ultrasonography for Primary Care Physicians and General Internists". *Mayo Clinic Proceedings* 91, 12 (2016), 1811–1827.
- [20] BHARGAVA, S. K. *Principles and practice of ultrasonography*. Alpha Science International, 2003.
- [21] BHOWMIK, D. Y APPIAH, K. "Embedded Vision Systems: A Review of the Literature". *International Symposium on Applied Reconfigurable Computing* (2018), 204–216.
- [22] BISWAS, B.; KR GHOSH, S.; HORE, M. Y GHOSH, A. "SIFT-Based Visual Tracking using Optical Flow and Belief Propagation Algorithm". *The Computer Journal* (2020).
- [23] BISWAS, M.; PATEL, R.; GERMAN, C.; KHAROD, A.; MOHAMED, A.; DOD, H. S.; KAPOOR, P. M. Y NANDA, N. C. "Simulation-based training in echocardiography". *Echocardiography* 33, 10 (2016), 1581–1588.
- [24] BLACK, M. J. Y ANANDAN, P. "The robust estimation of multiple motions: Parametric and piecewise-smooth flow fields". *Computer Vision and Image Understanding* 63, 1 (1996), 75–104.
- [25] BLUM, T.; RIEGER, A.; NAVAB, N.; FRIESS, H. Y MARTIGNONI, M. "A Review of Computer-Based Simulators for Ultrasound Training". *Simulation in Healthcare: The Journal of the Society for Simulation in Healthcare* 8, 2 (2013), 98–108.
- [26] BROWN, R. G. Y HWANG, P. Y. C. *Introduction to random signals and applied Kalman filtering : with MATLAB exercises*. J. Wiley & Sons, 2012.
- [27] BROX, T.; BRUHN, A.; PAPPENBERG, N. Y WEICKERT, J. "High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping". *European Conference on Computer Vision* 3024 (2004), 25–36.
- [28] BROX, T. Y MALIK, J. "Large displacement optical flow: Descriptor matching in variational motion estimation". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 33, 3 (2011), 500–513.

- [29] CALONDER, M.; LEPETIT, V.; STRECHA, C. Y FUA, P. "BRIEF: Binary robust independent elementary features". *European Conference on Computer Vision 6314*, PART 4 (2010), 778–792.
- [30] CANNY, J. "A Computational Approach to Edge Detection". *Readings in Computer Vision* (1987), 184–203.
- [31] CASTANEDO, F. "A review of data fusion techniques". *The Scientific World Journal 2013* (2013).
- [32] CHEN, Z.; JIN, H.; LIN, Z.; COHEN, S. Y WU, Y. "Large displacement optical flow from nearest neighbor fields". *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2013), 2443–2450.
- [33] CHENG, J.; LENG, C.; WU, J.; CUI, H. Y LU, H. "Fast and accurate image matching with cascade hashing for 3D reconstruction". *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2014), 1–8.
- [34] CHENG, Y. Y SHUSTER, M. D. "QUEST and The Anti-QUEST : Good and Evil Attitude Estimation Introduction : QUEST". *The Journal of the Astronautical Sciences 53*, 3 (2005), 337–351.
- [35] CHO, T.; KOMASAWA, N.; HABA, M.; FUJIWARA, S.; MIHARA, R. Y MINAMI, T. "Needle guides for venous catheter insertion during chest compressions: A crossover simulation trial". *American Journal of Emergency Medicine 34*, 6 (2016), 989–992.
- [36] CHU, Z.; CHEN, C.; LIU, Y.; WANG, Y. Y LIN, X. "Magnetic orientation system based on magnetometer, accelerometer and gyroscope". *CAAI Transactions on Intelligence Technology 2*, 4 (2017), 166–172.
- [37] COHEN, I. "Nonlinear variational method for optical flow computation". *Proceedings of the 8th SCIA* (1993).
- [38] COLES, T. R.; MEGLAN, D. Y JOHN, N. W. "The role of haptics in medical training simulators: A survey of the state of the art". *IEEE Transactions on Haptics 4*, 1 (2011), 51–66.
- [39] CORDOVANI, L. Y CORDOVANI, D. "A literature review on observational learning for medical motor skills and anesthesia teaching". *Advances in Health Sciences Education 21*, 5 (2016), 1113–1121.
- [40] CORRÊA, C. G.; NUNES, F. L.; RANZINI, E.; NAKAMURA, R. Y TORI, R. "Haptic interaction for needle insertion training in medical applications: The state-of-the-art". *Medical Engineering and Physics 63* (2019), 6–25.
- [41] DAMJANOVIC, D.; GOEBEL, U.; FISCHER, B.; HUTH, M.; BREGER, H.; BUERKLE, H. Y SCHMUTZ, A. "An easy-to-build, low-budget point-of-care ultrasound simulator: from Linux to a web-based solution". *Critical Ultrasound Journal 9*, 1 (2017), 0–5.
- [42] DE MUYNCK, M.; PARLEVIET, T.; DE COCK, K.; VANDEN BOSSCHE, L.; VANDERSTRAETEN, G. Y ÖZÇAKAR, L. "Musculoskeletal ultrasound for interventional physiatry". *European Journal of Physical and Rehabilitation Medicine 48*, 4 (2012), 675–687.

- [43] DEMPSTER, A. P. "A Generalization of Bayesian Inference". *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)* 30, 2 (1968), 205–232.
- [44] DENIZ, O.; VALLEZ, N.; ESPINOSA-ARANDA, J.; RICO-SAAVEDRA, J.; PARRA-PATINO, J.; BUENO, G.; MOLONEY, D.; DEHGHANI, A.; DUNNE, A.; PAGANI, A.; KRAUSS, S.; REISER, R.; WAENY, M.; SORCI, M.; LLEWELLYNN, T.; FEDORCZAK, C.; LARMOIRE, T.; HERBST, M.; SEIRAFI, A. Y SEIRAFI, K. "Eyes of Things". *Sensors* 17, 5 (2017), 1173.
- [45] DIEBEL, J. "Representing Attitude : Euler Angles , Unit Quaternions , and Rotation Vectors".
- [46] DONG, Y.; ZWAHLEN, P.; NGUYEN, A. M.; FROSIO, R. Y RUDOLF, F. "Ultra-high precision MEMS accelerometer". *2011 16th International Solid-State Sensors, Actuators and Microsystems Conference, TRANSDUCERS'11* (2011), 695–698.
- [47] DURRANT-WHYTE, H. Y HENDERSON, T. C. "Multisensor Data Fusion". *Springer Handbook of Robotics* 35, 1 (2016), 867–896.
- [48] EDLER, I. Y LINDSTRÖM, K. "The history of echocardiography". *Ultrasound in Medicine and Biology* 30, 12 (2004), 1565–1644.
- [49] EINSBRUCH, N. G. Y HILBERT, J. L. *Application Specific Integrated Circuit (ASIC) Technology*, vol. 23. 1991.
- [50] FAN, B.; LI, Q.; LIU, T.; FAN, B.; LI, Q. Y LIU, T. "How Magnetic Disturbance Influences the Attitude and Heading in Magnetic and Inertial Sensor-Based Orientation Estimation". *Sensors* 18, 2 (2017), 76.
- [51] FARSONI, S.; ASTOLFI, L.; BONFÈ, M. Y SPADARO, S. "Design of an ultrasound simulator with probe pose tracking and medical dataset processing and visualization". *IFAC-PapersOnLine* 28, 20 (2015), 377–382.
- [52] FARSONI, S.; ASTOLFI, L.; BONFE, M.; SPADARO, S. Y VOLTA, C. A. "A Versatile Ultrasound Simulation System for Education and Training in High-Fidelity Emergency Scenarios". *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine* 5, May 2016 (2017).
- [53] FARSONI, S.; BONFÈ, M. Y ASTOLFI, L. "A low-cost high-fidelity ultrasound simulator with the inertial tracking of the probe pose". *Control Engineering Practice* 59, November 2015 (2017), 183–193.
- [54] FAYYAD, J.; JARADAT, M. A.; GRUYER, D. Y NAJJARAN, H. "Deep Learning Sensor Fusion for Autonomous Vehicle Perception and Localization: A Review". *Sensors* 2020, Vol. 20, Page 4220 20, 15 (2020), 4220.
- [55] FERNÁNDEZ CARAMÉS, C. "Técnicas de navegación para un robot móvil utilizando sistemas de razonamiento espacial".
- [56] FILIPPUCCI, E.; MEENAGH, G.; CIAPETTI, A.; IAGNOCCO, A.; TAGGART, A. Y GRASSI, W. "E-learning in ultrasonography: A web-based approach". *Annals of the Rheumatic Diseases* 66, 7 (2007), 962–965.
- [57] FISCHER, P.; DOSOVITSKI, A.; ILG, E.; HÄUSSER, P.; HAZIRBAS, C. Y GOLKOV, V. "FlowNet: Learning Optical Flow with Convolutional Networks". *IEEE International Conference on Computer Vision* (2015).

- [58] FISCHLER, M. A. y BOLLES, R. C. "Random sample consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography". *Communications of the ACM* 24, 6 (1981), 381–395.
- [59] FORTMANN, T. E.; BAR-SHALOM, Y. y SCHEFFE, M. "Multi-Target Tracking Using Joint Probabilistic Data Association". *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control* 2 (1980), 807–812.
- [60] FORTUN, D.; BOUTHEMY, P. y KERVRANN, C. "Optical flow modeling and computation: A survey". *Computer Vision and Image Understanding* 134 (2015), 1–21.
- [61] FOX, J. C.; MARINO, H. y FISCHETTI, C. "Differential diagnosis of cardiovascular symptoms: Setting the expectations for the ultrasound examination and medical education". *Global Heart* 8, 4 (2013), 289–292.
- [62] FRANTZ, G. "Digital Signal Processor Trends". *Ece* (2000), 52–59.
- [63] FUNG, M. L.; CHEN, M. Z. y CHEN, Y. H. "Sensor fusion: A review of methods and applications". *Proceedings of the 29th Chinese Control and Decision Conference, CCDC* (2017), 3853–3860.
- [64] GAO, M.; YU, M. y GUO, H. "Mobile Robot Indoor Positioning Based on a Combination of Visual and Inertial Sensors". *Sensors* 19, 8 (2019).
- [65] GARCÍA, A. y BARRIGA, A. "Curso Práctico de Sistemas Empotrados Basado en Placas de Desarrollo XUPV2P". *IEEE-RITA* 7 (2012), 231–237.
- [66] GARRIDO-JURADO, S.; MUÑOZ-SALINAS, R.; MADRID-CUEVAS, F. J. y MEDINA-CARNICER, R. "Generation of fiducial marker dictionaries using Mixed Integer Linear Programming". *Pattern Recognition* 51, October (2016), 481–491.
- [67] GAUTAM, D.; LUCIEER, A.; MALENOVSKÝ, Z. y WATSON, C. "Comparison of MEMS-Based and FOG-Based IMUs to Determine Sensor Pose on an Unmanned Aircraft System". *Journal of Surveying Engineering* 143, 4 (2017), 04017009.
- [68] GHAREMANI, M.; LIU, Y. y TIDDEMAN, B. "FFD: Fast Feature Detector". *IEEE Transactions on Image Processing* 30 (2021), 1153–1168.
- [69] GREWAL, M. S. y ANDREWS, A. P. *Kalman Filtering: theory and practice using MATLAB*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA, 2008.
- [70] GRIDLING, G. y WEISS, B. "Introduction to microcontrollers". *Wescon Conference Record* (1997), 564–574.
- [71] HACKETT, J. K. y SHAH, M. "Multi-sensor fusion: A perspective". *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation* (1990), 1324–1330.
- [72] HARRIS, C. y STEPHENS, M. "A combined corner and edge detector". *Proceedings of Fourth Alvey Vision Conference* (1988), 147–151.
- [73] HE, L.; REN, X.; GAO, Q.; ZHAO, X.; YAO, B. y CHAO, Y. "The connected-component labeling problem: A review of state-of-the-art algorithms". *Pattern Recognition* 70 (2017), 25–43.

- [74] HERRERA-MAY, A. L.; SOLER-BALCAZAR, J. C.; VÁZQUEZ-LEAL, H.; MARTÍNEZ-CASTILLO, J.; VIGUERAS-ZUÑIGA, M. O. Y AGUILERA-CORTÉS, L. A. "Recent advances of MEMS resonators for Lorentz force based magnetic field sensors: Design, applications and challenges". *Sensors* 16, 9 (2016).
- [75] HIGGINS, W. T. "A Comparison of Complementary and Kalman Filtering". *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems AES-11*, 3 (1975), 321–325.
- [76] HOANG, M. L. Y PIETROSANTO, A. "Yaw/Heading optimization by drift elimination on MEMS gyroscope". *Sensors and Actuators, A: Physical* 325 (2021), 112691.
- [77] HOLM, H. H. Y SKJOLDBYE, B. "Interventional ultrasound". *Ultrasound in Medicine and Biology* 22, 7 (1996), 773–789.
- [78] HORN, B. K. Y SCHUNCK, B. G. "Determining optical flow". *Artificial Intelligence* 17, 1-3 (1981), 185–203.
- [79] HOWARD, Z. D.; NOBLE, V. E.; MARILL, K. A.; SAJED, D.; RODRIGUES, M.; BERTUZZI, B. Y LITEPLO, A. S. "Bedside ultrasound maximizes patient satisfaction". *Journal of Emergency Medicine* 46, 1 (2014), 46–53.
- [80] HUANG, F. C.; HUANG, S. Y.; KER, J. W. Y CHEN, Y. C. "High-performance SIFT hardware accelerator for real-time image feature extraction". *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 22, 3 (2012), 340–351.
- [81] HURTUK, J.; ADAM, N. Y CHOVANEC, M. "The arduino platform connected to education process". *INES 2017 - IEEE 21st International Conference on Intelligent Engineering Systems, Proceedings 2017-January* (2017), 71–76.
- [82] JIANG, X.; MA, J.; XIAO, G.; SHAO, Z. Y GUO, X. "A review of multimodal image matching: Methods and applications". *Information Fusion* 73 (2021), 22–71.
- [83] JIMÉNEZ, M.; PALOMERA, R. Y COUVERTIER, I. *Introduction to Embedded Systems*. 2013.
- [84] JOHNSTON, S. J.; BASFORD, P. J.; PERKINS, C. S.; HERRY, H.; TSO, F. P.; PEZAROS, D.; MULLINS, R. D.; YONEKI, E.; COX, S. J. Y SINGER, J. "Commodity single board computer clusters and their applications". *Future Generation Computer Systems* 89 (2018), 201–212.
- [85] JUANES, J. A.; ALONSO, P.; HERNÁNDEZ, F.; RUISOTO, P. Y MURIEL, C. "Anatomical-Ultrasound Visor for Regional Anaesthesia". *Journal of Medical Systems* 40, 7 (2016).
- [86] JULIER, S. J. Y UHLMANN, J. K. "A New extension of the Kalman filter to nonlinear systems". *Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI* 3068 (1997), 182–193.
- [87] KANADE, T. Y LUCAS, B. D. "An iterative image registration technique with an application to stereo vision (darpa)". *DARPA Image Understanding Workshop (IUW '81)* (1981), 121–130.
- [88] KANG, C. W. Y PARK, C. G. "Attitude estimation with accelerometers and gyros using fuzzy tuned Kalman filter". *European Control Conference (ECC)* (2009), 3713–3718.

- [89] KANG, C. W. Y PARK, C. G. "Euler angle based attitude estimation avoiding the singularity problem". *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)* 44, 1 PART 1 (2011), 2096–2102.
- [90] KENDOUL, F.; FANTONI, I. Y NONAMI, K. "Optic flow-based vision system for autonomous 3D localization and control of small aerial vehicles". *Robotics and Autonomous Systems* 57, 6-7 (2009), 591–602.
- [91] KERI, Z.; SYDOR, D.; UNGI, T.; HOLDEN, M. S.; MCGRAW, R.; MOUSAVI, P.; BORSCHNECK, D. P.; FICHTINGER, G. Y JAEGER, M. "Un système de formation informatisé pour réaliser une ponction lombaire échoguidée sur des modèles de colonne vertébrale anormale: une étude randomisée contrôlée". *Canadian Journal of Anesthesia* 62, 7 (2015), 777–784.
- [92] KHALEGHI, B.; KHAMIS, A.; KARRAY, F. O. Y RAZAVI, S. N. "Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art". *Information Fusion* 14, 1 (2013), 28–44.
- [93] KHAN, M. A.; SUN, J.; LI, B.; PRZYBYSZ, A. Y KOSEL, J. "Magnetic sensors- A review and recent technologies". *Engineering Research Express* 3, 2 (2021), 022005.
- [94] KNUDSON, M. M. Y SISLEY, A. C. "Training residents using simulation technology: Experience with ultrasound for trauma". *Journal of Trauma - Injury, Infection and Critical Care* 48, 4 (2000), 659–665.
- [95] KOK, M.; HOL, J. D. Y SCHÖN, T. B. "Using inertial sensors for position and orientation estimation". *Foundations and Trends in Signal Processing* 11, 1-2 (2017), 1–153.
- [96] KONGE, L.; CLEMENTSEN, P. F.; RINGSTED, C.; MINDDAL, V.; LARSEN, K. R. Y ANNEMA, J. T. "Simulator training for endobronchial ultrasound: A randomised controlled trial". *European Respiratory Journal* 46, 4 (2015), 1140–1149.
- [97] KOTTATH, R.; NARKHEDE, P.; KUMAR, V.; KARAR, V. Y PODDAR, S. "Multiple Model Adaptive Complementary Filter for Attitude Estimation". *Aerospace Science and Technology* 69 (2017), 574–581.
- [98] KREMKAU, F. W. *Diagnostic Ultrasounds: Principles and Instruments*, 7th ed. St Louis, Mo. : Elsevier Saunders, 2006.
- [99] KRISHNAMOORTHY, V. K.; SENGUPTA, P. P.; GENTILE, F. Y KHANDHERIA, B. K. "History of echocardiography and its future applications in medicine". *Critical Care Medicine* 35, 8 (2007), 309–313.
- [100] KROEGER, T.; TIMOFTE, R.; DAI, D. Y VAN GOOL, L. "Fast optical flow using dense inverse search". *European Conference on Computer Vision* 9908 (2016), 471–488.
- [101] KUZNETSOV, D. N. Y SYRYAMKIN, V. I. "Robotics in medicine". *AIP Conference Proceedings* 1688 (2015).
- [102] LAI, W.-S.; HUANG, J.-B. Y MING-HSUAN, Y. "Semi-supervised learning for optical flow with Generative Adversarial Networks". *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems* (2017).

- [103] LANGFELDER, G.; BUFFA, C.; FRANGI, A.; TOCCHIO, A.; LASALANDRA, E. Y LONGONI, A. "Z-axis magnetometers for MEMS inertial measurement units using an industrial process". *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 60, 9 (2013), 3983–3990.
- [104] LANGFELDER, G. Y TOCCHIO, A. "MEMS integrating motion and displacement sensors". *MEMS integrating motion and displacement sensors* (2013), 366–401.
- [105] LANGFELDER, G. Y TOCCHIO, A. "Microelectromechanical systems integrating motion and displacement sensors". *Smart Sensors and MEMS: Intelligent Sensing Devices and Microsystems for Industrial Applications: Second Edition* (2018), 395–428.
- [106] LAWRENCE, A. *Modern Inertial Technology*. 1993.
- [107] LENG, C.; ZHANG, H.; LI, B.; CAI, G.; PEI, Z. Y HE, L. "Local Feature Descriptor for Image Matching: A Survey". *IEEE Access* 7 (2019), 6424–6434.
- [108] LENZ, J. Y EDELSTEIN, A. S. "Magnetic sensors and their applications". *IEEE Sensors Journal* 6, 3 (2006), 631–649.
- [109] LEUTENEGGER, S.; CHLI, M. Y SIEGWART, R. Y. "BRISK: Binary Robust invariant scalable keypoints". *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* (2011), 2548–2555.
- [110] LEWISS, R. E.; HOFFMANN, B.; BEAULIEU, Y. Y PHELAN, M. B. "Point-of-Care ultrasound education". *Journal of Ultrasound in Medicine* 33, 1 (2014), 27–32.
- [111] LI, Y. Y YUAN, J. "Attitude Determination Using GPS". *GNSS World of China*, 1 (2005), 1–5.
- [112] LIGORIO, G. Y SABATINI, A. M. "Dealing with Magnetic Disturbances in Human Motion Capture : A Survey of Techniques". *Micromachines* (2016).
- [113] LIN, F.; DONG, X.; CHEN, B. M.; LUM, K. Y. Y LEE, T. H. "A robust real-time embedded vision system on an unmanned rotorcraft for ground target following". *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 59, 2 (2012), 1038–1049.
- [114] LIN, Z.; XIONG, Y.; DAI, H. Y XIA, X. "An Experimental Performance Evaluation of the Orientation Accuracy of Four Nine-Axis MEMS Motion Sensors". *Proceedings 5th International Conference on Enterprise Systems: Industrial Digitalization by Enterprise Systems, ES 2017* (2017), 185–189.
- [115] LIU, A.; TENDICK, F.; CLEARY, K. Y KAUFMANN, C. "A Survey of Surgical Simulation: Applications, Technology, and Education". *Presence: Teleoperators and Virtual Environments* 12, 6 (2003), 599–614.
- [116] LIU, C.; YUEN, J. Y TORRALBA, A. "SIFT flow: Dense correspondence across scenes and its applications". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 33, 5 (2011), 978–994.
- [117] LOWE, D. G. "Distinctive image features from scale-invariant keypoints". *International Journal of Computer Vision* 60, 2 (2004), 91–110.

- [118] LUO, R. C. Y CHANG, C. C. "Multisensor fusion and integration: A review on approaches and its applications in mechatronics". *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 8, 1 (2012), 49–60.
- [119] MA, J.; JIANG, X.; FAN, A.; JIANG, J. Y YAN, J. "Image Matching from Handcrafted to Deep Features: A Survey". *International Journal of Computer Vision* 129, 1 (2021), 23–79.
- [120] MADGWICK, S. O. H. "An efficient orientation filter for inertial and inertial / magnetic sensor arrays". *Report x-io and University of Bristol* (2010).
- [121] MADGWICK, S. O. H.; HARRISON, A. J. L. Y VAIDYANATHAN, R. "Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm". *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics* (2011).
- [122] MAGEE, D. Y KESSEL, D. "A computer based simulator for ultrasound guided needle insertion procedures". *IEE Conference Publication* (2005), 301–308.
- [123] MAIER, J.; HUMENBERGER, M.; MURSCHITZ, M.; ZENDEL, O. Y VINCZE, M. "Guided matching based on statistical optical flow for fast and robust correspondence analysis". *European Conference on Computer Vision* 9911 (2016), 101–117.
- [124] MASSIE, T. H. Y SALISBURY, J. K. "The PHANTOM Haptic Interface : A Device for Probing Virtual Objects Threee Enabling Observations component of our ability to " visualize ," remember and establish cognitive models of the physical structure of our environment stems from haptic interactions". *ASME Winter Annual Meeting, Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems* (1994), 1–6.
- [125] MATAS, J.; CHUM, O.; URBAN, M. Y PAJDLA, T. "Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions". *Image and Vision Computing* 22, 10 SPEC. ISS. (2004), 761–767.
- [126] MATVEEVSKII, A. S. Y GRAVENSTEIN, N. "Role of simulators, educational programs, and nontechnical skills in anesthesia resident selection, education, and competency assessment". *Journal of Critical Care* 23, 2 (2008), 167–172.
- [127] MÉMIN, E. Y PÉREZ, P. "Dense estimation and object-based segmentation of the optical flow with robust techniques". *IEEE Transactions on Image Processing* 7, 5 (1998), 703–719.
- [128] MENDIRATTA-LALA, M.; WILLIAMS, T.; DE QUADROS, N.; BONNETT, J. Y MENDIRATTA, V. "The Use of a Simulation Center to Improve Resident Proficiency in Performing Ultrasound-Guided Procedures". *Academic Radiology* 17, 4 (2010), 535–540.
- [129] MILEVA, Y.; BRUHN, A. Y WEICKERT, J. "Illumination-robust variational optical flow with photometric invariants". *Joint Pattern Recognition Symposium* 4713 (2007), 152–162.
- [130] MONMASSON, E.; IDKHJINE, L.; CIRSTEA, M. N.; BAHRI, I.; TISAN, A. Y NAOUAR, M. W. "FPGAs in industrial control applications". *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 7, 2 (2011), 224–243.

- [131] MOORE, C. L. Y COPEL, J. A. "Point-of-Care Ultrasonography". *The new england journal of medicine* (2011), 749–757.
- [132] MORAVEC, H. P. "Techniques towards automatic visual obstacle avoidance".
- [133] MORRIS, D.; HONG, T.; BARBAGLI, F.; CHANG, T. Y SALISBURY, K. "Haptic feedback enhances force skill learning". *Proceedings of Second Joint EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems, World Haptics* (2007), 21–26.
- [134] NARKIEWICZ, J.; SOCHACKI, M.; RODACKI, A. Y GRABOWSKI, D. "Comparison of Algorithms For Satellite Attitude Determination Using Data From Visual Sensors". *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences XX* (2021), 1–7.
- [135] NI, D.; CHAN, W. Y.; QIN, J.; CHUI, Y. P.; QU, I.; HO, S. S. Y HENG, P. A. "A virtual reality simulator for ultrasound-guided biopsy training". *IEEE Computer Graphics and Applications* 31, 2 (2011), 36–48.
- [136] NOERGAARD, T. *Embedded Systems Architecture: A Comprehensive Guide for Engineers and Programmers*. 2013.
- [137] OJALA, T.; PIETIKÄINEN, M. Y MÄENPÄÄ, T. "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24, 7 (2002), 971–987.
- [138] PIRES, I. M.; GARCIA, N. M.; POMBO, N. Y FLÓREZ-REVUELTA, F. "From Data Acquisition to Data Fusion: A Comprehensive Review and a Roadmap for the Identification of Activities of Daily Living Using Mobile Devices". *Sensors* 16, 2 (2016).
- [139] PSIAKI, M. L. "Attitude-Determination Filtering via Extended Quaternion Estimation". *Journal of Guidance, Control, and Dynamics* 23, 2 (2000).
- [140] RADKE, R. J.; ANDRA, S.; AL-KOFAHI, O. Y ROYSAM, B. "Image change detection algorithms: A systematic survey". *IEEE Transactions on Image Processing* 14, 3 (2005), 294–307.
- [141] RANGARAJAN, K.; DAVIS, H. Y PUCHER, P. H. "Systematic Review of Virtual Haptics in Surgical Simulation: A Valid Educational Tool?". *Journal of Surgical Education* 77, 2 (2020), 337–347.
- [142] RAVALI, G. Y MANIVANNAN, M. "Haptic Feedback in Needle Insertion Modeling and Simulation". *IEEE Reviews in Biomedical Engineering* 10 (2017), 63–77.
- [143] RISTIC, B.; ARULAMPALAM, S. Y GORDON, N. *Beyond the Kalman filter: Particle Filters for Tracking Applications*. Artech House, Bost., 2004.
- [144] ROETENBERG, D.; LUINGE, H. J.; BATEN, C. T. M. Y VELTINK, P. H. "Compensation of Magnetic Disturbances Improves Inertial and Magnetic Sensing of Human Body Segment Orientation". *IEEE Transactions on neural systems and Rehabilitation Engineering* 13, 3 (2005), 395–405.
- [145] ROETENBERG, D.; SLYCKE, P. J. Y VELTINK, P. H. "Ambulatory Position and Orientation Tracking Fusing Magnetic and Inertial Sensing". *IEEE Transactions on biomedical Engineering* 54, 5 (2007), 883–890.

- [146] ROMERO-RAMIREZ, F. J.; MUÑOZ-SALINAS, R. Y MEDINA-CARNICER, R. "Speeded up detection of squared fiducial markers". *Image and Vision Computing* 76, June (2018), 38–47.
- [147] ROSARIO, M. B. D.; MEMBER, S.; LOVELL, N. H.; REDMOND, S. J. Y MEMBER, S. "Quaternion-Based Complementary Filter for Attitude Determination of a Smartphone". *IEEE Sensors* 16, 15 (2016), 6008–6017.
- [148] ROSTEN, E. Y DRUMMOND, T. "Machine learning for high-speed corner detection". *European Conference on Computer Vision* 3951 (2006), 430–443.
- [149] RUBLEE, E.; RABAUD, V.; KONOLIGE, K. Y BRADSKI, G. "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF". *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* (2011), 2564–2571.
- [150] SABATINI, A. M. "Estimating three-dimensional orientation of human body parts by inertial/magnetic sensing". *Sensors* 11, 2 (2011), 1489–1525.
- [151] SARBISHEI, O. "On the Accuracy Improvement of Low - Power Orientation Filter s Using IMU and MARG Sensor Arrays". *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* (2016), 1542–1545.
- [152] SERRANO RODRÍGUEZ, F. J. "Multiarquitectura distribuida para el desarrollo de misiones multi-robot", 2017.
- [153] SHAEFFER, D. K. "MEMS inertial sensors: A tutorial overview". *IEEE Communications Magazine* 51, 4 (2013), 100–109.
- [154] SHAFER, G. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, 1976.
- [155] SHUSTER, M. D. Y OHT, S. D. "Three-Axis Attitude Determination from Vector Observations". *Journal of Guidance, Control, and Dynamics* 4, 1 (1980), 70–77.
- [156] SILPA-ANAN, C. Y HARTLEY, R. "Optimised KD-trees for fast image descriptor matching". En: *26th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR* (2008).
- [157] SINHA, S. N.; FRAHM, J. M.; POLLEFEYS, M. Y GENÇ, Y. "Feature tracking and matching in video using programmable graphics hardware". *Machine Vision and Applications* 22, 1 (2011), 207–217.
- [158] SKOLNICK, D.; LEVINE, N.; BYRNE, M. Y KAVANAGH, K. "Why Use DSP?". *IASSIST Quarterly* 34, August (2001), 2011.
- [159] SMITH, S. M. Y BRADY, J. M. "SUSAN - A new approach to low level image processing". *International Journal of Computer Vision* 23, 1 (1997), 45–78.
- [160] SOLOVIEV, A.; RUTKOWSKI, A. J.; FACILITY, E. E. Y FORCE, A. "Fusion of inertial , optical flow and airspeed measurements for UAV navigation in GPS-denied environments". *Unmanned Systems Technology XI* 7332 (2009), 1–12.
- [161] SONG, T.; CHEN, B.; ZHAO, F. M.; HUANG, Z. Y HUANG, M. J. "Research on image feature matching algorithm based on feature optical flow and corner feature". *The Journal of Engineering* 2020, 13 (2020), 529–534.

- [162] SPAGNOLO, F.; FRUSTACI, F.; PERRI, S. Y CORSONELLO, P. "An Efficient Connected Component Labeling Architecture for Embedded Systems". *Journal of Low Power Electronics and Applications* 8, 1 (2018), 7.
- [163] SPENCER, K. T.; KIMURA, B. J.; KORCARZ, C. E.; PELLIKKA, P. A.; RAHKO, P. S. Y SIEGEL, R. J. "Focused cardiac ultrasound: Recommendations from the american society of echocardiography". *Journal of the American Society of Echocardiography* 26, 6 (2013), 567–581.
- [164] STRAKOWSKI, J. A. *Introduction to Musculoskeletal Ultrasound*. DemosMedical, 2015.
- [165] SULLIVAN, A.; KHAIT, L. Y FAVOT, M. "A Novel Low-Cost Ultrasound-Guided Pericardiocentesis Simulation Model: Demonstration of Feasibility". *Journal of Ultrasound in Medicine* 37, 2 (2018), 493–500.
- [166] SULTAN, S. F.; SHORTEN, G. Y IOHOM, G. "Simulators for training in ultrasound guided procedures". *Medical Ultrasonography* 15, 2 (2013), 125–131.
- [167] TAHMASEBI, A. M.; HASHTRUDI-ZAAD, K.; THOMPSON, D. Y ABOLMAESUMI, P. "A framework for the design of a novel haptic-based medical training simulator". *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 12, 5 (2008), 658–666.
- [168] TIEMIN, Z. Y YIHUA, L. "Attitude measure system based on extended Kalman filter for multi-rotors". *Computers and Electronics in Agriculture* 134 (2017), 19–26.
- [169] TIMOFTE, R. Y VAN GOOL, L. "Sparse flow: Sparse matching for small to large displacement optical flow". *Proceedings of IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, WACV* (2015), 1100–1106.
- [170] TOMASI, C. Y KANADE, T. "Detection and Tracking of Point Features". *International Journal of Computer Vision* 9 (1991), 137–154.
- [171] TORRES MACHO, J. Y GARCIA DE CASASOLA, G. "Echocardiography in Internal Medicine". *Medicina Clinica* 138, 13 (2012), 567–569.
- [172] TORRES MACHO, J.; GARCÍA SÁNCHEZ, F.; GARMILLA EZQUERRA, P.; BELTRÁN ROMERO, L.; CANORA LEBRATO, J.; CASAS ROJO, J.; ARRIBAS ARRIBAS, P.; LÓPEZ PALMERO, S.; PINTOS MARTÍNEZ, S.; CEPEDA RODRIGO, J.; LUORDO, D.; BELTRÁN LÓPEZ, M.; MÉNDEZ BAILÓN, M.; RODILLA SALA, E.; MANZANO ESPINOSA, L.; ZAPATERO GAVIRIA, A. Y GARCÍA DE CASASOLA, G. "Positioning document on incorporating point-of-care ultrasound in Internal Medicine departments". *Revista Clínica Española* 218, 4 (2018), 192–198.
- [173] TOSI, F.; ROCCA, M.; ALEOTTI, F.; POGGI, M.; MATTOCCIA, S.; TAURO, F.; TOTH, E. Y GRIMALDI, S. "Enabling Image-Based Streamflow Monitoring at the Edge". *Remote Sensing* 12, 12 (2020), 2047.
- [174] TOWBIN, A. J.; PATERSON, B. E. Y CHANG, P. J. "Computer-based simulator for radiology: an educational tool.". *Radiographics : a review publication of the Radiological Society of North America, Inc* 28, 1 (2008), 309–316.
- [175] TRUCCO, E. Y PLAKAS, K. "Video tracking: A concise survey". *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 31, 2 (2006), 520–529.

- [176] TUYTELAARS, T. Y MIKOLAJCZYK, K. "Local invariant feature detectors: A survey". *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision* 3, 3 (2007), 177–280.
- [177] UNGI, T.; SARGENT, D.; MOULT, E.; LASSO, A.; PINTER, C.; MCGRAW, R. C. Y FICHTINGER, G. "Perk tutor: An open-source training platform for ultrasound-guided needle insertions". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 59, 12 (2012), 3475–3481.
- [178] VALDÉS-PÉREZ, F. E. Y PALLÀS-ARENY, R. *Microcontroladores: fundamentos y aplicaciones con PIC*. Marcombo, 2007.
- [179] VALI, V. Y SHORTHILL, R. W. "Fiber ring interferometer". *Applied Optics* 15, 5 (1976), 1099.
- [180] VIDAL, F. P.; JOHN, A. E.; HEALEY, A. E. Y GOULD, D. A. "Simulation of ultrasound guided needle puncture using patient specific data with 3D textures and volume haptics". *Computer Animation And Virtual Worlds*, August (2008), 271–281.
- [181] WEICKERT, J. Y SCHNÖRR, C. "A theoretical framework for convex regularizers in PDE-based computation of image motion". *International Journal of Computer Vision* 45, 3 (2001), 245–264.
- [182] WEINZAEPFEL, P.; REVAUD, J.; HARCHAOU, Z. Y SCHMID, C. "DeepFlow: Large displacement optical flow with deep matching". *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* (2013), 1385–1392.
- [183] WOODWORTH, G. E.; CHEN, E. M.; HORN, J. L. E. Y AZIZ, M. F. "Efficacy of computer-based video and simulation in ultrasound-guided regional anesthesia training". *Journal of Clinical Anesthesia* 26, 3 (2014), 212–221.
- [184] WU, J.; MEMBER, S.; ZHOU, Z. Y CHEN, J. "Fast Complementary Filter for Attitude Estimation Using Low-Cost MARG Sensors". *IEEE Sensors* 16, 18 (2016), 6997–7007.
- [185] WU, S.; OERLEMANS, A.; BAKKER, E. M. Y LEW, M. S. "A comprehensive evaluation of local detectors and descriptors". *Signal Processing: Image Communication* 59 (2017), 150–167.
- [186] WU, Y.; ZOU, D.; LIU, P. Y YU, W. "Dynamic Magnetometer Calibration and Alignment to Inertial Sensors by Kalman Filtering". *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 26, 2 (2018), 716–723.
- [187] XU, L.; JIA, J. Y MATSUSHITA, Y. "Motion detail preserving optical flow estimation". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 34, 9 (2012), 1744–1757.
- [188] YANG, H.; SHAO, L.; ZHENG, F.; WANG, L. Y SONG, Z. "Recent advances and trends in visual tracking: A review". *Neurocomputing* 74, 18 (2011), 3823–3831.
- [189] YANG, Y. Y SOATTO, S. "Conditional prior networks for optical flow". *European Conference on Computer Vision* 11219 (2018), 282–298.
- [190] YU, J. J.; HARLEY, A. W. Y DERPANIS, K. G. "Back to basics: Unsupervised learning of optical flow via brightness constancy and motion smoothness". *European Conference of Computer Vision* 9915 (2016), 3–10.

- [191] YUN, X.; BACHMANN, E. R.; MCGHEE, R. B. y FELLOW, L. "A Simplified Quaternion-Based Algorithm for Orientation Estimation From Earth Gravity and Magnetic Field Measurements". *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 57, 3 (2008), 638–650.
- [192] ZHENG, L.; YANG, Y. y TIAN, Q. "SIFT Meets CNN: A Decade Survey of Instance Retrieval". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 40, 5 (2018), 1224–1244.
- [193] ZHU, Y.; MAGEE, D.; RATNALINGAM, R. y KESSEL, D. "A virtual ultrasound imaging system for the simulation of ultrasound-guided needle insertion procedures". *Medical Image Understanding and Analysis (MIUA)* 1 (2006), 61–65.
- [194] ZIHAJEHZADEH, S.; LEE, T. J.; LEE, J. K.; HOSKINSON, R. y PARK, E. J. "Integration of MEMS inertial and pressure sensors for vertical trajectory determination". *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 64, 3 (2015), 804–814.
- [195] ZIMMERMAN, J. M. y COKER, B. J. "The Nuts and Bolts of Performing Focused Cardiovascular Ultrasound (FoCUS)". *Anesthesia and Analgesia* 124, 3 (2017), 753–760.



VNiVERSiDAD  
D SALAMANCA

CAMPUS DE EXCELENCIA INTERNACIONAL

#### COLOFÓN

Esta tesis ha sido compuesta con  $\text{\LaTeX}2_{\epsilon}$  utilizando la fuente *Bera Mono*, desarrollada originalmente por Bitstream, Inc. como "Bitstream Vera". (Las fuentes PostScript Tipo 1 han sido proporcionadas por Malte Rosenau y Ulrich Durr.)

El estilo tipográfico se ha inspirado en el brillante trabajo de Bringhurst presentado en *The Elements of Typographic Style*. Se puede descargar gratuitamente para via CTAN como "classiethesis".