

---

Estimación de Orientación Absoluta  
de un Robot Agrícola Utilizando  
un Sensor MARG.

---



TESINA DE GRADO

LICENCIATURA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

AUTOR: FAUSTO DI DOMENICO

LEGAJO: D-4035/5

DIRECTOR: TAIHÚ PIRE

24 DE OCTUBRE DE 2024



# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>7</b>
1.1. Motivación	8
1.2. Objetivos	8
1.3. Trabajos publicados	8
1.4. Organización del trabajo	8
<b>2. Trabajo Relacionado</b>	<b>11</b>
2.1. Métodos de calibración de magnetómetro	12
2.2. Métodos AHRS	13
<b>3. Conceptos Previos</b>	<b>15</b>
3.1. Transformaciones	15
3.2. Representación de la orientación	17
3.2.1. Matrices de rotación	18
3.2.2. Cuaternión	19
3.3. Magnetómetro	21
3.3.1. Errores del magnetómetro	23
3.4. Giróscopo	24
3.4.1. Giróscopo mecánico	25
3.4.2. Giróscopo MEMS	25
3.4.3. Errores del giróscopo:	26
3.5. Acelerómetro	26
3.5.1. Errores del acelerómetro:	27
3.6. Dispositivo MARG y sistemas AHRS	27
3.7. Sistema de coordenadas globales en la Tierra: ECEF y ENU	28
3.7.1. Sistema de coordenadas ECEF	28
3.7.2. Sistema de coordenadas ENU	29
<b>4. Estimación de orientación absoluta</b>	<b>31</b>
4.1. Calibración de Magnetómetro	31
4.2. Filtro de Madgwick	33
4.2.1. Orientación a partir de velocidad angular	34
4.2.2. Orientación a partir de solución de descenso por el gradiente	34
4.2.3. Algoritmo de fusión del filtro	35
4.2.4. Orientación a partir de mediciones de giróscopo y acelerómetro	36
4.2.5. Orientación a partir de un sensor MARG	37
4.3. Transformación del sistema de coordenadas de la IMU a <i>base_link</i> en entorno real	38
4.4. Sistema de coordenadas en entorno de simulación	39

<b>5. Experimentos</b>	<b>41</b>
5.1. Procedimiento para la realización de los experimentos . . . . .	42
5.2. Experimentos en entornos de simulación . . . . .	43
5.2.1. Calibración del magnetómetro en entorno de simulación . . . . .	43
5.2.2. Robot en estado estacionario . . . . .	44
5.2.3. Secuencia simulada en movimiento . . . . .	45
5.2.4. Análisis del impacto de la frecuencia de los sensores . . . . .	46
5.2.5. Análisis de ruido del sensor MARG . . . . .	47
5.2.6. Filtros Mahony y EKF . . . . .	49
5.2.7. Resultado ORB-SLAM3 en secuencia simulada . . . . .	49
5.3. Experimentos en entornos reales . . . . .	50
5.3.1. Calibración del magnetómetro . . . . .	53
5.3.2. Estimación de la orientación . . . . .	55
<b>6. Conclusiones y Trabajo Futuro</b>	<b>63</b>

# Agradecimientos

Sabiendo que es imposible hacer una lista completa, hay algunos agradecimientos que no pueden faltar:

- A Taihú por acompañarme todo este tiempo, en las buenas y en las malas, alentándome siempre a lograr el objetivo.
- A los jurados, por su tiempo dedicado a la revisión de este trabajo.
- A Javier Cremona, por resolverme cada duda y pregunta que le consulté en todo este tiempo.
- A mi papá, por apoyarme siempre y estar ahí para todo lo que necesito. Por alentarme y permitirme terminar mis estudios, sin presiones y a mi tiempo.
- Quiero dedicárselo especialmente a mi mamá, que siempre me expresó su deseo de verme recibido y hoy ya no está entre nosotros. Estuvo presente siempre para todo lo que necesité en todos los ámbitos de la vida, y estuvo conmigo durante gran parte de la carrera, donde me apoyó en todo momento y me alentó siempre a seguir adelante.
- A mi familia en general, por apoyarme siempre en todos los ámbitos de la vida.
- A mis compañeros y amigos de la LCC, especialmente a Fede, Manu, Fer, Nico, Dante, Vale, Franco, Tomi, Álvaro, Nacho, Joaquín y tantos otros que sin ellos no hubiese llegado hasta acá.
- A los profesores que tuve durante toda la carrera.
- A mi querido país Argentina, por brindarme la posibilidad de estudiar en una universidad pública, gratuita y de calidad.



# Resumen

En los casos donde un robot debe operar en ambientes exteriores, como es el caso del campo agrícola, este debe conocer su pose (posición y orientación) en un sistema de coordenadas global. La estimación de la orientación suele realizarse mediante el uso de un magnetómetro. Sin embargo, este tipo de sensor sufre de perturbaciones provenientes de campos magnéticos producidos por componentes del propio robot y del entorno, generando errores en la estimación de la orientación.

En este trabajo, se propone utilizar el filtro de Madgwick para estimar la orientación absoluta de un robot a partir de las mediciones provistas por un dispositivo MARG (*Magnetic, Angular Rate and Gravity*). Para lograr una correcta aplicación del filtro, el magnetómetro es previamente calibrado de manera de tener una orientación precisa.

En primer lugar se realizan experimentos en un entorno de simulación, en el cual se simula el comportamiento del robot real y las mediciones de los sensores en un campo de soja artificial. En comparación a un entorno real, en simulación es posible realizar experimentos más controlados, variando el ruido y la frecuencia de muestreo de los sensores, entre otras condiciones controladas. Adicionalmente, es posible determinar el error real en la estimación debido a la disponibilidad de datos de *ground-truth*. De esta manera, se logra hacer un análisis preciso del filtro y se permite establecer una estimación del mínimo error asociado al filtro.

En el entorno de simulación, se llevaron a cabo diversos experimentos para evaluar la eficiencia y el comportamiento del filtro. En particular, se realizaron pruebas con el robot en estado de reposo, en secuencias que incluían giros y trayectos rectos, variando la frecuencia de muestreo de los sensores y añadiendo ruido a las mediciones de los mismos. Los experimentos muestran una media de error de  $0.007^\circ$  para la prueba con el robot en estado de reposo y una media de  $0.98^\circ$  para una secuencia con giros y trayectos rectos. Además, se observa que disminuir la frecuencia y añadir ruido a los sensores aumenta considerablemente el error en la estimación.

Para la realización de experimentos en entornos reales se utilizaron secuencias de datos obtenidas por el robot desmalezador desarrollado en el instituto CIFASIS (CONICET-UNR). Los experimentos muestran que el filtro es capaz de estimar la orientación absoluta de un robot agrícola con una precisión entre  $3.2^\circ$  y  $4.5^\circ$  en un total de 5 secuencias. Dichas secuencias cuentan con trayectos rectos a través de los surcos del campo, giros en las cabeceras y algunas con giros completos en ambos sentidos.



# Capítulo 1

## Introducción

Hace ya varios años, el sector agrícola muestra gran interés en la utilización de robots autónomos para realizar diversas tareas como siembra, riego, remoción de maleza o cosecha [1, 2]. Por un lado, el uso de robots autónomos permite reducir la cantidad de horas hombre y por otro, realizar la tarea de una manera mas sustentable y sostenible haciendo un uso eficiente de los recursos al mismo tiempo que se reduce el impacto ambiental.

Entre las distintas dificultades para navegar en el campo agrícola, resulta fundamental conocer la pose (posición y orientación) del robot para poder navegar entre los surcos angostos delimitados por el cultivo, y cuando debe girar en las cabeceras del campo para cambiar de hilera. La posición del robot se puede determinar mediante mediciones de sensores GNSS convencionales o sistemas GNSS-RTK.

La estimación de la orientación suele realizarse mediante el uso de un sensor MARG (*Magnetic, Angular Rate, and Gravity*). Un sensor MARG combina acelerómetro, giróscopo y magnetómetro para medir y proporcionar información sobre la orientación y el movimiento de un robot en el espacio. Observar que, conociendo la orientación inicial, es posible estimar la orientación de un robot integrando la velocidad angular provista por el giróscopo únicamente, sin embargo, esta estimación acumula error (*drift*) debido al ruido propio de las mediciones. En contraste a los giróscopos, los magnetómetros permiten obtener una orientación de un robot donde no se acumula error, ya que sus mediciones son absolutas. No obstante, las mediciones del magnetómetro están sujetas a perturbaciones causadas por campos magnéticos generados tanto por la estructura ferromagnética y componentes del propio robot como por el entorno, lo que provoca errores en las mediciones del sensor. Estos errores se pueden clasificar en dos tipos: *hard-iron* y *soft-iron*. El primero se origina a partir de los componentes electrónicos próximos al magnetómetro que generan campos magnéticos constantes. El error de *soft-iron* se refiere a las distorsiones en las mediciones del campo magnético causadas por los materiales ferromagnéticos en el entorno cercano al robot, alterando la forma y la intensidad del campo magnético percibido por el magnetómetro. Debido a esto, es necesario realizar una calibración adecuada del magnetómetro previamente a la estimación de la orientación.

Los sistemas utilizados en navegación para determinar la orientación de un vehículo o robot se conocen como AHRS (*Attitude and Heading Reference System*), en los que se combinan datos de sensores como giróscopos, acelerómetros y magnetómetros para calcular de manera precisa y en tiempo real la orientación del robot. *Attitude* o actitud refiere al cálculo de los ángulos *pitch* y *roll*, mientras que *heading* o rumbo al cálculo del ángulo *yaw*.

En este trabajo analizamos el filtro de Madgwick [3] para estimar la orientación absoluta de un robot agrícola utilizando los sensores magnetómetro, giróscopo y acelerómetro (sensor MARG). En primer lugar se realizaron experimentos en un entorno de simulación, con el fin de analizar el comportamiento del filtro en distintos escenarios, variando la frecuencia y ruido de los sensores. Los experimentos en entorno real fueron realizados sobre secuencias de datos

capturadas en campos de soja de la Facultad de Ciencias Agrarias de la Universidad Nacional de Rosario, situados en la localidad de Zavalla, Argentina. Las secuencias fueron obtenidas por el robot desmalezador desarrollado en el instituto CIFASIS (CONICET-UNR) [4, 5]. Debido a que no se dispone de *ground-truth* de orientación, la estimación obtenida por el filtro es comparada con la orientación obtenida por el sistema SLAM visual-inercial ORB-SLAM3 [6] del estado del arte.

## 1.1. Motivación

La estimación precisa de la orientación de un robot que navega de forma autónoma es clave para garantizar su capacidad de desplazarse correctamente por el entorno. Contar con un *ground-truth* de posición y orientación resulta fundamental para validar la precisión de los sistemas de localización.

Por otro lado, contar con una estimación de la orientación precisa es importante para la integración con sensores GNSS o con sistemas de localización y mapeo simultáneo (SLAM), que requieren datos precisos para construir y actualizar mapas del entorno. En particular, conocer el *ground-truth* de orientación en estas secuencias resulta útil para seguir avanzando en el trabajo SLAM llevado adelante por el Laboratorio de Robótica del instituto CIFASIS (CONICET-UNR) propuesto en [7].

## 1.2. Objetivos

El objetivo de esta tesina es desarrollar una metodología para estimar la orientación absoluta de un robot utilizando un dispositivo MARG. En primer lugar, la metodología consiste en calibrar los datos obtenidos del magnetómetro aplicando el método de ajuste de elipsoide por mínimos cuadrados (*Least Squares Ellipsoid Specific Fitting*) [8]. Posteriormente, se aplica el filtro de Madgwick [3] para estimar la orientación del robot. Específicamente, se busca aplicar esta metodología para generar *ground-truth* de orientación en secuencias de datos obtenidas por el robot desmalezador desarrollado en el instituto CIFASIS (CONICET-UNR) [4, 5, 9]. Esta metodología también podría aplicarse a otros robots que empleen un dispositivo MARG.

## 1.3. Trabajos publicados

Durante la tesina se realizó la siguiente publicación:

- Di Domenico, Fausto; Pire, Taihú. Estimación de Orientación de un Robot Agrícola Utilizando el Filtro de Madgwick. In: Actas de la XX Reunión de trabajo en Procesamiento de la Información y Control (RPIC), 2023. 1 al 3 de Noviembre de 2023. Facultad de Ingeniería (FI) de la Universidad Nacional de Misiones (UNaM), Oberá, Misiones, Argentina.

## 1.4. Organización del trabajo

El resto del informe está estructurado de la siguiente manera: en el Capítulo 2 se describe el estado del arte de métodos para la estimación de orientación absoluta y calibración de magnetómetro. En el Capítulo 3 se explica brevemente conceptos generales necesarios para comprender el trabajo realizado. En particular, se explican las formas de representar la orientación en el espacio, el principio de funcionamiento de magnetómetros, acelerómetros y giróscopos, sistemas AHRS y sistemas de coordenadas globales. En el Capítulo 4 se muestra el procedimiento para obtener la estimación de la orientación absoluta utilizando el filtro de Madgwick, pasando por la calibración del magnetómetro y la aplicación del filtro. En el Capítulo 5 se presentan

las secuencias tanto simuladas como reales para la evaluación de la metodología propuesta para la estimación de la orientación de un robot. Finalmente, en el Capítulo 6 se muestran las conclusiones de este trabajo.



## Capítulo 2

# Trabajo Relacionado

La estimación precisa de la orientación resulta clave para la navegación autónoma de robots, ya que permite a los sistemas robóticos determinar su rumbo y así desplazarse correctamente. En los últimos años, ha habido un notable incremento en la investigación y el desarrollo de métodos para la estimación de la orientación, en los cuales se abordan diversos enfoques, desde la fusión de datos de múltiples sensores hasta la implementación de algoritmos de calibración que mejoran la precisión y la robustez de los sistemas de navegación.

Una técnica para estimar la orientación de un robot en el campo agrícola consiste en utilizar módulos GNSS-RTK [10, 11, 12, 13]. Esta técnica permite calcular el vector dirección utilizando las posiciones de cada módulo GNSS-RTK en el sistema de referencia global. Mediante el uso de 3 módulos GNSS es posible calcular el vector dirección en 3D, mientras que utilizando 2 módulos GNSS se puede calcular el vector dirección en 2D (*yaw*). La posición y orientación del robot puede ser calculada en tiempo real tanto cuando el robot se encuentra en movimiento como cuando se encuentra en estado estacionario. La principal limitación de esta técnica es que funciona solo en ambientes exteriores con buena señal de GNSS.

Otra manera para estimar la orientación de un robot es utilizando un sistema Vicon [14, 15], una tecnología de captura de movimiento que permite registrar y analizar con alta precisión los movimientos de un robot o una persona. El sistema Vicon se compone de varias cámaras infrarrojas de alta velocidad que rastrean la posición de marcadores reflectantes colocados en el robot en movimiento. Estos marcadores reflejan la luz emitida por las cámaras, permitiendo al sistema calcular con precisión la posición y orientación del robot.

Otra estrategia para estimar la orientación consiste en utilizar *fiducial markers* [16, 17, 18], que son marcadores de referencia utilizados en diversos campos de la ciencia y la robótica para proporcionar puntos de referencia precisos y consistentes. Los *fiducial markers* suelen tener formas y patrones específicos que pueden ser fácilmente reconocidos por sistemas de visión por computadora o cámaras. Para estimar la orientación, los *fiducial markers* se colocan en puntos clave. Las cámaras detectan estos marcadores y, mediante el análisis de sus posiciones relativas y sus patrones, el sistema puede calcular la orientación del robot en el espacio.

Otra técnica para estimar la orientación de un robot es mediante el uso de algún filtro o algoritmo para fusionar mediciones de magnetómetro, acelerómetro y giróscopo. Entre los filtros más conocidos se encuentran: el filtro Extendido de Kalman (EKF, por las siglas de *Extended Kalman Filter*) [19, 20], filtro Complementario [21], filtro de Mahony [22] y el filtro Madgwick [3].

En este trabajo, abordamos el problema de estimación de orientación de un robot por medio de un dispositivo MARG. Se descartaron técnicas como *fiducial markers* y sistema Vicon, ya que están más orientados a ambientes interiores o áreas pequeñas, y no son óptimos para campos agrícolas de gran tamaño. Por tanto, a continuación se presentan trabajos relacionados en los que se realiza una calibración de magnetómetro y luego, trabajos en los que se estima la orientación

de un robot.

## 2.1. Métodos de calibración de magnetómetro

En las mediciones de un magnetómetro se deben considerar dos tipos de errores: (1) el error de instrumentación, que es un error constante propio del dispositivo y está asociado a su fabricación; y (2) el error de desviación magnética causado por el campo magnético que rodea al sensor. Este último se clasifica en dos tipos: *hard-iron* y *soft-iron*. El error *hard-iron* es causado por campos magnéticos constantes y permanentes generados por materiales magnéticos cercanos al sensor que desplazan la lectura del campo magnético en una dirección fija. El error *soft-iron* resulta de la distorsión del campo magnético debido a materiales ferromagnéticos no permanentes cerca del sensor, los cuales deforman y desvían las líneas de campo magnético. Los errores de desviación magnética provocan que las mediciones del magnetómetro no estén centradas y formen un elipsoide. No obstante, se pueden corregir mediante un proceso de calibración del magnetómetro, el cual consiste en ajustar los datos a una esfera y centrarlos. Para ello, se estiman los parámetros de calibración, que incluyen el sesgo ocasionado por el error *hard-iron*, modelado como un vector  $3 \times 1$  y la compensación para corregir la distorsión generada por el error *soft-iron*, modelado como una matriz  $3 \times 3$ . Por ejemplo, en [23] presentan el algoritmo TWOSTEP para calibrar un magnetómetro en el cual se estiman los parámetros de calibración para corregir los errores de desviación magnética. En [24], proponen otro enfoque basado en ese algoritmo. Dicho algoritmo consta de dos pasos: en el primero se obtiene una estimación inicial de los parámetros de calibración aplicando el método de *maximum likelihood estimation* (MLE) y luego, como segundo paso, se utiliza esa estimación inicial para optimizar y mejorar la estimación aplicando el método de Gauss-Newton. En [25], se introduce un algoritmo iterativo de un problema de mínimos cuadrados, donde en cada iteración, las mediciones van del elipsoide inicial a la esfera unitaria, minimizando una función de costo para ajustar los parámetros de calibración. En [26], realizan una comparación entre distintos métodos, incluidos los mencionados previamente, donde se evalúa la precisión, robustez y eficiencia de cada uno. En particular, presentan los siguientes métodos y algoritmos: TWOSTEP [23], Crassidis et al. [27], Dorveaux et al. [25], Vasconcelos et al. [24], Ali et al. [28], Wu and Shi [29] y MAG.I.C.AL [30]. Para comparar resultados, se utilizaron conjuntos de datos sintéticos y reales. En la Tabla 2.1 se muestra el resultado y comparación de los algoritmos.

Algoritmo	Simpleza	Robustez	Precisión	Eficiencia
TWOSTEP	✓✓	✓✓	✓	✓✓✓✓
Crassidis et al.	✓✓✓✓	✓✓	✓	✓✓✓✓
Dorveaux et al.	✓✓✓✓	✓✓✓✓	✓✓✓✓	✓✓
Vasconcelos et al.	✓	✓	✓✓	✓
Ali et al.	✓✓	✓✓✓	✓✓✓	✓
Wu and Shi	✓	✓	✓✓✓	✓
MAG.I.C.AL	✓✓✓✓	✓✓✓✓	✓✓✓✓	✓✓

Tabla 2.1: Comparación de algoritmos de calibración de magnetómetro presentados en [26]. Más marcas de verificación corresponden a un mejor rendimiento.

Aunque existen distintos métodos y técnicas de calibración de magnetómetro, el más relevante y más utilizado es el ajuste de elipsoide por mínimos cuadrados (*Least Squares Ellipsoid Specific Fitting*) [8], debido a que es preciso, robusto y de bajo costo computacional. Por ejemplo, en [31, 32, 33] aplican dicho método para calibrar el magnetómetro, en los cuales estiman los parámetros para compensar y corregir los errores de instrumentación y desviación magnética.

En particular, en [31] muestran que puede reducir el error en las mediciones en un 94.6%. Para calcular dicho error simulan un campo magnético y comparan las mediciones del magnetómetro antes y luego de la calibración con el campo magnético simulado. En [32], aplicaron dicho método para calibrar el magnetómetro y analizaron su precisión. Los resultados de los experimentos mostraron un error en la orientación menor a  $0.4^\circ$  luego de aplicar la calibración y un error de  $3.59^\circ$  previo a la calibración. Para calcular la precisión se montó el magnetómetro en una plataforma giratoria no magnética alineada con el norte. Los errores de orientación se midieron tomando como referencia la orientación de la plataforma giratoria.

## 2.2. Métodos AHRS

En los últimos años se han desarrollado múltiples trabajos basados en las técnicas antes mencionadas que abordan la estimación de la orientación absoluta de un robot móvil. Por ejemplo, en [34] se presenta un sistema capaz de estimar la posición y orientación en *yaw* con alta precisión y robustez, con un significativo menor costo económico que otros sistemas de localización equivalentes. La innovación en el sistema consiste en la utilización de una configuración dual del GNSS en conjunto con tres sensores inerciales de bajo costo. Estos sensores son combinados para correr un filtro de suma gaussiano capaz de combinar múltiples EKF. En particular se consideran tres instancias de EKF utilizando las siguientes combinaciones: IMU1+Dual GNSS, IMU2+Dual GNSS e IMU3+Dual GNSS. Luego, evalúan cada instancia y eligen el EKF y combinación de sensores con la mejor consistencia de datos. El sistema mostró errores promedios de 0.2 m y  $0.2^\circ$  para las estimaciones de posición y ángulo *yaw*, respectivamente. Para obtener el *ground-truth* de orientación utilizan una IMU de alto costo, mientras que para el *ground-truth* de posición utilizan un sistema GNSS-RTK. Por otro lado, en [35] se presenta un método de estimación de orientación de robots agrícolas autónomos utilizando un EKF. Este filtro suaviza el ruido de las mediciones y corrige la orientación utilizando lecturas anteriores del sensor GNSS. El sistema integrado IMU/GNSS proporciona la posición y orientación del robot, mientras que el EKF se encarga de ajustar las estimaciones, compensando el sesgo y el ruido mediante la incorporación de datos previos, lo que permite obtener una orientación más precisa y robusta sin la necesidad de *hardware* adicional costoso. Los resultados fueron contrastados con los obtenidos por el sistema propuesto en [34] basado en el uso de dos módulos GNSS-RTK, mostrando rendimientos similares con un menor costo económico.

En [36] Madgwick et al. proponen una extensión del filtro Complementario (ECF, por las siglas de *Extended Complementary Filters*). ECF combina la eficiencia computacional de los clásicos filtros complementarios con una mejora en la precisión. La eficiencia es comparada con el clásico filtro de Madgwick [3]. Los resultados expuestos muestran una mejora en la eficiencia y una convergencia de 30% más rápida. Para esto, el ECF separa la estimación del ángulo *yaw* de los ángulos *pitch* y *roll*, lo que permite mejorar la precisión de la estimación y verse menos afectada por errores acumulativos de los sensores. Como resultado, la convergencia desde cualquier punto dado es predecible y robusta a perturbaciones en un eje (por ejemplo, campos magnéticos que perturban el cálculo del ángulo *yaw*).

En [37], Ludwig et al. presentan una evaluación sobre los filtros de Mahony y Madgwick para el cálculo del *heading* de un robot. Los resultados de la comparación muestran que el filtro de Madgwick obtiene mejor precisión pero el filtro de Mahony converge más rápido. En [38], Ludwig et al. presentan una comparación para estimar la orientación utilizando los filtros Mahony, Madgwick y EKF. Mahony obtuvo la convergencia más rápida con un tiempo de ejecución de 0.1782 s, mientras que EKF la más lenta con 0.2895 s. Por su lado, Madgwick lo hizo en 0.2080 s. Los experimentos muestran que los tres filtros producen resultados similares, siendo el filtro de Mahony el que obtiene los mejores resultados cuando se utilizan parámetros óptimos. En los tres filtros, la estimación del ángulo *yaw* fue significativamente peor que los otros ángulos.

Debido a que el ángulo *yaw* se determina principalmente por las mediciones del magnetómetro, se concluyó que se debe a las perturbaciones magnéticas durante la grabación de los datos.

En [39], se propone un método que fusiona los datos de un sensor MARG utilizando un algoritmo basado en el EKF. Además, se calibraron acelerómetro y giróscopo previamente a la fusión de los datos. Los resultados experimentales muestran que el error en *heading* de la orientación del sistema fue alrededor de  $0.1^\circ$  en un estado estático y menor a  $3^\circ$  en estado dinámico, lo cual probó la efectividad de los métodos de calibración y el algoritmo de fusión de datos.

En [40], se presenta una técnica de calibración de un magnetómetro que puede ser usada para compensar, con mayor precisión, las diferentes perturbaciones magnéticas producidas por la plataforma en la que es montado. Utilizando esta nueva calibración, la orientación del robot es estimada utilizando múltiples magnetómetros. Los resultados muestran que la nueva técnica de calibración permite estimar con éxito los efectos acumulativos de las perturbaciones, obteniendo una orientación 4 veces más precisa.

En este trabajo, se ha realizado una investigación sobre diversas técnicas de calibración de magnetómetro y estimación de la orientación de un robot. Se eligió el método de ajuste de elipsoide por mínimos cuadrados para calibrar el magnetómetro, debido a su robustez, precisión y eficiencia, así como a su relevancia y amplia utilización en el estado del arte. La técnica seleccionada para la estimación de la orientación se basa en el uso de un filtro de orientación, dado que las secuencias de datos generadas por el robot desmalezador cuentan con mediciones obtenidas por un dispositivo MARG y los filtros permiten fusionar estas mediciones para estimar la orientación de forma precisa. En particular, se optó por el filtro de Madgwick por su capacidad de proporcionar estimaciones eficientes y precisas de orientación, además de contar con un bajo costo computacional.

# Capítulo 3

## Conceptos Previos

En este capítulo se introducen los conceptos necesarios que se utilizarán en el resto de la tesis. En primer lugar, se hace una introducción a las transformaciones entre sistemas de coordenadas. A continuación, se explican las representaciones matemáticas para expresar la orientación de un robot. En particular, se detallan las matrices de rotación y cuaterniones. Luego, se explican los sensores giróscopos, acelerómetros y magnetómetros y su principio de funcionamiento, seguido por los dispositivos MARG (*Magnetic, Angular Rate, and Gravity*), sistemas AHRS (*Attitude and Heading Reference Systems*) y los filtros de orientación. Por último, se explican los sistemas de coordenadas globales de la Tierra ECEF y ENU. Estos sistemas proporcionan marcos de referencia globales y locales que permiten representar de forma coherente y precisa la posición y orientación de un robot en cualquier parte del mundo.

### 3.1. Transformaciones

En la Figura 3.1 se presentan tres sistemas de coordenadas  $\{A\}$ ,  $\{B\}$  y  $\{C\}$  en 2D, y un punto  $\mathbf{p}$ . El punto  $\mathbf{p}$  puede describirse mediante vectores de coordenadas relativos a cualquier marco  $\{A\}$ ,  $\{B\}$  o  $\{C\}$ . En este sentido,  ${}^A\mathbf{p}$  representa el punto  $\mathbf{p}$  en coordenadas del sistema de coordenadas de  $\{A\}$ . La pose (posición y orientación) de un robot es la transformación rototraslacional dada por la posición y orientación del robot en el espacio. Una transformación entre dos sistemas de coordenadas  $\{A\}$  y  $\{B\}$  sirve para transformar las coordenadas de una pose en el sistema de  $\{A\}$  al de  $\{B\}$ . La pose de  $\{B\}$  relativa a  $\{A\}$  es  ${}^A\xi_B$ . Las transformaciones entre dos sistemas de coordenadas pueden extenderse a un entorno 3D como se muestra en la Figura 3.2. Algunas propiedades de las transformaciones son:

$$\begin{aligned} {}^A\mathbf{p} &= {}^A\xi_B {}^B\mathbf{p} \\ {}^A\xi_C &= {}^A\xi_B {}^B\xi_C \\ {}^A\xi_B &= {}^B\xi_A^{-1} \end{aligned}$$

Las transformaciones se suelen representar con matrices y pueden estar compuestas solo de traslación, solo de rotación o ambas a la vez. Una matriz de transformación  $\xi$  está compuesta por una matriz de rotación  $\mathbf{R}$  y una traslación  $\mathbf{t}$ . Es decir:  $\xi = [\mathbf{R}|\mathbf{t}]$ . Las rotaciones entre un sistema de coordenadas y otro se pueden obtener a partir de cálculos trigonométricos. En la Figura 3.3 se presentan dos marcos de coordenadas  $\{A\}$  y  $\{B\}$  rotados por un ángulo  $\theta$  y un punto  $\mathbf{p}$ . Se pueden obtener las coordenadas del punto  $\mathbf{p} = [x, y]^T$  en el sistema de coordenadas de  $\{A\}$  a partir de las coordenadas del punto en  $\{B\}$  de la siguiente manera:

$${}^A\mathbf{R}_B = {}^A \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}_B,$$

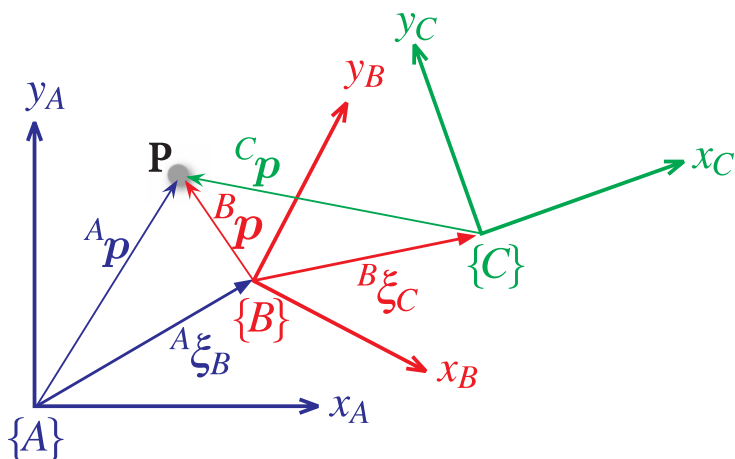


Figura 3.1: Sistemas de coordenadas en 2D  $\{A\}$ ,  $\{B\}$  y  $\{C\}$  y el punto  $\mathbf{p}$  descrito en los tres marcos junto a las transformaciones entre los sistemas.

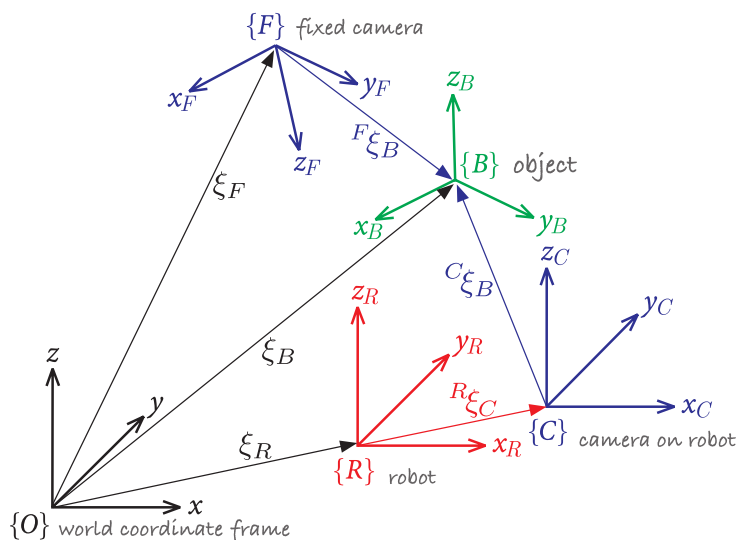


Figura 3.2: Sistemas de coordenadas en 3D junto a las transformaciones entre los sistemas.

$$\begin{bmatrix} {}^A x \\ {}^A y \end{bmatrix} = {}^A \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}_B \begin{bmatrix} {}^B x \\ {}^B y \end{bmatrix},$$

$${}^A x = {}^B x \cos \theta - {}^B y \sin \theta,$$

$${}^A y = {}^B x \sin \theta + {}^B y \cos \theta,$$

$$\begin{bmatrix} {}^A x \\ {}^A y \end{bmatrix} = {}^A \mathbf{R}_B \begin{bmatrix} {}^B x \\ {}^B y \end{bmatrix}.$$

Mientras que una transformación rototraslacional en 2D se calcula de la siguiente manera:

Solo traslación:

$${}^B \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = {}^A \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + {}^B \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}_A.$$

Agregando Rotación:

$${}^B \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = {}^B \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}_A {}^A \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + {}^B \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}_A.$$

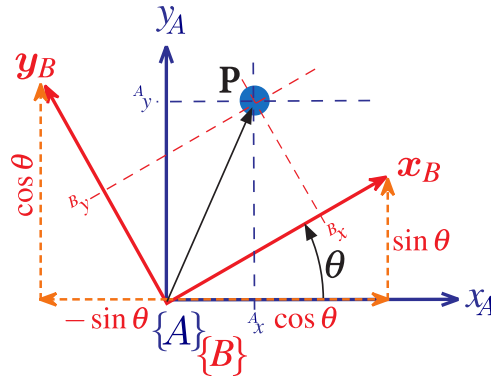


Figura 3.3: Sistemas de coordenadas en 2D  $\{A\}$  y  $\{B\}$  rotados por un ángulo  $\theta$  y el punto  $p$ .

Luego, se representan las matrices y vectores simbólicamente:

$${}^B \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = {}^B \mathbf{R}_A \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + {}^B \mathbf{t}_A.$$

Por último, se arma la matriz de rototraslación utilizando coordenadas homogéneas. Las coordenadas homogéneas permiten combinar múltiples transformaciones en una sola matriz, facilitando la composición y cambios de referencia. Para ello, se le agrega una fila con ceros a la matriz de rotación y una fila con un uno a la traslación y coordenadas de los puntos:

$$\begin{aligned} {}^B \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} {}^B \mathbf{R}_A & {}^B \mathbf{t}_A \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \\ {}^B \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} &= {}^B \boldsymbol{\xi}_A \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

En Robótica la disposición de los ejes de coordenadas en el espacio tridimensional y el sentido de rotación de los mismos está dado por la regla de la mano derecha (*Right-hand rule*). Para la disposición de los ejes, se extiende el dedo índice de la mano derecha en dirección del eje  $x$ , luego se extiende perpendicularmente el dedo medio en dirección del eje  $y$ , por último, al extender el pulgar, quedará perpendicularmente a ambos y determina la dirección del eje  $z$ . Esto puede verse en la Figura 3.4(a). Para determinar el sentido de la rotación, se extiende el pulgar de la mano derecha en dirección del eje a rotar y se cierran el resto de dedos, como puede verse en la Figura 3.4(b), donde los dedos cerrados apuntan en el sentido de la rotación. La rotación en cada uno de los ejes tiene un nombre y en general, tienen asociados un color. En particular, la rotación en el eje  $x$  se denomina *roll* y es de color rojo, en el eje  $y$  *pitch*, de color verde y en el eje  $z$  *yaw* de color azul. Esto se puede ver en la Figura 3.5.

## 3.2. Representación de la orientación

La representación de la orientación en el espacio es un aspecto fundamental en disciplinas como la robótica y la navegación autónoma. Comprender cómo describir y manipular la orientación de un objeto en tres dimensiones es esencial para desarrollar sistemas precisos y eficientes.

Existen varias representaciones matemáticas para expresar la orientación de un objeto en el espacio tridimensional. Entre los más comunes se encuentran las matrices de rotación, los cuaterniones y los ángulos de Euler. Cada uno de estos tiene sus propias ventajas y desventajas, y su aplicación puede variar según el contexto y los requisitos específicos del problema a resolver.

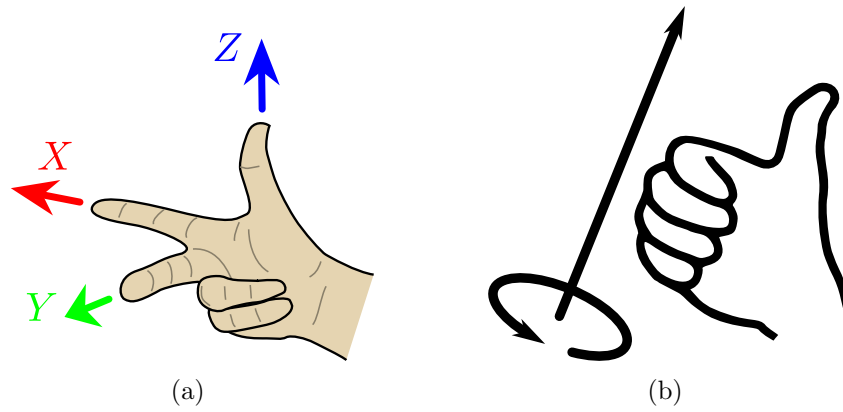


Figura 3.4: Regla de la mano derecha para determinar al disposición de los ejes de coordenadas en el espacio tridimensional (a) y el sentido de rotación de los mismos (b).

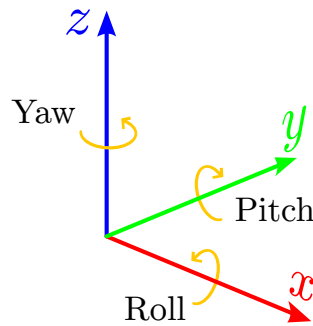


Figura 3.5: Rotación en cada ejes, denominados *roll*, *pitch* y *yaw*.

### 3.2.1. Matrices de rotación

Las matrices de rotación se utilizan para representar la orientación de un objeto en el espacio bidimensional o tridimensional. Son muy utilizadas en campos como la robótica debido a su capacidad para describir rotaciones de manera precisa y manipulable algebraicamente. Una matriz de rotación tridimensional es una matriz  $R$  de tamaño  $3 \times 3$  con determinante igual a 1, que a su vez es ortogonal (es decir  $R^{-1} = R^T$ ).

Los cálculos para obtener las matrices de rotación en 2D entre dos sistemas de coordenadas fueron presentados en la Sección 3.1. Estos cálculos pueden extenderse a un entorno tridimensional, donde las rotaciones se pueden descomponer en rotaciones alrededor de los ejes de coordenadas principales ( $x, y, z$ ). Las matrices de rotación elementales son:

- Rotación alrededor del eje  $x$  (con ángulo  $\theta$ ):

$$R_x(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}.$$

- Rotación alrededor del eje  $y$  (con ángulo  $\theta$ ):

$$R_y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix}.$$

- Rotación alrededor del eje  $z$  (con ángulo  $\theta$ ):

$$R_z(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} .$$

Las rotaciones más complejas se pueden obtener mediante la multiplicación de matrices de rotación elementales y las hay de dos tipos:

- **Rotaciones intrínsecas:** Describe una rotación en relación con el sistema de coordenadas local del objeto. Las rotaciones intrínsecas son aquellas en las que cada rotación se aplica en el sistema de coordenadas que resulta de las rotaciones anteriores. En otras palabras, después de aplicar una rotación alrededor de un eje, las siguientes rotaciones se realizan respecto a los nuevos ejes del sistema de referencia rotado. La matriz de rotación  $R$  se construye posmultiplicando. Por ejemplo, una rotación primero alrededor del eje  $x$ , luego del eje  $y$  y finalmente del eje  $z$  se expresa como:

$$R = R_x(\alpha)R_y(\beta)R_z(\gamma) .$$

En la Figura 3.6 se muestra un ejemplo de rotación intrínseca.

- **Rotaciones extrínsecas:** Describe una rotación en relación con un sistema de coordenadas global fijo en el espacio. El sistema de referencia es externo al objeto que está siendo rotado. Cada rotación se aplica en el sistema de coordenadas fijo, es decir, el sistema de referencia global no cambia después de cada rotación. Las rotaciones se realizan siempre respecto a los ejes originales del sistema de referencia. La matriz de rotación  $R$  se construye premultiplicando. Por ejemplo, una rotación primero alrededor del eje  $z$ , luego del eje  $y$  y finalmente del eje  $x$  se expresa como:

$$R = R_x(\alpha)R_y(\beta)R_z(\gamma) .$$

En la Figura 3.7 se muestra un ejemplo de rotación extrínseca.

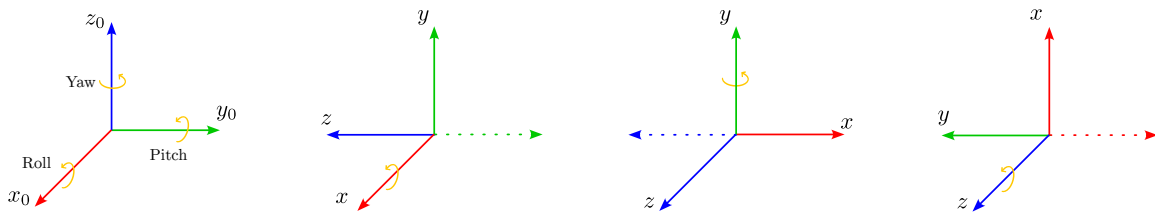


Figura 3.6: Rotación intrínseca primero alrededor del eje  $x$ , luego del eje  $y$  y finalmente del eje  $z$  correspondiente a  $R = R_x(\alpha)R_y(\beta)R_z(\gamma)$ .

Las matrices de rotación permiten una representación exacta de las rotaciones evitando problemas como el bloqueo de Cardán [41] en los ángulos de Euler. Además, facilitan la combinación de múltiples rotaciones mediante multiplicación de matrices.

### 3.2.2. Cuaternión

Los cuaterniones son una extensión de los números complejos que proporcionan una forma eficiente y robusta de representar rotaciones en el espacio tridimensional. Los cuaterniones son ampliamente utilizados en robótica, navegación y simulaciones físicas debido a su capacidad

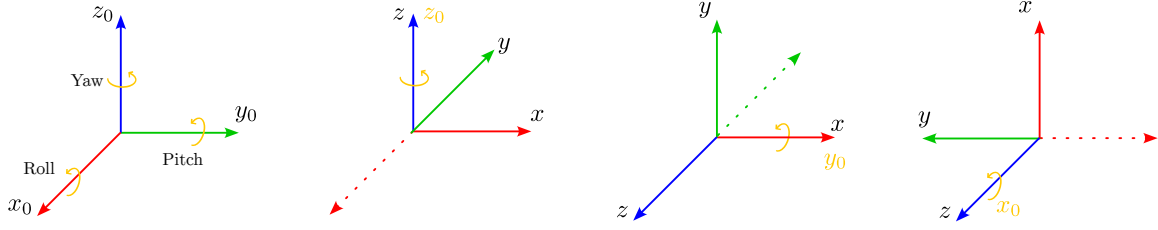


Figura 3.7: Rotación extrínseca primero alrededor del eje  $z$ , luego del eje  $y$  y finalmente del eje  $x$  correspondiente a  $R = R_x(\alpha)R_y(\beta)R_z(\gamma)$ .

para evitar problemas comunes asociados con otras representaciones, como el bloqueo de Cardán [41] con los ángulos de Euler. Además, son más eficientes y estables matemáticamente que las matrices de rotación.

Un cuaternión  $q$  se define como una combinación de un escalar y un vector tridimensional:

$$q = w + xi + yj + zk ,$$

donde  $w$  es la parte escalar y  $\mathbf{v} = (x, y, z)$  es la parte vectorial. Los componentes  $i, j$  y  $k$  son las unidades imaginarias. El conjugado de  $q$ , denotado como  $q^*$  está dado por:

$$q^* = w - xi - yj - zk .$$

Los cuaterniones pueden representarse como un par ordenado:

$$q = (w, \mathbf{v}) .$$

La norma de un cuaternión  $q$  se define como:

$$\|q\| = \sqrt{w^2 + x^2 + y^2 + z^2} .$$

Un cuaternión es unitario cuando se cumple  $\|q\| = 1$ .

La Figura 3.8 ilustra la rotación del ángulo  $\theta$  alrededor del vector  $\mathbf{v} = [v_x, v_y, v_z]$ . El cuaternión asociado a esta rotación está dado por:

$$q = \left[ \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad v_x \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad v_y \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad v_z \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \right] .$$

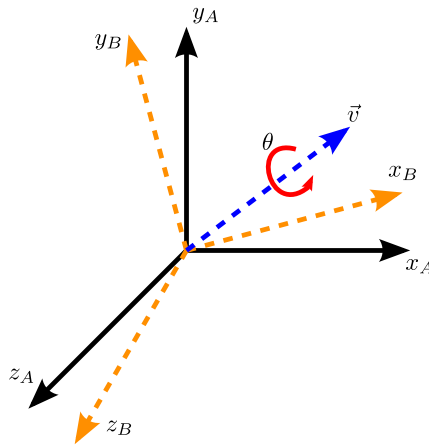


Figura 3.8: Representación del cuaternión asociado a la rotación del ángulo  $\theta$  alrededor del vector  $\mathbf{v} = [v_x, v_y, v_z]$ .

Para rotar un vector  $\mathbf{p}$  usando el cuaternión  $q$ , primero es necesario representar el vector  $\mathbf{p}$  como un cuaternión puro  $p = (0, \mathbf{p})$ . Luego se realiza la rotación mediante la fórmula:

$$\mathbf{p}' = qpq^* ,$$

donde la multiplicación de cuaterniones se define como:

$$q_1q_2 = w_1w_2 - \mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_2, w_1\mathbf{v}_2 + w_2\mathbf{v}_1 + \mathbf{v}_1 \times \mathbf{v}_2 .$$

Es posible convertir un cuaternión  $q = (w, x, y, z)$  a una matriz de rotación  $R$  de la siguiente manera:

$$R = \begin{bmatrix} 1 - 2(y^2 - z^2) & 2(xy - zw) & 2(xz + yw) \\ 2(xy + zw) & 1 - 2(x^2 - z^2) & 2(yz - xw) \\ 2(xz - yw) & 2(yz + xw) & 1 - 2(x^2 - y^2) \end{bmatrix} .$$

### 3.3. Magnetómetro

Un magnetómetro es un dispositivo que se utiliza para medir la intensidad y dirección del campo magnético de la Tierra en un lugar específico. Esto permite determinar la orientación de un robot o vehículo en relación con el norte magnético. La Tierra actúa como un imán masivo, pero débil, generando un campo geomagnético. Dicho campo tiene polos magnéticos Norte y Sur, que están en constante movimiento y se encuentran a cierta distancia del eje de rotación terrestre. En cualquier punto del planeta, las líneas de flujo magnético se pueden representar mediante un vector  $\mathbf{m}$ , cuya magnitud y dirección se pueden predecir y trazar con precisión. En la Figura 3.10 se muestra una representación de las líneas de flujo magnético. La dirección del vector  $\mathbf{m}$  se describe mediante dos ángulos: el ángulo de declinación ( $D$ ) y el ángulo de inclinación ( $I$ ). La proyección horizontal del vector  $\mathbf{m}$  apunta hacia el norte magnético, y el ángulo de Declinación  $D$  se mide desde el norte verdadero en el sentido de las agujas del reloj hasta esta proyección. Mientras que el ángulo de inclinación  $I$  se mide en un plano vertical hacia abajo desde la proyección horizontal hasta el vector  $\mathbf{m}$ . Esto puede verse en la Figura 3.9. La longitud del vector, que representa la intensidad del campo magnético, se mide en unidades de Tesla.

En la Figura 3.11(a) se muestran la representación de las líneas de la intensidad del campo magnético. Estas líneas son isodinámicas, lo que significa que unen puntos de igual intensidad y fuerza magnética. Estas líneas permiten ver cómo varía la fuerza del campo magnético en distintas partes del planeta. En áreas donde las líneas están más juntas, hay un cambio más rápido en la intensidad del campo magnético en comparación con áreas donde las líneas están más separadas. El mínimo de intensidad ocurre sobre América del Sur, mientras que el máximo ocurre sobre el norte de Canadá, Siberia y la costa de la Antártida al sur de Australia.

En la Figura 3.11(b) se muestra la representación de la declinación del campo magnético terrestre. Las líneas en esta imagen se denominan isógonas, y unen puntos con el mismo ángulo de declinación magnética. Las líneas que indican valores positivos (en rojo) indican que el norte magnético está al este del norte verdadero en esas áreas, mientras que las líneas con valores negativos (en azul) indican que el norte magnético está al oeste del norte verdadero. En las áreas donde la declinación es cercana a cero (en verde), las líneas indican que el norte magnético y el norte verdadero están casi alineados.

En la Figura 3.11(c) se puede observar la representación de la inclinación del campo magnético terrestre. Las líneas en esta imagen se denominan isoclinas, y conectan puntos con el mismo ángulo de inclinación magnética. Las líneas que indican valores positivos en el hemisferio norte (en rojo) indican que el campo magnético se inclina hacia abajo, o sea, el interior de la Tierra, mientras que las líneas con valores negativos en el hemisferio sur (en azul) indican que el campo

magnético se inclina hacia arriba (sale de la Tierra). La línea verde que cruza el centro representa el lugar donde la inclinación magnética es cero, conocido como el ecuador magnético.

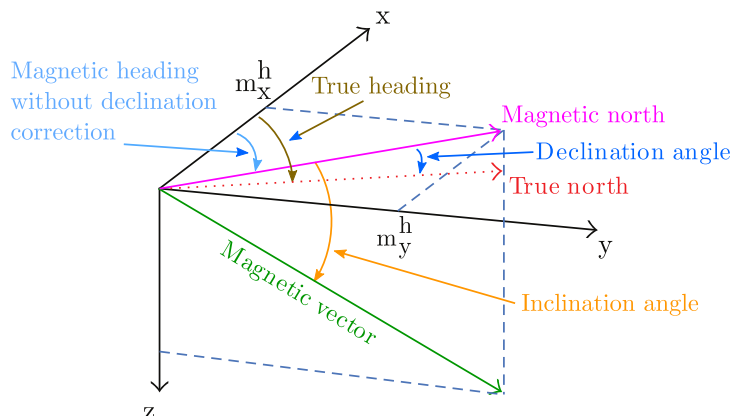


Figura 3.9: Representación del vector magnético  $\mathbf{m}$  en términos de sus componentes y ángulos. El ángulo de declinación ( $D$ ) es el ángulo entre el norte verdadero y la proyección horizontal del vector magnético (norte magnético). El ángulo de Inclinación ( $I$ ) se mide entre la proyección horizontal y el vector magnético en el plano vertical.

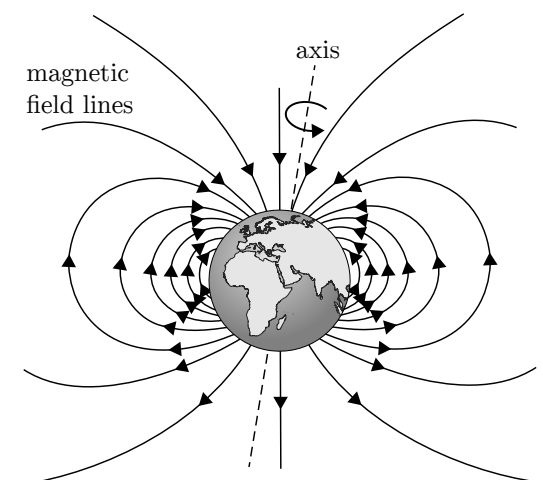


Figura 3.10: Representación de las líneas de flujo magnético en la Tierra.

Un magnetómetro triaxial equipado con sensores de efecto Hall permite medir con precisión las componentes del campo magnético terrestre en tres direcciones ortogonales, proporcionando una descripción completa del vector de intensidad del campo magnético. El sensor de efecto Hall es un dispositivo semiconductor que genera un voltaje proporcional a la intensidad del campo magnético en una dirección perpendicular al flujo de corriente. Generalmente, tres sensores de efecto Hall se empaquetan juntos y se disponen de manera que sus ejes sensibles sean ortogonales. Las tres salidas de dicho magnetómetro triaxial son los componentes del vector de intensidad del campo magnético de la Tierra  $\mathbf{m}$ . Una representación de un sensor Hall puede verse en la Figura 3.12.

A pesar de ser precisos, los magnetómetros son muy propensos a ser afectados por ruido, los componentes electromagnéticos del propio robot y objetos ferromagnéticos del entorno, como estructuras metálicas, afectan a las mediciones del sensor.

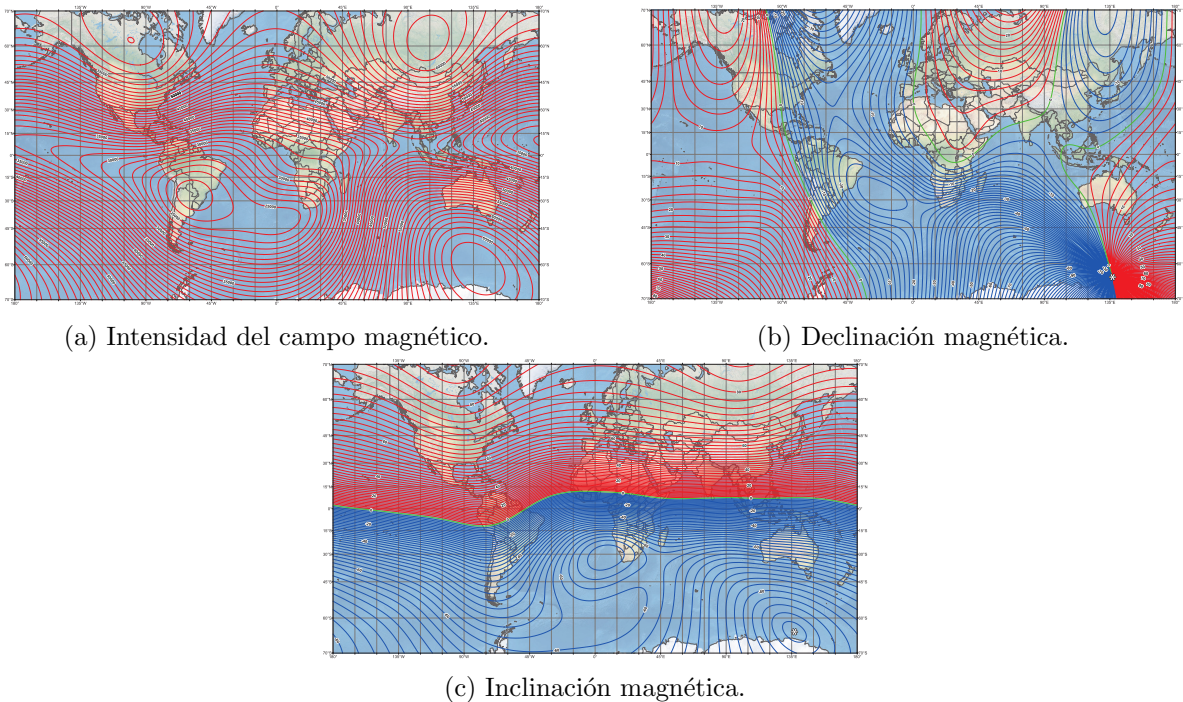


Figura 3.11: En (a) se muestran las líneas isodinámicas que representan la intensidad de campo magnético. En (b) líneas isógonas de la declinación magnética, mientras que en (c) las líneas isoclinas de la inclinación magnética.

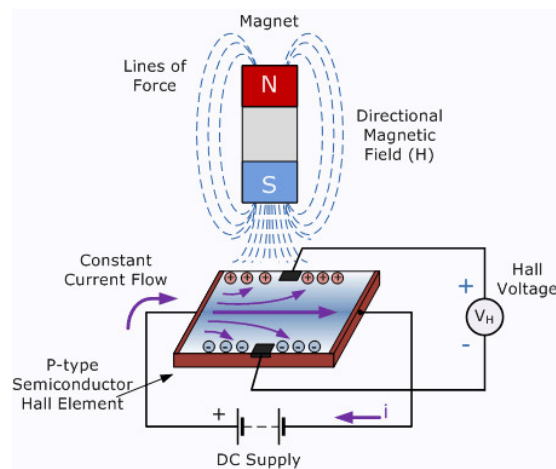


Figura 3.12: Esquema de un magnetómetro con sensor Hall. En el diagrama se muestra un campo magnético direccional ( $H$ ) creado por un imán. El sensor Hall, ubicado en el campo, se le aplica una corriente constante. La interacción entre el campo magnético y la corriente genera un efecto Hall perpendicular al flujo de corriente, que se utiliza para medir la intensidad del campo magnético.

### 3.3.1. Errores del magnetómetro

En los datos medidos por un magnetómetro, hay dos tipos de errores a considerar: (1) el error de instrumentación (*instrumentation error*) que corresponde al error constante del dispositivo en sí, y está relacionado a cómo fue fabricado el magnetómetro; y (2) el error de desviación magnética (*magnetic deviation*) introducido por el campo magnético que rodea al sensor. Este último error se puede clasificar a su vez en dos tipos: *hard-iron* y *soft-iron*. Estos errores se

pueden corregir mediante un proceso de calibración de magnetómetro, generalmente a través del algoritmo conocido como ajuste de elipsoide por mínimos cuadrados (*Least Squares Ellipsoid Specific Fitting*) [8].

### Error *Hard-Iron*

El error *hard-iron* hace referencia al error causado por los componentes electrónicos cercanos al magnetómetro que generan campos magnéticos constantes. Este error se produce cuando el magnetómetro detecta estos campos magnéticos y los interpreta como parte del campo magnético que se está midiendo. Visualmente lo que genera este error es que las mediciones dejen de estar centradas en el sistema de coordenadas como se aprecia en la Figura 3.13(a).

### Error *Soft-Iron*

El error de *soft-iron* se refiere a las distorsiones que se producen en las mediciones del campo magnético debido a la presencia de materiales ferromagnéticos en el entorno cercano al robot. Estos materiales pueden alterar la forma y la intensidad del campo magnético percibido por el magnetómetro, lo que lleva a una interpretación incorrecta de la dirección y la intensidad real del campo magnético. Visualmente lo que genera este error es que las mediciones formen una elipse en lugar de un círculo como se aprecia en la Figura 3.13(b) (o forman un elipsoide en lugar de una esfera si se trabaja en un entorno 3D).

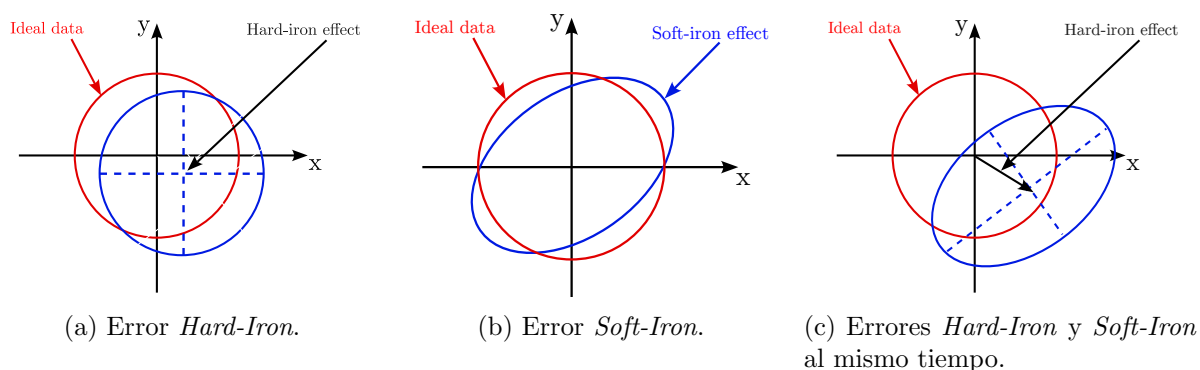


Figura 3.13: Visualización de las mediciones de un magnetómetro en un entorno 2D, el cual fue rotado físicamente en todas las direcciones para formar un círculo o elipse completo. Las mediciones ideales de un magnetómetro deberían formar un círculo centrado en el sistema de coordenadas, como se aprecia en las tres figuras en color rojo. En (a), se observa el error *Hard-Iron* en color azul, el cual genera que las mediciones no estén centradas en el sistema de coordenadas. En (b), se muestra el error *Soft-Iron* en color azul, formando una elipse en lugar de un círculo. En (c) se observan ambos errores al mismo tiempo.

## 3.4. Giróscopo

Un giróscopo provee información sobre la variación de la orientación de un sistema con respecto a un eje de referencia y sobre la tasa a la que la orientación del sistema varía cuando está rotando, es decir, su velocidad angular. La unidad de medición es rad/s o Revoluciones por Minuto (RPM). Existen distintos tipos de giróscopos, como pueden ser los mecánicos y los MEMS (sistemas microelectromecánicos), los cuales varían su principio de funcionamiento.

### 3.4.1. Giróscopo mecánico

Un giróscopo mecánico consiste en un disco que gira a alta velocidad alrededor de un eje. En la Figura 3.14 puede verse una representación del mismo. Este disco posee inercia rotacional, lo que significa que resiste cualquier cambio en su orientación. Cuando se aplica una fuerza para cambiar la orientación del giróscopo, la inercia rotacional del disco hace que resista este cambio. Según el principio de conservación del momento angular, el giróscopo reacciona aplicando una fuerza perpendicular a la dirección de la fuerza aplicada. Esta fuerza perpendicular, conocida como el efecto giroscópico, actúa para evitar la inclinación del eje de rotación del giróscopo en dirección de la fuerza aplicada. En lugar de eso, el eje de rotación del giróscopo comienza a girar en una dirección perpendicular tanto al eje de rotación original como a la dirección de la fuerza aplicada. Este movimiento es lo que se llama precesión. La magnitud de la precesión que presenta el giróscopo es directamente proporcional a la fuerza aplicada e inversamente proporcional a la velocidad de rotación. Esta propiedad puede verse en la Figura 3.15 y es la que permite que los giróscopos mecánicos se utilicen para mantener la estabilidad en sistemas de navegación, de estabilización en vehículos y de control de movimiento.

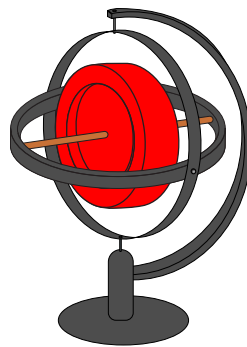


Figura 3.14: Representación de un giróscopo mecánico.

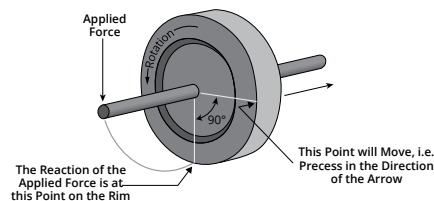
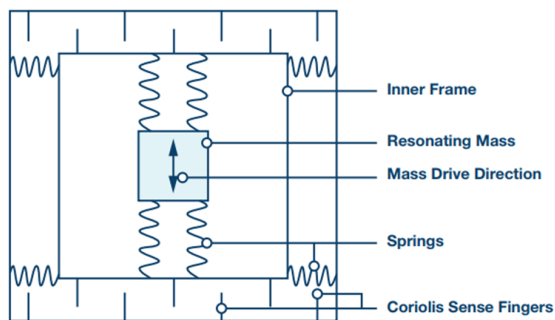


Figura 3.15: Representación del efecto precesión en un giróscopo mecánico.

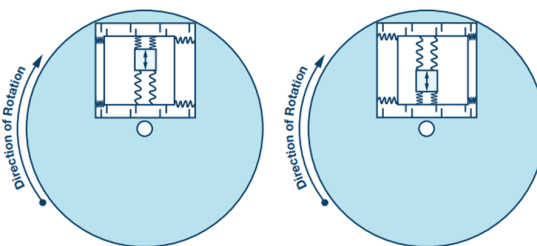
### 3.4.2. Giróscopo MEMS

Los giróscopos MEMS (*Microelectromechanical Systems*) son dispositivos que utilizan tecnología MEMS para medir la rotación. Funcionan aprovechando el efecto Coriolis, que es una fuerza tangencial experimentada por un objeto giratorio en movimiento radial. Cuando el dispositivo gira, la estructura MEMS también se mueve debido a la inercia. Esta rotación causa que las partes móviles se desplacen con respecto a las partes fijas del dispositivo. La rotación del dispositivo genera un efecto Coriolis en las partes móviles, lo que causa que las partes en movimiento experimenten una fuerza perpendicular tanto a la velocidad de rotación como a la velocidad de desplazamiento, de acuerdo con la ley de Coriolis. Los giróscopos MEMS están equipados con sensores de detección que pueden medir los cambios en la posición relativa de las partes móviles respecto a las fijas causadas por el efecto Coriolis. Estos cambios se convierten

luego en una señal eléctrica proporcional a la velocidad de rotación del dispositivo. Esto puede verse en la Figura 3.16.



(a) Esquema de la estructura mecánica de un giróscopo MEMS.



(b) Representación de la estructura completa de un giróscopo MEMS.

Figura 3.16: Representación de un giróscopo MEMS y su funcionamiento. En (a) se muestra la estructura interna del giróscopo, que incluye el marco interno, la masa resonante, los resortes y los “dedos” de detección de Coriolis. En (b) se ilustra cómo la rotación del giróscopo produce un desplazamiento de la masa resonante y marco interno debido a la fuerza de Coriolis, y se mide la capacitancia.

### 3.4.3. Errores del giróscopo:

En los datos medidos por un giróscopo hay distintos tipos de errores a considerar:

- **Bias:** Es un error constante que afecta las lecturas del giroscopio incluso cuando no hay rotación. Es la desviación del valor cero. Puede ser causado por imperfecciones en el diseño del giroscopio, variaciones de temperatura o envejecimiento del dispositivo, y genera que la salida del giróscopo indique una rotación cuando en realidad no hay ninguna.
- **Deriva (*drift*):** Es la acumulación de errores de *bias* a lo largo del tiempo. Genera que la orientación estimada a partir de mediciones del giróscopo se vuelva cada vez menos precisa a medida que pasa el tiempo.
- **Scale factor error:** Ocurre cuando la relación entre la señal de salida del giróscopo y la velocidad angular real no es precisa. Idealmente, la salida del giróscopo debe ser proporcional a la velocidad angular aplicada. Sin embargo, debido al *scale factor error*, la salida puede ser mayor o menor de lo esperado.

## 3.5. Acelerómetro

Un acelerómetro es un sensor diseñado para medir la aceleración, es decir, el cambio en la velocidad de un objeto con respecto tiempo. Esta aceleración puede ser debida a diversos factores, como la gravedad, la vibración o el movimiento. La aceleración es una magnitud vectorial, lo que significa que tiene tanto magnitud como dirección y sentido, y un acelerómetro es capaz de detectar estos cambios en los ejes ( $x$ ,  $y$ ,  $z$ ). La unidad de medición del acelerómetro es  $m/s^2$ .

Un acelerómetro mide la aceleración experimentada por un objeto midiendo el cambio en la capacitancia. Su diseño típico incluye una masa unida a un resorte que solo puede moverse en una dirección, junto con placas exteriores fijas. Cuando se aplica una aceleración, la masa se desplaza, lo que provoca un cambio en la distancia entre las placas y la masa. Este cambio de distancia altera la capacitancia entre ellas, que se puede detectar electrónicamente. Este cambio

de capacitancia es medido, y se corresponde a un valor de aceleración particular. Esto puede verse en la Figura 3.17.

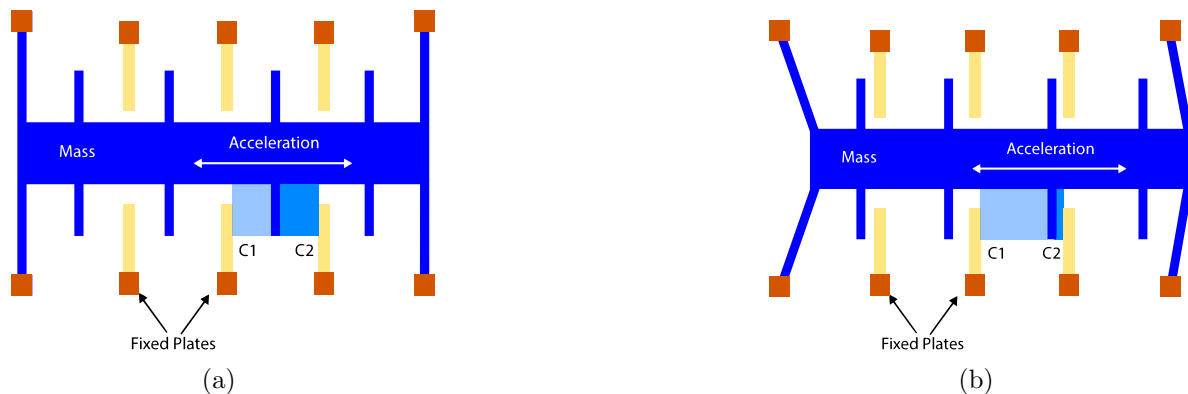


Figura 3.17: Esquema de funcionamiento de un acelerómetro capacitivo basado en MEMS. La figura muestra cómo la masa interna se desplaza debido a la aceleración, provocando un cambio en la capacitancia de los condensadores  $C1$  y  $C2$  formados entre las placas fijas y la masa móvil. En (a), la masa está en su posición de reposo, con capacitancias equilibradas. En (b), la masa se ha desplazado bajo la acción de una aceleración, lo que permite medir la magnitud y sentido de la aceleración.

### 3.5.1. Errores del acelerómetro:

En los datos medidos por un acelerómetro hay distintos tipos de errores a considerar:

- **Bias:** Es un valor constante añadido a las mediciones de aceleración, debido a imperfecciones en la fabricación del sensor, variaciones de temperatura o envejecimiento del dispositivo. Produce una lectura de aceleración incorrecta cuando no hay aceleración.
- **Scale factor error:** Es el error en la relación entre la señal de salida y la aceleración real. La señal de salida del acelerómetro debería estar en proporción directa con la aceleración aplicada. No obstante, debido al *scale factor error*, la salida puede ser mayor o menor de lo esperado.
- **Desalineación (Misalignment):** Es el error ocasionado cuando los ejes del sensor no están perfectamente alineados con los ejes de referencia. Esto introduce errores en las mediciones de aceleración en los distintos ejes.

## 3.6. Dispositivo MARG y sistemas AHRS

Un dispositivo MARG (*Magnetic, Angular Rate, and Gravity*) es un sistema integrado que combina magnetómetro, giróscopo y acelerómetro. En la Figura 3.18 se muestra una representación del mismo. AHRS (*Attitude and Heading Reference System*) es un sistema de estimación precisa de la orientación de un robot o vehículo utilizando datos de un dispositivo MARG. Una de las técnicas más utilizadas para este proceso es la aplicación de filtros de orientación. Estos filtros son algoritmos diseñados para fusionar y procesar mediciones de un dispositivo MARG de manera efectiva, produciendo estimaciones confiables de la actitud (*attitude*, ángulos *pitch* y *roll*) y el rumbo (*heading*, ángulo *yaw*). Entre los filtros más conocidos se encuentran: el filtro Extendido de Kalman (EKF) [19, 20], filtro Complementario [21], filtro de Mahony [22] y el filtro Madgwick [3]. Los filtros proporcionan estimaciones precisas y en tiempo real de la orientación

de un robot en movimiento. Además, son capaces de manejar errores y perturbaciones en los datos del sensor, lo que los hace adecuados para entornos dinámicos y cambiantes.

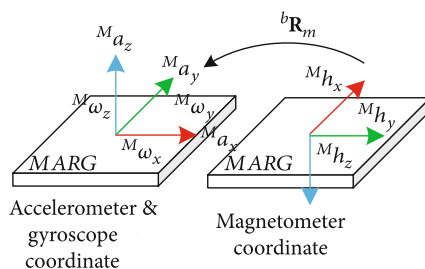


Figura 3.18: Representación de un dispositivo MARG.

### 3.7. Sistema de coordenadas globales en la Tierra: ECEF y ENU

Los sistemas de coordenadas globales son fundamentales para la geolocalización, ya que proporcionan un marco de referencia estandarizado para determinar la posición de un objeto o vehículo en la superficie terrestre. Estos sistemas permiten traducir la posición de objetos y lugares a coordenadas que pueden ser comprendidas y utilizadas en diversas aplicaciones, como la cartografía, ingeniería y robótica. Dos de los sistemas de coordenadas globales más utilizados son el sistema ECEF y el ENU.

#### 3.7.1. Sistema de coordenadas ECEF

El sistema de coordenadas ECEF (*Earth-Centered, Earth-Fixed*) es un sistema tridimensional que utiliza coordenadas  $(x, y, z)$  para representar de manera precisa la posición de puntos en la Tierra. Este sistema tiene como origen de coordenadas el centro de la Tierra, lo que permite expresar la ubicación de cualquier punto en relación directa con este centro, asegurando una representación tridimensional precisa de posiciones en la superficie terrestre y en el espacio cercano a la Tierra.

Aunque este sistema proporciona una precisión elevada en la determinación de posiciones, presenta la desventaja de requerir una mayor complejidad matemática para los cálculos y conversiones en comparación con otros sistemas de coordenadas. Sin embargo, a pesar de esta complejidad, el ECEF es muy utilizado en aplicaciones como el GNSS (*Global Navigation Satellite Systems*) por la precisión y robustez que ofrece el sistema en la determinación de posiciones exactas y consistentes en la Tierra.

En el sistema ECEF, las posiciones se describen mediante coordenadas cartesianas  $(x, y, z)$ , donde:

- El origen de coordenadas es el centro de masa de la Tierra.
- El eje  $x$  apunta hacia la intersección del ecuador con el meridiano de Greenwich.
- El eje  $y$  es perpendicular al eje  $x$  y también está situado en el plano ecuatorial, apuntando hacia el este.
- El eje  $z$  se alinea con el eje de rotación de la Tierra, apuntando hacia el Polo Norte.

En la Figura 3.19 se muestra una representación del sistema de coordenadas ECEF junto al sistema ENU.

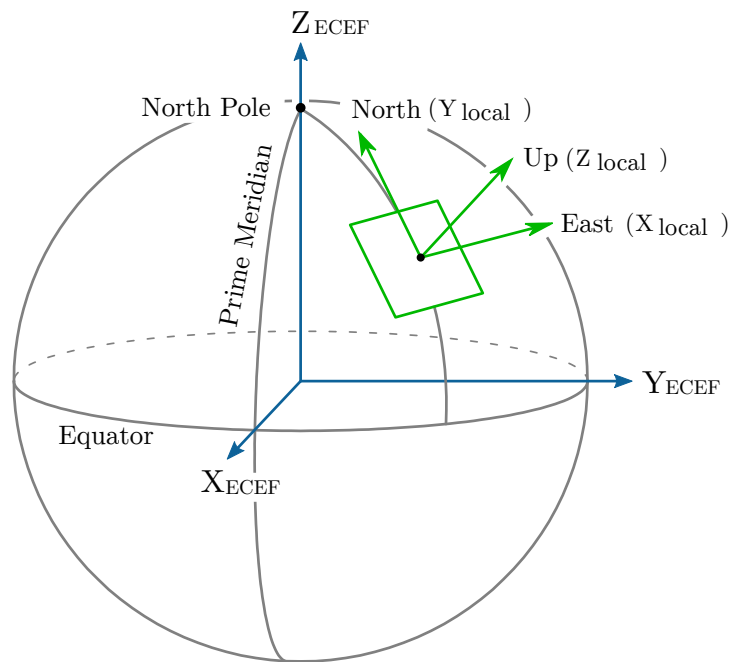


Figura 3.19: Sistemas de coordenadas ECEF y ENU.

### 3.7.2. Sistema de coordenadas ENU

El sistema de coordenadas ENU (*East-North-Up*) es un sistema de referencia local utilizado para describir la posición y orientación de un objeto en la Tierra en relación con un punto de referencia específico del planeta. Este sistema se define localmente en función de un punto de origen, donde el eje  $x$  *East* (E) apunta hacia el Este geográfico, el eje  $y$  *North* (N) apunta hacia el Norte geográfico y el eje  $z$  *Up* (U) apunta hacia arriba, perpendicular al plano horizontal definido por los ejes Este y Norte. Este sistema se recomienda utilizarlo en áreas pequeñas (menores a 4 km) donde la curvatura de la Tierra puede ser considerada despreciable para algunas aplicaciones. En la Figura 3.19 se muestra una representación del sistema de coordenadas ENU junto al sistema ECEF. También existen otros sistemas similares como NED (*North-East-Down*), el cual funciona de manera análoga.

El sistema ENU es muy utilizado en aplicaciones de navegación y posicionamiento, ya que proporciona una forma intuitiva de describir la posición y la orientación de un objeto en un marco de referencia local, permitiendo describir de manera intuitiva y precisa la posición de un objeto en relación con un punto de referencia conocido, como un receptor o antena GNSS en la superficie terrestre.

El sistema ENU es frecuentemente utilizado junto con sistemas de coordenadas globales, como el ECEF, mediante conversiones que permiten traducir posiciones globales en una referencia local más fácil de interpretar.



## Capítulo 4

# Estimación de orientación absoluta

En este capítulo se detallan las metodologías y algoritmos empleados durante el proceso de estimación de la orientación de un robot. En primer lugar, se describe el algoritmo utilizado para la calibración del magnetómetro, conocido como ajuste de elipsoide por mínimos cuadrados. A continuación, se explica en detalle el funcionamiento del filtro de Madgwick para la estimación de la orientación. Finalmente, se explica cómo se lleva a cabo la transformación del sistema de coordenadas del dispositivo MARG a *base-link*. El *base-link* se refiere al marco de referencia o sistema de coordenadas principal del robot. Es el punto central desde el cual se definen y se relacionan los demás sistemas de coordenadas de los sensores y componentes del robot.

### 4.1. Calibración de Magnetómetro

Para corregir los errores *hard-iron* y *soft-iron* del magnetómetro mencionados en la Subsección 3.3.1 es necesario realizar un proceso de calibración del magnetómetro. El algoritmo utilizado para calibrar es el de ajuste de elipsoide por mínimos cuadrados<sup>1</sup> (*Least Squares Ellipsoid Specific Fitting*) [8]. Este algoritmo es estable, rápido y robusto al ruido en los datos. El algoritmo genera los coeficientes de la ecuación general de un elipsoide para una cantidad dada de un conjunto de puntos de tres dimensiones. En nuestro caso, esos puntos son los datos leídos por el magnetómetro. En la Figura 4.1 se muestran los datos medidos por el magnetómetro previos y posteriores a la calibración. La ecuación general de segundo grado en tres variables es:

$$ax^2 + by^2 + cz^2 + 2fyz + 2gxz + 2hxy + 2px + 2qy + 2rz + d = 0. \quad (4.1)$$

Sean,

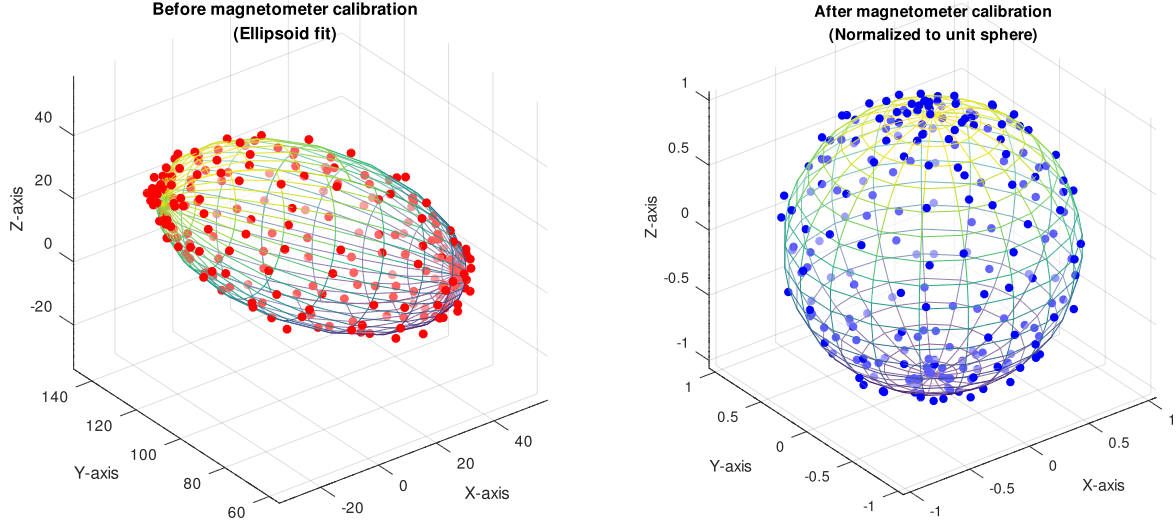
$$\begin{aligned} I &= a + b + c, \\ J &= ab + bc + ac - f^2 - g^2 - h^2. \end{aligned}$$

La Ecuación (4.1) con la restricción  $4J - I^2 > 0$  representa la ecuación general de un elipsoide. Los valores que toman  $a$ ,  $b$  y  $c$  representan el error de *soft-iron* y los valores de  $f$ ,  $g$ ,  $h$ ,  $p$ ,  $q$  y  $r$  representan el error *hard-iron*. Mientras que  $x$ ,  $y$ ,  $z$  corresponden a los datos medidos por el magnetómetro. Por lo tanto, el problema de ajuste por mínimos cuadrados se formula como sigue:

$$\min \|\mathbf{D}\mathbf{v}\| \quad \text{sujeto a} \quad 4J - I^2 = 1, \quad (4.2)$$

donde  $\mathbf{v} = [a, b, c, f, g, h, p, q, r, d]^T$  y  $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{10 \times n}$  es una matriz de diseño. Una matriz de diseño es una matriz empleada en el análisis estadístico y en la regresión lineal para organizar y representar

<sup>1</sup><https://github.com/risherlock/Magnetometer-Calibration/blob/master/docs/notes/magnetometer.pdf>



(a) Datos antes de la calibración del magnetómetro.

(b) Datos luego de la calibración del magnetómetro.

Figura 4.1: Resultado de calibrar mediciones simuladas de un magnetómetro. En (a) se observan como los datos antes de la calibración no están centrados y forman un elipsoide, mientras que en (b) se muestran los datos calibrados formando una esfera centrada en el origen de radio 1.

las variables independientes de un modelo. Cada fila de esta matriz representa una observación en el conjunto de datos, mientras que cada columna corresponde a una variable independiente.  $D$  se define como:

$$D = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_n], \quad (4.3)$$

donde  $\mathbf{w}_i = [x_i^2, y_i^2, z_i^2, 2y_i z_i, 2x_i z_i, 2x_i y_i, 2x_i, 2y_i, 2z_i, 1]^T$  y  $\{(x_i, y_i, z_i)\}_{i=1}^n$  representa el conjunto de puntos del elipsoide a ajustar, que en este caso corresponden a los datos medidos por el magnetómetro.

Para obtener una forma matricial de la restricción, se define  $C_1$  como la matriz  $6 \times 6$ :

$$C_1 = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -4 \end{bmatrix},$$

y se define:

$$C = \begin{bmatrix} C_1 & \mathbf{0}_{6 \times 4} \\ \mathbf{0}_{4 \times 6}^T & \mathbf{0}_{4 \times 4} \end{bmatrix}. \quad (4.4)$$

Luego, la restricción  $4J - I^2 = 1$  puede ser escrita como  $\mathbf{v}^T C \mathbf{v} = 1$ . El problema de minimización (4.2) es equivalente a resolver el siguiente conjunto de ecuaciones, obtenidas al aplicar el método multiplicador de Lagrange:

$$\begin{aligned} DD^T \mathbf{v} &= \lambda C \mathbf{v}, \\ \mathbf{v}^T C \mathbf{v} &= 1. \end{aligned} \quad (4.5)$$

Usando la misma inferencia que en [42], la Ecuación (4.5) tiene una única solución, la cual es el autovector generalizado asociado con el único autovalor positivo del problema de autovalor

generalizado  $\mathbf{D}\mathbf{D}^\top \mathbf{v} = \lambda \mathbf{C}\mathbf{v}$ . Si se escribe:

$$\mathbf{D}\mathbf{D}^\top = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{11} & \mathbf{S}_{12} \\ \mathbf{S}_{12}^\top & \mathbf{S}_{22} \end{bmatrix}, \quad (4.6)$$

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 \\ \mathbf{v}_2 \end{bmatrix},$$

donde  $\mathbf{S}_{11} \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ ,  $\mathbf{S}_{12} \in \mathbb{R}^{6 \times 4}$  y  $\mathbf{S}_{22} \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$  y los vectores  $\mathbf{v}_1$  y  $\mathbf{v}_2$  son de tamaño 6 y 4. Luego el sistema del autovalor (4.5) se convierte en:

$$(\mathbf{S}_{11} - \lambda \mathbf{C}_1)\mathbf{v}_1 + \mathbf{S}_{12}\mathbf{v}_2 = 0, \quad (4.7)$$

$$\mathbf{S}_{12}^\top \mathbf{v}_1 + \mathbf{S}_{22}\mathbf{v}_2 = 0. \quad (4.8)$$

Cuando el conjunto de datos no sea coplanar,  $\mathbf{S}_{22}$  será invertible y por la Ecuación (4.8) se tiene:

$$\mathbf{v}_2 = -\mathbf{S}_{22}^{-1}\mathbf{S}_{12}^\top \mathbf{v}_1. \quad (4.9)$$

Sustituyendo la Ecuación (4.9) por  $\mathbf{v}_2$  en la Ecuación (4.7) se obtiene el siguiente problema del autovalor:

$$(\mathbf{S}_{11} - \mathbf{S}_{12}\mathbf{S}_{22}^{-1}\mathbf{S}_{12}^\top)\mathbf{v}_1 = \lambda \mathbf{C}_1 \mathbf{v}_1,$$

dado que  $\mathbf{C}_1$  es invertible, se puede reescribir como el siguiente problema del autovalor:

$$\mathbf{C}_1^{-1}(\mathbf{S}_{11} - \mathbf{S}_{12}\mathbf{S}_{22}^{-1}\mathbf{S}_{12}^\top)\mathbf{v}_1 = \lambda \mathbf{v}_1,$$

Sea  $\mathbf{v}_1 \in \mathbb{R}^6$  el autovector asociado con el autovalor más alto de  $\mathbf{C}_1^{-1}(\mathbf{S}_{11} - \mathbf{S}_{12}\mathbf{S}_{22}^{-1}\mathbf{S}_{12}^\top) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ . El vector elipsoide  $\mathbf{v}$  puede ser evaluado como

$$\mathbf{v} = [\mathbf{v}_1^\top, \mathbf{v}_2^\top]^\top, \quad (4.10)$$

donde  $\mathbf{v}_2 \in \mathbb{R}^4$ ,  $\mathbf{v}_2 = -\mathbf{S}_{22}^{-1}\mathbf{S}_{12}^\top \mathbf{v}_1$ .  $\mathbf{v}$  en la Ecuación (4.10) es la solución a la Ecuación (4.2). El algoritmo (1) muestra el proceso para implementar el ajuste del elipsoide.

---

#### Algoritmo 1 *Least Squares Ellipsoid Fitting*

---

**Entradas:**  $\mathbf{x} = [x_1, x_2 \dots, x_n]$ ,  $\mathbf{y} = [y_1, y_2 \dots, y_n]$ , y  $\mathbf{z} = [z_1, z_2 \dots, z_n]$

Inicializar la matriz de diseño  $\mathbf{D}$  y  $\mathbf{C}_1$  usando las ecuaciones (4.3) y (4.6) respectivamente.

Encontrar  $\mathbf{S}_{11}$ ,  $\mathbf{S}_{12}$  y  $\mathbf{S}_{22}$  usando la Ecuación (4.6).

Encontrar el autovector  $\mathbf{v}_1$  asociado con el autovalor más alto de  $\mathbf{C}_1^{-1}(\mathbf{S}_{11} - \mathbf{S}_{12}\mathbf{S}_{22}^{-1}\mathbf{S}_{12}^\top)$

Calcular  $\mathbf{v}_2 = -\mathbf{S}_{22}^{-1}\mathbf{S}_{12}^\top \mathbf{v}_1$ .

Retornar el vector elipsoide  $\mathbf{v} = [\mathbf{v}_1^\top, \mathbf{v}_2^\top]^\top$ .

---

## 4.2. Filtro de Madgwick

Existen diferentes tipos de filtros que pueden ser utilizados para estimar la orientación absoluta de un robot dada las mediciones de un sensor MARG. En este trabajo seleccionamos el filtro de Madgwick [3] debido a que es uno de los filtros más relevantes del estado del arte.

El filtro de Madgwick es un método ampliamente utilizado que emplea un cuaternión para representar la orientación absoluta de un robot. Este enfoque permite utilizar los datos del acelerómetro y magnetómetro en un algoritmo optimizado de descenso por el gradiente, el cual calcula la dirección del error de medición del giróscopo. Una de las ventajas destacadas de este filtro es su bajo costo computacional.

La notación utilizada para representar un cuaternión es la siguiente:  ${}^A_B \hat{\mathbf{q}}$ , la cual representa el cuaternión que describe la orientación del marco de coordenadas  $B$  relativo al marco de coordenadas  $A$ . El símbolo  $\otimes$  se utiliza para la operación de multiplicación de cuaterniones.

### 4.2.1. Orientación a partir de velocidad angular

La orientación puede ser estimada a partir de la velocidad angular medida por el giróscopo. El subíndice  $\omega$  en  ${}^S_E \mathbf{q}_{\omega,t}$  indica que fue calculado a partir de velocidades angulares. La orientación del marco de coordenadas de la Tierra ( $E$ ) en relación con el marco de coordenadas del giróscopo ( $S$ )  ${}^S_E \mathbf{q}_{\omega,t}$  en el tiempo  $t$  puede ser calculada integrando numéricamente la derivada del cuaternión  ${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t}$  como:

$$\begin{aligned} {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} &= \frac{1}{2} {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} \otimes {}^S \boldsymbol{\omega}_t \\ {}^S_E \mathbf{q}_{\omega,t} &= {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} \Delta t \end{aligned} \quad (4.11)$$

donde  $\Delta t$  es el periodo de muestreo y  ${}^S \boldsymbol{\omega} = [0 \ \omega_x \ \omega_y \ \omega_z]$  es la tasa angular triaxial, en rad/s medido en el marco del sensor y representado como un cuaternión.

### 4.2.2. Orientación a partir de solución de descenso por el gradiente

La solución estimada por el filtro es obtenida a través de la formulación de un problema de optimización donde una orientación del sensor,  ${}^S_E \hat{\mathbf{q}} = [q_w \ q_x \ q_y \ q_z]$ , es tal que alinea cualquier referencia predefinida en el marco de coordenadas de la Tierra,  ${}^E \hat{\mathbf{d}} = [0 \ d_x \ d_y \ d_z]$  con su correspondiente dirección de medición en el marco de coordenadas del sensor MARG,  ${}^S \hat{\mathbf{s}} = [0 \ s_x \ s_y \ s_z]$ .

De este modo, la función objetivo es:

$$\begin{aligned} \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right) &= {}^S_E \hat{\mathbf{q}}^* \otimes {}^E \hat{\mathbf{d}} \otimes {}^S_E \hat{\mathbf{q}} - {}^S \hat{\mathbf{s}} \\ &= \begin{bmatrix} 2d_x(\frac{1}{2} - q_y^2 - q_z^2) + 2d_y(q_w q_z + q_x q_y) + 2d_z(q_x q_z - q_w q_y) - s_x \\ 2d_x(q_x q_y - q_w q_z) + 2d_y(\frac{1}{2} - q_x^2 - q_z^2) + 2d_z(q_w q_x + q_y q_z) - s_y \\ 2d_x(q_w q_y + q_x q_z) + 2d_y(q_y q_z - q_w q_x) + 2d_z(\frac{1}{2} - q_x^2 - q_y^2) - s_z \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

donde  ${}^S_E \hat{\mathbf{q}}^*$  es el conjugado de  ${}^S_E \hat{\mathbf{q}}$ . Luego,  ${}^S_E \hat{\mathbf{q}}$  se encuentra como la solución de:

$$\min_{{}^S_E \hat{\mathbf{q}} \in \mathbb{R}^4} \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right).$$

El enfoque sugerido por Madgwick para calcular la solución es utilizar el algoritmo de descenso de gradiente (GDA). Partiendo de una suposición inicial  ${}^S_E \hat{\mathbf{q}}_0$ , y un *step-size*  $\mu$ , el algoritmo de descenso de gradiente para  $n$  iteraciones, que estima las orientaciones, se describe como:

$${}^S_E \mathbf{q}_{k+1} = {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k - \mu \frac{\nabla \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right)}{\left\| \nabla \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right) \right\|},$$

donde  $k = 0, 1, 2 \dots n$  y el gradiente de la solución se define a partir de la función objetivo y su Jacobiano:

$$\nabla \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right) = \mathbf{J}^\top \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}} \right) \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right).$$

El Jacobiano de la función objetivo es:

$$\begin{aligned} \mathbf{J} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}} \right) &= \left( \frac{\partial \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right)}{\partial q_w} \quad \frac{\partial \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right)}{\partial q_x} \quad \frac{\partial \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right)}{\partial q_y} \quad \frac{\partial \mathbf{f} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_k, {}^E \hat{\mathbf{d}}, {}^S \hat{\mathbf{s}} \right)}{\partial q_z} \right) \\ &= \begin{pmatrix} 2d_y q_z - 2d_z q_y & 2d_y q_y + 2d_z q_z & -4d_x q_y + 2d_y q_x - 2d_z q_w & -4d_x q_z + 2d_y q_w + 2d_z q_x \\ -2d_x q_z + 2d_z q_x & 2d_x q_y - 4d_y q_x + 2d_z q_w & 2d_x q_x + 2d_z q_z & -2d_x q_w - 4d_y q_z + 2d_z q_y \\ 2d_x q_y - 2d_y q_x & 2d_x q_z - 2d_y q_w - 4d_z q_x & 2d_x q_w + 2d_y q_z - 4d_z q_y & 2d_x q_x + 2d_y q_y \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

Esta forma general del algoritmo se puede aplicar a un campo predefinido en cualquier dirección (en nuestro caso, como veremos más adelante, remplazaremos este campo por el campo gravitacional y magnético, como se mostrará para los sistemas IMU y MARG).

El cuaternión gradiente  ${}^S_E \mathbf{q}_{\nabla,t}$  calculado en el tiempo  $t$ , se basa en una estimación previa  ${}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}$  y el gradiente de la función objetivo  $\nabla f$ :

$${}^S_E \mathbf{q}_{\nabla,t} = {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} - \mu_t \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} .$$

El subíndice  $\nabla$  en  ${}^S_E \mathbf{q}_{\nabla,t}$  indica que fue calculado a partir de la solución de descenso por el gradiente. Un valor óptimo de  $\mu_t$  garantiza que la tasa de convergencia de  ${}^S_E \mathbf{q}_{\nabla,t}$  se limite a la tasa de orientación física medida por el giróscopo  ${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t}$ , para evitar sobrestimar debido a un innecesario *step-size* grande. Se puede calcular con:

$$\mu_t = \alpha \left\| {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} \right\| \Delta t ,$$

donde  $\alpha > 1$  es un aumento de  $\mu$  que trata con el ruido de acelerómetros y magnetómetros.

### 4.2.3. Algoritmo de fusión del filtro

Una orientación estimada del marco del sensor con respecto al marco de la Tierra,  ${}^S_E \mathbf{q}_{est,t}$ , se obtiene mediante la fusión ponderada de los cálculos de orientación,  ${}^S_E \mathbf{q}_{\omega,t}$  y  ${}^S_E \mathbf{q}_{\nabla,t}$ , con un simple filtro complementario:

$${}^S_E \mathbf{q}_{est,t} = \gamma_t {}^S_E \mathbf{q}_{\nabla,t} + (1 - \gamma_t) {}^S_E \mathbf{q}_{\omega,t} , \quad (4.12)$$

donde  $\gamma_t$  y  $(1 - \gamma_t)$  son pesos (*weight*) que van entre 0 y 1, aplicados a cada cálculo de orientación. Un valor óptimo de  $\gamma_t$  asegura que la divergencia ponderada de  ${}^S_E \mathbf{q}_{\omega}$  sea igual a la convergencia ponderada de  ${}^S_E \mathbf{q}_{\nabla}$ . Esto se expresa con:

$$(1 - \gamma_t) \beta = \gamma_t \frac{\mu_t}{\Delta t} , \quad (4.13)$$

definiendo  $\frac{\mu_t}{\Delta t}$  como la tasa de convergencia de  ${}^S_E \mathbf{q}_{\nabla}$ , y  $\beta$  como la tasa de divergencia de  ${}^S_E \mathbf{q}_{\omega}$ , expresado como la magnitud de la derivada del cuaternión correspondiente al error de medición del giróscopo. La ganancia del filtro  $\beta$  representa todos los errores de medición del giróscopo con media cero. Las fuentes de error pueden ser: ruido del sensor, errores de cuantificación, errores de calibración, desalineación del sensor y no ortogonalidad de los ejes del sensor.

Si  $\alpha$ , empleado en el método de descenso por el gradiente, es muy grande,  $\mu$  se hace muy grande haciendo  ${}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}$  insignificante en el gradiente de la función objetivo, simplificándolo a la aproximación:

$${}^S_E \mathbf{q}_{\nabla,t} \approx -\mu_t \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} . \quad (4.14)$$

Esto también simplifica la relación de  $\gamma$  y  $\beta$ , reorganizando la Ecuación (4.13) para definir  $\gamma_t$ :

$$\gamma_t = \frac{\beta}{\frac{\mu_t}{\Delta t} + \beta} . \quad (4.15)$$

Esta definición de  $\gamma_t$  en la Ecuación (4.15) se simplifica a medida que el término  $\beta$  en el denominador se vuelve insignificante y la ecuación se puede reescribir como la Ecuación (4.16). En la Ecuación (4.16) es posible asumir que  $\gamma \approx 0$ :

$$\gamma \approx \frac{\beta \Delta t}{\mu_t} . \quad (4.16)$$

Luego, sustituyendo las Ecuaciones (4.11), (4.14) y (4.16) en la Ecuación (4.12) se obtiene la Ecuación (4.17). Es importante señalar que en la Ecuación (4.17),  $\gamma_t$  fue sustituido tanto como la Ecuación (4.16) como 0:

$${}^S_E \mathbf{q}_{est,t} = \frac{\beta \Delta t}{\mu_t} \left( -\mu_t \frac{\nabla \mathbf{f}}{\|\nabla \mathbf{f}\|} \right) + (1 - 0) ({}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} \Delta t) . \quad (4.17)$$

lo que reduce aún más la estimación a:

$$\begin{aligned} {}^S_E \mathbf{q}_{est,t} &= {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{est,t} \Delta t \\ &= {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + ({}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} - \beta {}^S_E \dot{\hat{\mathbf{q}}}_{\epsilon,t}) \Delta t \\ &= {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + ({}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} - \beta \frac{\nabla \mathbf{f}}{\|\nabla \mathbf{f}\|}) \Delta t , \end{aligned}$$

donde  ${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{est,t}$  es la tasa estimada de cambio de orientación definida por  $\beta$  en la Ecuación (4.18) y su error de dirección  ${}^S_E \dot{\hat{\mathbf{q}}}_{\epsilon,t} = \frac{\nabla \mathbf{f}}{\|\nabla \mathbf{f}\|}$ :

$${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{est,t} = {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} - \beta {}^S_E \dot{\hat{\mathbf{q}}}_{\epsilon,t} \quad (4.18)$$

En resumen, el filtro calcula la orientación  ${}^S_E \mathbf{q}_{est,t}$  integrando numéricamente la tasa de orientación estimada  ${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{est,t}$ . Se calcula  ${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{est,t}$  como la tasa de cambio de orientación medida por el giróscopo,  ${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t}$ , con la magnitud del error de medición del giróscopo,  $\beta$ , eliminado en la dirección del error estimado,  ${}^S_E \dot{\hat{\mathbf{q}}}_{\epsilon,t}$  calculado a partir de mediciones de acelerómetro y magnetómetro.

#### 4.2.4. Orientación a partir de mediciones de giróscopo y acelerómetro

Para obtener la función objetivo de la aceleración gravitacional, se asume, por convención, que el eje  $z$  vertical está definido por la dirección de la gravedad  ${}^E \hat{\mathbf{g}} = [0 \ 0 \ 0 \ 1]$ .

Sustituyendo  ${}^E \hat{\mathbf{g}}$  y la medición normalizada del acelerómetro  ${}^S \hat{\mathbf{a}} = [0 \ a_x \ a_y \ a_z]$  para  ${}^E \hat{\mathbf{d}}$  y  ${}^S \hat{\mathbf{s}}$  respectivamente, produce una nueva función objetivo y su Jacobiano para la aceleración:

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_g ({}^S_E \hat{\mathbf{q}}, {}^S \hat{\mathbf{a}}) &= \begin{bmatrix} 2(q_x q_z - q_w q_y) - a_x \\ 2(q_w q_x + q_y q_z) - a_y \\ 2(\frac{1}{2} - q_x^2 - q_y^2) - a_z \end{bmatrix} , \\ \mathbf{J}_g ({}^S_E \hat{\mathbf{q}}) &= \begin{bmatrix} -2q_y & 2q_z & -2q_w & 2q_x \\ 2q_x & 2q_w & 2q_z & 2q_y \\ 0 & -4q_x & -4q_y & 0 \end{bmatrix} . \end{aligned}$$

El gradiente de la función está definido por las mediciones del sensor en el tiempo  $t$ :

$$\nabla \mathbf{f} = \mathbf{J}_g^\top ({}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}) \mathbf{f}_g ({}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}, {}^S \hat{\mathbf{a}}_t) .$$

Entonces, la estimación de la orientación utilizando únicamente sensores inerciales (giróscopos y acelerómetros) se convierte en:

$$\begin{aligned} {}^S_E \mathbf{q}_{est,t} &= {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{est,t} \Delta t \\ &= {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + ({}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} - \beta \frac{\nabla \mathbf{f}}{\|\nabla \mathbf{f}\|}) \Delta t \\ &= {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + \left( {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} - \beta \frac{\mathbf{J}_g^\top ({}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}) \mathbf{f}_g ({}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}, {}^S \hat{\mathbf{a}}_t)}{\|\mathbf{J}_g^\top ({}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}) \mathbf{f}_g ({}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}, {}^S \hat{\mathbf{a}}_t)\|} \right) \Delta t . \end{aligned}$$

### 4.2.5. Orientación a partir de un sensor MARG

La gravedad y la velocidad angular son buenos parámetros para una estimación de orientación en un corto período de tiempo. Sin embargo, no se mantienen durante períodos más largos, especialmente al estimar la orientación en *yaw* del sistema, ya que las mediciones del giróscopo, propensas a la deriva (*drift*), son instantáneas y locales, mientras que el acelerómetro calcula únicamente las orientaciones de *pitch* y *roll*. Por lo tanto, siempre es muy conveniente añadir una referencia que proporcione información constante sobre el ángulo en *yaw*. El campo magnético de la Tierra generalmente es la referencia elegida, ya que suele mantenerse constante.

La combinación de gravedad, velocidad angular y campo magnético (MARG) es la solución más frecuente en la mayoría de los sistemas de estimación de orientación. La referencia del campo magnético  ${}^E\hat{\mathbf{b}} = [0 \ b_x \ b_y \ b_z]$  en el marco de coordenadas de la Tierra tiene componentes a lo largo de los tres ejes de coordenadas NED (*North-East-Down*), que se puede obtener utilizando el WMM (*World Magnetic Model*).

No obstante, el filtro de Madgwick supone que la componente Este del campo magnético (a lo largo del eje *y*) es insignificante, lo que reduce aún más el vector magnético de referencia a:

$${}^E\hat{\mathbf{b}}_t = [0 \ b_x \ 0 \ b_z].$$

La dirección medida del campo magnético de la Tierra en el marco de la Tierra en el tiempo  $t$ ,  ${}^E\hat{\mathbf{h}}_t$ , se puede calcular como la medición normalizada del magnetómetro,  ${}^S\hat{\mathbf{m}}_t$ , rotado por la orientación del sensor calculado en la estimación anterior,  ${}^S\hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}$ .

$${}^E\hat{\mathbf{h}}_t = [0 \ h_x \ h_y \ h_z] = {}^S\hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} \otimes {}^S\hat{\mathbf{m}}_t \otimes {}^S\hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}^*.$$

El efecto de inclinación errónea de la dirección medida del campo magnético terrestre,  ${}^E\hat{\mathbf{h}}_t$ , se puede corregir si la dirección de referencia del filtro del campo geomagnético,  ${}^E\hat{\mathbf{b}}_t$ , es de la misma inclinación. Esto se logra calculando  ${}^E\hat{\mathbf{b}}_t$ , normalizando  ${}^E\hat{\mathbf{h}}_t$  para que solo tenga componentes en el eje *x* y el eje *z* del marco de la Tierra.

$${}^E\hat{\mathbf{b}}_t = [0 \ \sqrt{h_x^2 + h_y^2} \ 0 \ h_z].$$

Esta compensación de distorsión magnética garantiza que las perturbaciones magnéticas se limiten a afectar únicamente el ángulo *yaw* de la orientación estimada. También elimina la necesidad de predefinir la dirección de referencia del campo magnético de la Tierra.

Sustituyendo  ${}^E\hat{\mathbf{b}}$  y la medición normalizada del magnetómetro  ${}^S\hat{\mathbf{m}}_t$  para formar la función objetivo y Jacobiana, se obtiene:

$$\mathbf{f}_b \left( {}^S\hat{\mathbf{q}}, {}^E\hat{\mathbf{b}}, {}^S\hat{\mathbf{m}} \right) = \begin{bmatrix} 2b_x(\frac{1}{2} - q_y^2 - q_z^2) + 2b_z(q_xq_z - q_wq_y) - m_x \\ 2b_x(q_xq_y - q_wq_z) + 2b_z(q_wq_x + q_yq_z) - m_y \\ 2b_x(q_wq_y + q_xq_z) + 2b_z(\frac{1}{2} - q_x^2 - q_y^2) - m_z \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{J}_b \left( {}^S\hat{\mathbf{q}}, {}^E\hat{\mathbf{b}} \right) = \begin{bmatrix} -2b_zq_y & 2b_zq_z & -4b_xq_y - 2b_zq_w & -4b_xq_z + 2b_zq_x \\ -2b_xq_z + 2b_zq_x & 2b_xq_y + 2b_zq_w & 2b_xq_x + 2b_zq_z & -2b_xq_w + 2b_zq_y \\ 2b_xq_y & 2b_xq_z - 4b_zq_x & 2b_xq_w - 4b_zq_y & 2b_xq_x \end{bmatrix}.$$

Se combinan las mediciones y direcciones de referencia de ambos campos, gravedad y campo magnético, donde la superficie de la solución tiene un mínimo definido por un solo punto, siempre que la intensidad magnética del norte esté definida ( $b_x \neq 0$ ):

$$\mathbf{f}_{g,b} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}, {}^S \hat{\mathbf{a}}, {}^E \hat{\mathbf{b}}, {}^S \hat{\mathbf{m}} \right) = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_g \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}, {}^S \hat{\mathbf{a}} \right) \\ \mathbf{f}_b \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}, {}^E \hat{\mathbf{b}}, {}^S \hat{\mathbf{m}} \right) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{J}_{g,b} \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}, {}^E \hat{\mathbf{b}} \right) = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_g^\top \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}} \right) \\ \mathbf{J}_b^\top \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}, {}^E \hat{\mathbf{b}} \right) \end{bmatrix}.$$

La estimación del nuevo cuaternión es:

$${}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t} = {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + \left( {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} - \beta \frac{\mathbf{J}_{g,b}^\top \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}, {}^E \hat{\mathbf{b}} \right) \mathbf{f}_g \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}, {}^S \hat{\mathbf{a}}_t, {}^E \hat{\mathbf{b}}, {}^S \hat{\mathbf{m}} \right)}{\left\| \mathbf{J}_{g,b}^\top \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}, {}^E \hat{\mathbf{b}} \right) \mathbf{f}_g \left( {}^S_E \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}, {}^S \hat{\mathbf{a}}_t^E, \hat{\mathbf{b}}, {}^S \hat{\mathbf{m}} \right) \right\|} \right) \Delta t.$$

En la Figura 4.2 se presenta el diagrama de bloques de la implementación del filtro de Madgwick a partir de un sensor MARG, incluyendo la distorsión magnética y la compensación de deriva (*drift*) del giróscopo.

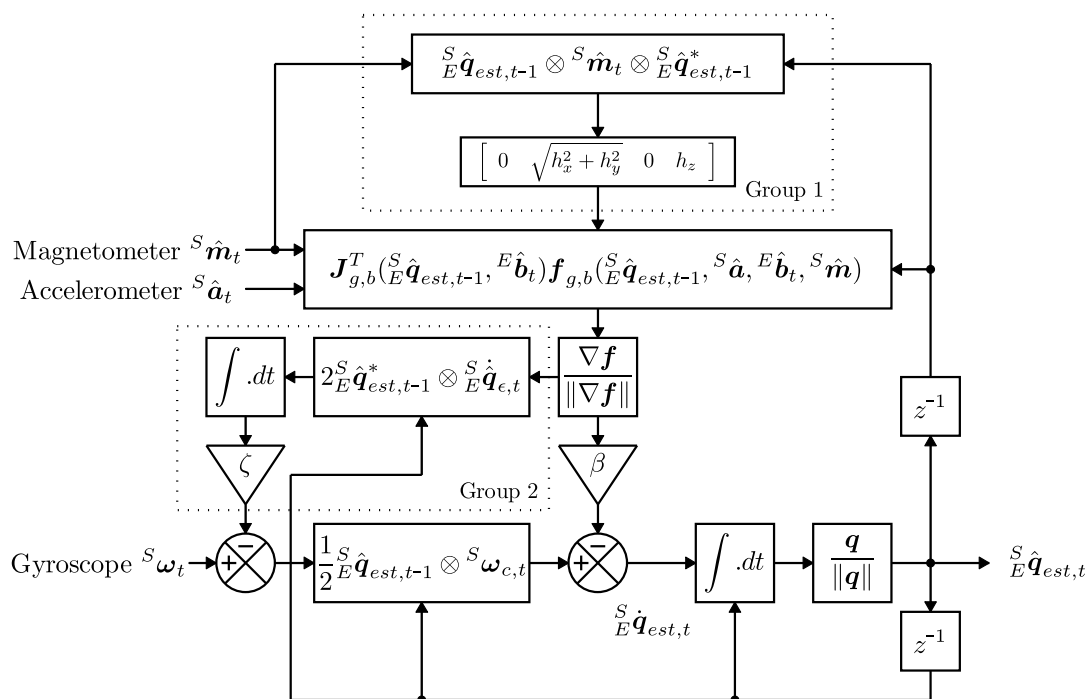


Figura 4.2: Diagrama de bloques de la implementación del filtro de Madgwick a partir de un sensor MARG incluyendo la compensación de distorsión magnética (*Group 1*) y de deriva del giróscopo (*Group 2*). Imagen extraída de la publicación del filtro de Madgwick [3].

### 4.3. Transformación del sistema de coordenadas de la IMU a *base\_link* en entorno real

El filtro de Madgwick posee una implementación en ROS<sup>2</sup> (*Robotic Operative System*), la cual fue utilizada en este trabajo. El mismo puede recibir varios parámetros como entrada, incluyendo una corrección del error *hard-iron* del magnetómetro, que en este caso no fue necesaria porque fue calibrado previamente. La orientación estimada por el filtro y el *ground-truth* posicional

<sup>2</sup>[http://wiki.ros.org/imu\\_filter\\_madgwick](http://wiki.ros.org/imu_filter_madgwick)

medido por el sensor GNSS se encuentran en distintos sistemas de coordenadas. Por tanto, es necesario que ambos estén en el mismo sistema de coordenadas, por lo que hay que hacer las transformaciones correspondientes para pasarlos a *base.link*. En la Figura 4.3 se puede ver la estructura del robot y como están montados los sensores, junto al sistema de coordenadas.

Una pose (posición y orientación) se puede representar como una matriz de transformación  $\mathbf{T}$ , la cual está compuesta por una matriz de rotación  $\mathbf{R}$  y una traslación  $\mathbf{t}$ . Es decir:

$$\mathbf{T} = [\mathbf{R}|\mathbf{t}] .$$

El objetivo es obtener la pose del *base.link* en el sistema de coordenadas de ENU:  ${}^{ENU}\mathbf{T}_{BL}$ . La cual está dada por:

$${}^{ENU}\mathbf{T}_{BL} = {}^{ENU}\mathbf{T}_{IMU} \cdot {}^{IMU}\mathbf{T}_{BL} ,$$

donde:

$${}^{IMU}\mathbf{T}_{BL} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & -1,14385 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 1,8887 \end{bmatrix} ,$$

$${}^{ENU}\mathbf{T}_{IMU} = [{}^{ENU}\mathbf{R}_{IMU} | {}^{ENU}\mathbf{t}_{IMU}] ,$$

donde  ${}^{ENU}\mathbf{R}_{IMU}$  es el resultado de la orientación estimada por el filtro de Madgwick. Mientras que  ${}^{ENU}\mathbf{t}_{IMU}$  se obtiene de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} {}^{ENU}\mathbf{t}_{GNSS} &= {}^{ENU}\mathbf{T}_{IMU} \cdot {}^{IMU}\mathbf{t}_{GNSS} \\ &= [{}^{ENU}\mathbf{R}_{IMU} | {}^{ENU}\mathbf{t}_{IMU}] \cdot {}^{IMU}\mathbf{t}_{GNSS} \\ &= {}^{ENU}\mathbf{R}_{IMU} \cdot {}^{IMU}\mathbf{t}_{GNSS} + {}^{ENU}\mathbf{t}_{IMU} , \\ {}^{ENU}\mathbf{t}_{IMU} &= {}^{ENU}\mathbf{t}_{GNSS} - {}^{ENU}\mathbf{R}_{IMU} \cdot {}^{IMU}\mathbf{t}_{GNSS} , \end{aligned}$$

donde  ${}^{ENU}\mathbf{t}_{GNSS}$  es la posición medida por el sensor GNSS y  ${}^{IMU}\mathbf{t}_{GNSS}$  está dado por:

$${}^{IMU}\mathbf{t}_{GNSS} = \begin{bmatrix} 0,2875 \\ 0,004 \\ 0,0625 \end{bmatrix} .$$

#### 4.4. Sistema de coordenadas en entorno de simulación

En el entorno de simulación, es posible configurar las rotaciones y posiciones de los sistemas de coordenadas de cada sensor. En particular, los sistemas de coordenadas del magnetómetro, IMU y *base-link* en este trabajo se configuraron para que tengan la misma rotación. Esto puede verse en la Figura 4.4, donde se muestra la estructura del robot, como están montados los sensores y el sistema de coordenadas.

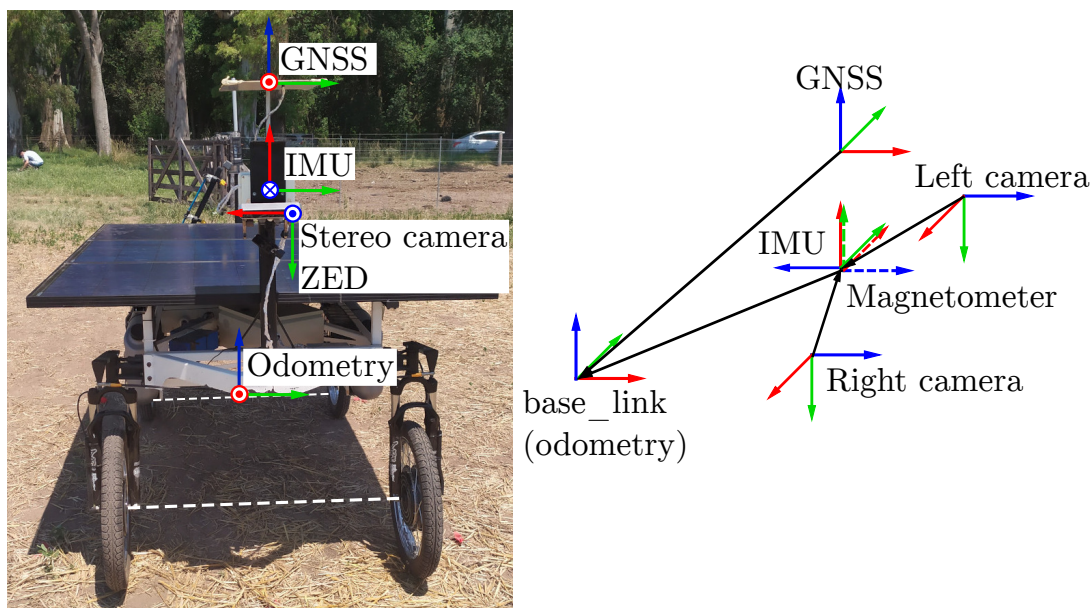


Figura 4.3: Robot desmalezador desarrollado en el CIFASIS (CONICET-UNR) y el sistema de coordenadas de los sensores. En la imagen del robot de la izquierda, el sistema de coordenadas del magnetómetro tiene el mismo origen que el de la IMU y fue omitido para una mayor claridad. Las líneas punteadas en la figura de la derecha se corresponden al sistema de coordenadas del magnetómetro.

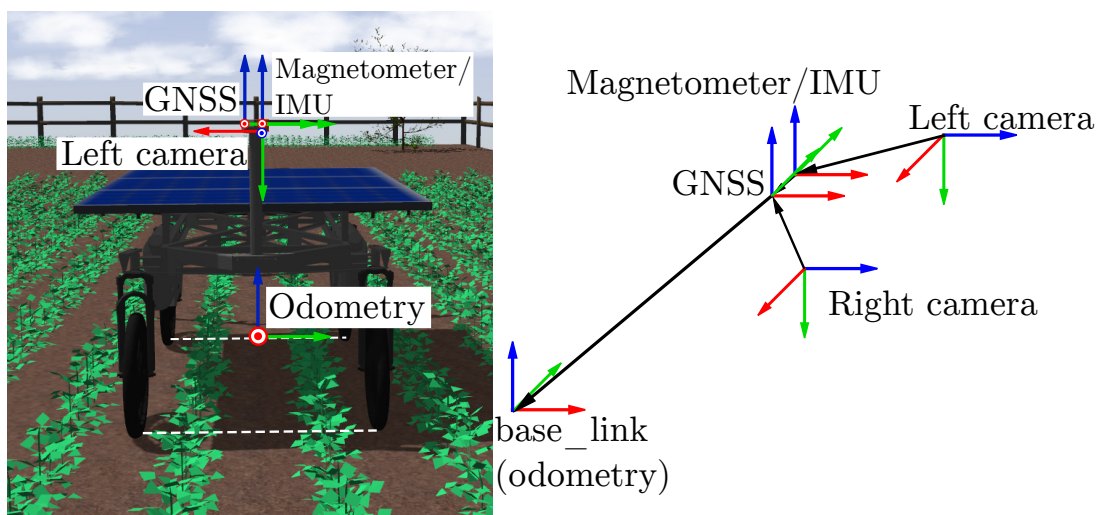


Figura 4.4: Modelo del robot desmalezador y el entorno de simulación de Gazebo presentado en [43], junto al sistema de coordenadas de los sensores.

## Capítulo 5

# Experimentos

En este capítulo se presentan los experimentos realizados en este trabajo para validar el procedimiento de obtención de orientación absoluta mediante un dispositivo MARG. Los mismos consisten en aplicar el método de ajuste de elipsoide por mínimos cuadrados para calibrar las mediciones del magnetómetro, y luego estimar la orientación de un robot utilizando el filtro de Madgwick y analizar el rendimiento de dicho filtro.

Los experimentos fueron realizados utilizando una computadora estándar, la cual cuenta con una memoria RAM de 16 GB, un disco de estado sólido, un procesador Micro Intel Core i7 9700K 1151CL y una placa de video VGA MSI RTX2060 SUPER 8 GB.

Para la realización de experimentos en entornos reales se utilizaron secuencia de datos obtenidas por el robot desmalezador desarrollado en el instituto CIFASIS (CONICET-UNR) [4, 5]. En la Figura 4.3. se puede ver la estructura del robot y como están montados los sensores, junto a sus sistema de coordenadas.

Por otra parte, también se realizaron experimentos en simulación donde se cuenta con un *ground-truth* exacto y se permite analizar con gran precisión el impacto de diferentes parámetros como frecuencia de los sensores, ruido en las mediciones, entre otros. Para la realización de estos experimentos se utilizó el modelo del robot desmalezador y el entorno de simulación de Gazebo presentado en [43]. En la Figura 5.1 se ilustra el entorno de simulación.

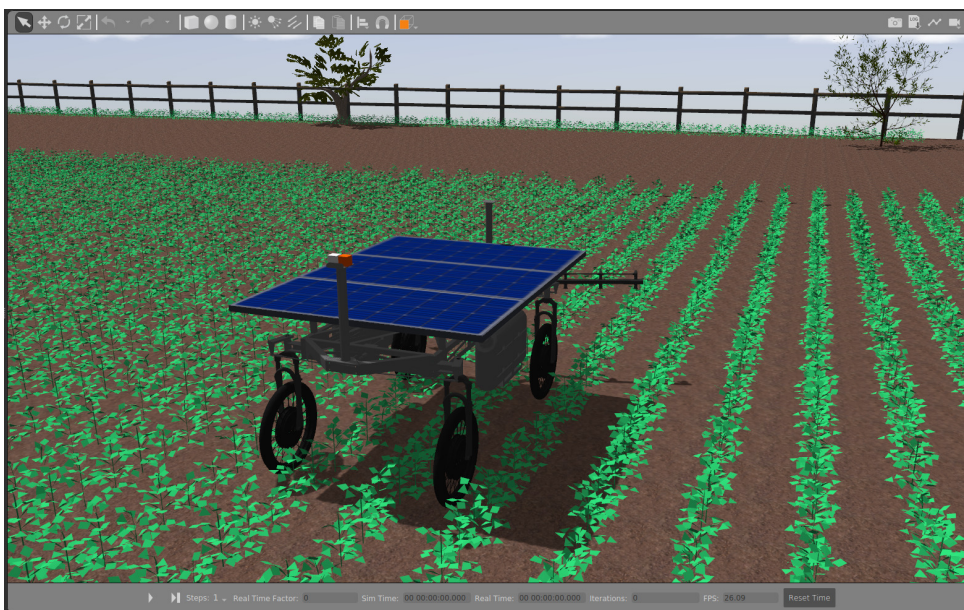


Figura 5.1: Modelo del robot desmalezador y entorno de simulación de gazebo.

## 5.1. Procedimiento para la realización de los experimentos

Los procedimientos empleados para llevar a cabo los experimentos, tanto en entornos de simulación como en entornos reales, se describen a continuación:

1. **Grabación de datos:** El primer paso implica grabar los datos y guardar las mediciones en un archivo rosbag. En el caso del entorno real se recorre el campo con el robot y se guardan las mediciones obtenidas por los sensores. Los datos reales cuentan con *ground-truth* posicional provisto por un sistema GNSS-RTK. No cuentan con *ground-truth* de orientación. Debido a esto, los resultados se comparan con la estimación a partir del sistema visual-inercial ORB-SLAM3 [6]. Para el entorno de simulación, se ejecuta la simulación en Gazebo y con el comando `roslaunch rosbag record` se guardan los tópicos publicados que corresponden a las mediciones de los sensores. En simulación se cuenta con *ground-truth* de pose (posición y orientación) obtenido a partir del nodo de ROS `world_odom_publisher` [43].
2. **Calibración del magnetómetro:** Aplicación del método de ajuste de elipsoide por mínimos cuadrados para calibrar el magnetómetro. Para el entorno real se utilizó el paquete de ROS `ros-calibration_imu` que contiene una interfaz gráfica para recolectar los datos y calibrar<sup>1</sup>. En el entorno de simulación, el terreno está nivelado, lo que genera que las mediciones del magnetómetro se mantengan en un plano. Debido a esto, no es posible realizar una calibración en 3D y ajustar los datos a una esfera. Por esta razón para los experimentos en entorno de simulación que fue necesario una calibración, se utilizó una herramienta que permite realizar calibración en 2D<sup>2</sup>.
3. **Transformación de sistemas de coordenadas del magnetómetro:** Para la correcta ejecución del filtro de Madgwick, se requiere que las mediciones del magnetómetro e IMU puedan estar expresadas en un mismo sistema de coordenadas. Por lo tanto, se debe realizar previamente la transformación necesaria de las mediciones del magnetómetro al sistema de coordenadas de la IMU para asegurar esta alineación adecuada. En la Figura 4.3 se puede ver la transformación correspondiente para el entorno real, mientras que en el entorno de simulación, dicha transformación se corresponde a cómo fue configurada la simulación. En los experimentos en simulación presentados en este trabajo, la IMU y el magnetómetro están en el mismo sistema de coordenadas. Esto puede verse en la Figura 4.4, donde se muestra el sistema de coordenadas en el entorno de simulación.
4. **Filtro de Madgwick:** Aplicación del filtro de Madgwick sobre la secuencia obtenida para estimar la orientación. Para ello se utilizó una implementación del filtro en ROS<sup>3</sup>.
5. **Transformación a *base-link*:** El resultado obtenido tras aplicar el filtro de Madgwick se encuentra en el sistema de coordenadas de la IMU, por lo que es necesario llevar a cabo la transformación correspondiente a *base-link* para realizar una comparación adecuada.
6. **Evaluación de resultados:** Para comparar resultados, tanto en entornos de simulación como en reales, se utilizó la herramienta `evo`<sup>4</sup>. `Evo` permite evaluar y comparar trayectorias, calcular el error posicional y de orientación, y obtener métricas de error APE (*Absolute Pose Error*), RMSE (*Root Mean Squared Error*), Mediana, Media, Mínimo, Máximo y desviación estándar. De ahora en más, se utilizarán dichas métricas en los resultados expuestos.

<sup>1</sup>[https://github.com/pcdangio/ros-calibration\\_imu](https://github.com/pcdangio/ros-calibration_imu)

<sup>2</sup><https://github.com/risherlock/Magnetometer-Calibration>

<sup>3</sup>[http://wiki.ros.org/imu\\_filter\\_madgwick](http://wiki.ros.org/imu_filter_madgwick)

<sup>4</sup><https://github.com/MichaelGrupp/evo>

## 5.2. Experimentos en entornos de simulación

Trabajar en simulación ofrece varias ventajas significativas, como disponer de datos *ground-truth*, la capacidad de manipular el ruido y la frecuencia de los sensores, así como la posibilidad de grabar datos utilizando una computadora sin necesidad de trasladar físicamente el robot o trabajar en entornos exteriores, entre otros beneficios. Trabajar en entornos de simulación proporciona información sobre el comportamiento del filtro de Madgwick en condiciones donde los sensores operan a alta frecuencia y el ruido es mínimo, entre otras condiciones controladas. Esto permite establecer una estimación mínima del error asociado al uso del filtro. Como resultado, se conoce de forma anticipada el nivel de error esperado al emplear el filtro en entornos reales, caracterizados por la presencia de mayor ruido en los sensores, menor frecuencia de muestreo y terrenos con desniveles.

Es importante mencionar que el motor de físicas utilizado en el simulador no está libre de ruido. Puede suceder que los datos medidos por la IMU sean un poco ruidosos, dado que simular las dinámicas del sistema es algo complejo<sup>5 6</sup>. Esta situación puede ocasionar errores durante el proceso de estimación de la orientación.

El modelo del robot de la simulación cuenta con sensores de odometría, cámara RGB-D, IMU, magnetómetro y GNSS. A continuación se detallan cada uno de los sensores:

- **Sensor RGB-D + IMU:** El sensor Intel® RealSense™ Depth Camera D435i está compuesto por una cámara RGB, una cámara estéreo IR y una IMU que permite medir aceleración lineal y velocidad angular. Para el modelado de este sensor se utilizaron los paquetes de ROS en gazebo que simulan este sensor<sup>7 8</sup>. Por otro lado se utiliza el paquete `stereo_image_proc` para la rectificación de las imágenes estéreo y `depth_image_proc`<sup>9</sup> para generar la nube de puntos 3D a partir de imágenes estéreo.
- **GNSS y magnetómetro:** Para simular los sensores GNSS y magnetómetro se utilizaron los plugins de tipo `sensor`<sup>10</sup> del paquete correspondiente<sup>11</sup>.
- **Odometría:** Para la generación de mensajes de odometría se utiliza el nodo de ROS `world_odom_publisher` [43] creado por el grupo, que lee la pose y velocidad real del robot simulado en Gazebo, y genera mensajes de odometría estándar de ROS. Este componente se encargará de informar la odometría real sin errores del robot, es decir, el *ground-truth*.

En la Tabla 5.1 se muestran los tópicos de ROS publicados por los sensores del robot en el entorno de simulación, junto al tipo de mensaje y frecuencia de cada uno.

### 5.2.1. Calibración del magnetómetro en entorno de simulación

La calibración del magnetómetro para secuencias simuladas se realiza en 2D. Esta decisión se debe a que el robot es de tipo *car-like*, moviéndose en un plano donde el terreno carece de desniveles significativos. Esto genera que las mediciones para el eje  $z$  sea el mismo valor. Debido a esto, los datos forman un círculo centrado en el sistema de coordenadas o una elipse descentrada dependiendo si las mediciones tienen distorsiones del tipo *hard-iron* y *soft-iron*, como se puede observar en la Figura 5.2. Por lo tanto, no es posible ajustar estos datos a una esfera. En su lugar, es necesario realizar una calibración 2D. Para realizar la calibración se utilizó una herramienta

<sup>5</sup>[https://classic.gazebosim.org/tutorials?tut=sensor\\_noise&cat=sensors#IMUnoise](https://classic.gazebosim.org/tutorials?tut=sensor_noise&cat=sensors#IMUnoise)

<sup>6</sup><https://answers.ros.org/question/217314/imu-plugin-erratic-acceleration-measurements/>

<sup>7</sup>[https://github.com/m-tartari/realsense\\_gazebo\\_description](https://github.com/m-tartari/realsense_gazebo_description)

<sup>8</sup>[https://github.com/m-tartari/realsense\\_gazebo\\_plugin](https://github.com/m-tartari/realsense_gazebo_plugin)

<sup>9</sup>[http://wiki.ros.org/depth\\_image\\_proc](http://wiki.ros.org/depth_image_proc)

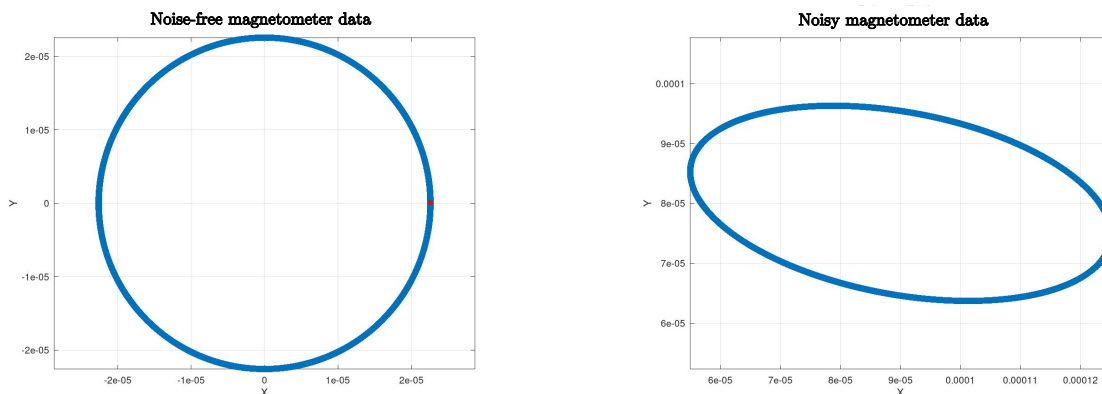
<sup>10</sup>[http://gazebosim.org/tutorials?tut=ros\\_gzplugins](http://gazebosim.org/tutorials?tut=ros_gzplugins)

<sup>11</sup>[http://wiki.ros.org/hector\\_gazebo\\_plugins](http://wiki.ros.org/hector_gazebo_plugins)

Tópico	Tipo	Frecuencia
/world_odom_publisher/odom	nav_msgs/Odometry	10 Hz
/camera/imu/sample	sensor_msgs/Imu	500 Hz
/magnetometer/fix	sensor_msgs/MagneticField	500 Hz
/gps/fix	sensor_msgs/NavSatFix	5 Hz
/camera/infra1/image_rect_raw/compressed	sensor_msgs/CompressedImage	30 Hz
/camera/infra2/image_rect_raw/compressed	sensor_msgs/CompressedImage	30 Hz

Tabla 5.1: Tópicos de ROS publicados por los sensores del robot desmalezador junto al tipo de mensaje y frecuencia de cada uno.

que aplica el método de ajuste de elipsoide por mínimos cuadrados y permite realizar calibración en 2D<sup>12</sup>. Observar que no es necesario realizar una calibración en los datos libres de ruido.



(a) Mediciones del magnetómetro en secuencia simulada sin ruido.

(b) Mediciones del magnetómetro en secuencia simulada con ruido.

Figura 5.2: Mediciones del magnetómetro en secuencias simuladas. El robot, al ser de tipo *car-like* se mueve en un plano donde el terreno carece de desniveles, lo que genera que las mediciones para el eje  $z$  sea el mismo valor. En (a) se forma un círculo centrado en el sistema de coordenadas, debido a que las mediciones carecen de ruido y no se producen distorsiones del tipo *hard-iron* y *soft-iron*. En (b) se forma una elipse descentrada, debido a los errores *hard-iron* y *soft-iron*.

### 5.2.2. Robot en estado estacionario

El primer experimento realizado consiste en aplicar el filtro de Madgwick en una secuencia donde el robot permanece en reposo. De esta manera se evitan posibles perturbaciones en los sensores, como podría ser la medición de movimientos no deseados por parte del acelerómetro, además de garantizar que el magnetómetro apunte siempre en una dirección constante. El objetivo de esto es conocer el error mínimo que puede alcanzar el filtro en una simulación realizada con Gazebo. Se siguió la metodología mencionada en la Sección 5.1 para calcular el error de la orientación estimada del robot. En la Figura 5.3 se muestran las distintas métricas del APE. También, se resumen dichos errores en la Tabla 5.2. Observar que la media del error es  $0.007^\circ$  y el máximo  $0.02^\circ$ , por lo que el filtro presenta un buen desempeño en este escenario. En la Figura 5.4, para más detalle, se muestran los ángulos *roll*, *pitch* y *yaw* de la orientación estimada. Si bien se aprecia una oscilación en cada ángulo, la misma se corresponde a valores muy pequeños.

<sup>12</sup><https://github.com/risherlock/Magnetometer-Calibration>

Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
0.007°	0.0068°	0.0003°	0.025°	0.009°	0.005°

Tabla 5.2: Métricas de error de estimación (APE) de la orientación para la secuencia con el robot en estado estacionario.

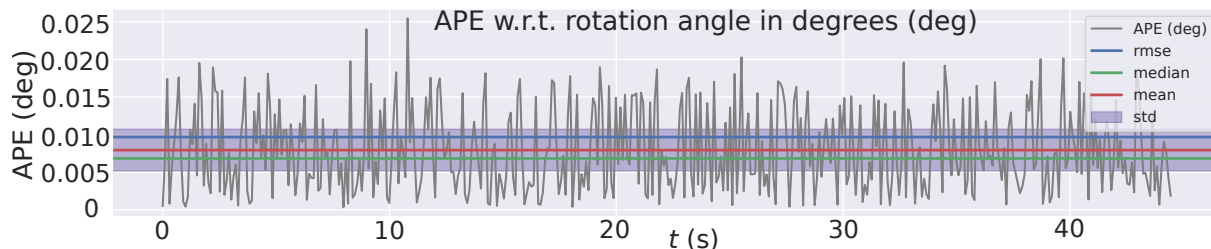


Figura 5.3: Error absoluto en grados de la estimación de la orientación con el robot en estado estacionario.

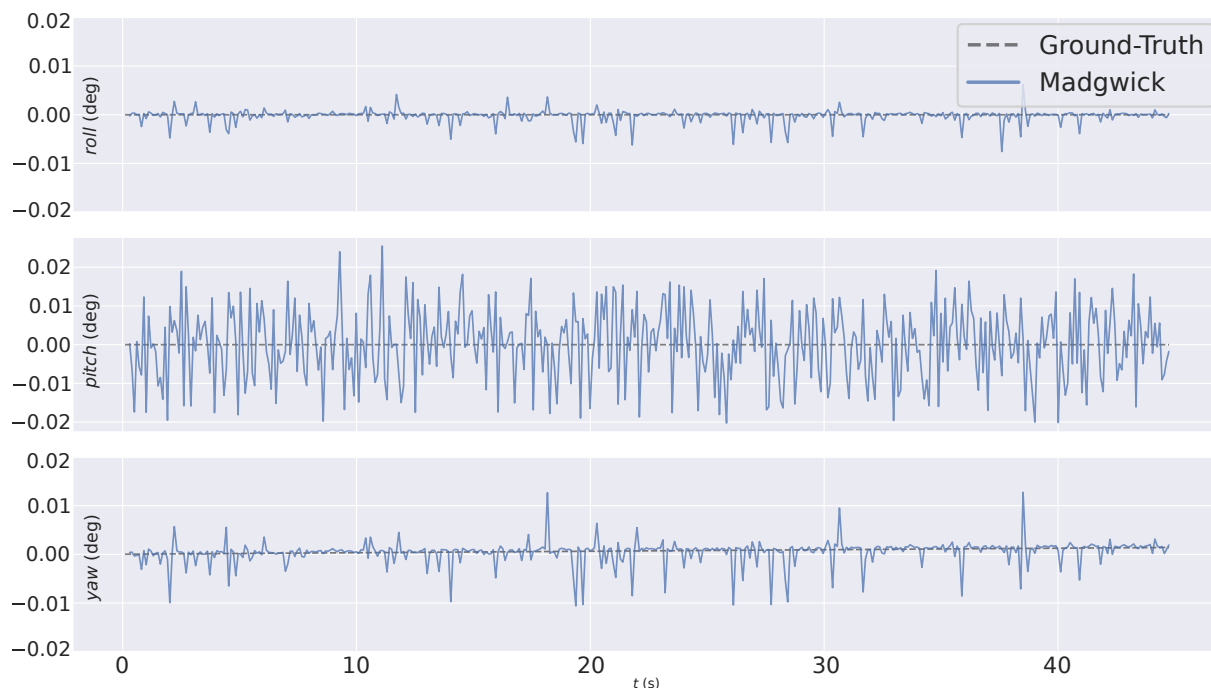


Figura 5.4: Comparación de los ángulos *roll*, *pitch* y *yaw* entre el *ground-truth* y la orientación estimada por Madgwick para la secuencia con el robot en estado estacionario.

### 5.2.3. Secuencia simulada en movimiento

El siguiente experimento consiste en estimar la orientación en una secuencia simulada donde el robot recorre los surcos del cultivo realizando giros en las cabeceras. En dicha secuencia los sensores no tienen ruido, el robot recorre 118.14m y tiene una duración de 2 min y 48s. El camino realizado por el robot en esta secuencia se ilustra en la Figura 5.5. En la Tabla 5.3 se muestra el APE correspondiente al experimento realizado. Observar que el error aumentó con respecto al experimento presentado en la Subsección 5.2.2. El aumento del error se produce en las estimaciones de los ángulos *pitch* y *roll* durante los cambios de magnitud y dirección de la velocidad del robot, debido a que las mediciones del acelerómetro impactan fuertemente en las estimaciones de estos ángulos. El vector aceleración medido por el sensor está dominado por el vector gravedad, pero otras aceleraciones, como la aceleración lineal, son consideradas ruido

para la estimación del filtro. La aceleración es el cambio de velocidad con respecto al tiempo, mientras que la velocidad es un vector y está compuesta por una magnitud y una dirección. Por lo tanto, el acelerómetro mide los cambios de magnitud en la velocidad del robot y los cambios de dirección que se corresponden a cuando el robot está girando. Esta última se la conoce como *aceleración centrípeta*. El filtro de Madgwick no compensa estas aceleraciones y afectan a la estimación. En las Figura 5.6 se muestra el APE y la comparación de los ángulos *roll*, *pitch* y *yaw* respectivamente. Se puede observar durante los trayectos rectos que la velocidad se mantiene constante, tanto en dirección como en magnitud, el filtro muestra una precisión elevada con un error menor a  $0.1^\circ$ . En la gráfica del APE, los picos se corresponden a cuando el robot está girando, frenando o arrancando. Esto también se puede observar en la comparación de los ángulos. Al ser un robot de tipo *car-like*, el ángulo más relevante es *yaw*, ya que se corresponde al plano donde se desplaza el robot. Este ángulo presenta un buen desempeño durante toda la trayectoria, ya que la estimación de este ángulo es calculada principalmente a través de mediciones del magnetómetro, el cual no presenta ruido en esta secuencia.

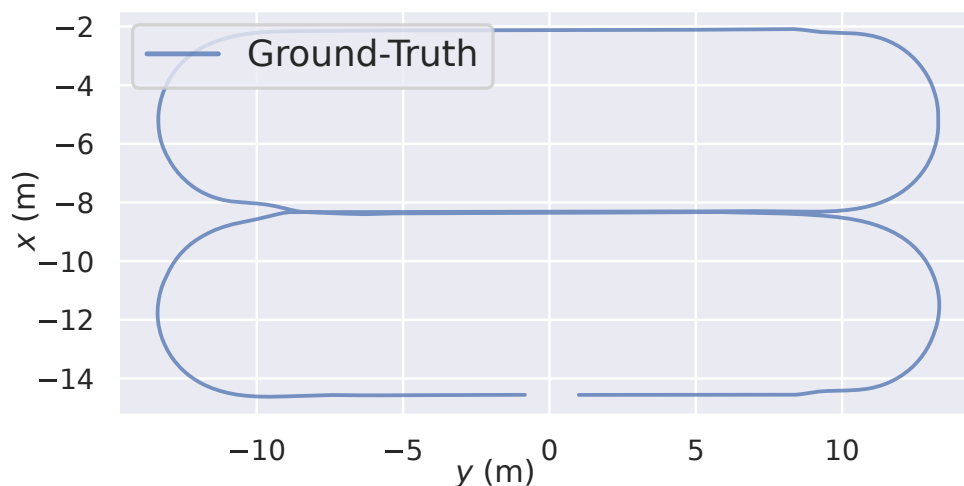


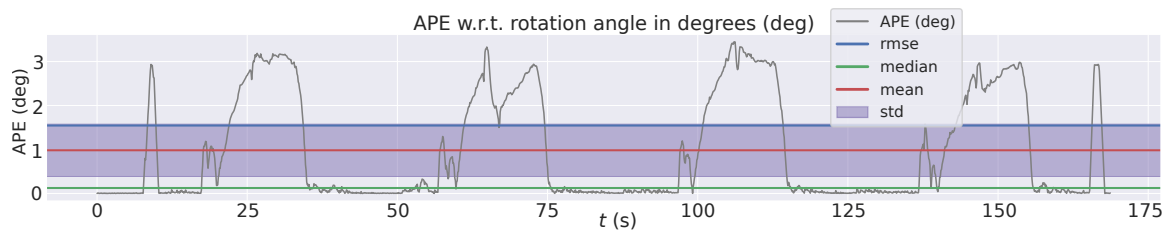
Figura 5.5: Trayectoria *ground-truth* de la secuencia simulada.

Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
$0.98^\circ$	$0.12^\circ$	$0.0002^\circ$	$3.4^\circ$	$1.54^\circ$	$1.19^\circ$

Tabla 5.3: Métricas de error obtenido (APE) en la estimación de la orientación para la secuencia simulada en movimiento.

#### 5.2.4. Análisis del impacto de la frecuencia de los sensores

El objetivo es analizar cómo afecta la frecuencia de los sensores a la estimación de la orientación del robot. Para esto se llevaron a cabo experimentos variando la frecuencia de los sensores utilizando la secuencia presentada en la Subsección 5.2.3. El filtro de Madgwick para realizar la estimación, requiere la misma cantidad de mediciones de acelerómetro, giróscopo y magnetómetro. Por lo tanto, la estimación se realiza utilizando la frecuencia del sensor con frecuencia más baja. En particular, se configuraron los sensores para operar en las frecuencias 500 Hz, 250 Hz, 100 Hz, 40 Hz, 10 y 1 Hz. En la Tabla 5.4 se muestra el APE para cada experimento según la frecuencia de los sensores y las métricas de error, respectivamente. Como se puede observar, los errores mantienen valores similares cuando los sensores operan a frecuencias mayores a 100 Hz y empieza a aumentar con frecuencias más bajas.



(a) APE secuencia simulada.

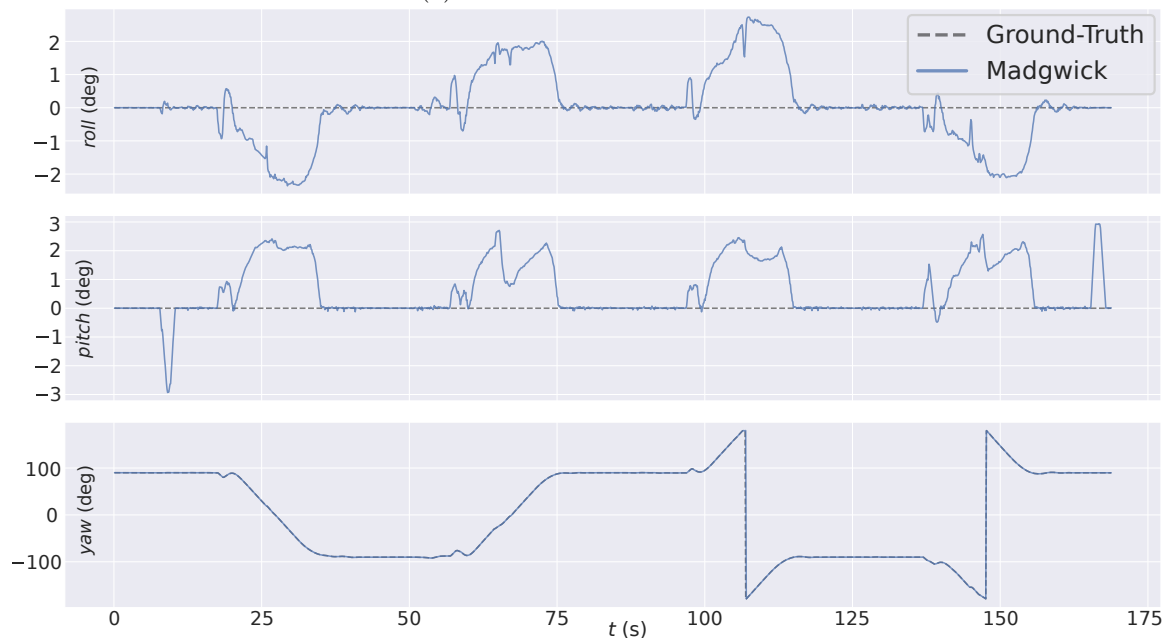
(b) Ángulos *roll*, *pitch* y *yaw* en la secuencia simulada.

Figura 5.6: En (a) se muestra el APE y en (b) la comparación de los ángulos *roll*, *pitch* y *yaw* en la secuencia simulada.

Frecuencia de los sensores	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
500 Hz	0.98°	0.12°	0.0002°	3.4°	1.54°	1.19°
250 Hz	0.98°	0.12°	0.0005°	3.6°	1.55°	1.19°
100 Hz	0.98°	0.13°	0.0012°	3.48°	1.52°	1.16°
40 Hz	1.03°	0.18°	0.002°	3.72°	1.6°	1.22°
10 Hz	1.37°	0.43°	0.002°	5.7°	2°	1.46°
1 Hz	7.8°	2.99°	0.05°	31.5°	11.08°	7.87°

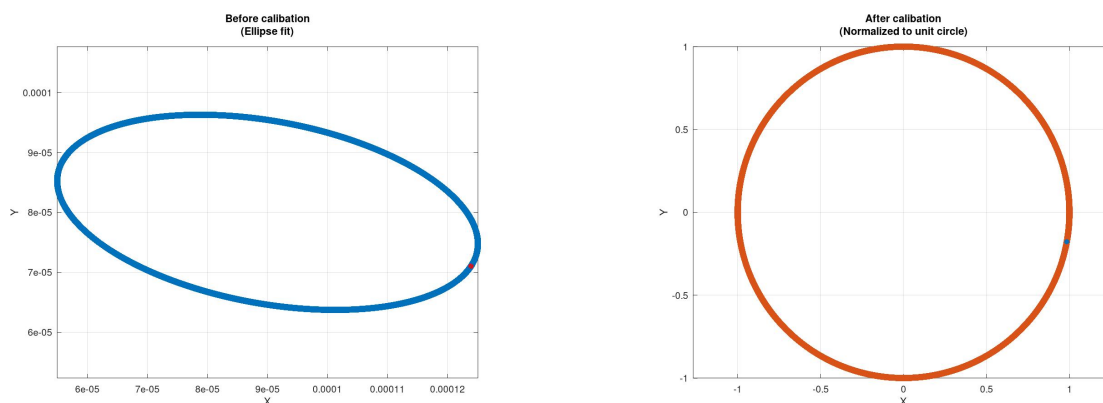
Tabla 5.4: Métricas de los errores obtenidos (APE) en la estimación de la orientación para la secuencia simulada con los sensores operando a distintas frecuencias.

### 5.2.5. Análisis de ruido del sensor MARG

En el entorno real, es común que los sensores estén sujetos a ruido. Por esta razón, con el fin de simular un comportamiento más cercano a la realidad, se llevaron a cabo experimentos en los cuales se introdujo manualmente ruido a las mediciones del sensor MARG en la secuencia presentada en la Subsección 5.2.3, con el fin de analizar el impacto de dicho ruido a la estimación de la orientación.

### Errores *hard-iron* y *soft-iron* en el magnetómetro

En primer lugar, se simularon los errores *hard-iron* y *soft-iron*. Para agregarle ruido *hard-iron* es necesario sumarle un *bias* a las mediciones del magnetómetro para que estas no estén centradas en el sistema de coordenadas. En cuanto al *soft-iron* es necesario multiplicar los datos del magnetómetro por una matriz. De esta manera, se consigue formar una elipse con las mediciones del magnetómetro y que no están centrados en el sistema de coordenadas como se puede observar en la Figura 5.7. Luego de agregarle ruido, se sigue con el procedimiento explicado en la Sección 5.1 para estimar la orientación. Se realizaron distintos experimentos con diferentes matrices y *bias*, y en todos se obtuvieron resultados similares a cuando se trabajó con los datos sin ruido. Esto se debe a que en el proceso de calibración del magnetómetro, el calibrador encuentra los parámetros de *hard-iron* y *soft-iron* correctamente y corrige las mediciones.



(a) Calibración del magnetómetro: Antes de la calibración del magnetómetro.

(b) Calibración del magnetómetro: Luego de la calibración del magnetómetro.

Figura 5.7: Resultado de la calibración de los datos del magnetómetro para la secuencia simulada, a la cual se le ha agregado manualmente ruido al magnetómetro. En (a) se observan los datos antes de la calibración, donde se pueden apreciar los errores *hard-iron* y *soft-iron*. Luego, una vez que los datos están calibrados, se concentran alrededor de un círculo centrado de radio 1, como se observa en (b).

### Ruido gaussiano en el sensor MARG

Se realizaron experimentos en los que se introdujo ruido en las mediciones del sensor MARG, con el propósito de evaluar su impacto en la estimación de la orientación. Se añadió ruido a las mediciones siguiendo una distribución normal, variando la desviación estándar para cada sensor (ruido gaussiano). Es importante mencionar que no fue posible modelar el ruido de los sensores reales, por lo que el comportamiento del filtro en los datos simulados para este caso no será similar al comportamiento con los datos reales. Se añadió ruido a los tres sensores por separado, el cual se fue incrementando gradualmente, y luego se agregó ruido a los tres sensores juntos. Los valores de desviación estándar del ruido agregado para cada sensor se eligieron teniendo en cuenta la magnitud de las mediciones de cada sensor. El resultado se muestra en la Tabla 5.5 y se observa que el error aumenta conforme se incrementa el nivel de ruido en los sensores. El ruido en las mediciones del giróscopo y acelerómetro afectan principalmente a las estimaciones de *pitch* y *roll*, mientras que el ruido en los datos del magnetómetro, afectan principalmente a las mediciones en *yaw*.

STD ruido acelerómetro	STD ruido giróscopo	STD ruido magnetómetro	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
0	0	0	0.98°	0.12°	0.0002°	3.4°	1.54°	1.19°
0.2	0	0	1.09°	0.3°	0.007°	3.4°	1.56°	1.12°
0	0.02	0	0.98°	0.13°	0.001°	3.4°	1.54°	1.17°
0.2	0.02	0	1.08°	0.33°	0.02°	3.4°	1.54°	1.1°
0.5	0	0	1.22°	0.68°	0.03°	3.1°	1.52°	0.93°
0	0.05	0	1°	0.13°	0.002°	3.45°	1.57°	1.2°
0.5	0.05	0	1.26°	0.71°	0.09°	3.49°	1.59°	0.96°
1	0	0	1.51°	1.13°	0.03°	3.24°	1.71°	0.8°
0	0.1	0	1.01°	0.16°	0.06°	3.62°	1.56°	1.2°
1	0.1	0	1.7°	1.41°	0.05°	4.01°	1.92°	0.9°
1.5	0	0	1.79°	1.5°	0.07°	3.26°	1.93°	0.72°
0	0.5	0	1.9°	1.42°	0.05°	9.6°	2.44°	1.53°
1.5	0.5	0	3.8°	3.7°	0.14°	10.36°	4.24°	1.8°
0	0	0.000001	1.03°	0.25°	0.02°	3.3°	1.51°	1.1°
0	0	0.0000025	1.15°	0.51°	0.03°	3.3°	1.53°	0.99°
0	0	0.000005	1.49°	1.1°	0.02°	3.3°	1.7°	0.83°
0	0	0.0000075	1.89°	1.6°	0.04°	3.71°	2.05°	0.8°
0	0	0.00001	2.24°	2.05°	0.04°	3.85°	2.4°	0.85°
0.2	0.02	0.000001	1.16°	0.46°	0.015°	3.3°	1.55°	1.02°
0.5	0.05	0.000005	1.81°	1.54°	0.084°	3.7°	1.96°	0.75°
1	0.1	0.00001	2.8°	2.17°	0.07°	5.4°	3.01°	1.09°

Tabla 5.5: Estadísticas de los errores obtenidos en la estimación de la orientación para la misma secuencia, tanto con la presencia como sin la presencia de ruido agregado manualmente a las mediciones del magnetómetro, acelerómetro y giróscopo. Las tres primeras columnas hacen referencia al valor de desviación estándar del ruido agregado en las mediciones de cada sensor, mientras que el resto de columnas hacen referencia a las métricas de error obtenidas.

### 5.2.6. Filtros Mahony y EKF

Se evaluaron los filtros Mahony y EKF<sup>13</sup> junto con el filtro de Madgwick aquí utilizado en la secuencia presentada en la Subsección 5.2.3. En la Tabla 5.6 se muestran las estadísticas de error de la estimación de la orientación obtenida por cada filtro. Se puede observar que los tres filtros presentan un rendimiento similar en cuanto a la media de error, mientras que Madgwick presenta la mediana más baja. Para los tres filtros, el principal error se produce en las estimaciones de los ángulos *pitch* y *roll* durante los cambios de magnitud y dirección de la velocidad, debido a lo explicado en la Subsección 5.2.3. Esto se puede observar en la Figura 5.8 donde se muestran los ángulos y la estimación de los tres filtros, junto al *ground-truth*.

### 5.2.7. Resultado ORB-SLAM3 en secuencia simulada

Se corrió el sistema SLAM visual-inercial ORB-SLAM3 [6] sobre la secuencia simulada para conocer el error de la orientación estimada y compararla con el obtenido por el filtro de Madgwick. La secuencia no es la misma que se utilizó en los experimentos anteriores, pero tiene la misma duración y el robot realiza el mismo recorrido. Esto se debe a que en la secuencia anterior no se guardaron los datos de la cámara, los cuales son necesarios para ejecutar ORB-SLAM3. La estimación obtenida por ORB-SLAM3 presenta errores de posicionamiento en su localización. En

<sup>13</sup><https://github.com/Mayitzin/ahrs>

Filtro	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
Madgwick	0.98°	0.12°	0.0002°	3.44°	1.54°	1.19°
Mahony	0.84°	0.38°	0.004°	4.5°	1.31°	1.01°
EKF	1.08°	0.48°	0.01°	3.13°	1.46°	0.98°

Tabla 5.6: Estadísticas de los errores obtenidos (APE) en la estimación de la orientación para la secuencia simulada, aplicando los filtros de Madgwick, Mahony y EKF. Las mediciones no tienen ruido.

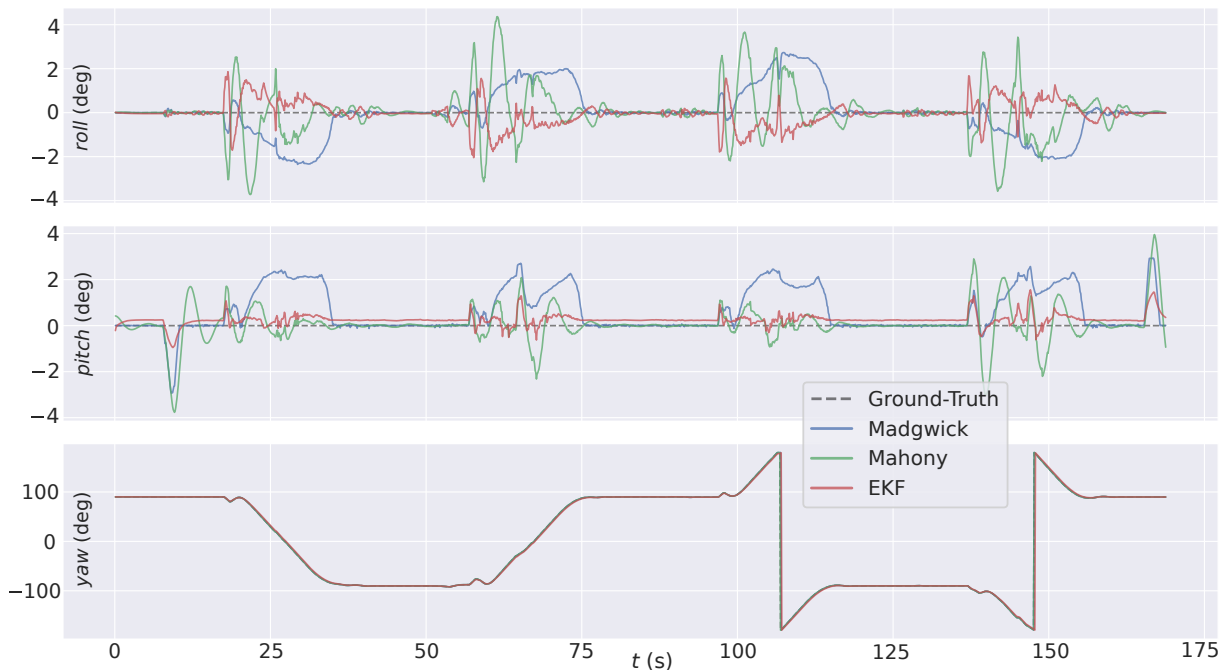


Figura 5.8: Comparación de la estimación de los ángulos *roll*, *pitch* y *yaw* entre los filtros de Madgwick, Mahony y EKF en la secuencia simulada. Las mediciones no tienen ruido.

la Figura 5.9 se muestra la comparación de la estimación de ORB-SLAM3 con el *ground-truth*. Por esta razón, además de calcular el APE, también se calculó el RPE (*Relative Pose Error*). El APE calcula el error absoluto entre una pose estimada y una pose de referencia. Mientras que el RPE brinda información sobre la precisión local. El RPE calcula la diferencia entre dos poses estimadas y dos poses reales consecutivas, y luego calcula el error relativo entre esas diferencias. En la Figura 5.10 se muestran la gráfica de error correspondientes al APE de ORB-SLAM3 y en 5.11 la comparación de los ángulos *roll*, *pitch* y *roll* entre el *ground-truth* y resultado de ORB-SLAM3 y el filtro de Madgwick. Mientras que en las Tablas 5.7 y 5.8 se muestran las métricas de error RPE y APE de las mismas. Se puede observar en las tablas que Madgwick obtiene menor media y mediana en la comparación del APE, mientras que ORB-SLAM3 obtiene mejores resultados en la comparación del RPE. En las gráficas se puede ver que el error de ORB-SLAM3 se mantiene durante toda la trayectoria en valores similares, mientras que el error principal del filtro de Madgwick se produce durante los cambios de velocidad, como se explicó en la Subsección 5.2.3.

### 5.3. Experimentos en entornos reales

Para la realización de experimentos en entornos reales se utilizaron secuencias de datos obtenidas por el robot desmalezador desarrollado en el instituto CIFASIS (CONICET-UNR)

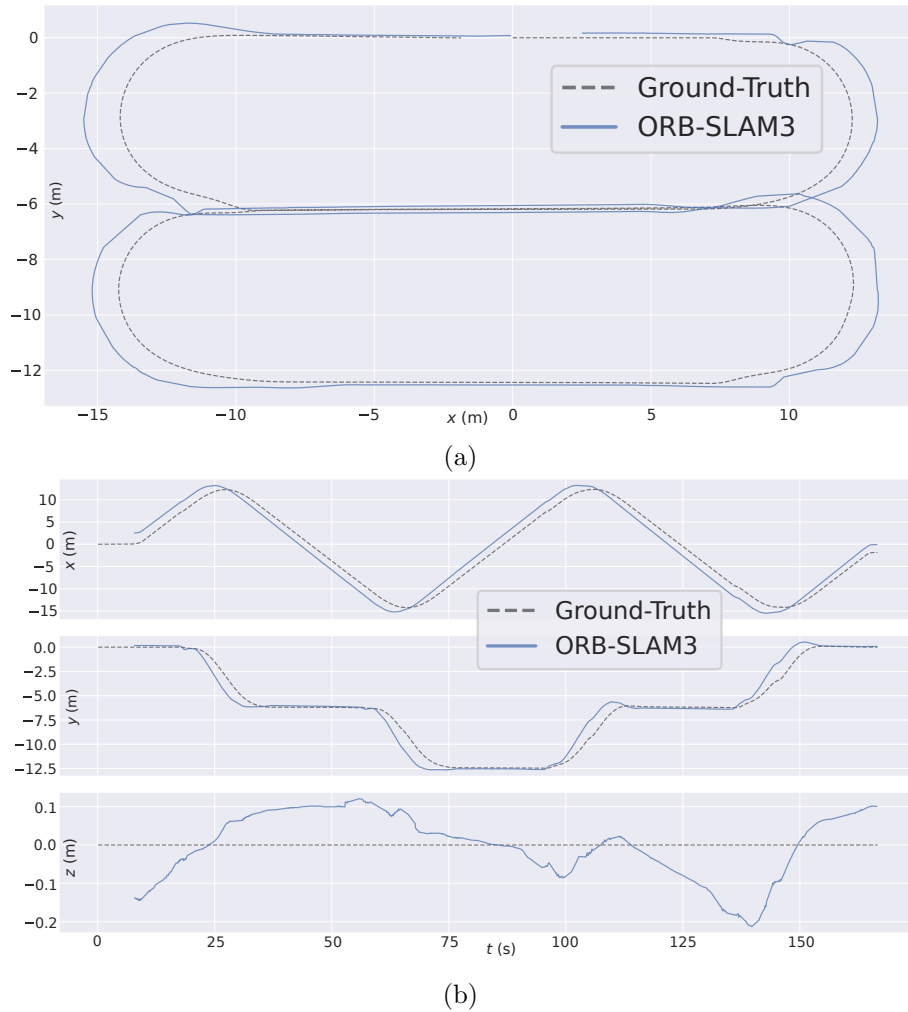


Figura 5.9: Evaluación de los resultados de ORB-SLAM3 [6] en la secuencia simulada. En (a) se muestra la comparación de la trayectoria estimada por el sistema visual-inercial ORB-SLAM3 con el *ground-truth*. La posición obtenida por ORB-SLAM3 es comparada con el *ground-truth* en cada eje  $x$ ,  $y$  y  $z$  como puede verse en (b). Se puede observar en ambas figuras que ORB-SLAM3 presenta errores. Si bien la trayectoria presenta un error traslacional, la forma estimada de la trayectoria implica que el sistema es capaz de tener una orientación precisa.

Estimación	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
Madgwick	$0.07^\circ$	$0.04^\circ$	$0.0002^\circ$	$0.39^\circ$	$0.1^\circ$	$0.07^\circ$
ORB-SLAM3	$0.022^\circ$	$0.012^\circ$	$0.0006^\circ$	$0.31^\circ$	$0.039^\circ$	$0.03^\circ$

Tabla 5.7: Métricas de error con respecto al RPE (*Relative Pose Error*) en la secuencia simulada en la que se compara el *ground-truth* con el resultado del filtro de Madgwick y con el resultado de ORB-SLAM3.

Estimación	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
Madgwick	$1.01^\circ$	$0.12^\circ$	$0.0003^\circ$	$3.79^\circ$	$1.64^\circ$	$1.29^\circ$
ORB-SLAM3	$1.15^\circ$	$1.16^\circ$	$0.54^\circ$	$1.63^\circ$	$1.17^\circ$	$0.2^\circ$

Tabla 5.8: Métricas de error con respecto al APE en la secuencia simulada en la que se compara el *ground-truth* con el resultado del filtro de Madgwick y con el resultado de ORB-SLAM3.

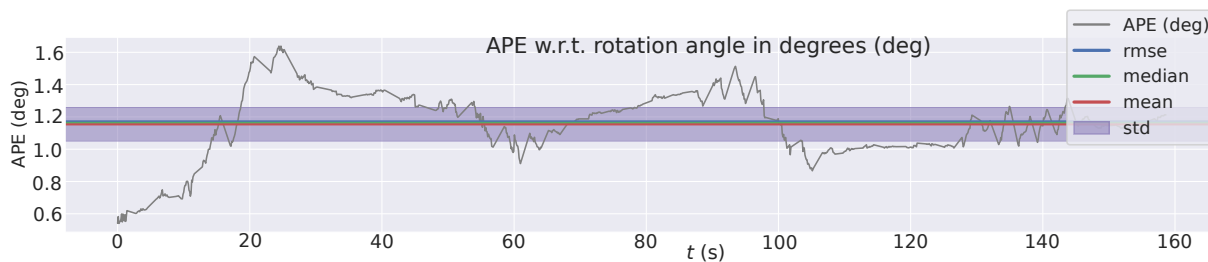


Figura 5.10: Métricas de error obtenidos para la estimación de ORB-SLAM3 en la secuencia simulada.

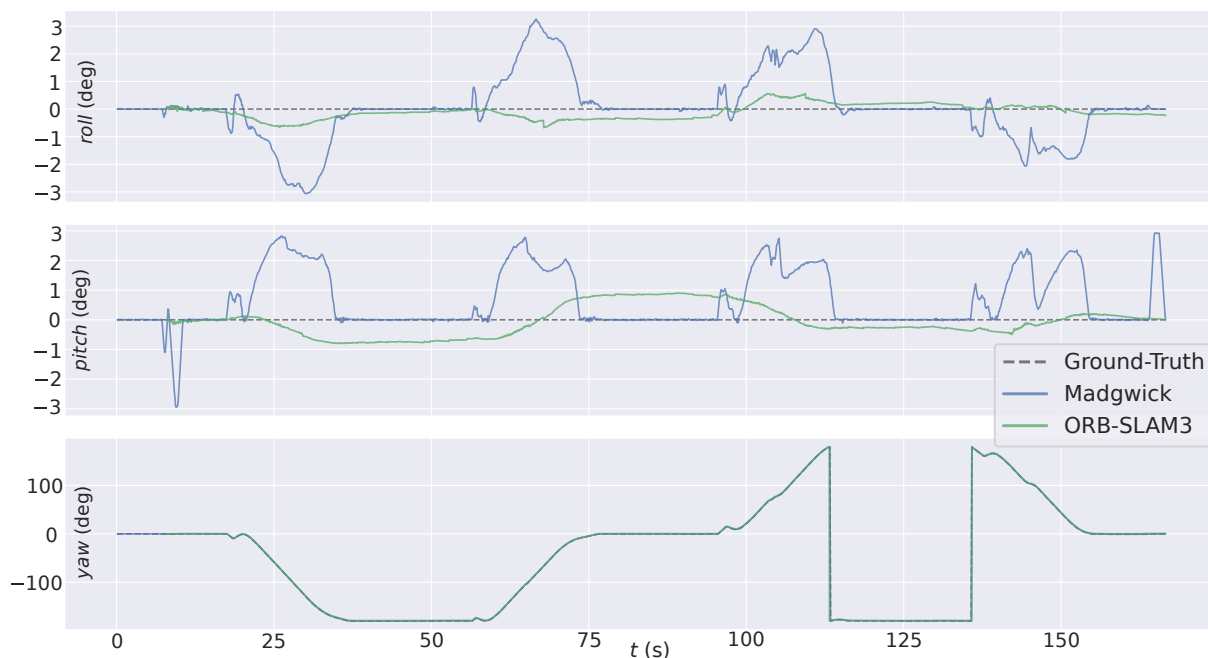


Figura 5.11: Comparación de los ángulos *roll*, *pitch* y *yaw* entre el *ground-truth* y resultado de ORB-SLAM3 y el filtro de Madgwick.

[4, 5]. Los datos se grabaron en la localidad de Zavalla, Argentina durante diciembre del año 2021. Las secuencias de datos están compuestas por mediciones obtenidas de sensores GNSS convencional, GNSS-RTK, MARG, cámara estéreo y encoders en los motores de las ruedas y dirección. En particular, el sensor MARG es una IMU MPU9250 que cuenta con acelerómetro, giróscopo y magnetómetro. La frecuencia del magnetómetro es de 40 Hz, mientras que la del acelerómetro y giróscopo, es de 200 Hz. En la Figura 4.3 se puede ver la estructura del robot y como están montados los sensores. En la Tabla 5.9 se muestran los tópicos de ROS publicados por los sensores del robot junto al tipo de mensaje y frecuencia de cada uno.

En la Tabla 5.10 se describe la duración y longitud recorrida por el robot en las secuencias que se realizaron los experimentos en el entorno real. Para las secuencias en entornos reales solo se cuenta con *ground-truth* de posición, medido con un sistema GNSS-RTK y no de orientación. Por lo tanto, no es posible conocer el error real de la estimación de la orientación obtenida por el filtro de Madgwick. Por este motivo, se comparó la orientación estimada por el filtro de Madgwick con la orientación obtenida por el sistema SLAM visual-inercial ORB-SLAM3 [6] que presenta una gran precisión en entornos agrícolas [5]. Sin embargo, si bien ORB-SLAM3 presenta un buen desempeño en general, este presenta errores en la localización, como se puede ver en las Figura 5.12(a) y Figura 5.12(b) en el eje  $z$  principalmente.

Tópico	Tipo	Frecuencia
/odom	nav_msgs/Odometry	20 Hz
/imu	sensor_msgs/Imu	200 Hz
/imu_mag	sensor_msgs/MagneticField	40 Hz
/reach/gps	sensor_msgs/NavSatFix	5 Hz
/zed/zed_node/left_raw/image_raw_color/image_raw	sensor_msgs/Image	15 Hz
/zed/zed_node/right_raw/image_raw_color/image_raw	sensor_msgs/Image	15 Hz

Tabla 5.9: Tópicos de ROS publicados por los sensores del robot desmalezador junto al tipo de mensaje y frecuencia de cada uno.

Secuencia	Duración	Distancia recorrida
Secuencia 1	7 min y 21 s	287 m
Secuencia 2	10 min y 17 s	469.4 m
Secuencia 3	10 min y 35 s	492.7 m
Secuencia 4	11 min y 57 s	549.7 m
Secuencia 5	17 min y 14 s	842.4 m

Tabla 5.10: Duración y longitud recorrida por el robot en las secuencias del entorno real.

### 5.3.1. Calibración del magnetómetro

Para calibrar los datos del magnetómetro se utilizó el paquete de ROS `ros-calibration_imu` que contiene una interfaz gráfica para recolectar los datos y calibrar<sup>14</sup>. El robot desmalezador es de tipo *car-like*, pero el terreno tiene desniveles, lo que provoca que los datos no estén en un plano como sucede en el entorno de simulación. Por lo tanto, la calibración es posible realizarla con el calibrador 3D. Si se grafican las mediciones del sensor, se forma una elipse como puede observarse en la Figura 5.13. La forma de la elipse se debe al error de *soft-iron* (ver Sección 3.3.1). Observar que no se forma un elipsoide completo debido a que el robot es de tipo *car-like* y solo presenta rotaciones sobre el eje vertical correspondiente al ángulo *yaw* del robot. Debido a que el magnetómetro se encuentra montado de manera tal que el eje *y* se encuentra vertical, las rotaciones de *yaw* se dan sobre dicho eje. El resultado de calibrar el magnetómetro para la secuencia 1 se puede observar en la Figura 5.14, donde se aprecian los errores resultantes de las distorsiones *hard-iron* y *soft-iron* en los datos previos a la calibración y como dichos errores son corregidos a una esfera luego de la calibración. El software utilizado para calibrar devuelve una matriz de transformación, la cual se debe multiplicar por los datos medidos por el magnetómetro y así obtener los datos calibrados. Con el fin de calibrar todas las secuencias con los mismos datos de calibración, se calibraron algunas de las secuencias y se obtuvieron las matrices de transformación correspondientes. Para las secuencias 2 y 3 no fue posible obtener una matriz de transformación apropiada, porque el software de calibración obtiene matrices incorrectas que no ajustan correctamente los datos. Esta técnica de calibración se utilizó en todos los experimentos en el entorno real. Las matrices obtenidas a partir de las mediciones del magnetómetro en cada secuencia son las siguientes:

- Secuencia 1:

$$\begin{bmatrix} 2,60304323 & -0,299990353 & -0,0382061104 & -0,0000011988 \\ -0,299990353 & 2,90643521 & -0,116248995 & -0,0000140343 \\ -0,0382061104 & -0,116248995 & 1,2701291 & 0,0000429801 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

<sup>14</sup>[https://github.com/pcdangio/ros-calibration\\_imu](https://github.com/pcdangio/ros-calibration_imu)

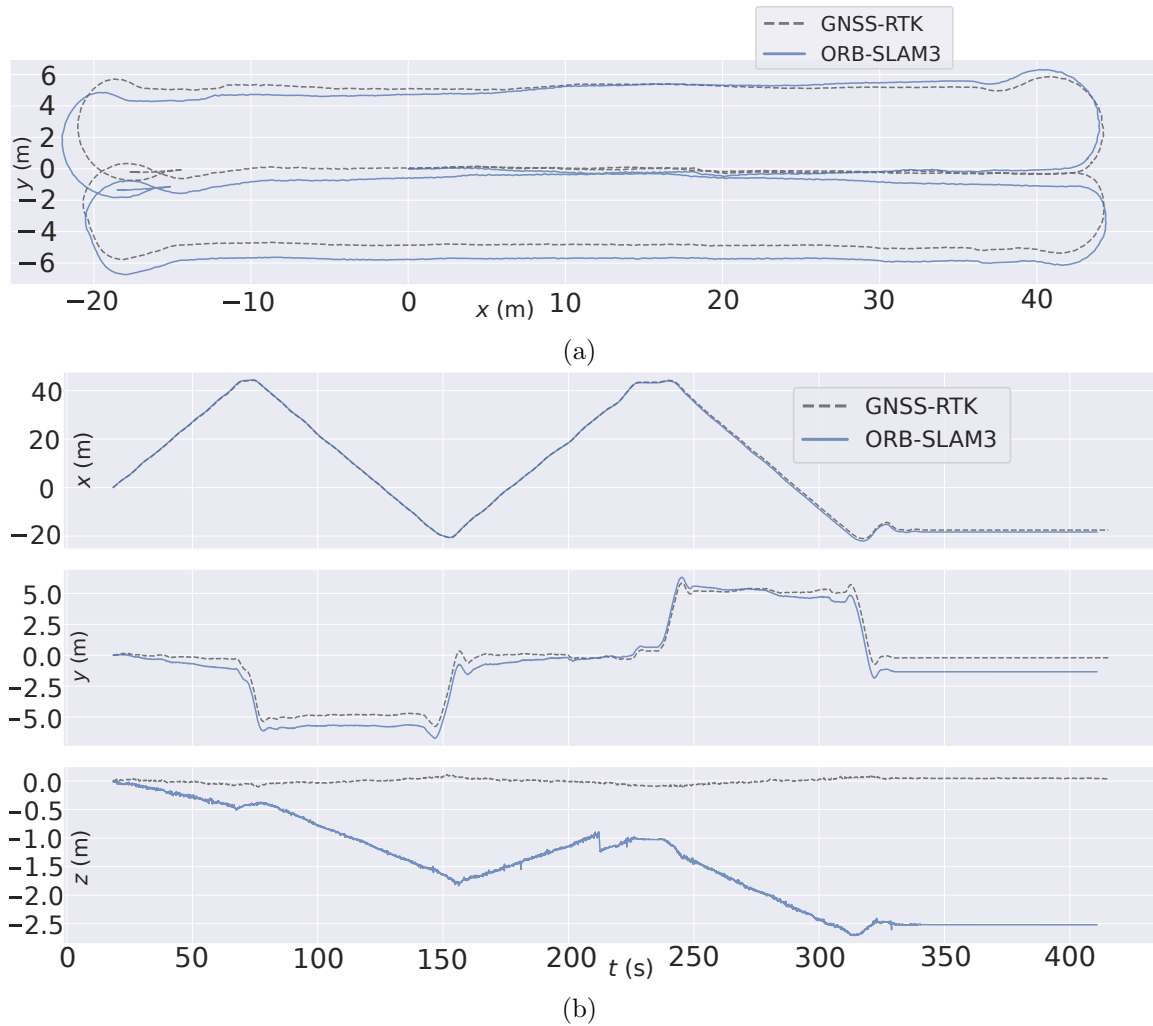


Figura 5.12: Evaluación de los resultados de ORB-SLAM3 [6] en la secuencia 1. En (a) se muestra la comparación de la trayectoria estimada por el sistema visual-inercial ORB-SLAM3 con el ground-truth dado por el sistema GNSS-RTK. La posición obtenida por ORB-SLAM3 es comparada con la del GNSS-RTK en cada eje  $x$ ,  $y$  y  $z$  como puede verse en (b). Se puede observar en ambas figuras que ORB-SLAM3 presenta errores, principalmente en el eje  $z$ . Si bien la trayectoria presenta un error traslacional, la forma estimada de la trayectoria implica que el sistema es capaz de tener una orientación precisa.

■ Secuencia 4:

$$\begin{bmatrix} 2,7495870825 & -0,1570471919 & -0,0524174435 & -0,0000038580 \\ -0,1570471919 & 2,7980026798 & -0,0499553802 & -0,0000128092 \\ -0,0524174435 & -0,0499553802 & 1,2610313929 & 0,0000411233 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

■ Secuencia 5:

$$\begin{bmatrix} 2,7666444098 & -0,1758266817 & -0,0175521120 & -0,0000025424 \\ -0,1758266817 & 2,9247956303 & -0,0645556289 & -0,0000102426 \\ -0,0175521120 & -0,0645556289 & 1,2478987634 & 0,0000376818 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

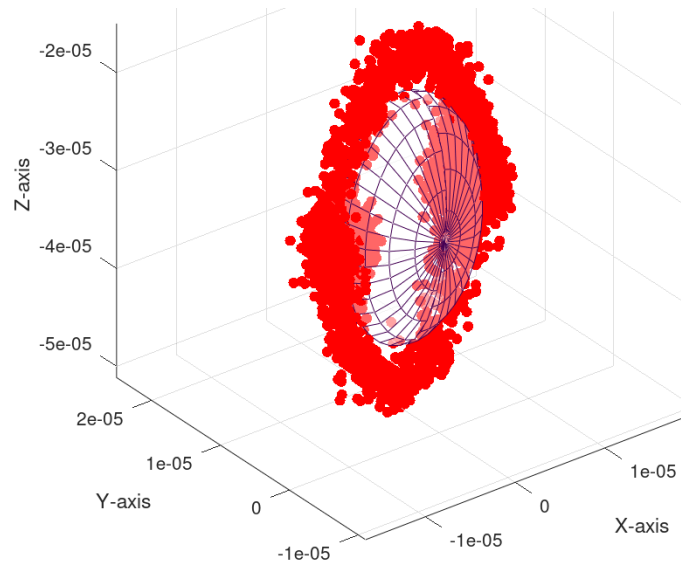


Figura 5.13: Mediciones del magnetómetro para los datos reales. Se puede apreciar los errores *hard-iron* y *soft-iron*.

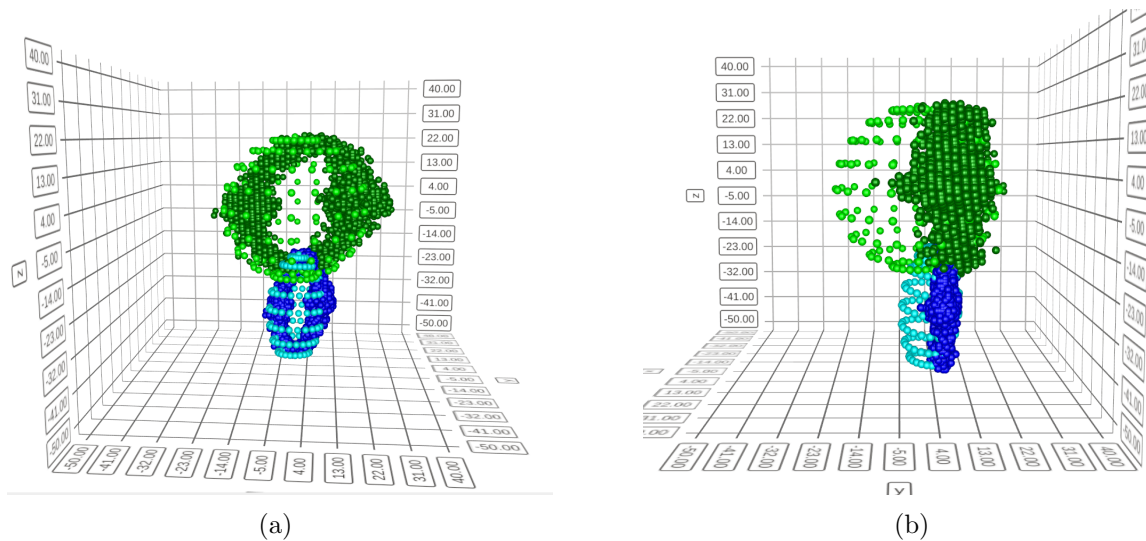


Figura 5.14: Resultado de calibrar el magnetómetro para la secuencia 1. En (a) y (b) se muestra el resultado en distintas perspectivas. Los puntos en color azul corresponden a los datos antes de la calibración, mientras que los de color verde oscuro corresponden a los datos luego de la calibración. Los puntos color cian representan el elipsoide que forman los datos previo a la calibración y los puntos verde claro corresponden a la esfera a la cual se ajustan los datos calibrados.

### 5.3.2. Estimación de la orientación

Se aplicó el procedimiento presentado en la Sección 5.1 para estimar la orientación del robot en la secuencia 1 del conjunto de datos reales. La trayectoria de esta secuencia se muestra en la Figura 5.15. Luego se estimó la orientación calibrando las mediciones del magnetómetro con cada una de las matrices presentadas en la Subsección 5.3.1. En la Tabla 5.11 se muestran las métricas de APE para la secuencia 1 comparado con la estimación de ORB-SLAM3, utilizando los distintos datos de calibración obtenidos. Se puede observar que se muestra un mejor resultado cuando se calibra con la matriz de transformación obtenida a partir de la secuencia 4. En la

Figura 5.16 se muestra la orientación absoluta obtenida por el filtro de Madgwick a lo largo de la secuencia. Se puede observar visualmente que la orientación estimada por el filtro sigue el rumbo del robot durante toda la trayectoria. La gráfica del APE en grados se muestra en la Figura 5.17, donde se aprecia una media y una mediana de  $3.2^\circ$ . Mientras que en la Tabla 5.12 y en la Figura 5.18 se muestran las métricas y gráfica correspondientes al RPE, donde se aprecia una media de error de  $0.86^\circ$ .

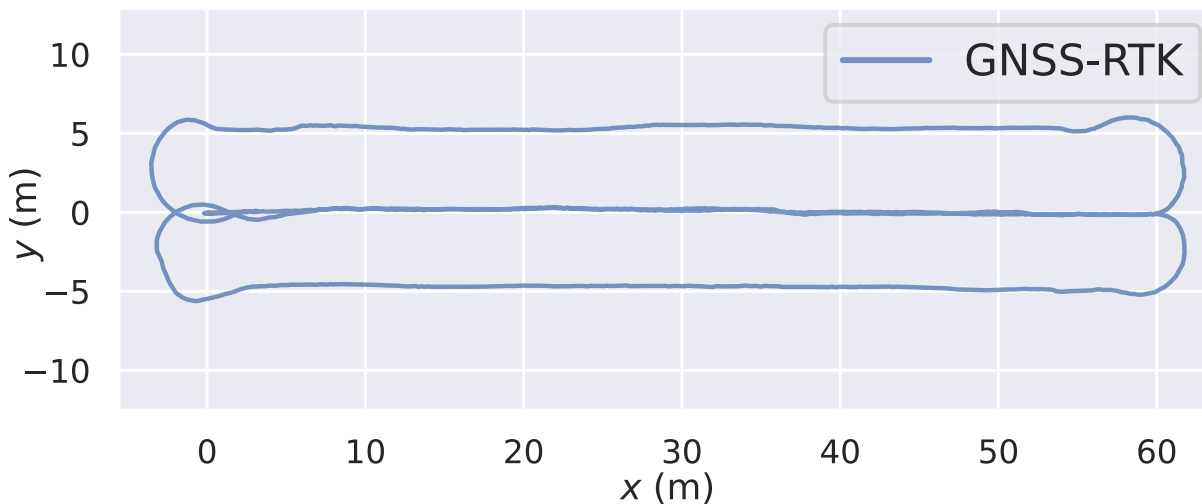


Figura 5.15: Trayectoria *ground-truth* de la secuencia 1.

Datos de calibración	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
Secuencia 1	$4.1^\circ$	$3.4^\circ$	$0.75^\circ$	$9.1^\circ$	$4.6^\circ$	$1.99^\circ$
Secuencia 4	$3.2^\circ$	$3.2^\circ$	$0.9^\circ$	$7.7^\circ$	$3.5^\circ$	$1.31^\circ$
Secuencia 5	$6.9^\circ$	$6.3^\circ$	$0.99^\circ$	$12.7^\circ$	$7.4^\circ$	$2.64^\circ$

Tabla 5.11: Métricas de APE obtenidos en la estimación de la orientación con el filtro de Madgwick para la secuencia 1 comparado con la orientación provista por ORB-SLAM3, utilizando matrices de transformación obtenidas al calibrar los datos del magnetómetro en distintas secuencias.

Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
$0.86^\circ$	$0.62^\circ$	$0.04^\circ$	$5.42^\circ$	$1.16^\circ$	$0.78^\circ$

Tabla 5.12: Métricas con respecto al RPE (*Relative Pose Error*) en la secuencia 1 en la que se compara la estimación del filtro de Madgwick con la orientación provista por ORB-SLAM3.

Luego, se evaluaron los filtros EKF y Mahony<sup>15</sup> junto con el filtro de Madgwick aquí utilizado. En la Tabla 5.13 se muestran las estadísticas de error de la estimación de la orientación obtenida por cada filtro, utilizando como referencia el resultado de ORB-SLAM3. Se puede observar que el filtro de Madgwick presenta un mejor desempeño que el EKF, mientras que obtiene resultados similares a Mahony, teniendo Madgwick menor media, máximo, RMSE y STD. En la Figura 5.19, para más detalle, se muestran los ángulos *roll*, *pitch* y *yaw* de la orientación estimada con cada filtro.

<sup>15</sup><https://github.com/Mayitzin/ahrs>

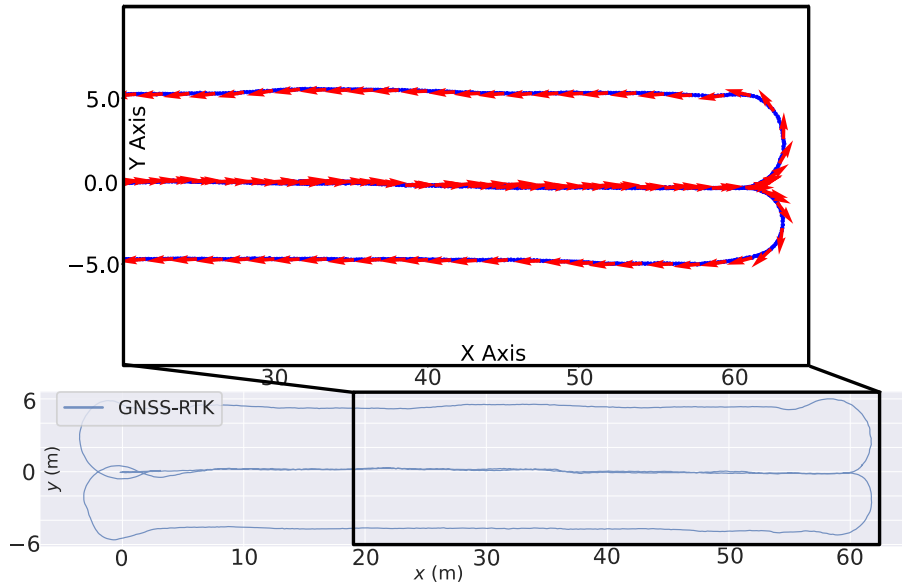


Figura 5.16: Estimación de la orientación absoluta de la secuencia 1.

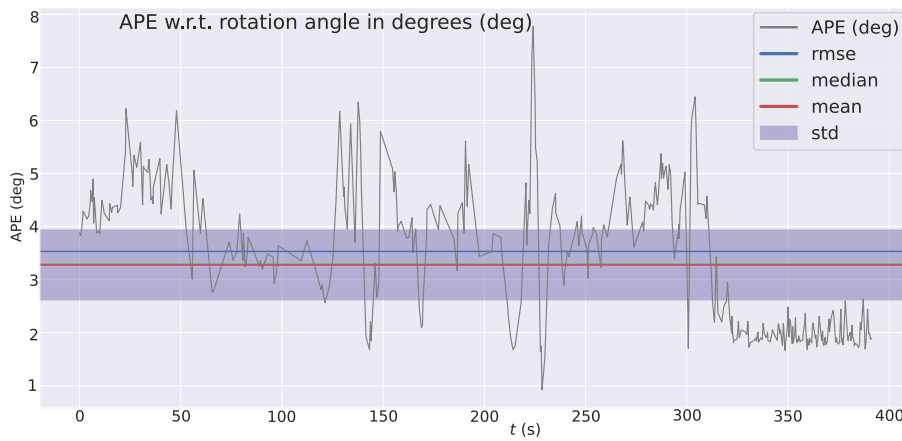


Figura 5.17: APE de la estimación de la orientación obtenida por Madgwick para la secuencia 1, comparado con la orientación provista por ORB-SLAM3.

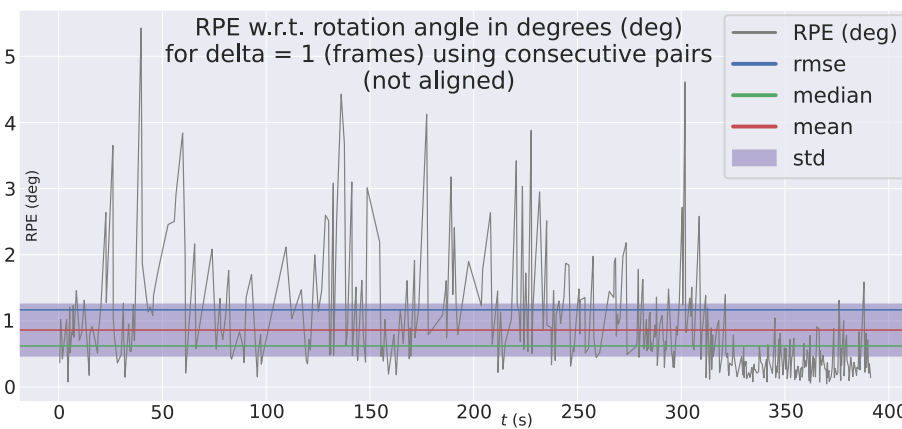


Figura 5.18: RPE de la estimación de la orientación obtenida por Madgwick para la secuencia 1, comparado con la orientación provista por ORB-SLAM3.

Filtro	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
Madgwick	3.2°	3.2°	0.9°	7.7°	3.5°	1.31°
Mahony	3.44°	2.66°	0.9°	13.45°	3.9°	1.8°
EKF	7.6°	7.6°	2.4°	12.7°	7.7°	1.4°

Tabla 5.13: APE en la estimación de la orientación para la secuencia 1, aplicando los filtros de Madgwick, Mahony y EKF, comparado con la orientación provista por ORB-SLAM3.

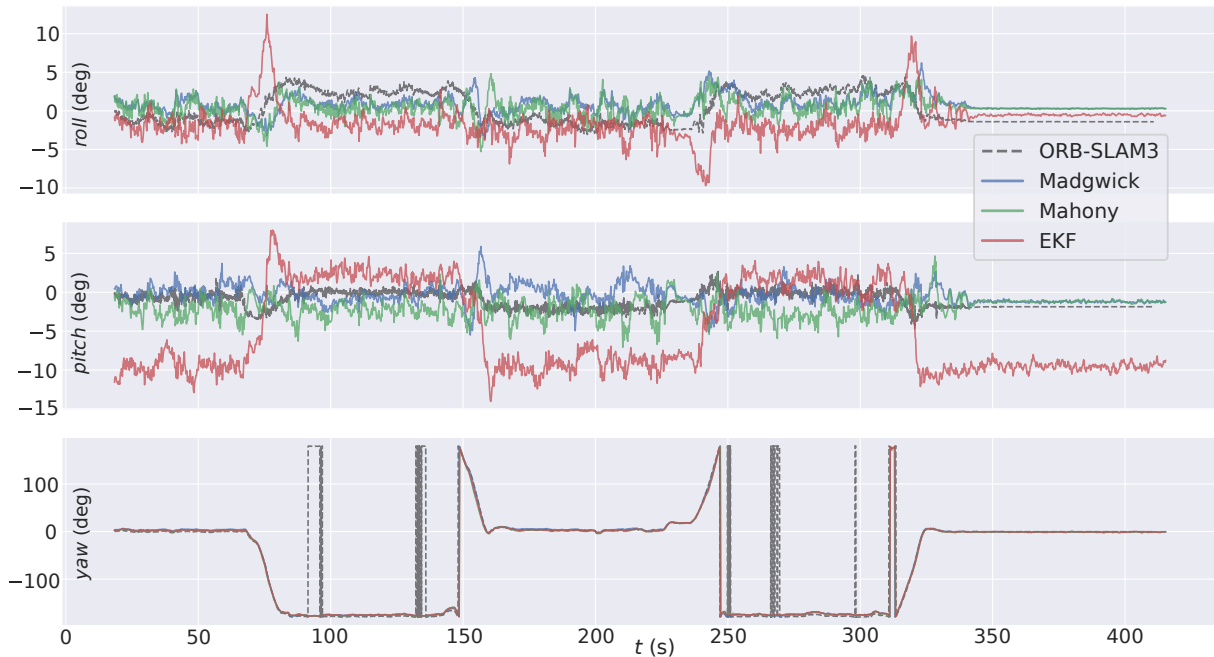


Figura 5.19: Comparación de la estimación de los ángulos *roll*, *pitch* y *yaw* entre la orientación provista por ORB-SLAM3 y los filtros de Madgwick, Mahony y EKF en la secuencia 1.

Luego, se evaluó el método de estimación de orientación propuesto en las secuencias 2, 3, 4 y 5. En las Figuras 5.20, 5.21, 5.22 y 5.23 se visualiza el resultado de orientación obtenido en cada secuencia. De manera similar a la secuencia 1, visualmente se observa que la orientación estimada por el filtro sigue el rumbo del robot durante la trayectoria. Luego, en la Tabla 5.14 se muestran las métricas de APE y en la Tabla 5.15 las métricas de RPE para cada secuencia comparada con la estimación de ORB-SLAM3. Se muestran solo los resultados al calibrar con los datos de calibración obtenidos a partir de la secuencia 4, debido a que presenta un mejor resultado en todas las secuencias, al igual que sucede en la secuencia 1. No fue posible correr ORB-SLAM3 para la secuencia 2, debido a un error en los datos, por lo que no se pudo comparar el error de la estimación en dicha secuencia.

Secuencia	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
Secuencia 3	4.25°	4.14°	0.8°	9.2°	4.5°	1.46°
Secuencia 4	4.5°	4.03°	1.3°	10.2°	4.89°	1.8°
Secuencia 5	4.1°	3.9°	0.38°	11.39°	4.59°	2.05°

Tabla 5.14: Métricas de APE obtenidos en la estimación de la orientación para las secuencias 3, 4 y 5, comparado con la orientación provista por ORB-SLAM3.

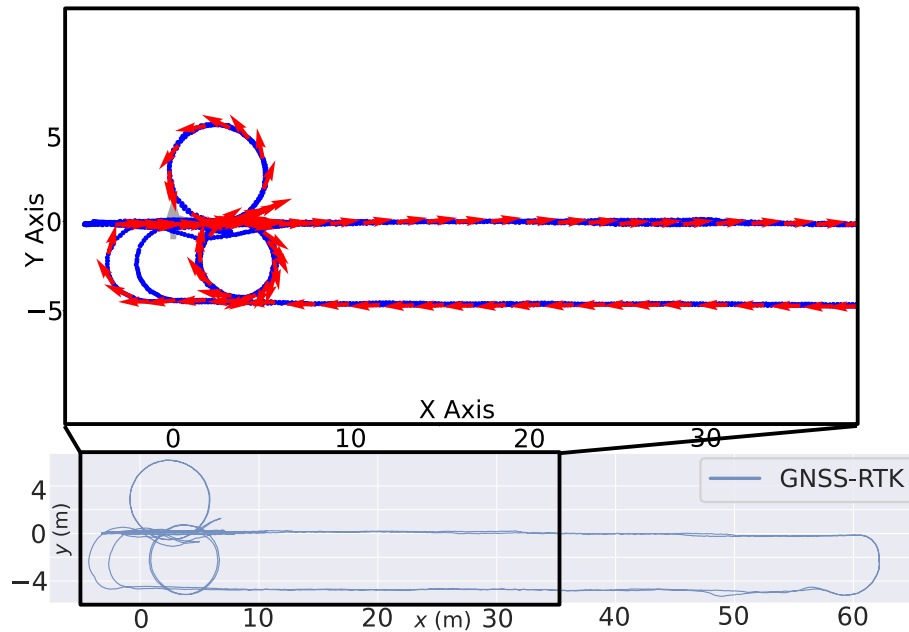


Figura 5.20: Estimación de la orientación absoluta de la secuencia 2. La misma tiene una duración de 10 min y 17 s y el robot recorre 469.4 m.

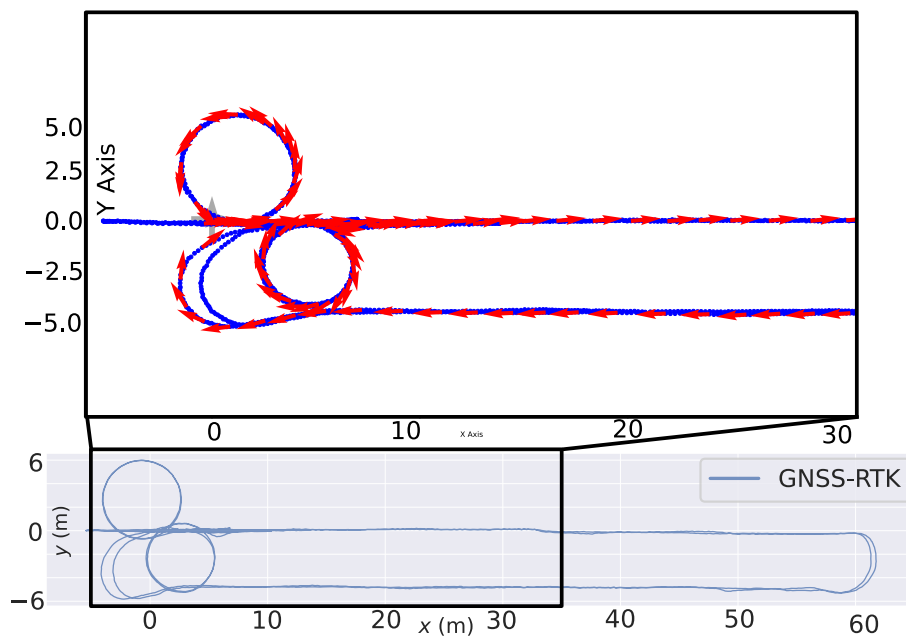


Figura 5.21: Estimación de la orientación absoluta de la secuencia 3. La misma tiene una duración de 10 min y 35 s y el robot recorre 492.7 m.

Secuencia	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	RMSE	STD
Secuencia 3	1°	0.79°	0.29°	7.12°	1.29°	0.81°
Secuencia 4	0.94°	0.76°	0.02°	7.6°	1.22°	0.76°
Secuencia 5	1.1°	0.88°	0°	7.8°	1.4°	0.87°

Tabla 5.15: Métricas de RPE obtenidos en la estimación de la orientación para las secuencias 3, 4 y 5, comparado con la orientación provista por ORB-SLAM3.

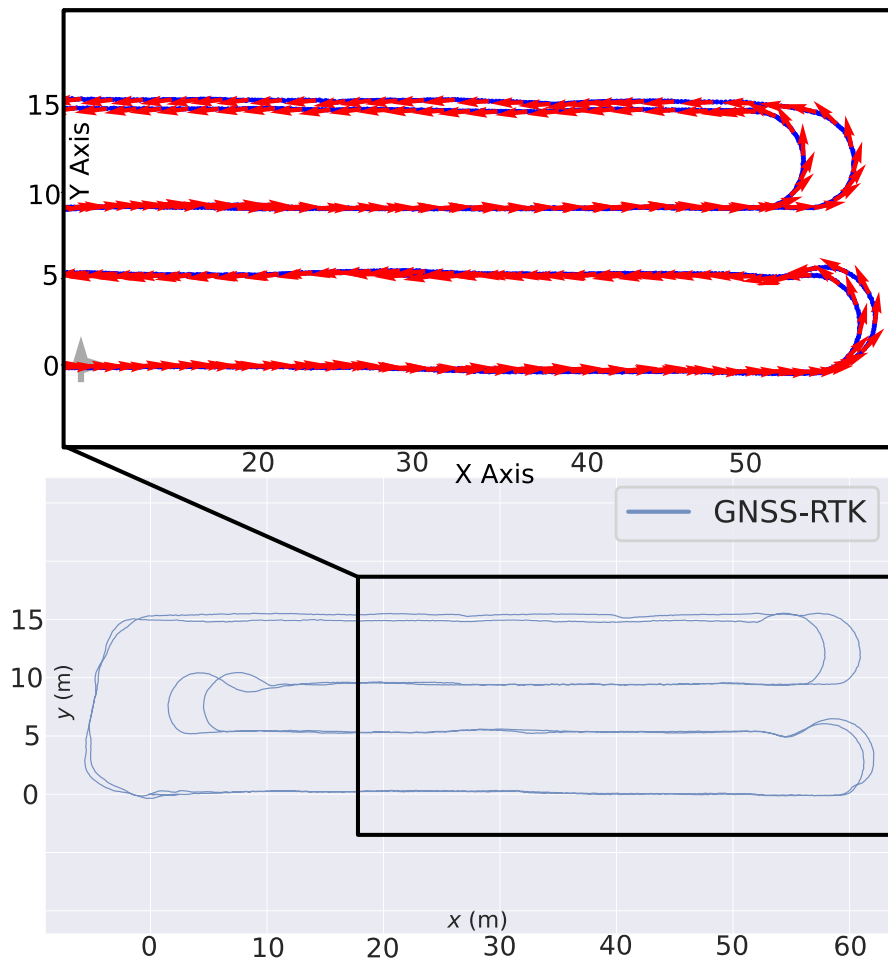


Figura 5.22: Estimación de la orientación absoluta de la secuencia 4. La misma tiene una duración de 11 min y 57 s y el robot recorre 549.7 m.

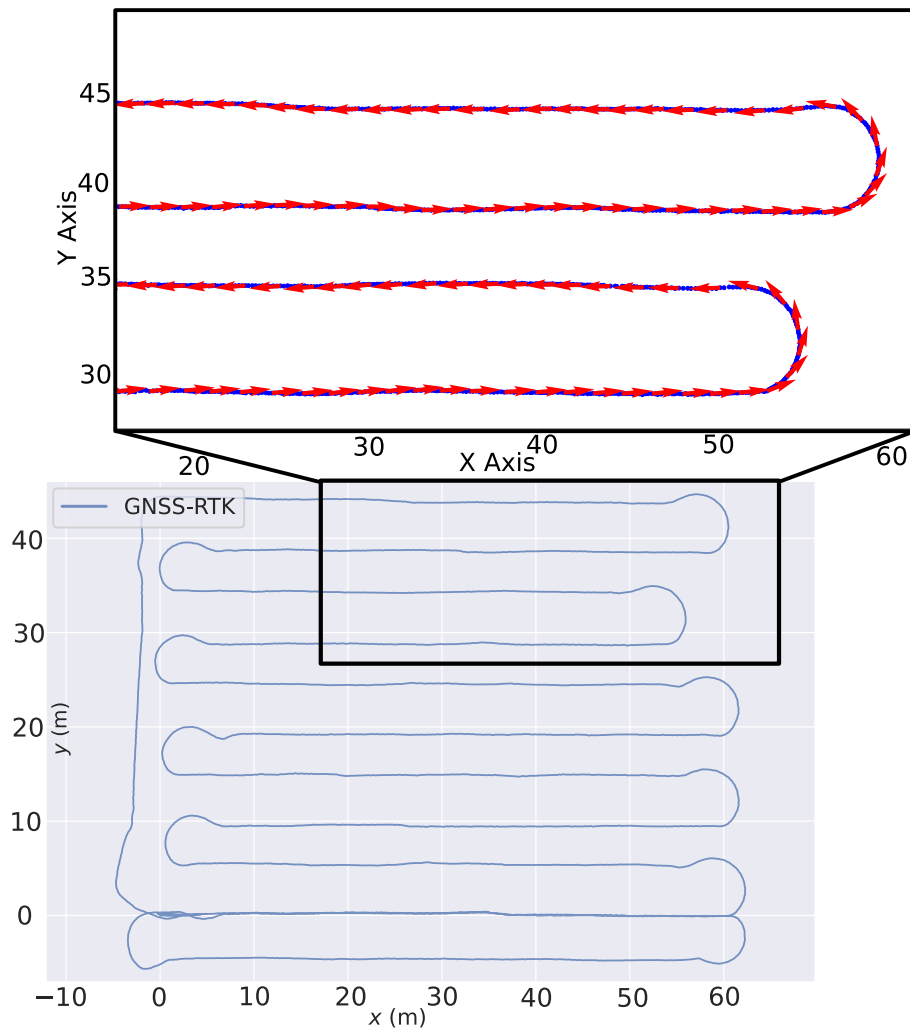


Figura 5.23: Estimación de la orientación absoluta de la secuencia 5. La misma tiene una duración de 17 min y 14 s y el robot recorre 842.4 m.



## Capítulo 6

# Conclusiones y Trabajo Futuro

En este trabajo se presenta una metodología para estimar la orientación absoluta de un robot utilizando mediciones de un acelerómetro, giróscopo y magnetómetro, es decir, un dispositivo MARG. En primer lugar, se realiza la calibración de los datos del magnetómetro utilizando el método de *Least Squares Ellipsoid Specific Fitting* [8]. Este proceso permite corregir las distorsiones *hard-iron* y *soft-iron*. A continuación, se transforman los datos calibrados del magnetómetro al sistema de coordenadas de la IMU, de manera que las mediciones de los tres sensores estén en el mismo sistema de coordenadas. Finalmente, se aplica el filtro de Madgwick [3] para estimar la orientación del robot. Este filtro combina de manera eficiente las mediciones del acelerómetro, giróscopo y magnetómetro, proporcionando una estimación precisa y robusta de la orientación.

Para validar la metodología propuesta, se realizaron experimentos tanto en entornos de simulación como en entornos reales, demostrando la efectividad y precisión del enfoque en diversas condiciones y escenarios. En primer lugar, se realizaron experimentos en un entorno de simulación debido a que permite establecer una estimación mínima del error asociado al uso del filtro. Comparado a un entorno real, en simulación se tiene control total de los parámetros de los sensores como así también del ruido presente en los mismos. Además, es posible conocer el error en la estimación de la orientación, ya que se cuenta con *ground-truth*. Para llevar a cabo estos experimentos, se utilizó el modelo del robot desmalezador y el entorno de simulación de Gazebo descrito en [43]. Salvo indicación contraria, todos los experimentos realizados en entornos de simulación se configuraron para que las mediciones del acelerómetro, giroscopio y magnetómetro estuvieran libres de ruido y operaran a una frecuencia de 500 Hz.

En el entorno de simulación se realizó primero un experimento en el cual el robot permanece en reposo para evitar posibles perturbaciones y mediciones no deseadas en los sensores. Los resultados muestran una media de error de  $0.007^\circ$ . Luego, se realizó la estimación de la orientación en una secuencia que cuenta con trayectos rectos recorriendo los surcos del cultivo y giros en las cabeceras. En dicha secuencia el robot recorre 118.14 m y tiene una duración de 2 min y 48 s. Esta secuencia fue utilizada en el resto de experimentos en el entorno de simulación. Las métricas de error muestran una media de  $0.98^\circ$ . También se evaluaron los filtros Mahony y EKF, donde se obtuvieron resultados similares a Madgwick. Para los tres filtros, el principal error se produce en los ángulos *pitch* y *roll*, durante los cambios de magnitud y dirección de la velocidad, superando los  $3^\circ$  de error. Esto se debe a que el acelerómetro mide esos cambios de velocidad (aceleraciones) que son consideradas ruido por los filtros y las mediciones de este sensor impactan fuertemente en la estimación de los ángulos mencionados. Durante los trayectos rectos a velocidad constante, los filtros muestran una precisión elevada con un error menor a  $0.1^\circ$ . Por otro lado, la estimación del ángulo *yaw*, presenta un buen resultado durante toda la trayectoria, ya que el magnetómetro no tiene ruido y este ángulo es estimado principalmente por las mediciones de este sensor.

Luego, se realizaron experimentos en los que se bajó la frecuencia al dispositivo MARG, otros

en los que se le agregaron manualmente los errores *hard-iron* y *soft-iron* a las mediciones del magnetómetro y otros en los que se agregó un ruido gaussiano a las mediciones del dispositivo MARG. Se pudo ver que bajar la frecuencia y agregarle ruido a los sensores afecta considerablemente a la estimación de la orientación. En particular, trabajar con frecuencias entre 100 Hz y 500 Hz producen resultados similares, mientras que empeora con frecuencias menores a 100 Hz.

El último experimento realizado en entornos de simulación fue correr ORB-SLAM3 [6] en la secuencia simulada y comparar la estimación de la orientación obtenida por el sistema SLAM con la estimada por el filtro de Madgwick. Se compararon ambas con el *ground-truth* y se pudo ver que la estimación obtenida por ORB-SLAM3 mantiene valores de error similares durante toda la trayectoria, con una media de  $1.15^\circ$ , mientras que el filtro de Madgwick presenta una media de  $1.01^\circ$ , con un error menor a  $0.1^\circ$  cuando la velocidad es constante y empeora en los ángulos *pitch* y *roll* durante los cambios de magnitud y dirección de la velocidad del robot, superando los  $3^\circ$  de error.

Para la realización de experimentos en entornos reales se utilizaron secuencias de datos obtenidas por el robot desmalezador desarrollado en el instituto CIFASIS (CONICET-UNR) [4, 5]. Dichas secuencias cuentan con *ground-truth* de posición, provisto por un sistema GNSS-RTK, pero no cuentan con *ground-truth* de orientación. Debido a esto, para comparar los resultados obtenidos se ejecutó ORB-SLAM3 sobre las secuencias analizadas y se utilizó la orientación obtenida por ORB-SLAM3 como orientación de referencia. Es importante mencionar que ORB-SLAM3 presenta errores en su localización, y por tanto en su orientación. Por tanto, la evaluación de la orientación con respecto a esta referencia proporciona una aproximación de la calidad de la orientación obtenida por el filtro.

Se realizaron los experimentos en un total de 5 secuencias, las cuales cuentan con trayectos rectos a través de los surcos del campo, giros en las cabeceras y algunas con giros completos en ambos sentidos. Los resultados muestran una media de diferencia que varía entre  $3.2^\circ$  y  $4.5^\circ$  contra ORB-SLAM3. Además, se comparó la estimación del filtro de Madgwick contra otros filtros del estado del arte como Mahony y EKF, en los cuales Madgwick obtuvo resultado similar a Mahony y mejor a EKF. Finalmente, se graficaron las orientaciones obtenidas para todas las secuencias, y se pudo observar visualmente que la orientación estimada por el filtro sigue el rumbo del robot durante todas las trayectorias.

Como trabajo futuro, se propone estimar la orientación del robot empleando una técnica alternativa con el fin de obtener un *ground-truth* de orientación con una técnica más precisa y confiable que ORB-SLAM3. De este modo, será posible comparar los resultados obtenidos y analizar cuál de las técnicas presenta un mejor desempeño. Una de las técnicas que podrían aplicarse consiste en estimar la orientación mediante la fusión de múltiples mediciones de sensores GNSS-RTK [10, 11, 12, 13]. Por otro lado, podría utilizarse una IMU de altas prestaciones, que proporciona estimaciones de orientación internamente con gran precisión. Además, se tiene planeado utilizar la orientación global estimada por la metodología propuesta como entrada para los distintos sistemas del robot desmalezador. Por ejemplo, la misma podría ser utilizada como entrada del sistema de localización desarrollado en [7], que requiere conocer la orientación global del robot para la correcta fusión de mediciones GNSS.

# Bibliografía

- [1] F. A. Auat Cheein, R. Carelli, Agricultural Robotics: Unmanned Robotic Service Units in Agricultural Tasks, *IEEE Industrial Electronics Magazine* 7 (3) (2013) 48–58. doi:10.1109/MIE.2013.2252957.
- [2] C. W. Bac, E. J. van Henten, J. Hemming, Y. Edan, Harvesting Robots for High-value Crops: State-of-the-art Review and Challenges Ahead, *Journal of Field Robotics* 31 (6) (2014) 888–911. doi:https://doi.org/10.1002/rob.21525.
- [3] S. O. H. Madgwick, A. J. L. Harrison, R. Vaidyanathan, Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm, in: *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2011, pp. 1–7. doi:10.1109/ICORR.2011.5975346.
- [4] T. Pire, M. Mujica, J. Civera, E. Kofman, The Rosario Dataset: Multisensor Data for Localization and Mapping in Agricultural Environments, *Intl. J. of Robotics Research* 38 (6) (2019) 633–641. doi:10.1177/0278364919841437.
- [5] J. Cremona, R. Comelli, T. Pire, Experimental evaluation of Visual-Inertial Odometry systems for arable farming, *Journal of Field Robotics* 39 (7) (2022) 1123–1137. doi:10.1002/rob.22099.
- [6] C. Campos, R. Elvira, J. J. G. Rodríguez, J. M. M. Montiel, J. D. Tardós, ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM, *IEEE Trans. Robotics* 37 (6) (2021) 1874–1890. doi:10.1109/TR0.2021.3075644.
- [7] J. Cremona, J. Civera, E. Kofman, T. Pire, GNSS-stereo-inertial SLAM for arable farming, *Journal of Field Robotics* n/a (n/a). doi:https://doi.org/10.1002/rob.22232.
- [8] Q. Li, J. Griffiths, Least squares ellipsoid specific fitting, in: *Geometric Modeling and Processing*, 2004, pp. 335–340. doi:10.1109/GMAP.2004.1290055.
- [9] N. Soncini, J. Civera, T. Pire, Addressing the challenges of loop detection in agricultural environments, *Journal of Field Robotics* n/a (n/a). arXiv:https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/rob.22414, doi:https://doi.org/10.1002/rob.22414. URL https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/rob.22414
- [10] C. E. Cohen, E. G. Lightsey, B. W. Parkinson, W. A. Feess, Space flight tests of attitude determination using GPS, *International Journal of Satellite Communications* 12 (5) (1994) 427–433. doi:https://doi.org/10.1002/sat.4600120504.
- [11] M. Gowda, J. Manweiler, A. Dhekne, R. R. Choudhury, J. D. Weisz, Tracking Drone Orientation with Multiple GPS Receivers, in: *International Conference on Mobile Computing and Networking, MobiCom '16*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2016, pp. 280–293. doi:10.1145/2973750.2973768.
- [12] R. TAKAI, O. BARAWID, K. ISHII, N. NOGUCHI, Development of Crawler-Type Robot Tractor based on GPS and IMU, *IFAC Proceedings Volumes* 43 (26) (2010) 151–156, 3rd IFAC Conference in Modelling and Control in Agriculture, Horticulture and Post-Harvest Processing - Agricontrol. doi:10.3182/20101206-3-JP-3009.00026.
- [13] X. Yin, Y. Wang, Y. Chen, C. Jin, J. Du, Development of autonomous navigation controller for agricultural vehicles, *International Journal of Agricultural and Biological Engineering* 13 (2020) 70–76. doi:10.25165/j.ijabe.20201304.5470.

- [14] G. H. Lee, M. Achtelik, F. Fraundorfer, M. Pollefeys, R. Siegwart, A benchmarking tool for MAV visual pose estimation, in: 2010 11th International Conference on Control Automation Robotics and Vision, 2010, pp. 1541–1546.
- [15] M. Trumble, A. Gilbert, C. Malleson, A. Hilton, J. P. Collomosse, Total capture: 3d human pose estimation fusing video and inertial sensors, in: British Machine Vision Conference, 2017. URL <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:52271809>
- [16] M. Fiala, ARTag, a fiducial marker system using digital techniques, in: 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, 2005, pp. 590–596 vol. 2. doi:10.1109/CVPR.2005.74.
- [17] J. Wang, E. Olson, AprilTag 2: Efficient and robust fiducial detection, in: 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2016, pp. 4193–4198.
- [18] M. Kalaitzakis, B. Cain, S. Carroll, Fiducial Markers for Pose Estimation, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*.
- [19] R. E. Kalman, A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, *Journal of Basic Engineering* 82 (1) (1960) 35–45. doi:10.1115/1.3662552.
- [20] R. E. Kalman, R. S. Bucy, New Results in Linear Filtering and Prediction Theory, *Journal of Basic Engineering* 83 (1) (1961) 95–108. doi:10.1115/1.3658902.
- [21] M. Euston, P. Coote, R. Mahony, J. Kim, T. Hamel, A complementary filter for attitude estimation of a fixed-wing UAV, in: IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008, pp. 340–345. doi:10.1109/IROS.2008.4650766.
- [22] R. Mahony, T. Hamel, J.-M. Pflimlin, Nonlinear Complementary Filters on the Special Orthogonal Group, *IEEE Trans. on Automatic Control* 53 (5) (2008) 1203–1218. doi:10.1109/TAC.2008.923738.
- [23] R. Alonso, M. Shuster, Complete Linear Attitude-Independent Magnetometer Calibration, *The Journal of the Astronautical Sciences* 50 (2003) 477–490. doi:10.1007/BF03546249.
- [24] J. F. Vasconcelos, G. Elkaim, C. Silvestre, P. Oliveira, B. Carneira, Geometric Approach to Strap-down Magnetometer Calibration in Sensor Frame, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 47 (2) (2011) 1293–1306. doi:10.1109/TAES.2011.5751259.
- [25] E. Dorveaux, D. Vissière, A.-P. Martin, N. Petit, Iterative calibration method for inertial and magnetic sensors, in: Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control (CDC) held jointly with 2009 28th Chinese Control Conference, 2009, pp. 8296–8303. doi:10.1109/CDC.2009.5399503.
- [26] K. Papafotis, D. Nikitas, P. P. Sotiriadis, Magnetic Field Sensors’ Calibration: Algorithms’ Overview and Comparison, *Sensors* 21 (16).
- [27] J. Crassidis, K.-L. Lai, R. Harman, Real-Time Attitude-Independent Three-Axis Magnetometer Calibration, *Journal of Guidance Control and Dynamics - J GUID CONTROL DYNAM* 28. doi:10.2514/1.6278.
- [28] A. Ali, S. Siddharth, Z. Syed, N. El-Sheimy, Swarm Optimization-Based Magnetometer Calibration for Personal Handheld Devices, *Sensors* 12 (9) (2012) 12455–12472. doi:10.3390/s120912455.
- [29] Y. Wu, W. Shi, On Calibration of Three-Axis Magnetometer, *IEEE Sensors Journal* 15 (11) (2015) 6424–6431. doi:10.1109/JSEN.2015.2459767.
- [30] K. Papafotis, P. P. Sotiriadis, MAG.I.C.AL.—A Unified Methodology for Magnetic and Inertial Sensors Calibration and Alignment, *IEEE Sensors Journal* 19 (18) (2019) 8241–8251. doi:10.1109/JSEN.2019.2919179.
- [31] C. Chi, J.-W. Lv, D. Wang, Calibration of triaxial magnetometer with ellipsoid fitting method, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 237 (3) (2019) 032015. doi:10.1088/1755-1315/237/3/032015.
- [32] J. Fang, H. Sun, J. Cao, X. Zhang, Y. Tao, A Novel Calibration Method of Magnetic Compass Based on Ellipsoid Fitting, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 60 (6) (2011) 2053–2061. doi:10.1109/TIM.2011.2115330.

- [33] V. Renaudin, M. H. Afzal, G. Lachapelle, Complete Triaxis Magnetometer Calibration in the Magnetic Domain, *Journal of Sensors* 2010. doi:10.1109/TIM.2011.2115330.
- [34] R. Galati, G. Mantriota, G. Reina, RoboNav: An Affordable Yet Highly Accurate Navigation System for Autonomous Agricultural Robots, *Robotics* 11 (5). doi:10.3390/robotics11050099.
- [35] A. Leanza, R. Galati, A. Ugenti, E. Cavallo, G. Reina, Where am I heading? A robust approach for orientation estimation of autonomous agricultural robots, *Computers and Electronics in Agriculture* 210 (2023) 107888. doi:10.1016/j.compag.2023.107888.
- [36] S. O. H. Madgwick, S. Wilson, R. Turk, J. Burrige, C. Kapatos, R. Vaidyanathan, An Extended Complementary Filter for Full-Body MARG Orientation Estimation, *IEEE/ASME Trans. on Mechatronics* 25 (4) (2020) 2054–2064. doi:10.1109/TMECH.2020.2992296.
- [37] S. A. Ludwig, K. D. Burnham, A. R. Jiménez, P. A. Touma, Comparison of attitude and heading reference systems using foot mounted MIMU sensor data: basic, Madgwick, and Mahony, in: H. Sohn (Ed.), *Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems*, Vol. 10598, International Society for Optics and Photonics, SPIE, 2018, p. 105982L. doi:10.1117/12.2296568.
- [38] S. A. Ludwig, K. D. Burnham, Comparison of Euler Estimate using Extended Kalman Filter, Madgwick and Mahony on Quadcopter Flight Data, in: *International Conference on Unmanned Aircraft Systems*, 2018, pp. 1236–1241. doi:10.1109/ICUAS.2018.8453465.
- [39] Z. Chu, C. Chen, Y. Liu, Y. Wang, X. Lin, Magnetic orientation system based on magnetometer, accelerometer and gyroscope, *CAAI Transactions on Intelligence Technology* 2 (4) (2017) 166–172. doi:https://doi.org/10.1049/trit.2017.0024.
- [40] V. Renaudin, M. H. Afzal, G. Lachapelle, New method for magnetometers based orientation estimation, in: *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, 2010, pp. 348–356. doi:10.1109/PLANS.2010.5507301.
- [41] E. G. Hemingway, O. M. O'Reilly, Perspectives on Euler angle singularities, gimbal lock, and the orthogonality of applied forces and applied moments, *Multibody System Dynamics*.
- [42] A. Fitzgibbon, M. Pilu, R. Fisher, Direct least square fitting of ellipses, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 21 (5) (1999) 476–480. doi:10.1109/34.765658.
- [43] I. Ait, Simulación de robot desmalezador y planificación de trayectorias en entornos agrícolas, Universidad Nacional de Rosario.