



**Universidad**  
Zaragoza

# Trabajo Fin de Grado

Mapeo de la vía del sistema digestivo por localización híbrida de una cápsula endoscópica microrobótica

Digestive system mapping using hybrid localization of a microrobotic endoscopic capsule

Autor/es

Antonio Bueno Lara

Director/es

Diego Antolín Cañada

Escuela Universitaria Politécnica La Almunia  
2020





**Escuela Universitaria  
Politécnica** - La Almunia  
Centro adscrito  
**Universidad Zaragoza**

**ESCUELA UNIVERSITARIA POLITÉCNICA  
DE LA ALMUNIA DE DOÑA GODINA (ZARAGOZA)**

**MEMORIA**

Mapeo de la vía del sistema digestivo por localización  
híbrida de una cápsula endoscópica microrrobótica

Digestive system mapping using hybrid localization  
of a microrobotic endoscopic capsule

**Identificador: 424.20.52**

Autor: **Antonio Bueno Lara**

Director: **Diego Antolín Cañada**

Fecha: **23/09/2020**



## Índice de contenido simple

<b>1. Resumen</b> .....	<b>1</b>
<b>2. Abstract</b> .....	<b>2</b>
<b>3. Introducción</b> .....	<b>4</b>
<b>4. Fundamentos Teóricos</b> .....	<b>9</b>
<b>5. Método Operativo</b> .....	<b>30</b>
<b>6. Resultados y Conclusiones</b> .....	<b>51</b>
<b>7. Bibliografía</b> .....	<b>59</b>

## Índice de contenido completo

<b>1. Resumen</b> .....	<b>1</b>
<b>2. Abstract</b> .....	<b>2</b>
<b>3. Introducción</b> .....	<b>4</b>
3.1. Estructura de la memoria.....	4
3.2. Proyecto.....	4
3.3. Motivación y Objetivos.....	5
3.4. Antecedentes.....	6
<b>4. Fundamentos Teóricos</b> .....	<b>9</b>
4.1. Técnicas de localización por Ondas.....	9
4.1.1 Técnicas <i>RSS</i> .....	10
4.1.2 Técnicas <i>ToA</i> .....	11
4.1.3 Algoritmos de localización.....	13
4.1.3.1. Mínimos cuadrados.....	13
4.1.3.2. Máxima Verosimilitud.....	14
4.2. Detección de movimiento mediante imágenes.....	16
4.2.1 Desenrollamiento de imágenes.....	16

## Índices

4.2.2 Obtención de puntos característicos.....	18
4.2.3 Estimación de la velocidad.....	20
4.2.4 Estimación de la Dirección de Movimiento .....	21
4.3. Filtro Kalman .....	25
4.3.1 Medición de la posición absoluta por localización mediante ondas .	27
4.3.2 Corrección utilizando localización por ondas.....	28
<b>5. Método Operativo .....</b>	<b>30</b>
5.1. Verificación de la integrante visual .....	30
5.1.1 Banco de ensayos .....	32
5.1.2 Obtención y análisis de imágenes .....	33
5.2. Verificación de la integrante ondas .....	38
5.2.1 Pruebas de campo .....	39
5.3. Verificación Filtro de Kalman.....	49
<b>6. Resultados y Conclusiones.....</b>	<b>51</b>
6.1. Resultados Imágenes .....	51
6.2. Resultados Ondas .....	51
6.3. Resultados Filtro Kalman.....	54
6.4. Conclusiones .....	58
<b>7. Bibliografía .....</b>	<b>59</b>

## Índice de Figuras

<i>Fig. 3.1 Brazo robótico utilizado para medir el campo magnético de la cápsula [3].</i>	7
<i>Fig. 3.2 Localización de la cápsula midiendo ondas RF mediante antenas [7].</i>	8
<i>Fig. 4.1 Sistema de Localización RF [9]</i>	9
<i>Fig. 4.2 Localización mediante ondas (RSS/ToA)</i>	12
<i>Fig. 4.3 Sistema de adquisición de imágenes de la cápsula [10].</i>	17
<i>Fig. 4.4 Proceso de desenrollamiento de imágenes [10]</i>	18
<i>Fig. 4.5 Coincidencia de puntos característicos utilizando SIFT. [8]</i>	19
<i>Fig. 4.6 Estimación de la velocidad [10]</i>	20
<i>Fig. 4.7 Estimación de la dirección de movimiento [8]</i>	23
<i>Fig. 4.8 Ejemplo de movimientos detectados por el algoritmo de rastreo. a) y b) la cápsula se mueve hacia adelante hacia atrás respectivamente. c) movimiento de rotación. d) inclinación de la cápsula. [10]</i>	24
<i>Fig. 4.9 Concepto filtro Kalman</i>	25
<i>Fig. 4.10 Sistema de sensores localización por ondas[8].</i>	28
<i>Fig. 4.11 Diagrama de flujo del proceso seguido por el Filtro Kalman [10].</i>	28
<i>Fig. 5.1 Imágenes "dataset" sistema digestivo humano</i>	31
<i>Fig. 5.2 Cámara USB.</i>	31
<i>Fig. 5.3 Idea banco de ensayos</i>	32
<i>Fig. 5.4 Banco de ensayos real</i>	33
<i>Fig. 5.5 Interior tubo modificado</i>	33
<i>Fig. 5.6 Imágenes obtenidas durante recorrida cámara USB.</i>	34
<i>Fig. 5.7 Imagen antes del desenrollamiento</i>	35
<i>Fig. 5.8 Imagen desenrollada</i>	35
<i>Fig. 5.9 Emparejamiento de puntos característicos de dos imágenes consecutivas</i>	36
<i>Fig. 5.10 Diagrama del proceso de análisis de imágenes.</i>	37
<i>Fig. 5.11 Dispositivos TTGO empleados</i>	39
<i>Fig. 5.12 Croquis disposición antenas y posiciones del emisor en la prueba de campo</i>	40
<i>Fig. 5.13 Dispositivo emisor en una de las 9 posiciones</i>	41
<i>Fig. 5.14 Emplazamiento Antena 1.</i>	41
<i>Fig. 5.15 Emplazamiento Antena 2.</i>	42
<i>Fig. 5.16 Emplazamiento Antena 3.</i>	42
<i>Fig. 5.17 Disposición Antena 0 (Receptor Final)</i>	43
<i>Fig. 5.18 Proceso de guardado de valores RSSI</i>	43

## Índices

<i>Fig. 5.19 Croquis de redes de comunicación entre TTGOs</i> .....	44
<i>Fig. 5.20 Diagrama receptor final</i> .....	46
<i>Fig. 5.21 Diagrama dispositivo emisor "Cápsula"</i> .....	47
<i>Fig. 5.22 Diagrama antenas intermedias 1-3</i> .....	48
<i>Fig. 5.23 Algoritmo utilizando filtro Kalman para la localización de la cápsula [10]</i>	50
<i>Fig. 6.1 Resultados coordenadas seguidas en el banco de ensayos respecto de la altura</i> .....	55
<i>Fig. 6.2 Resultados coordenadas seguidas en el banco de ensayos respecto del ancho</i> .....	56
<i>Fig. 6.3 Resultados coordenadas seguidas en el banco de ensayos respecto del largo</i> .....	56

## Índice de Tablas

<i>Tabla 4.1 Parámetros para el modelo estadístico de implante en la trayectoria de la superficie corporal [8]</i> .....	11
<i>Tabla 6.1 Valores desviación imágenes máximas</i> .....	51
<i>Tabla 6.2 Valores RSSI medidos por las antenas</i> .....	51
<i>Tabla 6.3 Comparación coordenadas reales y las posiciones medidas con las antenas</i> .....	52
<i>Tabla 6.4 Valores error absoluto entre las coordenadas reales y las medidas por las antenas</i> .....	53
<i>Tabla 6.5 Valores error relativo entre las coordenadas reales y las medidas por las antenas</i> .....	53
<i>Tabla 6.6 Valores desviación máxima imágenes</i> .....	54
<i>Tabla 6.7 Valores desviación máxima señal simulada ondas</i> .....	54
<i>Tabla 6.8 Resultados desviaciones máximas tras utilizar el filtro Kalman</i> .....	55



## 1. Resumen

Este proyecto propone un sistema para la localización de la ubicación de una cápsula endoscópica dentro del cuerpo humano con precisión. Para ello se vale de la tecnología y conocimiento utilizado en los sistemas de captación y tratamiento de señales, y también de algoritmos utilizados para el procesamiento de señales. Finalmente se presentan los resultados obtenidos.

Se trata de un método de localización híbrida en el que la información de ambos procedimientos, que se presentan a continuación, se interpreta para dar una respuesta única y de mayor precisión que por los métodos por separados.

El primer método consiste en tratar de medir la intensidad de una señal electromagnética a una frecuencia determinada emitida por la cápsula, a través de varios sensores de radiofrecuencia dispuestos de formas diversas en la zona abdominal.

El segundo método busca tratar las imágenes captadas por la cápsula localizando partes o zonas peculiares de la imagen y comparándolas con las de las siguientes imágenes, calculando a través de distintos algoritmos la distancia que se ha recorrido, así como la dirección que se sigue.

Ambos procedimientos proporcionan un resultado del recorrido seguido por la cápsula, similares, pero con errores de precisión, no siendo los mismos errores para las mismas zonas. Así se implementan métodos de fusión sensorial para aunar la información obtenida de ambos procedimientos buscando que se corrijan el uno al otro y conseguir un resultado más preciso

**Palabras clave:** localización híbrida, cápsula endoscópica, localización por ondas, localización por imágenes, filtro Kalman.

Introducción

## 2. Abstract

This project proposes a system for locating the location of an endoscopic capsule inside the human body accurately. For this, it uses the technology and knowledge used in signal capture and processing systems, as well as algorithms used for signal processing. Finally, the results obtained are presented.

It is a hybrid location method in which the information from both procedures, which are presented below, is interpreted to give a single answer with greater precision than by the separate methods.

First method consists of trying to measure the intensity of an electromagnetic signal at a certain frequency emitted by the capsule, through several radio frequency sensors arranged in different ways in the abdominal area.

Second method seeks to treat the images captured by the capsule by locating special points or areas of the image and comparing them with the following images, calculating through different algorithms the distance that has been traveled, as well as the direction that is followed.

Both procedures provide a result of the route followed by the capsule, similar, but with precision errors, not being the same errors for the same areas. Thus, sensory fusion methods are implemented to combine the information obtained from both procedures, seeking to correct each other and achieve a more precise result.

**Key words:** hybrid localization, endoscopic capsule, wave localization, imaging localization, Kalman filter.

## Agradecimientos

*En primer lugar, me gustaría agradecer a mi tutor, Diego Antolín Cañada, por haber tutorizado y enfocado el proyecto como es debido. Me ha sabido guiar en todo momento y enseñarme nuevas referencias que me han sido de gran ayuda para el proyecto. Gracias a la Escuela Universitaria Politécnica La Almunia (EUPLA), por haberme formado con los conocimientos y experiencias necesarias para la realización de este Trabajo Final de Grado.*

*Una vez dadas las gracias a mi Universidad y tutor me gustaría agradecer a todos aquellos investigadores que han hecho de su esfuerzo, dedicación y trabajo, posible la investigación sobre la temática tratada en mi proyecto. Sin ellos y las barreras que han tirado a su paso además de sus hallazgos no hubiese sido posible siquiera plantearme la temática a tratar.*

*Agradecer al Colegio Mayor Miraflores por convertirse en mi casa, en mi profesor y alumno, y en mi familia los últimos años. En particular para este proyecto a Álvaro Bueno Delgado por sus consejos e inspiración.*

*También me gustaría agradecer a mi familia por sus sabios consejos, su apoyo y comprensión. Siempre habéis estado ahí para mí. Especialmente a Jacinta y a María José, por su colaboración práctica y artística en este proyecto.*

*Agradecer a mis amigos de La Solana, Zaragoza y demás lugares. No solo habéis estado ahí para apoyarnos entre nosotros en los momentos difíciles, sino también para los grandes y pequeños momentos que hemos creado.*

*Finalmente agradecer a Araceli y a Raúl por ser mis pilares y mi fuente de inspiración en la vida. Especialmente a Araceli quien durante este proyecto y en paralelo a todo lo acontecido este 2020, ha sido mi Estrella Polar en este viaje.*

*A todos, os quiero 3000.*

Introducción

## 3. Introducción

### 3.1. Estructura de la memoria

La memoria está distribuida en varios capítulos. En el tercero de los capítulos, el capítulo Introducción, se presenta el trabajo desarrollado, explicando las motivaciones que han llevado a realizarlo y los objetivos planteados. También se presenta un estudio del arte sobre el tema a tratar.

En el Capítulo 4, Fundamentos Teóricos, se presentan los conocimientos teóricos investigados y aplicados para la realización de este proyecto, facilitando la comprensión de este.

En el Capítulo 5, Método Operativo, se expone como se ha desarrollado en la práctica el proyecto, así como la programación desarrollada y las imágenes tomadas de las pruebas realizadas.

En el Capítulo 6, Resultados y Conclusiones, se manifiestan los resultados obtenidos y las conclusiones que se derivan.

### 3.2. Proyecto

El proceso planteado en este documento persigue la idea base de introducir por el orificio de entrada del sistema digestivo humano, una cápsula endoscópica, la cual, aprecia un tamaño no muy superior al de una píldora de fármacos usual. La cápsula recorre todo el sistema digestivo realizando fotos/video de su recorrido y enviado esta información a través de ondas.

Este proyecto busca, por un lado, analizar la información de las propias ondas electromagnéticas que emite la píldora (intensidad, frecuencia, ...) para la localización de esta a través de múltiples elementos receptores de radiofrecuencia, adheridos alrededor del torso del paciente, y los algoritmos propios para ello.

Por otro lado, se pretende utilizar las imágenes transmitidas por la cápsula, para a través de algoritmos de procesamiento de imágenes, obtener información del recorrido seguido por la cápsula.

Finalmente, utilizando operaciones de fusión sensorial, se espera combinar la información de ambos procesos, reduciendo posibles errores y aumentando la precisión con la que se describe el recorrido realizado por la cápsula.

Posteriormente se podrían utilizar los datos acerca del recorrido seguido por la cápsula, para introducirlos en un software de dibujo y modelado 3D de libre distribución, consiguiendo una representación gráfica de la distribución del sistema digestivo que se ha seguido.

### 3.3. Motivación y Objetivos

Este trabajo fin de grado busca ser de utilidad y continuidad en el campo de la medicina. Durante las operaciones quirúrgicas llevadas a cabo en el sistema digestivo humano, en numerosas de ellas y por distintas razones, se hace necesario extraer parte del intestino delgado.

Este proceso quirúrgico se haya bien estudiado y no suele suponer ningún peligro para la vida del paciente. Sin embargo, el equipo médico no puede confirmar con total seguridad la longitud de dicho intestino, dejándose guiar por las fórmulas estadísticas en las que se introducen como parámetros los datos fisiológicos del paciente. En ocasiones, estas fórmulas no consiguen un resultado preciso y el cirujano puede extraer demasiada longitud del intestino, ocasionando severos problemas y molestias en la vida del paciente.

Aquí surge la idea y objetivo principal de este trabajo fin de grado. Conocer con un margen de error milimétrico la longitud del intestino delgado, permitiendo conocer al cirujano antes de una operación, la longitud del intestino del paciente con la seguridad de poder extraer la cantidad necesaria y reducir e incluso eliminar cualquier posibilidad de complicación o malestar posterior a la operación.

## Introducción

Los objetivos principales del proyecto son:

- Realizar un estudio del arte con el fin de conocer los avances en este tema y poder recrear las condiciones más actuales del proyecto.
- Analizar y desarrollar los algoritmos de localización de la cápsula mediante ondas y manipulación de imágenes, adaptando la programación para el caso en concreto. Así como el desarrollo y aplicación del filtro Kalman para obtener resultados de mayor precisión.
- Construir un banco de ensayos para comprobar y validar el funcionamiento de los algoritmos y tecnología utilizada disponible.

Con todo ello se busca no solo obtener información acerca de la longitud del intestino delgado, como el objetivo principal, sino aprovechar esta información para conocer el recorrido de la capsula por todo el sistema digestivo, accediendo a imágenes de este en cada punto.

## 3.4. Antecedentes

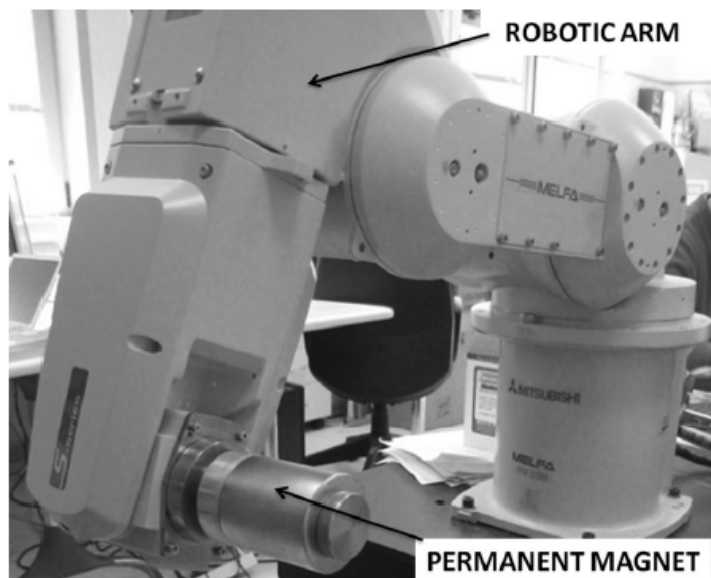
El cuerpo humano es posiblemente uno de los entornos más complejos en los que localizar un objeto con una precisión relativamente alta. Dada la cantidad de tejidos, líquidos y estructuras distintas, supone un verdadero reto para el estudio.

Durante años son varias las posibles soluciones que se han propuesto para la localización de una cápsula endoscópica en el interior del sistema digestivo humano. Técnicas que van desde la utilización de campos magnéticos o sistemas inerciales, hasta los que emplean técnicas de procesamiento de imágenes y localización por radiofrecuencia.

Los métodos basados en campos magnéticos se basan en introducir un imán en la cápsula endoscópica y calcular la posición de esta respecto de la intensidad

## Introducción

del campo magnético medido [1]. Sin embargo, esto produce el incremento considerable del tamaño de la cápsula, además de los problemas que produce debido a las posibles interferencias con los campos magnéticos externos, producidos por otros dispositivos propios de un entorno hospitalario. También se ha considerado el introducir un pequeño material que emita radiación y localizarlo mediante rayos X [2]. A pesar de ello, no solo resulta más costoso, sino que también puede suponer un riesgo para la salud del paciente. En la figura Fig. 3.1 se muestra un brazo robótico que recorre el cuerpo humano externamente midiendo el campo magnético que emite el imán de la cápsula.



*Fig. 3.1 Brazo robótico utilizado para medir el campo magnético de la cápsula [3]*

En cuanto a los sistemas inerciales, estos proporcionan información aproximada acerca de la localización y orientación de la cápsula [4], aunque esta aproximación tiene un error medio de varios cm. Además, sería todo un reto de la ingeniería, integrar un subsistema inercial en una cápsula lo suficientemente pequeña para ser ingerida por un ser humano sin producir daños.

Las investigaciones más actuales apuntan a la localización basadas en el análisis de las imágenes que proporciona la misma cápsula endoscópica [5]. Dado que en movimiento de la cápsula dentro del cuerpo humano es muy lento, se hace posible obtener puntos comunes entre imágenes consecutivas que realiza la cápsula, haciendo posible realizar una localización de esta.

## Introducción

Junto a ello, se ha investigado la localización mediante las ondas electromagnéticas que emite la propia cápsula para enviar los datos de las imágenes [6]. Esto consigue un sistema eficiente y de bajo coste, sin necesidad de añadir peso extra a la cápsula ni de introducir sistemas complejos. En la Fig. 3.2 se presenta un esquema de un ser humano rodeado de antenas que miden la intensidad de las ondas de radiofrecuencia que emite la cápsula.

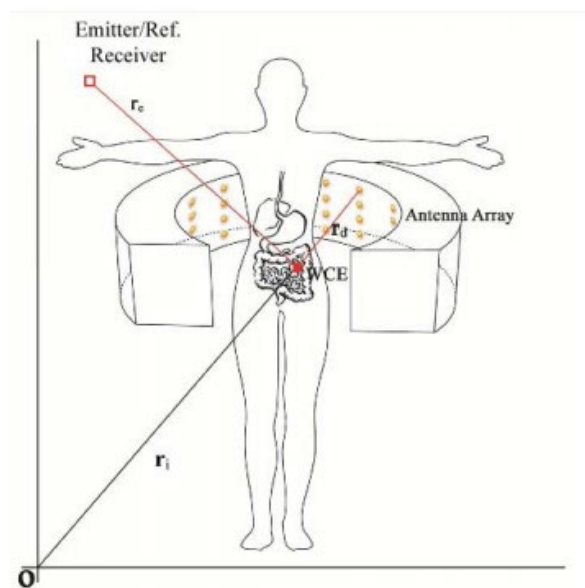


Fig. 3.2 Localización de la cápsula midiendo ondas RF mediante antenas [7]

En este aspecto existen dos corrientes principales, medir la intensidad de la señal que transmite la cápsula o medir el tiempo de llegada de la señal. Sin embargo, el cuerpo humano es complicado, y los tejidos y estructuras de este dificultan la localización por ondas al atenuarse las altas frecuencias que se usan en estos métodos, haciendo necesario una investigación más profunda al respecto.

Algunas investigaciones van más allá [8-9] y no quieren decidir entre localización por imágenes o por ondas electromagnéticas, sino que han optado por combinar o complementar una información con la otra a través de técnicas de fusión sensorial como el filtro Kalman, donde se busca corregir y obtener una precisión mayor de la que se obtiene por cualquiera de los dos métodos por separado.



## 4. Fundamentos Teóricos

### 4.1. Técnicas de localización por Ondas

Desde la invención de la tecnología de la localización, a través de ondas, en entornos abiertos, con el Sistema de Posicionamiento Global (*Global Positioning System, GPS*), y más adelante en entornos cerrados con el Sistema de Posicionamiento Interior (*Indoor Positioning System, IPS*), las investigaciones y desarrollo se dirigen a la introducción de pequeños dispositivos en el interior del cuerpo humano y el desarrollo de equipos y sistemas capaces de localizarlos, en este complejo entorno.

Una de las infraestructuras más usadas a la hora de la localización por ondas dentro del cuerpo humano es adherir sensores calibrados alrededor de la pared abdominal, con el fin de detectar las señales emitidas por el objeto en cuestión introducido en el cuerpo humano. Mediante la interpretación de la Intensidad de señal recibida (*Received Signal Strength, RSS*) o el Tiempo de Llegada (*Time of Arrival, ToA*) como, la distancia entre el elemento emisor y los distintos sensores, la posición del objeto emisor puede ser estimada a través de algoritmos de coincidencia como el algoritmo de mínimo cuadrados o el de máxima verosimilitud. [8]

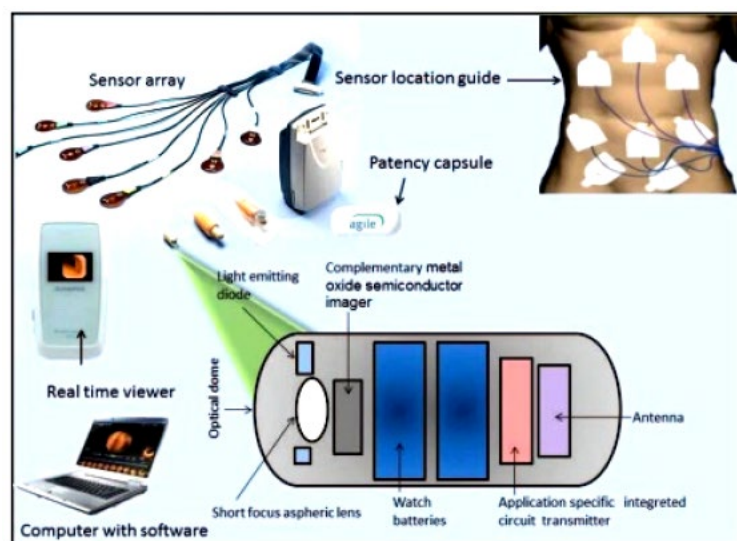


Fig. 4.1 Sistema de Localización RF [9]

## Fundamentos Teóricos

Sin embargo, la localización por ondas de pequeños robots, dentro del cuerpo humano no es nada sencillo. A diferencia de los entornos abiertos exteriores e interiores, el cuerpo humano es una maraña de tejidos, estructuras y líquidos no homogéneos que propician la pérdida de señal e introducen ruido, haciendo esta una tarea de ardua y compleja. Además, la realización de pruebas del hardware en un cuerpo humano tampoco es algo sencillo.

### 4.1.1 Técnicas RSS

Como ya se ha mencionado la transmisión de información desde la cápsula se hace de manera inalámbrica, mediante ondas electromagnéticas. La cápsula emite estas ondas que son recibidas por sensores calibrados que han sido dispuestos alrededor del cuerpo humano.

Esta información se interpreta como imágenes del recorrido que sigue la cápsula por el cuerpo humano. Teniendo en cuenta esto, se puede medir la intensidad de la señal con la que es recibida por cada sensor y utilizar cada uno de los sensores como puntos de referencia o nodos de referencia. El algoritmo de seguimiento se basa en que el sensor que lea la señal con mayor intensidad es el que se encuentra más cerca del elemento transmisor.

La relación entre la intensidad de la señal RSS y la distancia del elemento receptor al elemento emisor se puede expresar como:

$$RSS(d) = P_t - PL(d_0) - 10\alpha \log_{10} \frac{d}{d_0} + S(d > d_0) \quad (4.1)$$

Donde  $d$  es la distancia entre el receptor y el emisor,  $P_t$  en la energía transmitida,  $PL$  en la potencia de la señal a una distancia determinada conocida,  $\alpha$  es un gradiente determinado por el entorno de propagación.  $S$  es una variable Gaussiana aleatoria causada por distintos factores. Las distancias entre cada receptor y el emisor se pueden estimar a través de las lecturas de los valores de RSS. La localización de objeto se obtiene a través de un método de trilateración. [8]

Un modelo de atenuación de la propagación de la señal juega un papel vital en la técnica RSS. A fin de reducir el error de posicionamiento, es necesario desarrollar una propuesta apropiada para el cuerpo modelo, para tener en cuenta los posibles errores. Los parámetros de una de las atenuaciones de señal más citadas es el modelo desarrollado por el Instituto Nacional de Estándares y Tecnología (NIST):

Tabla 4.1 Parámetros para el modelo estadístico de implante en la trayectoria de la superficie corporal [8]

Implante superficie corporal	$LP(d_0)$ dB	$\alpha$	$\sigma_{dB}$
Tejido profundo	47.14	4.26	7.85
Tejido exterior	49.81	4.22	6.81

#### 4.1.2 Técnicas ToA

En la localización por ondas es conocido que las técnicas basadas en ToA suelen tener una precisión mayor comparadas con las técnicas RSS. El método ToA se basa en calcular la distancia entre sensores y emisor a través de la lectura del tiempo de llegada de la señal entre sensores y el emisor.

La distancia se calcula multiplicando la velocidad de propagación de las ondas por el tiempo de llegada medio.

$$d_i = c \times T_i \quad (4.2)$$

Donde  $d_i$  es la distancia entre el elemento emisor y uno de los elementos receptores,  $c$  es la velocidad de propagación de las ondas por el medio y  $T_i$  es el tiempo desde que se emite la onda hasta que se recibe. [8]

Sin embargo, puesto que el cuerpo humano está formado por distintos tejidos y líquidos, las ondas se propagan a diferentes velocidades a través de los órganos. Las diferentes velocidades de propagación son la fuente principal de errores en los sistemas de localización basados en ToA. Además, dado que la localización se realiza en un campo pequeño, las localizaciones basadas en el

## Fundamentos Teóricos

tiempo son difíciles dado que las ondas se propagan a altas velocidades, haciendo que la sincronización de las tecnologías sea compleja, necesitando incluso medir menos de 1ns a fin de localizar menos de 0,3 metros.

Otro método de ubicación geométrica es la Diferencia de Tiempo de Llegada (*Time Difference of Arrival, TDoA*), la cual no tiene estas desventajas. Todo lo que se necesita es una transmisión que tenga un punto de partida inequívoco reconocible. Los datos utilizados en los cálculos de ubicación son la diferencia de tiempo en la recepción de ese punto de partida en los diversos nodos de referencia, y no el tiempo real de vuelo de la señal desde el objetivo a los sensores fijos. Pero para tener datos suficientes para encontrar el objeto emisor, TDoA requiere un nodo de referencia más que ToA. [8]

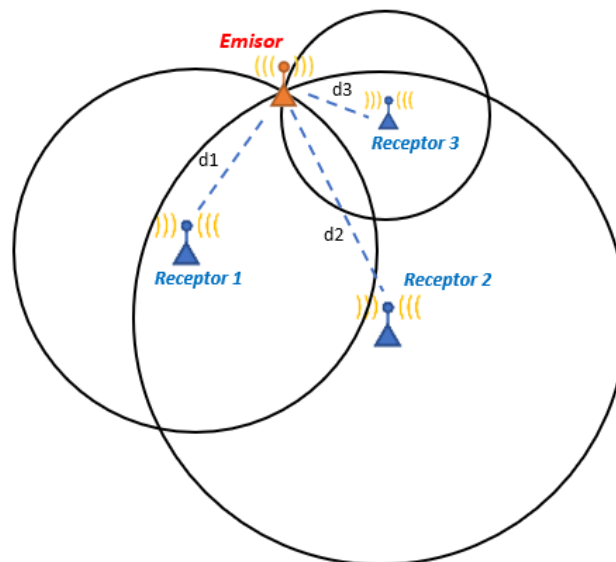


Fig. 4.2 Localización mediante ondas (RSS/ToA)

Como se observa en la Fig. 4.2 las técnicas buscan conseguir el mismo objetivo, obtener la distancia de cada sensor respecto del elemento emisor. Las técnicas basadas en RSS analizan la intensidad de la señal y las basadas en ToA, el tiempo de llegada de la señal.

### 4.1.3 Algoritmos de localización

En cualquiera de los sistemas de localización la posición del móvil es determinado como la intersección de varias esferas, cuyos centros son las coordenadas de los nodos de referencia y el radio, la distancia  $m_i$  entre los nodos de referencia  $[x_i \ y_i \ z_i]^T$  y el nodo emisor  $[x \ y \ z]^T$ , donde:

$$m_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2 \quad (4.3)$$

Dado que dentro del cuerpo humano hay un entorno no homogéneo, existe una diferencia entre la distancia real y la distancia de alcance utilizando ToA o RSS. Por lo tanto, las esferas no siempre se cruzan en un solo punto. [8]

El objetivo del algoritmo de localización es encontrar la mejor estimación de la posición real del objetivo basada en las mediciones con ruido. Los dos algoritmos de estimación óptimos más utilizados, son el algoritmo de mínimos cuadrados y el algoritmo de máxima verosimilitud.

#### 4.1.3.1. Mínimos cuadrados

En este algoritmo se necesitan al menos 3 nodos de referencia para resolver el problema de mínimos cuadrados. Se sustituye:

$$x' = x - x_1 \quad y' = y - y_1 \quad z' = z - z_1 \quad (4.4)$$

y

$$x'_i = x_i - x_1 \quad (i = 2,3,4,5 \dots) \quad (4.5)$$

excluyendo  $i = 1$  de la ecuación anterior, se formal una matriz con las ecuaciones resultantes:

$$\begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & z_2 - z_1 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & z_3 - z_1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n - x_1 & y_n - y_1 & z_n - z_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} m_1^2 - m_2^2 + k_2 - k_1 \\ m_1^2 - m_3^2 + k_3 - k_1 \\ \dots \\ m_1^2 - m_n^2 + k_n - k_1 \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

## Fundamentos Teóricos

Esto se puede expresar como:

$$t = \frac{1}{2}(A^T A)^{-1} A^T b \quad (4.7)$$

Siendo:

$$t = [x \ y \ z]^T \quad (4.8)$$

$$A = \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & z_2 - z_1 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & z_3 - z_1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n - x_1 & y_n - y_1 & z_n - z_1 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$b = \begin{bmatrix} m_1^2 - m_2^2 + k_2 - k_1 \\ m_1^2 - m_3^2 + k_3 - k_1 \\ \dots \\ m_1^2 - m_n^2 + k_n - k_1 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

La matriz  $t$  son las coordenadas del sistema (cápsula). La matriz  $A$  contiene las coordenadas  $[x, y, z]$  de  $n$  sensores (mínimo 3). La matriz  $b$ , contiene el parámetro  $m$ , que es la distancia entre el sensor subíndice y la capsula, y el termino  $k$ . [8]

$$k_i = x_i^2 + y_i^2 + z_i^2 \quad (4.11)$$

Siendo  $[x, y, z]$  las coordenadas del sensor  $i$ .

### 4.1.3.2. Máxima Verosimilitud

Asumiendo que la lectura del valor de RSS de cada sensor es:

$$R_i = \gamma_i \sum_{k=1}^K \frac{C_k}{|\rho_k - r_i|^\alpha} + \omega_i \quad (4.12)$$

Donde  $R_i$  es la muestra número  $i$ .  $\gamma_i$  es el factor de ganancia.  $C_k$  es la

intensidad de la fuente contaminante número  $k$ .  $\rho_k$  es la posición de la fuente número  $k$ ,  $r_i$  es la posición del elemento móvil,  $\omega_i$  es el ruido de fondo.[8]

La Ec. (4.12) se puede expresar también como:

$$R_i = \gamma_i \frac{C}{m_i^2} + \omega_i \quad (4.13)$$

Donde  $m_i$  es la distancia Euclidea entre el nodo móvil y los sensores.

Ajustando

$$\xi_i = (\omega_i - \mu_i)/\sigma_i \sim N(0, 1), \frac{(R_i - \mu_i)}{\sigma_i} \sim N\left(\frac{\gamma_i C}{\sigma_i m_i^2}, 1\right) \quad (4.14)$$

Se puede definir la siguiente matriz:

$$Z = \left[ \frac{(R_1 - \mu_1)}{\sigma_1}, \frac{(R_2 - \mu_2)}{\sigma_2} \dots \frac{(R_N - \mu_N)}{\sigma_N} \right]^T \quad (4.15)$$

$$G = \text{diag} \left[ \frac{\gamma_1}{\sigma_1}, \frac{\gamma_2}{\sigma_2} \dots \frac{\gamma_N}{\sigma_N} \right] \quad (4.16)$$

$$D = \left[ \frac{1}{m_1^2}, \frac{1}{m_2^2} \dots \frac{1}{m_N^2} \right]^T \quad (4.17)$$

$$\xi = [\xi_1, \xi_2 \dots \xi_N]^T \quad (4.18)$$

Utilizando el método de Estimación de máxima verosimilitud (*Maximum Likelihood Estimation*, MLE") para estimar la ubicación, la función de densidad de probabilidad conjunta se puede expresar como:

$$f(Z|\theta) = (2\pi)^{N/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (Z - GDC)^T (Z - GDC) \right\} \quad (4.19)$$

Su función de probabilidad de registro es:

#### Fundamentos Teóricos

$$L(\theta) \sim -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left\| Z_i - \gamma_i \frac{C}{m_i^2} \right\|^2 = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left\| \frac{R_i - \mu_i}{\sigma_i} - \gamma_i \frac{C}{m_i^2} \right\|^2 \quad (4.20)$$

Donde  $\theta$  es la posición estimada del nodo móvil. Por lo tanto, se puede obtener la probabilidad máxima de la posición móvil más probable minimizando esta función. [8]

## 4.2. Detección de movimiento mediante imágenes

La obtención de la localización de la cápsula endoscópica a través de la información conseguida de las ondas que esta emite puede ser bastante precisa, aunque en ocasiones, estas se pueden ver alteradas por ruidos o fallas de información dada la compleja secuencia de estructuras y tejidos del cuerpo humano.

Utilizando el filtro Kalman se obtiene una fusión sensorial de varios sensores consiguiendo un resultado con mayor precisión que por cualquiera de los métodos por separado.

En este caso por un lado se tiene la información acerca de las ondas y las características propias a estas y, por otro lado, la información que estas ondas transmiten. La cápsula endoscópica realiza fotografías en periodos de tiempo breves y las envía a través de dichas ondas. Analizando estas imágenes y dado que entre una y otra ha transcurrido un breve periodo de tiempo, se puede extraer información acerca de la dirección y velocidad de movimiento que lleva la cápsula.

### 4.2.1 Desenrollamiento de imágenes

Una vez recibidas las imágenes realizadas por la cápsula, y teniendo en cuenta que entre imágenes consecutivas hay un pequeño periodo de tiempo, se pueden analizar las imágenes para conseguir puntos característicos de estas y comparar dos imágenes consecutivas a través de sus puntos característicos comunes. Los resultados de estas comparaciones proporcionan como de rápido se mueve la cápsula y en qué dirección



Con el fin de estandarizar los emparejamientos de puntos característicos comunes y facilitar los cálculos de los parámetros de movimiento útiles para la localización, se precisa proyectar la imagen original cilíndrica, "imagen enrollada", en un sistema de coordenadas plano, "imagen desenrollada". [8]

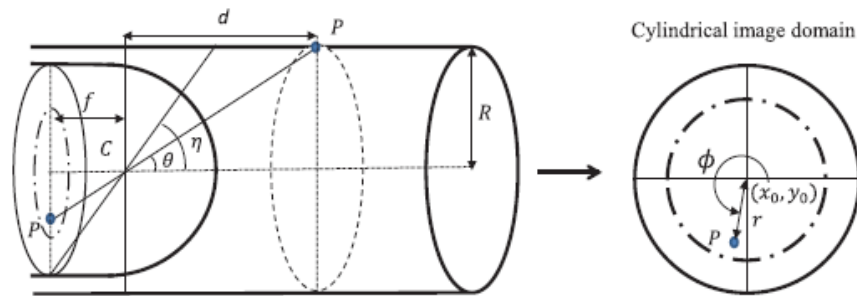


Fig. 4.3 Sistema de adquisición de imágenes de la cápsula [10]

Como se puede observar en la figura Fig. 4.3 dado un punto  $P$  a una distancia  $d$  del centro de la cámara, el ángulo de profundidad  $\emptyset$ , de  $P$ , se puede expresar como: [10]

$$\emptyset = \tan^{-1} \left( \frac{R}{d} \right) \quad (4.21)$$

Donde  $R$  representa el radio del tubo intestinal.  $d$  es la distancia hasta el punto  $P$ . Un mayor ángulo de profundidad conlleva una menor distancia entre el punto y la cámara. Se considera  $(x, y)$  como las coordenadas en la imagen cilíndrica y  $(x', y')$  como las coordenadas en la imagen "desenrollada". [10]

$$x' = \frac{L\emptyset}{2\pi} \quad y' = r \quad (4.22)$$

Donde  $\emptyset$  es el ángulo entre el punto  $P$  y el eje horizontal en el plano de la imagen cilíndrica

$$\emptyset = \tan^{-1} \left( \frac{y - y_0}{x - x_0} \right) \quad (4.23)$$

$r$  es la distancia asociada entre el punto  $P$  y el centro de la imagen cilíndrica.

$$r = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \quad (4.24)$$

## Fundamentos Teóricos

$L$  y  $H$  representan el alto y ancho de la imagen "desenrollada" respectivamente. Como se puede observar en la figura Fig. 4.4,  $x'$  representa el ángulo  $\theta$  cuyo rango de valores va desde 0 (cuando  $x' = 0$ ) hasta  $2\pi$  (cuando  $x' = L$ ).  $y'$  representa el ángulo de profundidad y por tanto deriva la distancia hasta la cámara. Un ángulo de profundidad 0 representa  $y' = 0$  y para el valor máximo del ángulo del campo de visión  $\eta$  de la cámara,  $y' = H$  [8]

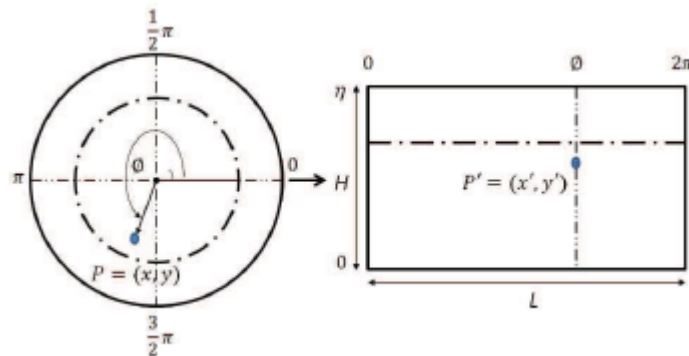


Fig. 4.4 Proceso de desenrollamiento de imágenes [10]

Tras la conversión, los anillos circulares de la imagen cilíndrica pasan a ser líneas horizontales en la imagen "desenrollada". Con este nuevo sistema de coordenadas, el ángulo de profundidad de cualquier punto se puede calcular tal que:

$$\theta \cong \left(\frac{y'}{H}\right) \eta \quad (4.25)$$

La obtención de este ángulo facilita el cálculo de la velocidad de la cápsula y los cambios en  $x'$  facilita el cálculo de la rotación de la cápsula.[8]

### 4.2.2 Obtención de puntos característicos

Dada la secuencia de imágenes consecutivas en cortos periodos de tiempo entre ellas, de ellas se puede obtener porciones comunes de la escena que están presentes en imágenes consecutivas. A estas porciones se las denomina como "Puntos Característicos".

Los patrones y magnitudes que sigan estos puntos pueden desvelar información acerca de la velocidad y dirección de la cápsula. Es de gran importancia que los puntos extraídos de una imagen puedan ser encontrados con alta precisión en la siguiente, para obtener un resultado final preciso.[8]

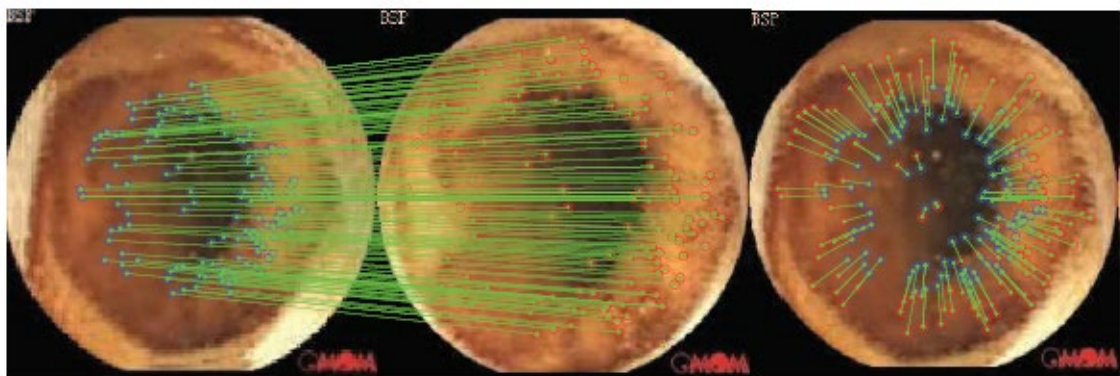
La *Scale-invariant Feature Transform* (SIFT) es una herramienta de coincidencia ideal para las imágenes de la cápsula dadas sus propiedades de inmune a los cambios de punto de vista, desenfoque, ruido y deformaciones espaciales.

$$A = H_{\lambda} R_1(\psi) T_t R_2(\Phi)$$

$$= \lambda \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi \\ \sin\psi & \cos\psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t & 0 \\ t & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\Phi & -\sin\Phi \\ \sin\Phi & \cos\Phi \end{bmatrix} \quad (4.26)$$

Donde  $R$  representa la rotación y  $T$  la inclinación.  $\psi$  es el ángulo de rotación respecto del eje.  $\Phi$  es el ángulo de longitud entre el eje y un plano vertical fijo.  $\lambda$  es un parámetro de zoom. [10]

Un ejemplo de coincidencia de puntos característicos se da en la Fig. 4.5 en la que los "o" azules representan las coordenadas de los puntos característicos detectados en el marco de referencia, las "o" rojas representan las coordenadas de puntos característicos coincidentes en el segundo cuadro. Si se conectan los puntos característicos pares correspondientes en el mismo marco, un grupo de vectores de movimiento será generado representando los desplazamientos de puntos característicos entre cuadros. [8]



a) Puntos característicos correspondientes entre dos cuadros consecutivos      b) Formación de vectores de movimiento

Fig. 4.5 Coincidencia de puntos característicos utilizando SIFT. [8]

## Fundamentos Teóricos

### 4.2.3 Estimación de la velocidad

Tras la obtención de los puntos característicos, los movimientos de las imágenes enviadas por la cápsula pueden revelar los desplazamientos y la velocidad de esta.

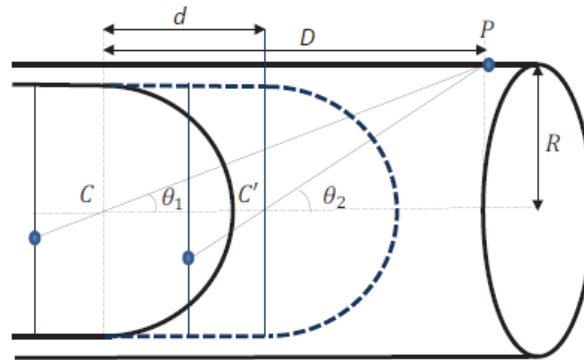


Fig. 4.6 Estimación de la velocidad [10]

En la Fig. 4.6 se aprecia un punto característico  $P$  a una distancia  $D$  de la cámara  $C$  y con un ángulo de profundidad  $\theta_1$ . Una vez que la cámara se ha movido una distancia  $d$  hasta la nueva posición  $C'$ , el ángulo de profundidad del punto  $P$  cambia a  $\theta_2$ . Los cambios en el ángulo de profundidad se pueden utilizar para calcular la velocidad transitoria de la cápsula. [8]

$$\theta_1 = \tan^{-1} \frac{R}{d} \Rightarrow D = \frac{R}{\tan \theta_1} \quad (4.27)$$

$$\theta_2 = \tan^{-1} \frac{R}{D - d} \quad (4.28)$$

Sustituyendo  $D$  de la Ec. (4.27) en la Ec.(4.28) se obtiene que:

$$d = \frac{R}{\tan \theta_2} \left( 1 - \frac{\tan \theta_2}{\tan \theta_1} \right) \quad (4.29)$$

Considerando el intervalo de tiempo entre imágenes, la velocidad se calcula mediante:

$$v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N d_i}{\Delta t} = \frac{fps}{N} \sum_{i=0}^N \frac{R}{\tan \theta_{2i}} \left( 1 - \frac{\tan \theta_{2i}}{\tan \theta_{1i}} \right) \quad (4.30)$$

Donde  $\Delta t$  es el tiempo entre imágenes.  $fps$  es la inversa del parámetro anterior o el número de imágenes por segundo que se están analizando.  $N$  es el número total de puntos característicos coincidentes entre dos imágenes consecutivas.

De la Ec. (4.30) se puede ver que la información sobre el ángulo de profundidad de un punto característico coincidente se incluye en la expresión final de la distancia recorrida por la cápsula. De esta forma, el desplazamiento real de la cámara es independiente de la ubicación del punto característico elegido en la imagen.[8]

#### 4.2.4 Estimación de la Dirección de Movimiento

Un aspecto importante en la localización de la cápsula es la dirección del movimiento que sigue esta. Si se definen las coordenadas del mundo  $(X, Y, Z)$  y las de la cápsula como  $(X', Y', Z')$ , en el sistema mundo la dirección del movimiento se denomina como un vector normalizado  $(n_x, n_y, n_z)^T$ .

Tras haber girado la capsula un ángulo  $\alpha$  sobre el eje  $X'$  (pitch), un ángulo  $\beta$  alrededor del eje  $Y'$  (yaw) y un cierto ángulo  $\gamma$  sobre el eje  $Z'$  (roll), la nueva dirección de la cápsula es  $(n'_x, n'_y, n'_z)^T$ . [10]

$$\begin{bmatrix} n'_x \\ n'_y \\ n'_z \end{bmatrix} = \mathbb{R} \cdot \begin{bmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

En la que  $R$  es una matriz de rotación acumulativa que relaciona el sistema de coordenadas de la cápsula  $(X', Y', Z')$  con el sistemas de coordenadas del mundo  $(X, Y, Z)$ .

## Fundamentos Teóricos

Asumiendo que el sistema de coordenadas de la cápsula está alineado con el sistema de coordenadas del mundo en el momento inicial, con el eje focal apuntando hacia el eje Z, el valor inicial de la matriz R es una matriz identidad 3 x 3. Dado que la cápsula se mueve la matriz R se actualiza en cada intervalo de tiempo entre imágenes. [8]

$$\mathbb{R} = \mathbb{R} \cdot \mathbb{R}_t \cdot \mathbb{R}^{-1} \quad (4.32)$$

Donde  $\mathbb{R}_t$  es una matriz de actualización de la dirección que se define como:

$$\mathbb{R}_t = \begin{bmatrix} \cos\alpha\cos\gamma & \cos\gamma\sin\alpha\sin\beta - \cos\alpha\sin\gamma & \cos\alpha\cos\gamma\sin\beta - \sin\alpha\sin\gamma \\ \cos\beta\sin\gamma & \cos\alpha\cos\gamma + \sin\alpha\sin\beta\sin\gamma & -\cos\gamma\sin\alpha + \cos\alpha\sin\beta\sin\gamma \\ -\sin\beta & \cos\beta\sin\alpha & \cos\alpha\cos\beta \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

Donde  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  son los ángulos elevación, dirección y alabeo, (*pitch*, *yaw*, y *roll*) respecto de los ejes de la cápsula  $X'$ ,  $Y'$  y  $Z'$ , durante el intervalo de tiempo. [8]

Estos ángulos pueden ser obtenidos tal que:

### Estimación de $\alpha$ (pitch) y $\beta$ (yaw)

Durante el viaje de la cápsula por el intestino, esta se irá inclinando, respetando la dirección del propio tubo intestinal. Como se puede ver en la Fig. 4.7 los puntos P y Q se hayan a la misma distancia de la posición inicial de la cámara C, en el momento inicial. Una vez la cámara se haya movido hasta C', y se haya inclinado un ángulo  $\varphi$  hacia el punto Q, el ángulo de profundidad de los dos puntos características habrá cambiado en diferentes valores. [8]

$$\Delta P = \theta_{P2} - \theta_{P1} \quad \Delta Q = \theta_{Q2} - \theta_{Q1} \quad (4.34)$$

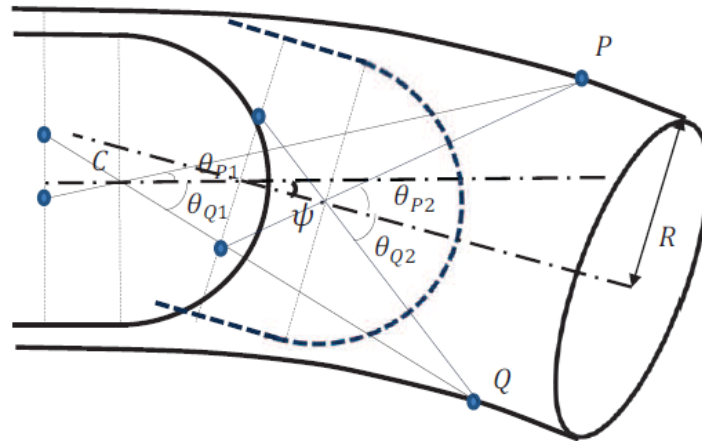


Fig. 4.7 Estimación de la dirección de movimiento [8]

Como se puede observar en la Fig. 4.7 la diferencia del ángulo de profundidad  $\Delta P$  es mayor que la diferencia  $\Delta Q$ . La cantidad de inclinación se puede estimar como:

$$\varphi \cong \frac{|\Delta Q - \Delta P|}{\max(\Delta P, \Delta Q)} \quad (4.35)$$

La dirección de la inclinación se puede obtener a través, del grupo con la menor cantidad de desplazamiento en  $y'$  en el dominio de la imagen "desenrollada".

Por lo tanto, este ángulo de inclinación se puede descomponer en  $\alpha$  (pitch) y  $\beta$  (yaw). [8]

$$\alpha = \varphi * \cos Y \quad \beta = \varphi * \sin Y \quad (4.36)$$

siendo  $Y$  el ángulo roll.

### Estimación de $Y$ (roll)

El cálculo del ángulo  $Y$  (roll) se basa en los desplazamientos, en el dominio de la imagen "desenrollada", de los puntos característicos en el eje  $x'$ :

Fundamentos Teóricos

$$\gamma = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \frac{\Delta x'_i}{L} 2\pi \quad (4.37)$$

Donde  $\Delta x'$  es el desplazamiento horizontal de un punto característico en la imagen "desenrollada". L es el ancho de la imagen desenrollada. Un mayor valor para  $\Delta x'$  conlleva un ángulo  $\gamma$  (roll) mayor, y a menor desplazamiento, menor ángulo. [8]

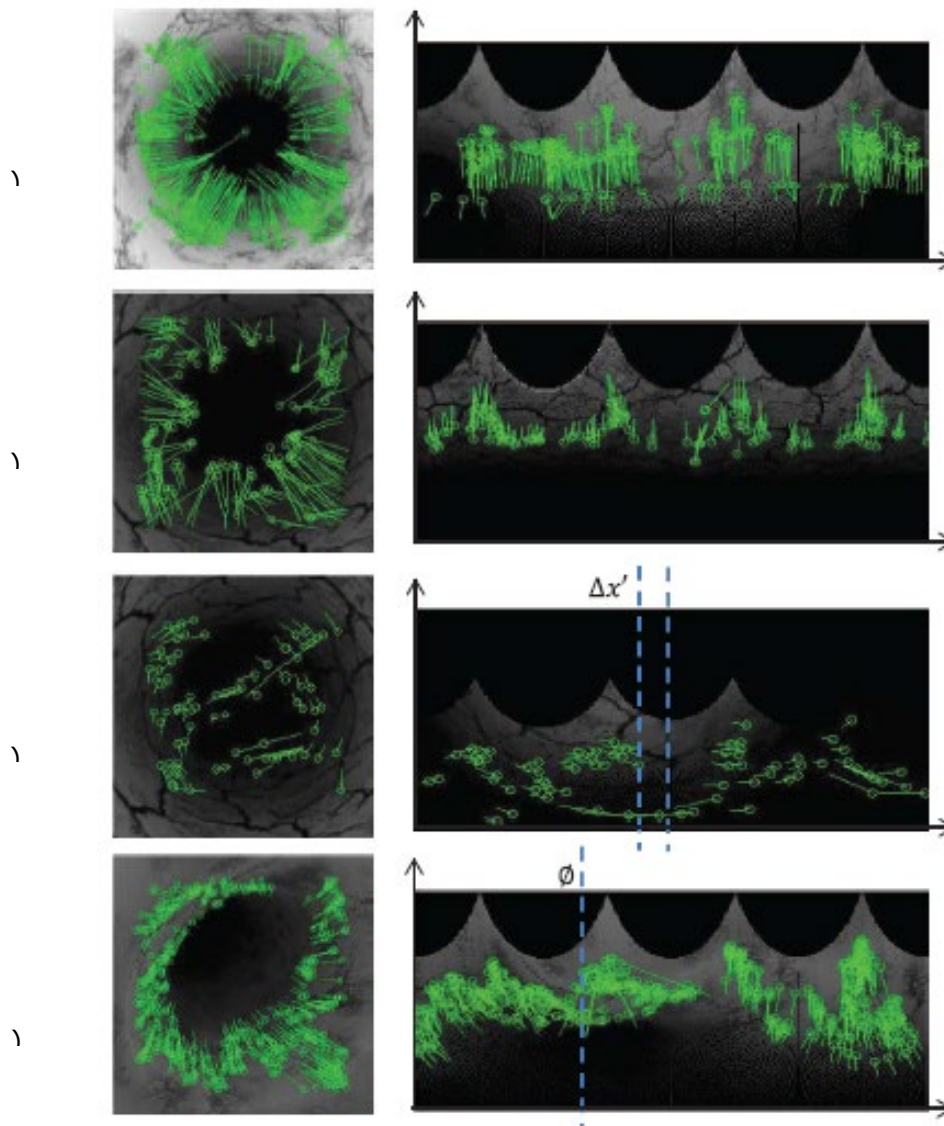


Fig. 4.8 Ejemplo de movimientos detectados por el algoritmo de rastreo. a) y b) la cápsula se mueve hacia adelante hacia atrás respectivamente. c) movimiento de rotación. d) inclinación de la cápsula. [10]



### 4.3. Filtro Kalman

Una vez obtenida la información sobre el movimiento y dirección de la cápsula que proporciona el tratamiento de las imágenes que envía, o de igual forma la extraída de las ondas emitidas por la cápsula y recibidas por las antenas, tratar de conseguir resultados totalmente precisos conlleva al fracaso. Perseguir solo uno de los sistemas produce que los errores se acumulen, por pequeños que sean, derivando a un resultado inexacto.

El filtro de Kalman, muy utilizado en la localización en robótica, consigue realizar una fusión sensorial, poniendo en común la información de todos los sistemas obteniendo un resultado más preciso que el que se deriva solo con los datos de las imágenes de la cápsula o de la información acerca de las ondas que esta emite.

El filtro necesita que los estados y las medidas respecto del sistema describan un sistema lineal dinámico. Se asume que el modelo es lineal debido no solo a que los cálculos son más sencillos, si no también, a que el lineal suele ser el que mejor se adapta al problema que se intenta modelizar. Cuando el sistema no es lineal, se intenta utilizar técnicas de linealización para pasar de un sistema no lineal a uno lineal.

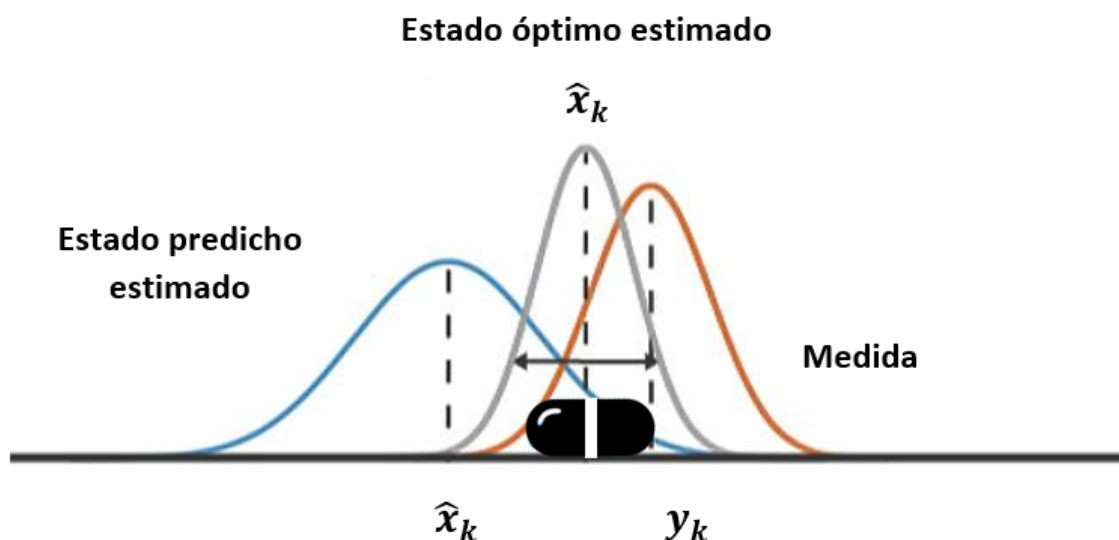


Fig. 4.9 Concepto filtro Kalman

## Fundamentos Teóricos

La idea de este filtro es tratar de predecir la posición futura cuando es conocida la posición actual, y la dirección seguida hasta la anterior posición, conociendo y teniendo en cuenta los errores debidos a los sistemas de los que se extrae la información y al error del propio sistema. [8]

Todo se basa sobre los estados del sistema. Un estado  $m_t$  es un vector compuesto por dos vectores, el vector de posición  $z_t$ , con las coordenadas  $x$ ,  $y$ ,  $z$ , como las coordenadas 3D del sistema de coordenadas de la cápsula, y el vector de dirección  $n_t$ , con la dirección del movimiento en cada uno de los tres ejes. De tal forma que un estado queda definido como  $m_t = [x_t, y_t, z_t, n_{x,t}, n_{y,t}, n_{z,t}]$ . [10]

Dado el estado anterior, se procede a calcular la predicción del estado actual a priori:

$$\hat{m}_t^- = A_{t-1} * \hat{m}_{t-1} + w_{t-1} \quad (4.38)$$

Donde  $m_t$  es el estado,  $[x_t, y_t, z_t, n_{x,t}, n_{y,t}, n_{z,t}]^T$ .  $w_t$  es un término de ruido causado por el error en la estimación del movimiento que sigue una distribución normal de covarianza  $Q_t$ .

$A$  es una matriz de transición  $6 \times 6$  que relaciona el estado del movimiento anterior en el tiempo  $t-1$  con el estado del movimiento actual en el tiempo  $t$ . Dado que la suma de dos variables aleatorias Gaussianas resulta en otra variable aleatoria Gaussiana, el modelo probabilístico del sistema se puede expresar tal que: [10]

$$P(m_t | m_{t-1}) = N(A m_{t-1} | Q_t) \quad (4.39)$$

Sumando todos los parámetros:

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \\ n_{x|t} \\ n_{y|t} \\ n_{z|t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & v\Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & v\Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & v\Delta t \\ 0 & 0 & 0 & & & \\ 0 & 0 & 0 & & & \\ 0 & 0 & 0 & & & \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ z_{t-1} \\ n_{x|t-1} \\ n_{y|t-1} \\ n_{z|t-1} \end{bmatrix} \quad (4.40)$$

Donde  $v$  es la velocidad de transición de la cápsula derivada de Ec. (4.30)  $\Delta t$  es el intervalo de tiempo entre imágenes.  $\mathbb{R}$  es la matriz introducida en Ec. (4.33).

### 4.3.1 Medición de la posición absoluta por localización mediante ondas

Con el fin de obtener información acerca de la posición absoluta de la cápsula, se disponen diversos sensores calibrados alrededor del sistema digestivo, fuera del cuerpo humano y en la zona abdominal. La potencia de la señal con la que transmite las imágenes la cápsula se utiliza para identificar la distancia entre esta y los sensores, cuya posición es conocida.

$$L_p(d) = L_p(d_0) + 10\alpha \log_{10} \frac{d}{d_0} + S(d > d_0) \quad (4.41)$$

Donde  $L_p(d)$  representa el recorrido en decibelios (dB) de una distancia  $d$  entre el transmisor y el receptor.  $d_0$  es una distancia conocida para una potencia en dB conocida,  $L_p(d_0)$ .  $\alpha$  es el gradiente del recorrido determinado por el ambiente de propagación de la onda. [11]

Siendo  $[x, y, z]$  las coordenadas, en 3 dimensiones, de la posición más probable de la cápsula, y  $[x_i, y_i, z_i]$  las coordenadas del sensor  $i$ , la distancia entre la cápsula y el sensor se puede expresar como:

$$d_i = 10^{\left(\frac{L_p(d) - L_p(d_0)}{10\alpha}\right)} \cdot d_0 \quad (4.42)$$

Consiguiendo 3 o más distancias estimadas entre la cápsula y los sensores montados en el cuerpo humano, la posición de la cápsula se puede obtener minimizando la siguiente función a través de mínimos cuadrados. [8]

$$f(x, y, z) = \sum_{i=1}^N \left( \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} - d_i \right)^2 \quad (4.43)$$

## Fundamentos Teóricos

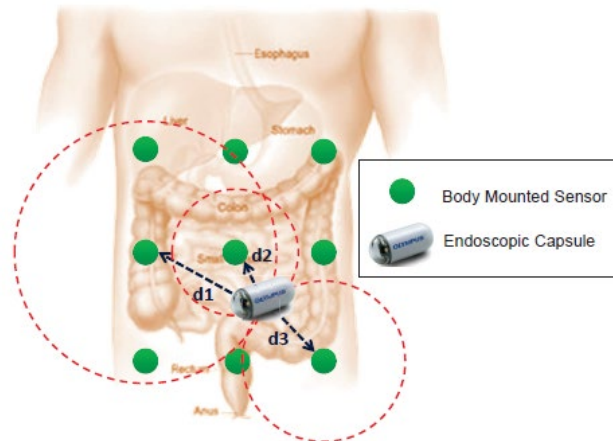


Fig. 4.10 Sistema de sensores localización por ondas[8]

La solución se obtiene a través del algoritmo de mínimos cuadrados, explicado en este documento.

### 4.3.2 Corrección utilizando localización por ondas

Tras recibir y procesar la información de las ondas, y haberse obtenido la posición de la cápsula se procede a utilizar la aproximación del estado a priori  $\hat{m}_t^-$ , junto con la diferencia ponderada entre la medida de la posición actual de las ondas  $z_t$  y la predicción de la posición de las ondas  $\hat{z}_t$ .

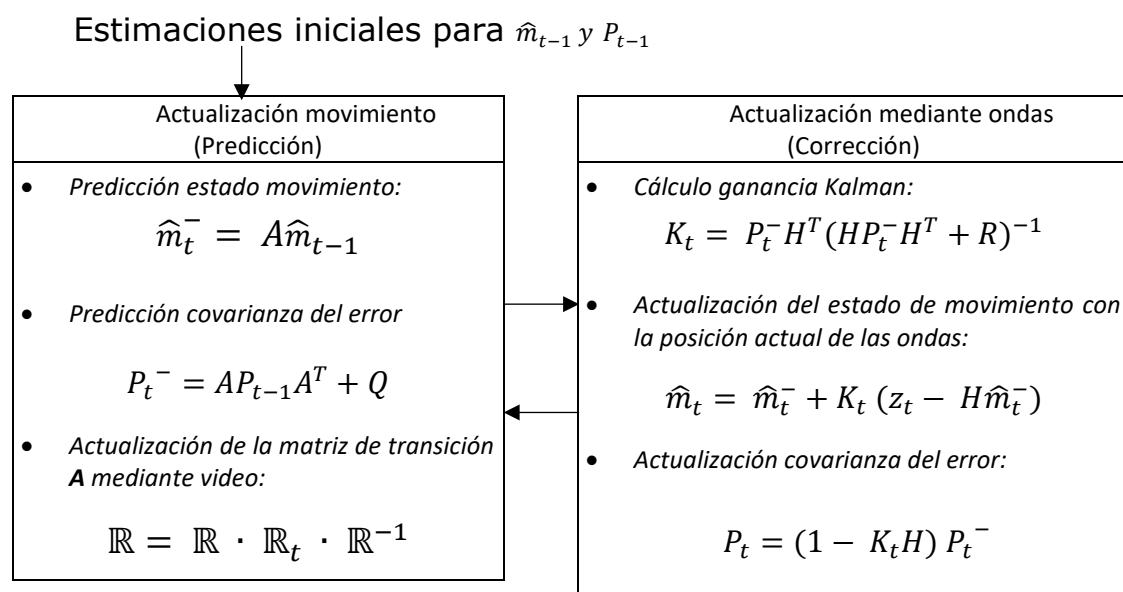


Fig. 4.11 Diagrama de flujo del proceso seguido por el Filtro Kalman [10]

$$\hat{m}_t = \hat{m}_t^- + K_t (z_t - \hat{z}_t) \quad (4.44)$$

Donde  $\hat{m}_t$  es el estado de movimiento a posteriori estimado dado por la medida de las ondas  $z_t$ .  $K$  es la matriz 3x6 denominada ganancia de Kalman. Si se define la covarianza del error a priori como  $P_t^- = E[(m_t - \hat{m}_t^-)(m_t - \hat{m}_t^-)^T]$  y la covarianza del error a posteriori como  $P_t = E[(m_t - \hat{m}_t)(m_t - \hat{m}_t)^T]$ , la ganancia Kalman puede expresarse como: [10]

$$K_t = P_t^- H^T (H P_t^- H^T + R)^{-1} \quad (4.45)$$

Donde  $R$  es una matriz de distribución normal 3 x 3 que controla el margen de ganancia del sistema final.

La ganancia  $K$  controla el peso de los dos sensores en la estimación de la posición final, haciéndola más dependiente de la información obtenida de las ondas, o, por otro lado, del modelo de movimiento.

Método Operativo

## 5. Método Operativo

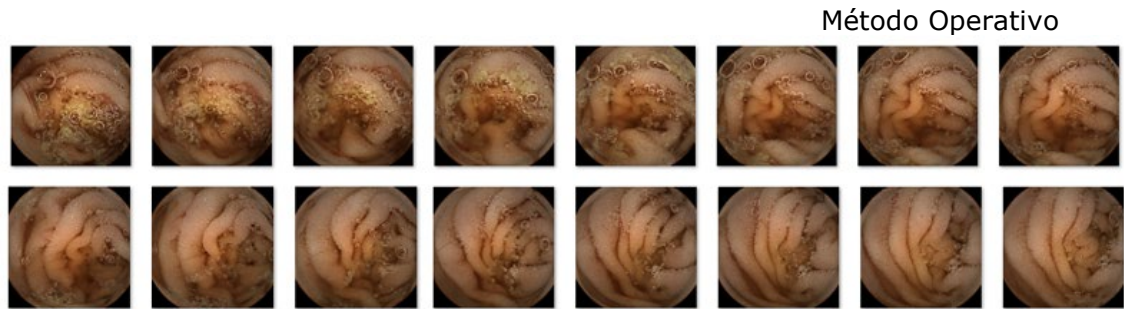
El cuerpo humano visto desde el punto de vista de la experimentación, en cualquiera de sus facetas, es un elemento muy complejo por sí solo, y en el caso de la localización de una capsula endoscópica introducida en el sistema digestivo humano, no es más sencilla.

Para la verificación del trabajo propuesto en este proyecto se necesita un "banco de ensayos" lo más invariante posible, en el que se pongan a prueba las herramientas y algoritmos propuestos. Sin embargo, aparte de las restricciones propias a la ley sobre experimentación con humanos y su coste tanto temporal como económico, para este caso, cada ser humano es distinto con una distribución corporal, y especialmente del sistema digestivo, lo suficientemente diferente como para impedir la verificación de cualquier trabajo. De tal forma, surge la necesidad de llevar a cabo no solo el diseño y construcción de un banco de ensayos, externo a un cuerpo humano, también de adaptar la tecnología a dicho banco de ensayos.

### 5.1. Verificación de la integrante visual

Como se ha mencionado anteriormente, el cuerpo humano no se ha considerado como lugar de pruebas de este proyecto y, por lo tanto, se necesita otro medio para la validación de los algoritmos desarrollados.

En primer lugar, se ha obtenido un *dataset* con imágenes propias del sistema digestivo de un ser humano, realizadas por una cámara endoscópica. Estas imágenes han sido utilizadas en un principio para ultimar las bases de los algoritmos de desenrollamiento de imágenes, búsqueda de puntos característicos y la comparación de imágenes sucesivas para conseguir los ángulos de movimiento y la velocidad entre ellas.



*Fig. 5.1 Imágenes "dataset" sistema digestivo humano*

Sin embargo, estas pruebas, aunque útiles para terminar de modificar y adaptar los algoritmos a las circunstancias, solo proporcionan resultados ciegos dado que no se posee información ninguna sobre la verdadera posición que tenía esa capsula en el momento de tomar las imágenes.

Por consiguiente, surge la necesidad de adquirir material hardware para la toma de imágenes en un tamaño similar al de una cápsula endoscópica (la adquisición de una cápsula endoscópica real en este proyecto es inviable dado al limitado presupuesto y teniendo en cuenta las condiciones confinamiento y difícil acceso temporal a material).



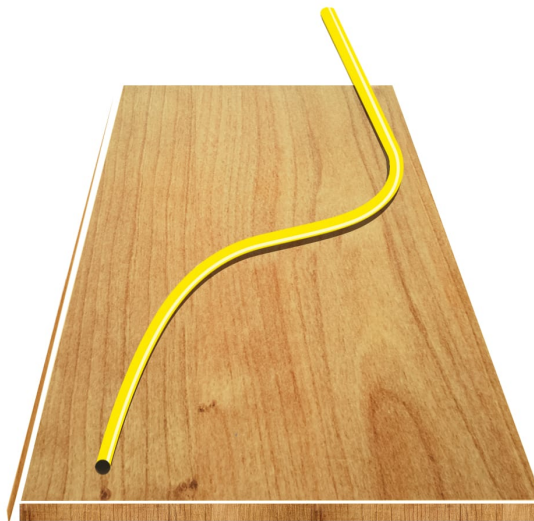
*Fig. 5.2 Cámara USB*

Expuestas las condiciones se decide adquirir una cámara USB, la cual ofrece un tamaño aceptable para introducirse por tubos y orificios, al igual que la cápsula, además de importar otras ventajas propias también de la cápsula.

Método Operativo

### 5.1.1 Banco de ensayos

De nuevo, la construcción de un banco de ensayos en el que se requiere reproducir, en parte, el interior del sistema digestivo humano no es trivial. La solución pasa por utilizar varios metros de un tubo flexible, con un diámetro aproximado al del intestino delgado humano.



*Fig. 5.3 Idea banco de ensayos*

Comparando uno y otro conducto, es evidente que el tubo en su interior no guarda textura alguna, siendo una superficie lisa por toda su longitud, poniendo muy difícil la obtención de puntos característicos. Por su parte, el intestino delgado, por ejemplo, posee diferentes texturas y rugosidades, haciendo posible el análisis de imágenes.

De tal forma, no es suficiente el tener un tubo y proponer con este una forma curvilínea para poner aún más a prueba los algoritmos, sino que se requiere la modificación del interior del tubo para conseguir una superficie válida para el análisis de las imágenes.





*Fig. 5.4 Banco de ensayos real*

Así se procede a la transformación parcial del interior del tubo mediante distintos procesos mecánicos y químicos, cambiando desde una superficie lisa y monocolor, a una superficie con texturas y leves relieves, con distintos colores a su alrededor.



*Fig. 5.5 Interior tubo modificado*

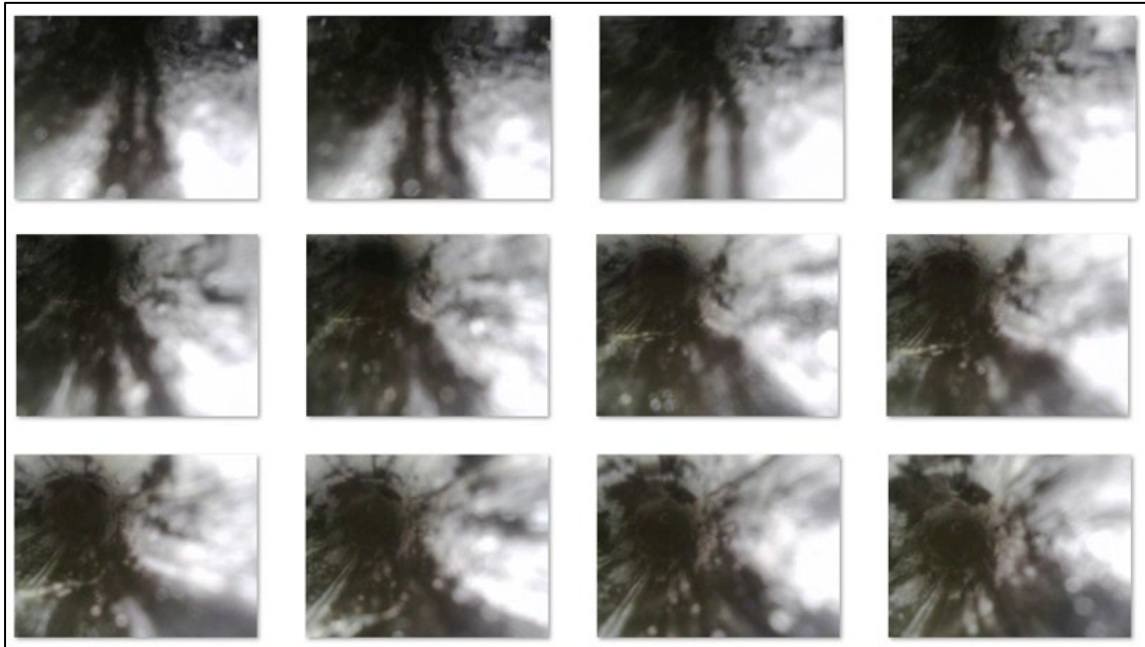
### 5.1.2 Obtención y análisis de imágenes

Puesto a punto el software para utilizar la cámara endoscópica USB, al igual que los desarrollados para utilizar los algoritmos de imágenes, se dispone la toma de imágenes del interior del tubo del banco de ensayos.

Hay que tener en cuenta que una vez en el interior del tubo apenas se tiene

### Método Operativo

control sobre el movimiento de la cámara, manteniendo únicamente dominado la velocidad con la que avanza por el recorrido del conducto.



*Fig. 5.6 Imágenes obtenidas durante recorrida cámara USB*

Se debe considerar que, si se utilizara una cápsula endoscópica, dado su tamaño y los distintos pliegues y variaciones en las dimensiones de un sistema digestivo humano, esta puede quedar atrapada, siendo necesario una pequeña intervención y, en este caso, complicando la verificación de los experimentos. Así, queda expuesta una de las ventajas de trabajar con un banco de ensayos externo a un cuerpo humano, haciendo posibles un mayor avance en menos tiempo, así como un mayor número de intentos y pequeñas variaciones.

La cámara USB va realizando un vídeo que una vez finalizado, guarda en un ordenador para su posterior procesado. Aquí entran en juego los algoritmos desarrollados para obtener el movimiento y velocidad entre imágenes.

- **Obtención de los "frames" del video:** Una vez terminado el recorrido del conducto el video se guarda. Es aquí donde se debe tomar el video y dividirlo en las diferentes imágenes que lo componen. Para este proceso se debe indicar al programa los "frames" por segundo en los que ha grabado la cámara.

- **Desenrollamiento de imágenes:** Obtenidas todas las imágenes, se procede al proceso de pasar las imágenes, de coordenadas polares a rectangulares, lo que facilitará los cálculos más adelante. Para ello se introducen como datos de entrada, la imagen a procesar y el tamaño de imagen en píxeles que se requiere a la salida. Se consiguen las imágenes desenrolladas y en formato Mapa de grises portable ("Portable GrayMap", PGM) haciendo más eficiente el procesamiento de imágenes.



*Fig. 5.7 Imagen antes del desenrollamiento*

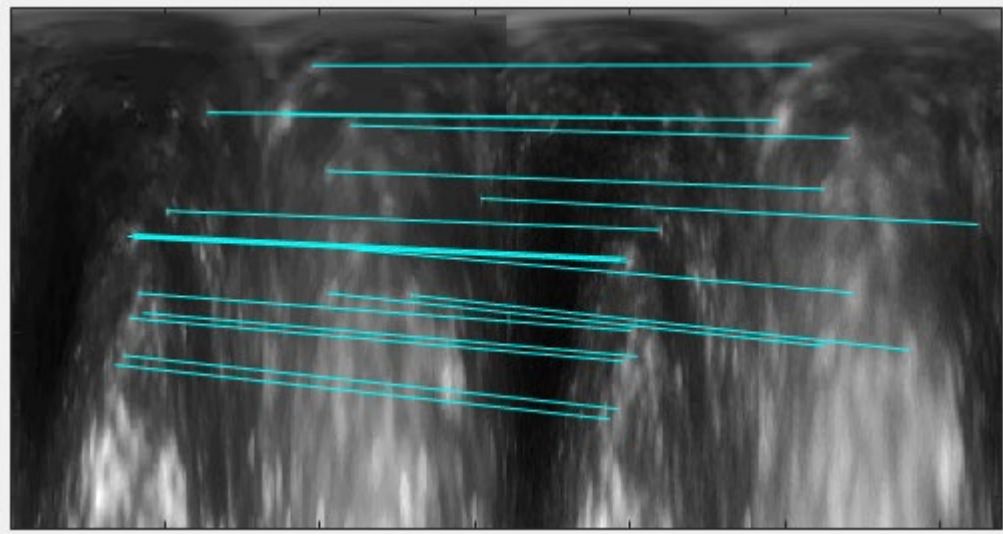


*Fig. 5.8 Imagen desenrollada*

- **Obtención y emparejamiento de puntos característicos:** Una vez que se han desenrollado todas las imágenes, se procede a la búsqueda y designación de puntos característicos de todas las imágenes. Posteriormente se toma cada imagen y su consecutiva, y se comparan los puntos característicos, a fin de introducir los valores en los cálculos y obtener los ángulos de movimiento y

## Método Operativo

velocidad de la cámara USB entre las dos imágenes.



*Fig. 5.9 Emparejamiento de puntos característicos de dos imágenes consecutivas*

Una vez obtenida la información sobre la dirección y velocidad del móvil, se guardan en un archivo, listo para ser importado al programa LabVIEW, donde se desarrolla el filtro Kalman.

Los procesos anteriormente mencionados explican el diagrama que se observa en la Fig. 5.10.

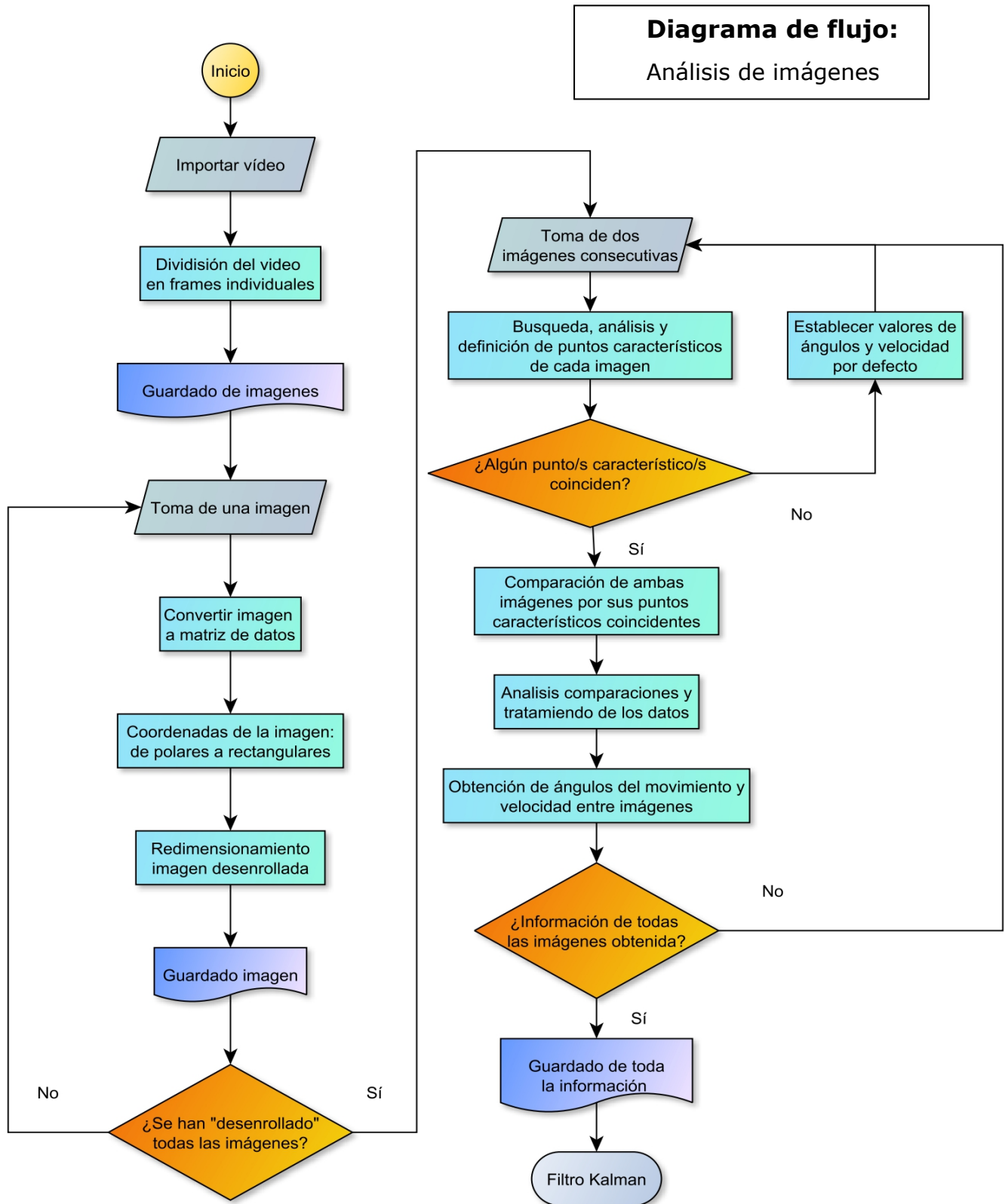


Fig. 5.10 Diagrama del proceso de análisis de imágenes

Método Operativo

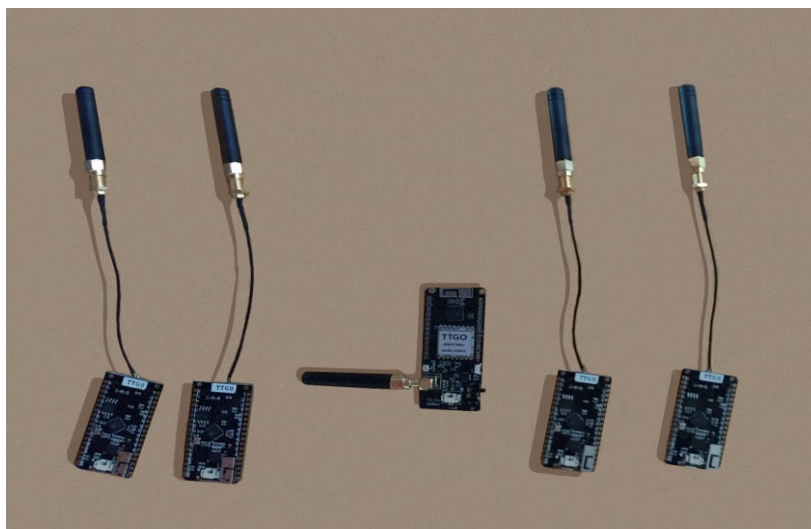
## 5.2. Verificación de la integrante ondas

Al igual que ocurría con la experimentación en un cuerpo humano en el elemento visual, resulta complejo la transmisión de ondas electromagnéticas desde el interior de un cuerpo humano hasta el exterior, dada la múltiple variedad de tejidos y estructuras y sus características, además de la variación entre distintos cuerpos humanos. Por lo tanto, se presenta necesario volver a utilizar un banco de ensayos para poder verificar las herramientas y algoritmos utilizados para la localización mediante ondas electromagnéticas.

A fin de reducir costos para la validación en práctica del proyecto, se decide utilizar una tecnología diseñada para exteriores. No obstante, esta mantiene las características básicas necesarias para llevar a cabo la experimentación, con la misma base, y así poder validar, confirmar y ratificar los algoritmos desarrollados a tal fin. Además, se utiliza una banda Industrial, Científica, Médica (*Industrial, Scientific, Medical, ISM*), libre de pago.

Expuestos los motivos que han llevado a modificar el objeto y lugar donde hasta ahora se habían realizado las pruebas, a continuación, se describe el lugar y pasos seguidos, así como la tecnología empleada para localizar una cápsula (emisor) en un espacio.

En primer lugar, como elementos emisores y receptores, se han utilizado los microcontroladores TTGO ESP32, con conectividad local y a red a través de Wifi. Estos dispositivos disponen de una pantalla led para mostrar información y una pequeña antena para emitir y recibir datos mediante ondas electromagnéticas a una frecuencia determinada en 868 MHz.



*Fig. 5.11 Dispositivos TTGO empleados*

Estos dispositivos hacen uso del protocolo de comunicación de la tecnología LoRa (Largo Alcance, "Long Range"). Esta ciencia permite enviar paquetes de datos a través de distancias relativamente altas (más de 5 Km) y, por otro lado, hacen más sencilla la tarea del tratamiento, envío y recepción de datos, a la hora de programar.

### 5.2.1 Pruebas de campo

Como se ha mencionado, se trata una tecnología de largo alcance y, por tanto, desde un primer momento, no se espera una precisión milimétrica como se pretendía en un principio con el banco de ensayos utilizado en las pruebas de visión. Por tanto, se busca y prepara un escenario en el que llevar a cabo las pruebas de algoritmos con los TTGO y donde los resultados puedan tener una precisión donde el error no supere un par de metros.

Como se mostrará más adelante, en los resultados, la precisión será de metros, y dado que el terreno es plano, se decide localizar solo en dos dimensiones. La apreciación de una tercera, altura en este caso, no sería significativa al no poder ser posible el desplazamiento vertical y por ende se puede despreciar. No obstante, el algoritmo desarrollado está preparado para 3 dimensiones.

### Método Operativo

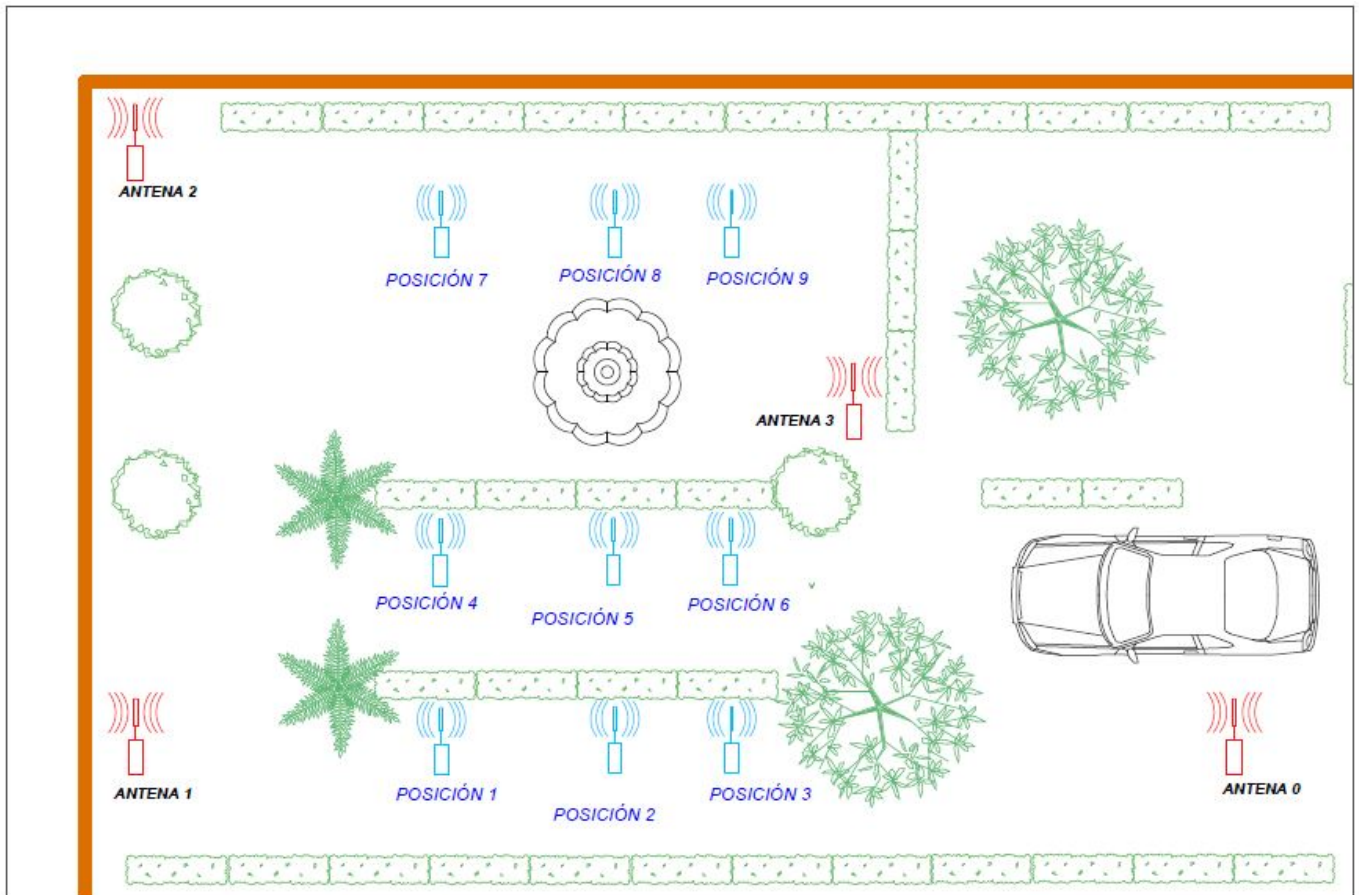


Fig. 5.12 Croquis disposición antenas y posiciones del emisor en la prueba de campo

La prueba de campo mencionada se lleva a cabo en el medio silvestre, con la naturaleza. Un espacio al aire libre donde la comunicación entre emisores y receptores puedan verse afectadas no solo por la distancia, sino también por elementos vegetales y ornamentales, estableciendo obstáculos a las ondas, al igual que lo harían los distintos tejidos y estructuras de un cuerpo humano.

Como se puede observar en la Fig. 5.12, se han dispuesto cuatro antenas para la localización del dispositivo emisor (cápsula) y nueve posiciones desde las cuales un elemento emisor enviará paquetes. Estos paquetes serán recibidos por los dispositivos receptores cada cierto tiempo, desde una de las 9 posiciones.





Fig. 5.13 Dispositivo emisor en una de las 9 posiciones



Fig. 5.14 Emplazamiento Antena 1

Método Operativo



Fig. 5.15 Emplazamiento Antena 2



Fig. 5.16 Emplazamiento Antena 3

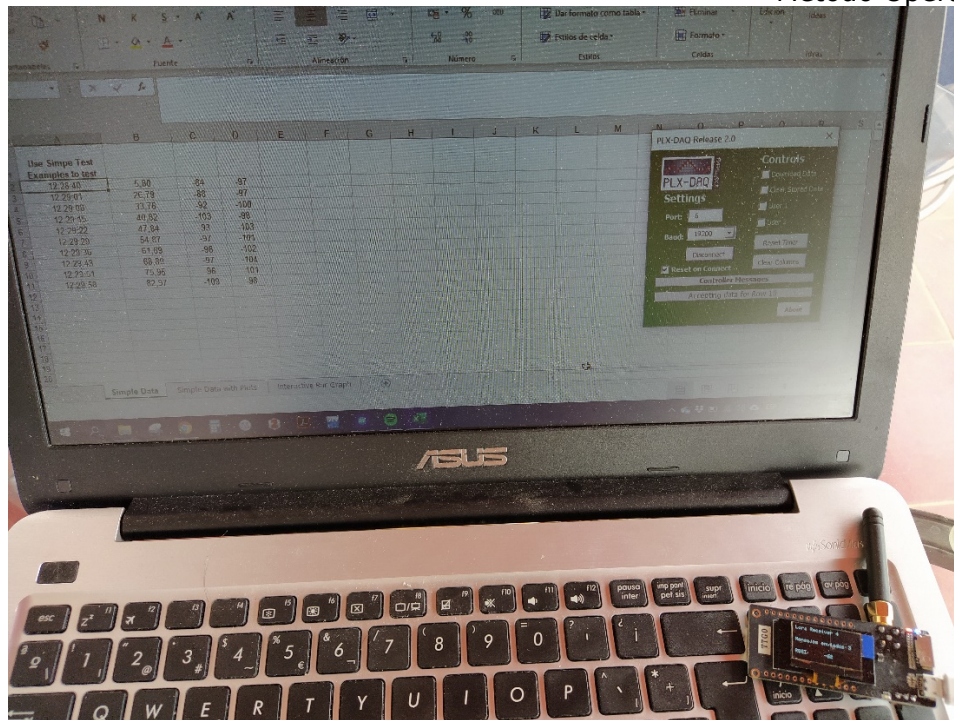


Fig. 5.17 Disposición Antena 0 (Receptor Final)

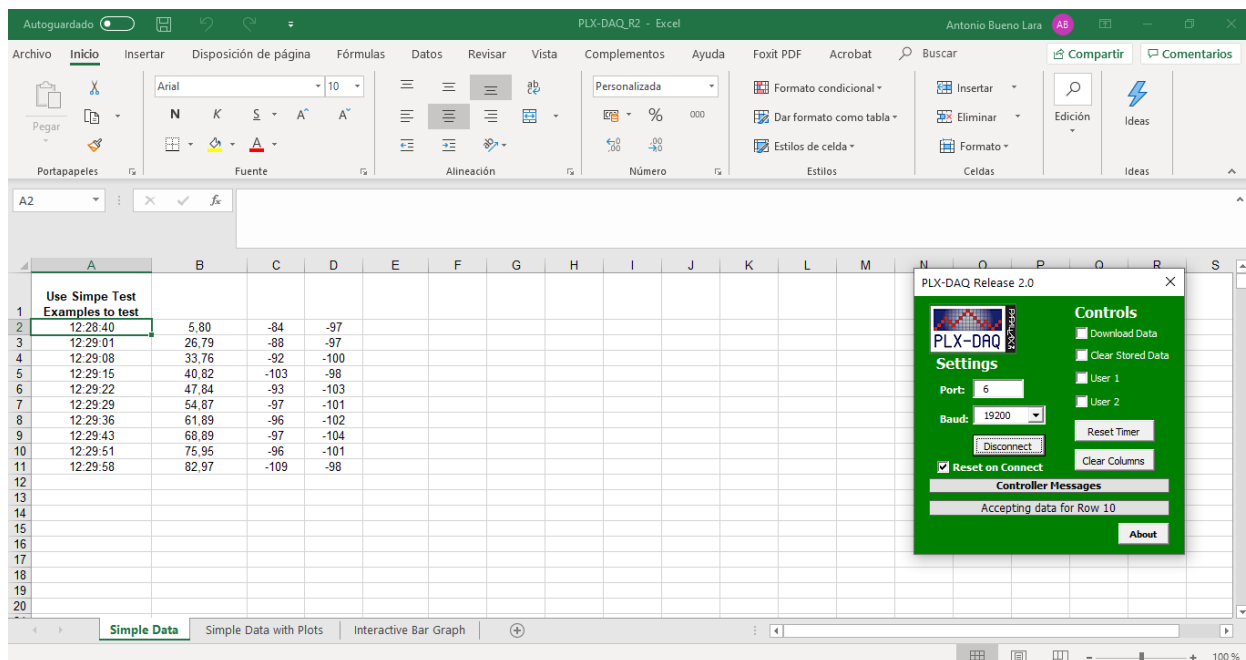


Fig. 5.18 Proceso de guardado de valores RSSI

Dado que entre la Antena 0 y la Antena 1 hay una distancia superior a 30 metros, se establece una segunda red lora en estrella, estableciendo la Antena 0 como receptor principal (*Final Gateway*) y el resto de las antenas como nodos (*Nodes*), que enviarán información acerca de la intensidad de la señal recibida de

### Método Operativo

la cápsula. En la Fig. 5.19 se visualiza mediante flechas las dos redes de comunicación existentes.

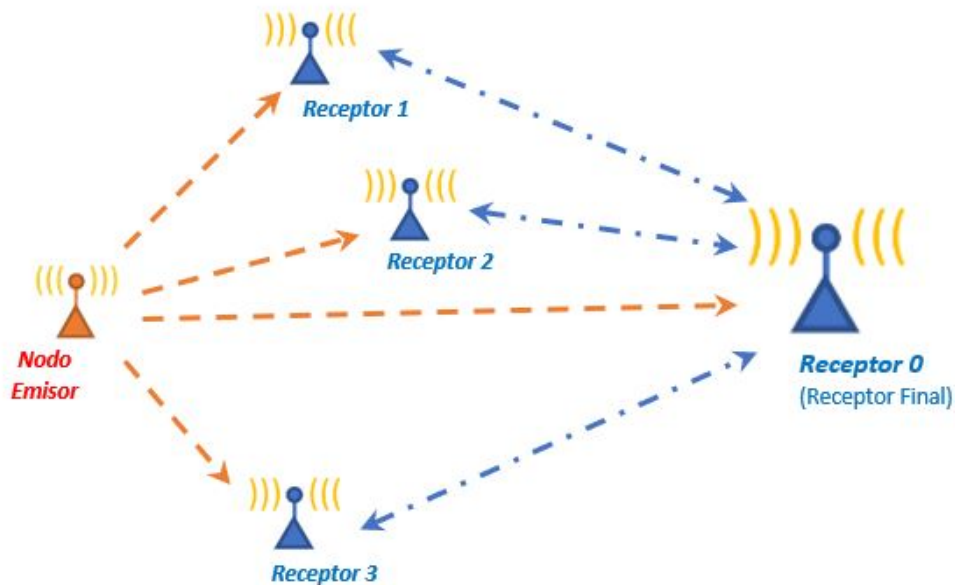


Fig. 5.19 Croquis de redes de comunicación entre TFGOs

Por tanto, la localización del elemento emisor se realiza mediante cuatro elementos receptores. Todos ellos reciben un pequeño paquete de datos del nodo emisor, que envía cada cierto tiempo como se muestra en Fig. 5.21. Las antenas miden y guardan el valor de la intensidad de la señal recibida (*Received Signal Strength Indicator*, RSSI). Al igual que se representa en la Fig. 5.22, esto ocurre cada pocos segundos.

Como se puede ver en Fig. 5.20, con un periodo mayor el receptor final o Receptor 0, envía una señal que el resto de los elementos receptores entiende como un disparo o *trigger*, produciendo que estos envíen el último dato guardado del RSSI del elemento receptor. Previamente los receptores han sido programados para enviar estos paquetes de forma coordinada y no se produzcan choques de información y se pierda o malinterprete ningún dato.

Cabe mencionar que cada elemento ya sea emisor o receptor, gracias al protocolo de comunicación LoRa posee una identificación local y otra como miembro de una o más redes, permitiendo que cada paquete de datos sea recibido por el dispositivo correspondiente.

## Método Operativo

Finalmente, el dispositivo Antena 0 está conectado a un ordenador portátil en el que se están guardando los valores RSSI que envía cada uno de los elementos receptores, incluido ese mismo. Una vez que se han recogido todos los datos, estos se guardan y se tratan por un ligero programa en MATLAB en el que está implementado el algoritmo de localización. Obtenidos los resultados de las coordenadas estos se guardan. Si estos fueran los resultados obtenidos de la localización de la cápsula en el tubo del banco de ensayos, estos se guardarían y se exportarían al programa LabVIEW para su procesado en el filtro Kalman.

Mencionar, que, aunque esta no sería la tecnología apropiada, igualmente ha sido adaptada y ensayada para emplearse en entornos medicalizados, cumpliendo la normativa **EN 300 220-2** [12], donde se regula los dispositivos de rango corto, entre los 25-1000 MHz. De tal forma que los TTGO's han sido dispuestos para transmitir a 14 dBm y cumpliendo el ciclo de trabajo especificado en dicho documento para la frecuencia empleada. Todo ello se recoge en la normativa mencionada, apéndice B, incluido en los anexos.

Método Operativo

**Diagrama de flujo:**  
Dispositivo de recepción final  
Antena 0

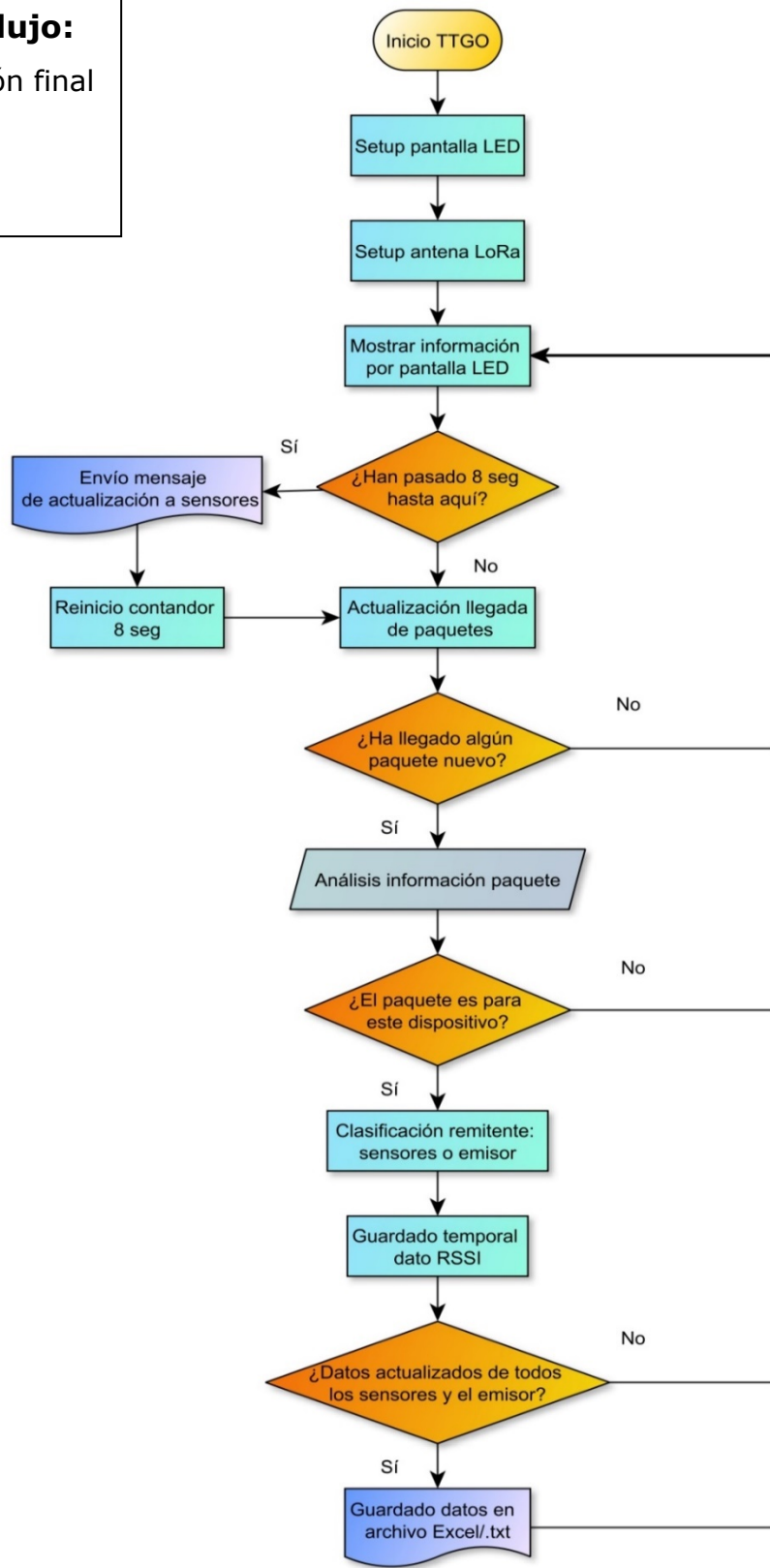


Fig. 5.20 Diagrama receptor final

**Diagrama de flujo:**

Dispositivo emisor

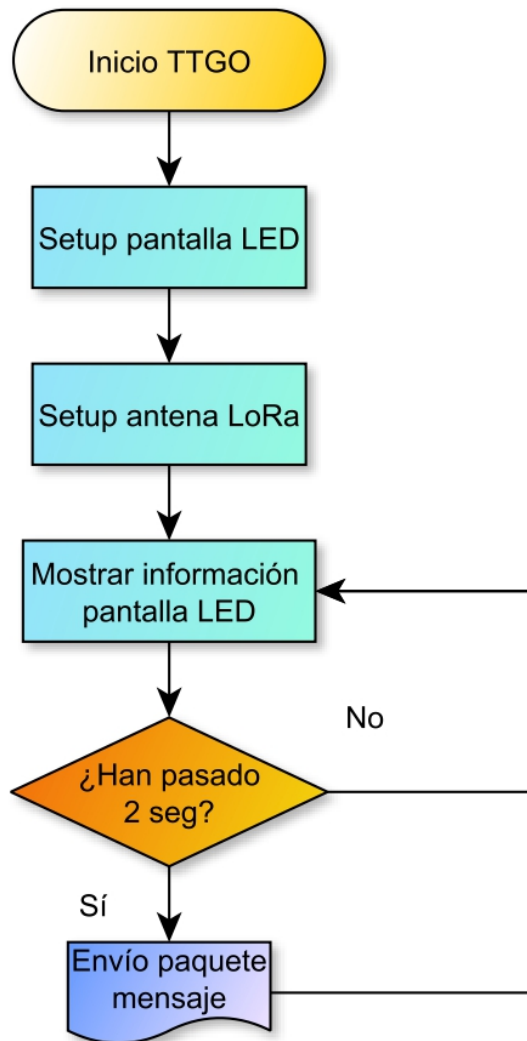


Fig. 5.21 Diagrama dispositivo emisor "Cápsula"

Método Operativo

**Diagrama de flujo:**  
Antenas intermedia 1-3

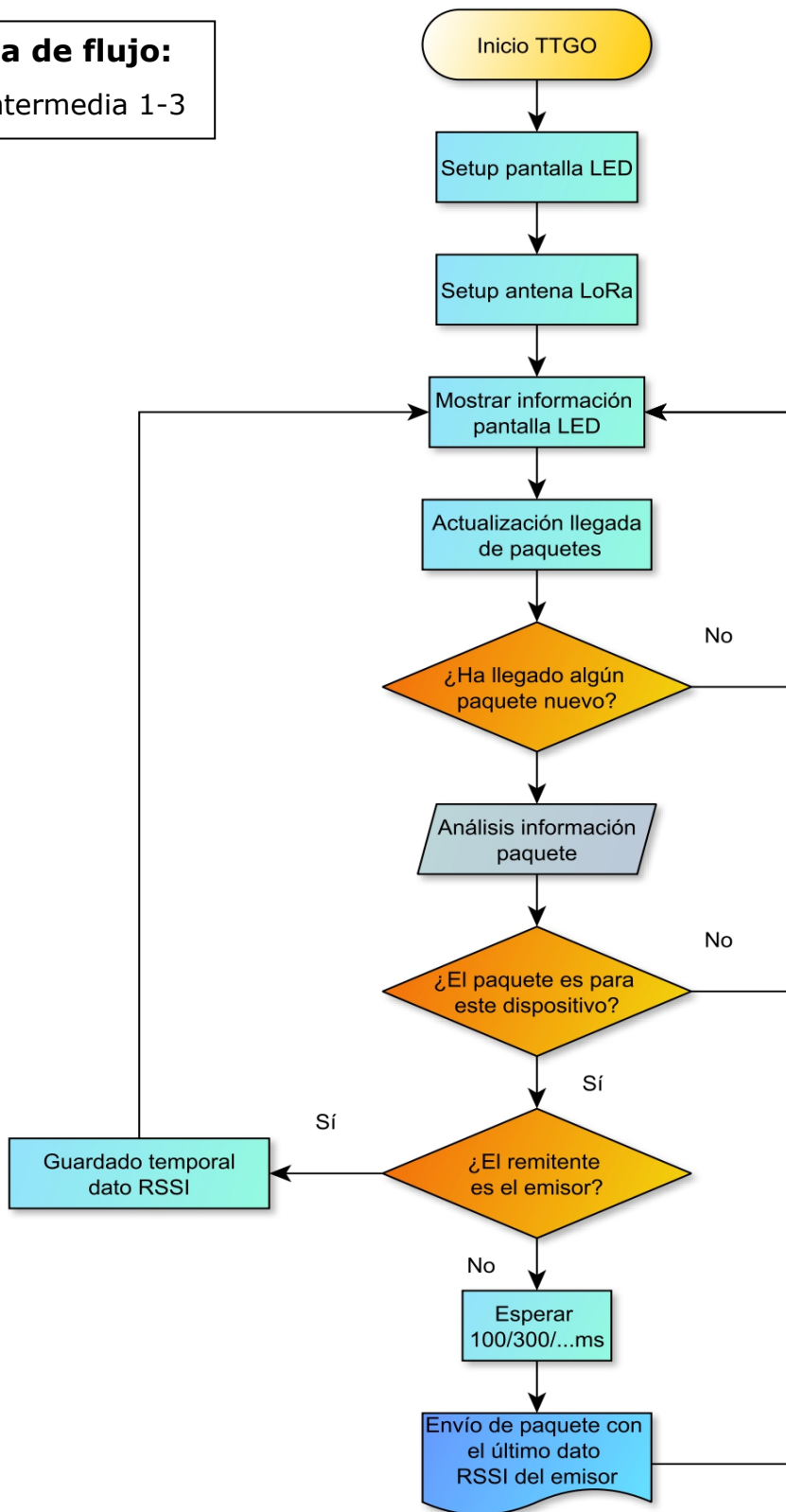


Fig. 5.22 Diagrama antenas intermedias 1-3



## 5.3. Verificación Filtro de Kalman

El filtro Kalman se ha desarrollado en LabVIEW. Aunque se podría haber llevado a cabo en el programa MATLAB, recogiendo toda la programación bajo una sola entidad, se ha aprovechado el trabajo realizado en una asignatura paralela a la realización de este proyecto.

Lo primero que realiza el programa es importar los datos obtenidos por las imágenes en MATLAB, y los datos simulados sobre la información conseguida a través de las ondas. Dado que la información acerca de las antenas no tiene relación ninguna con los datos de las imágenes, se decide simular los datos que se habrían conseguido si se hubieran implementado con la tecnología adecuada en la localización por ondas en el tubo del banco de ensayos.

Para adecuar esta simulación y relacionarlo con la prueba de campo realizada, se han analizado los resultados y se han aplicado los porcentajes de errores más otros pequeños aleatorios a la trayectoria real del tubo, produciendo una simulación más auténtica.

Por lo tanto, se consiguen como datos separados, respectivamente, de cada momento en que se ha realizado una imagen:

- Ángulo  $\alpha$  ( $^{\circ}$ )
- Ángulo  $\beta$  ( $^{\circ}$ )
- Ángulo  $\gamma$  ( $^{\circ}$ )
- Velocidad (m/s)
  
- Posición X
- Posición Y
- Posición Z

A continuación, se inician con valores predeterminados la posición inicial y las matrices  $\hat{m}$  y  $P$  (los valores de las matrices de la covarianza y ganancia  $Q$  y  $R$ , se determinan de manera experimental, ajustando en base a los resultados que se obtengan).

## Método Operativo

Posteriormente, LabVIEW repite el siguiente proceso con todas las imágenes y con las posiciones obtenidas mediante las ondas para conseguir la posición de la cápsula en todo momento y los resultados se imprimen tanto en un gráfico 3D para realizar un mapeo como en un historial de posiciones.

---

### Algoritmo Filtro Kalman para localización híbrida de una cápsula endoscópica inalámbrica

---

- 1: **Inicializar**  $\hat{z}_1$ , tras la detección de la píldora;
  - 2: **Inicializar**  $\hat{m}_1 = \hat{z}_1$ ,
  - 3: **Inicializar**  $P_1$
  - 4: **para**  $k = 2$  to  $K$ , hacer
  - 5: predecir el estado,  $\hat{m}_k = A\hat{m}_{k-1}$ ;
  - 6: predecir la covarianza del error de estado,  $P_k = AP_{k-1}A^T + Q$ ;
  - 7: actualizar la matriz de rotación,  $\mathbb{R} = \mathbb{R} \cdot \mathbb{R}_t \cdot \mathbb{R}^{-1}$
  - 8: cálculo de la ganancia Kalman,  $K_t = P_t^- H^T (HP_t^- H^T + R)^{-1}$
  - 9: actualizar el estado,  $\hat{m}_t = \hat{m}_t^- + K_t (z_t - H\hat{m}_t^-)$
  - 10: actualizar la covarianza del error de estado,  $P_t = (1 - K_t H) P_t^-$
  - 11: **fin**
- 

*Fig. 5.23 Algoritmo utilizando filtro Kalman para la localización de la cápsula [10]*

Todos los diagramas de bloques y código utilizado para la implementación del filtro Kalman en LabVIEW se encuentra añadidos en el *Anexo I*.

## 6. Resultados y Conclusiones

En primer lugar, se presentan los resultados obtenidos por separado de los procesos de análisis de imágenes y del proceso de localización mediante ondas, y, en segundo lugar, los resultados conseguidos tras el procesado del filtro Kalman con la señal simulada de localización mediante ondas.

### 6.1. Resultados Imágenes

El algoritmo de visión calcula la posición de la cápsula a partir de las imágenes. En la Tabla 6.1 se muestran los valores, en milímetros, del error máximo en uno de los puntos calculados, que ha cometido el algoritmo en cada coordenada, no siendo el mismo punto en cada eje.

*Tabla 6.1 Valores desviación imágenes máximas*

Desviación puntual máxima respecto de las coordenadas reales (mm)		
X	Y	Z
86,9938	194,2712	56,7068

### 6.2. Resultados Ondas

En la Tabla 6.2 aparecen los valores, en dBm, de la intensidad de la señal con la que ha recibido cada una de las antenas, el paquete enviado por el dispositivo emisor en cada una de las posiciones durante la prueba de campo.

*Tabla 6.2 Valores RSSI medidos por las antenas*

## Resultados y Conclusiones

	Valor RSSI Cápsula/Emisor (dBm)			
	Receptor 0	Receptor 1	Receptor 2	Receptor 3
Posición 1	-98	-81	-95	-88
Posición 2	-93	-88	-97	-83
Posición 3	-90	-92	-100	-80
Posición 4	-98	-82	-86	-85
Posición 5	-94	-88	-92	-79
Posición 6	-92	-93	-96	-69
Posición 7	-101	-92	-80	-87
Posición 8	-98	-95	-86	-82
Posición 9	-97	-98	-92	-75

La Tabla 6.3 muestra, por un lado, la posición en 2 dimensiones que se ha calculado con los valores de la tabla anterior. Por otro lado, las coordenadas reales de las posiciones utilizadas.

*Tabla 6.3 Comparación coordenadas reales y las posiciones medidas con las antenas*

Coordenadas (m)			
TTGOs		REALES	
X	Y	X	Y
10,77	1,14	10,2	0
16,13	0,89	16	0
19,45	-0,55	19,9	0
10,72	7,54	10,2	6,68
15,40	6,21	16	6,68
18,96	6,79	19,9	6,68
10,70	16,04	10,2	17,32
15,72	16,39	16	17,32
19,25	17,80	19,9	17,32

La Tabla 6.4 y la Tabla 6.5 permiten comparar los resultados de utilizar el algoritmo de localización de ondas electromagnéticas y las posiciones reales, mostrando respectivamente, el error absoluto y relativo.

Resultados y Conclusiones

Tabla 6.4 Valores error absoluto entre las coordenadas reales y las medidas por las antenas

Error coord. absoluto (m)	
X	Y
-0,57	-1,14
-0,13	-0,89
0,45	0,55
-0,52	-0,86
0,60	0,47
0,94	-0,11
-0,50	1,28
0,28	0,93
0,65	-0,48
<b>MÁXIMOS</b>	0,94
	1,28

Tabla 6.5 Valores error relativo entre las coordenadas reales y las medidas por las antenas

Error coord. relativo (%)	
X	Y
5,629	
0,818	
2,259	
5,139	12,822
3,722	6,978
4,709	1,661
4,947	7,362
1,724	5,357
3,277	2,788
<b>MÁXIMOS</b>	5,629
	12,822

Se puede observar que el error expresa unidades de metros, como se había esperado.

## Resultados y Conclusiones

### 6.3. Resultados Filtro Kalman

En la Tabla 6.6 se muestran los resultados del error máximo que se han cometido en la localización por imágenes, previamente explicados.

#### Imágenes

Tabla 6.6 Valores desviación máxima imágenes

Desviación puntual máxima respecto de las coordenadas reales (mm)		
X	Y	Z
86,9938	194,2712	56,7068

La Tabla 6.7, se presentan los valores, en milímetros, del error máximo en uno de los puntos calculados que ha cometido el algoritmo en cada coordenada, no siendo el mismo punto en cada eje.

Dado que esta señal ha sido simulada, los resultados, lo son también. No obstante, se han tenido en cuenta los errores correspondientes a la prueba de cambio con las antenas, para adaptar los porcentajes de error a la señal simulada.

#### Ondas Simulación

Tabla 6.7 Valores desviación máxima señal simulada ondas

Desviación puntual máxima respecto de las coordenadas reales (mm)		
X	Y	Z
5,0000	50,0000	43,0000

La Tabla 6.8 muestra que tras emplear el filtro Kalman, se consigue un valor menor de error máximo en dos de las tres dimensiones, respecto de ambos métodos por separado.

## Filtro Kalman

Tabla 6.8 Resultados desviaciones máximas tras utilizar el filtro Kalman

Desviación puntual máxima respecto de las coordenadas reales (mm)		
X	Y	Z
15,8552	28,3056	16,3647

Las Fig. 6.1, Fig. 6.2 y Fig. 6.3 muestran en forma de gráficos, los valores de la posición en cada eje de la ruta seguida por la cámara USB "cápsula" en la prueba con el banco de ensayos.

Desviaciones durante todo el recorrido:

## Altura

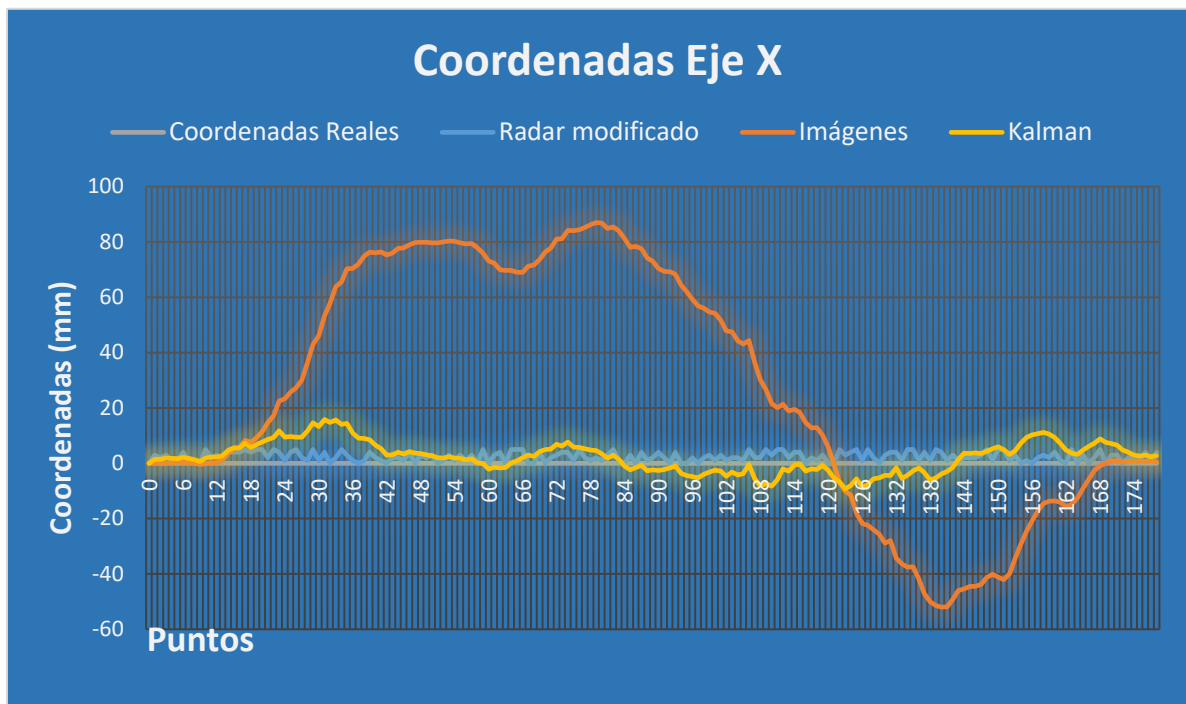


Fig. 6.1 Resultados coordenadas seguidas en el banco de ensayos respecto de la altura

Resultados y Conclusiones

### Ancho

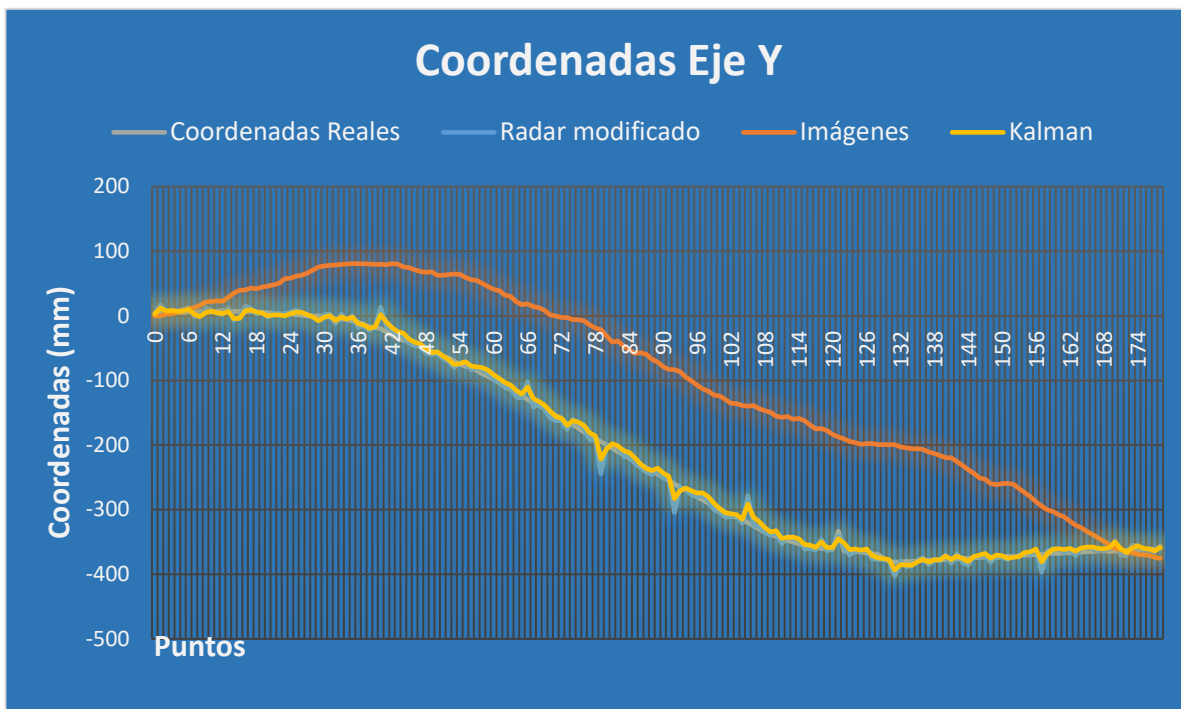


Fig. 6.2 Resultados coordenadas seguidas en el banco de ensayos respecto del ancho

### Largo

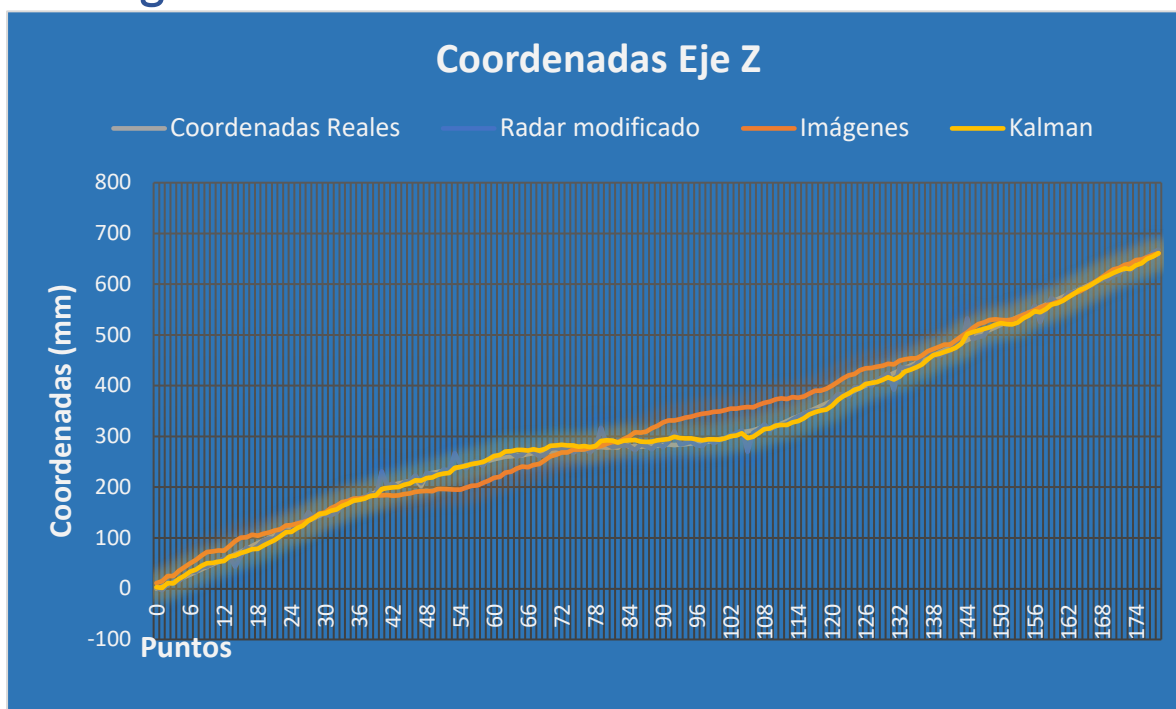


Fig. 6.3 Resultados coordenadas seguidas en el banco de ensayos respecto del largo





## Resultados y Conclusiones

Se muestran los resultados del algoritmo de análisis de imágenes, de la señal simulada de ondas, los resultados tras utilizar el filtro Kalman y los valores de las posiciones reales.

## Resultados y Conclusiones

### 6.4. Conclusiones

Este proyecto ha supuesto un reto no solo a nivel académico, también como experiencia de investigación. Se ha requerido poner en práctica diversas competencias adquiridas durante el grado para llevar a cabo un banco de ensayos y sus posteriores modificaciones, para poder probar y desarrollar los distintos algoritmos, así como poner a punto dispositivos para su utilización en un medio externo y natural.

En la localización por imágenes, la tecnología en cámara USB ha cumplido sobradamente el objetivo del proyecto, al igual que los posteriores algoritmos empleados para el tratamiento y análisis de las imágenes, mostrando la capacidad de localizar la posición de la cámara en el interior de un tubo, con una precisión de cm, como se esperaba.

En el aspecto de localización mediante ondas, la tecnología en dispositivos TTGO empleada, seleccionada por sus ventajas en coste y rápida adquisición, entre otras, han demostrado la validez de los cálculos que se han empleado con el objetivo de la localización de un dispositivo emisor. Dentro del marco de este proyecto, dicha tecnología ha cumplido su función permitiendo validar los algoritmos de localización mediante el procedimiento empleado. Por otra parte, esta no es adecuada para su uso en una implementación médica real, siendo el diseño de esta tecnología conveniente a tal fin, un futuro trabajo a desarrollar.

El filtro Kalman, teniendo en cuenta que ha tenido que trabajar con uno de los métodos simulados, ha corroborado su eficacia a la hora de mejorar los resultados de precisión para la mayoría de los puntos estudiados.

El estudio, investigación y desarrollo que se han necesitado para llevar a cabo este proyecto, no solo han servido para ampliar y descubrir conocimiento, sino que, además, abren múltiples puertas para futuros proyectos para mi propia persona.

## 7. Bibliografía

- [1] «M. Gao, C. Hu, Z. Chen, H. Zhang and S. Liu, “Design and Fabrication of a Magnetic Propulsion System for Self-Propelled Capsule Endoscope,” in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 57, no. 12, pp. 2891-2902, Dec. 2010, doi: 10.1109/TBME.2010.2051947.»
- [2] «T. D. Than, G. Alici, H. Zhou and W. Li, “A Review of Localization Systems for Robotic Endoscopic Capsules,” in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59, no. 9, pp. 2387-2399, Sept. 2012, doi: 10.1109/TBME.2012.2201715.»
- [3] G. Ciuti, P. Valdastrì, A. Menciassi, y P. Dario, «Robotic magnetic steering and locomotion of capsule endoscope for diagnostic and surgical endoluminal procedures», *Robotica*, vol. 28, n.º 2, pp. 199-207, mar. 2010, doi: 10.1017/S0263574709990361.
- [4] «G. Ciuti, P. Valdastrì, A. Menciassi, and P. Dario, “Robotic magnetic steering and locomotion of capsule endoscope for diagnostic and surgical endoluminal procedures,” *Robotica*, vol. 28, no. 2, pp. 199–207, 2010.»
- [5] «D. K. Iakovidis, E. Spyrou, D. Diamantis and I. Tsiompanidis, “Capsule endoscope localization based on visual features,” 13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, Chania, 2013, pp. 1-4, doi: 10.1109/BIBE.2013.6701570.»
- [6] «L. Zhang, Y. Zhu, T. Mo, J. Hou and G. Rong, “Design and Implementation of 3D Positioning Algorithms Based on RF Signal Radiation Patterns for In Vivo Micro-robot,” 2010 International Conference on Body Sensor Networks, Singapore, 2010, pp. 255-260, doi: 10.1109/BSN.2010.54.»
- [7] H. Mateen, R. Basar, A. U. Ahmed, y M. Y. Ahmad, «Localization of Wireless Capsule Endoscope: A Systematic Review», *IEEE Sens. J.*, vol. 17, n.º 5, pp. 1197-1206, mar. 2017, doi: 10.1109/JSEN.2016.2645945.
- [8] G. Bao, «On Simultaneous Localization and Mapping inside the Human Body (Body-SLAM)», WORCESTER POLYTECHNIC INSTITUTE, 2014.
- [9] T. Nguyen Hoang Thuy y S. Shydouski, «Situations in Construction of 3D Mapping for Slam», *MATEC Web Conf.*, vol. 155, p. 01055, 2018, doi: 10.1051/mateconf/201815501055.

## Bibliografía

- [10] G. Bao, K. Pahlavan, y L. Mi, «Hybrid Localization of Microrobotic Endoscopic Capsule Inside Small Intestine by Data Fusion of Vision and RF Sensors», *IEEE Sens. J.*, vol. 15, n.º 5, pp. 2669-2678, may 2015, doi: 10.1109/JSEN.2014.2367495.
- [11] Y. Geng y K. Pahlavan, «Design, Implementation, and Fundamental Limits of Image and RF Based Wireless Capsule Endoscopy Hybrid Localization», *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 15, n.º 8, pp. 1951-1964, ago. 2016, doi: 10.1109/TMC.2015.2483492.
- [12] «Short Range Devices (SRD) operating in the frequency range 25 MHz to 1 000 MHz; Part 2: Harmonised Standard covering the essential requirements of article 3.2 of Directive 2014/53/EU for non specific radio equipment». [En línea]. Disponible en:  
[https://www.etsi.org/deliver/etsi\\_en/300200\\_300299/30022002/03.01.01\\_30/en\\_30022002v030101v.pdf](https://www.etsi.org/deliver/etsi_en/300200_300299/30022002/03.01.01_30/en_30022002v030101v.pdf).