



Universidad Autónoma de Querétaro

Campus San Juan del Río

Facultad de Ingeniería



Sistema de Fusión de Sensores Inerciales Basado en FPGA.

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el título de

Ingeniero Electromecánico

Especialidad en:

Mecatrónica

Presenta:

Francisco Javier Pérez Macías

Dirigido por:

Dr. Jesús Rooney Rivera Guillen

San Juan del Río, Querétaro, 2016



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE QUERÉTARO
FACULTAD DE INGENIERÍA
CAMPUS SAN JUAN DEL RÍO



Sistema de Fusión de Sensores Inerciales Basado en FPGA

TESIS

Como parte de los requisitos para obtener el título de

INGENIERO ELECTROMECAÁNICO

Línea Terminal

MECATRÓNICA

Presenta

FRANCISCO JAVIER PÉREZ MACÍAS

Dirigido por:

DR. JESÚS ROONEY RIVERA GUILLEN

SINODALES:

DR. JESÚS ROONEY RIVERA GUILLEN (8943)

Presidente

DR. MARTÍN VALTIERRA RODRÍGUEZ (11869)

Secretario

DR. LUIS MORALES VELÁZQUEZ (6829)

Vocal

DR. J. JESÚS DE SANTIAGO PÉREZ (6589)

Suplente

RESUMEN

En este trabajo se presenta una metodología para llevar a cabo la descripción e implementación de un sistema de fusión de sensores inerciales en una plataforma FPGA (Field Programmable Gate Array), mediante el procesamiento digital de señales en hardware, obtenidas a partir de un giroscopio y un magnetómetro. Diversas etapas son desarrolladas para llegar al resultado final. Un mecanismo giratorio fue instrumentado con un sensor inercial tipo MEMS (MicroElectroMechanical System) que cuenta con un giroscopio y un magnetómetro integrados. En seguida se presenta un sistema de comunicación y adquisición de datos el cual es desarrollado con la finalidad de adquirir las señales del giroscopio y del magnetómetro utilizados en este trabajo. El siguiente paso fue el desarrollo del módulo en el que se realiza la acción de fusión sensorial y filtrado de las señales que permite suavizar la señal del giroscopio, es decir remover la mayor cantidad del ruido que se encuentre contaminando la señal. Para realizar la fusión de las señales de los sensores inerciales se hace uso del filtro Kalman, esto con la finalidad de mejorar los resultados tratando de minimizar los errores que pudiera presentar la medición de cada sensor. Las ecuaciones que describen al filtro Kalman fueron adecuadas con la finalidad de reducir la complejidad que conlleva el implementar esta herramienta matemática en hardware. El resultado de la fusión sensorial realizada es una señal de mejor calidad de posición angular, mientras que el resultado del filtrado arroja como resultado una señal mejorada de la velocidad angular. Los valores reales de posición y velocidad angular obtenidos directamente de los sensores son comparados con los obtenidos por el sistema. Finalmente, la metodología fue probada en un caso de estudio obteniendo resultados satisfactorios

(Palabras clave: Sensores Inerciales, Filtro Kalman, FPGA).

DEDICATORIA

A mis padres, familia y amigos, por siempre brindarme su apoyo.

AGRADECIMIENTOS

A mis padres que siempre me han apoyado para salir adelante personal y profesionalmente y ser una persona productiva para la sociedad, por todo su cariño y fe en mí, pero sobre todo por su apoyo incondicional.

A mi asesor el Dr. Jesús Rooney Rivera Guillen por compartir consejos, conocimiento y experiencia para formarme personal y profesionalmente.

A mis profesores Dr. Martín Valtierra Rodríguez, Dr.J.Jesús de Santiago Pérez, Dr. Luis Morales Velázquez por sus conocimientos y buena disposición.

A mis compañeros y amigos, por su apoyo y amistad.

A la Universidad Autónoma de Querétaro por permitirme concluir mis estudios en esta gran institución.

A todos GRACIAS:

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN.....	iii
DEDICATORIA.....	iv
AGRADECIMIENTOS.....	v
INDICE GENERAL.....	vi
INDICE DE FIGURAS	viii
INDICE DE TABLAS	xi

1. CAPÍTULO I.....	1
1.1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.2. ANTECEDENTES	3
1.3. JUSTIFICACIÓN	7
1.4. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS	8
1.4.1. Hipótesis.....	8
1.4.2. Objetivo General.....	8
1.4.3. Objetivos Particulares	9
1.5. PLANTEAMIENTO GENERAL	9
2. CAPÍTULO II.....	11
2.1. SENSORES INERCIALES.....	11
2.2. GIROSCOPIO MECÁNICO	11
2.3. GIROSCOPIO ELECTRÓNICO	12
2.3.1. Fuerza de Coriolis.....	12
2.4. GIROSCOPIO MEMS.....	14
2.4.1. Características de los Giroscopios MEMS	16
2.5. MAGNETÓMETRO.....	17
2.5.1. Campo Magnético Terrestre.....	18
2.6. MAGNETÓMETRO ELECTRÓNICO.....	19
2.7. FILTRADO.....	20
2.8. FILTRO KALMAN.....	20
2.8.1. Covarianza.....	22

2.9.	CORDIC	23
2.10.	FPGA.....	26
2.11.	VHDL.....	27
3.	CAPITULO III	28
3.1.	DESCRIPCIÓN GENERAL DE LA METODOLOGÍA.....	28
3.2.	ECUACIONES DEL FILTRO KALMAN.....	30
3.2.1.	Propuesta del Filtro Kalman	31
3.3.	SISTEMA DE COMUNICACIÓN Y ADQUISICIÓN DE DATOS	33
3.3.1.	Adquisición de Datos	34
3.3.2.	Interfaz Gráfica de Usuario	35
3.4.	SIMULACIÓN DEL FILTRO EN SOFTWARE.....	37
3.5.	MÓDULO DE PROCESAMIENTO Y FUSIÓN DE SEÑALES.....	40
3.5.1.	Implementación del Algoritmo CORDIC	42
3.5.2.	Etapa de Predicción	44
3.5.3.	Ganancia de Kalman.....	45
3.5.4.	ETAPA DE CORRECCIÓN.....	47
3.5.5.	Filtrado de la Velocidad Angular	48
3.6.	SISTEMA DE FUSIÓN DE SENSORES INTEGRADO	50
4.	CAPÍTULO IV	51
4.1.	PUESTA DEL EXPERIMENTO.....	51
4.2.	RESULTADOS	53
4.2.1	Resultados de la Experimentación	53
	Posición Angular	53
	Velocidad Angular	56
4.2.2	Resultados de la Implementación.....	57
	Uso de Recursos del Filtro Kalman Implementado	57
	Sistema de Comunicación y Adquisición de Datos	59
	Módulo de Procesamiento y Fusión de Señales.....	59
5.	CAPÍTULO V.....	61
5.1.	CONCLUSIONES.....	61
5.2.	PROSPECTIVAS	62
	REFERENCIAS.....	63

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. 1. Diagrama general del sistema.	9
Figura 2. 1. Efecto de las fuerzas de Coriolis.	14
Figura 2. 2. Velocidad medida en los tres ejes.	14
Figura 2. 3. Efecto Coriolis en el dispositivo MEMS.	15
Figura 2. 4. Efecto Coriolis a partir de las masas.	15
Figura 2. 5. Aceleración aplicada a las masas.....	16
Figura 2. 6. Líneas del campo magnético terrestre.....	18
Figura 2. 7. Magnetómetro electrónico.	19
Figura 2. 8. Estructura interna de un magnetómetro MEMS.....	19
Figura 2. 9. Proceso del filtro Kalman	22
Figura 2. 10. Rotación de vectores.	23
Figura 2. 12. Chip SPARTAN de XILINX.	27
Figura 3. 1. Descripción general de la metodología.....	29
Figura 3. 2. Módulo de comunicación y adquisición de datos.....	34
Figura 3. 3. Adquisición de datos.....	35
Figura 3. 4. Interfaz gráfica.	36
Figura 3. 5. Archivo de texto generado.....	36
Figura 3. 6. Simulación en MATLAB de las ecuaciones propuestas.....	37
Figura 3. 7. Posición angular graficada.....	38

Figura 3. 8. Compensación a la posición angular.	39
Figura 3. 9. Posición angular magnetómetro, posición angular giroscopio y posición a partir de la fusión.	39
Figura 3. 10. Comportamiento filtro Kalman en software.	40
Figura 3. 11. Módulo de procesamiento y fusión de señales.	41
Figura 3. 13. Diagrama de descripción de la ecuación 2.5 a.	42
Figura 3. 12. Diagrama de descripción de la ecuación 2.5 b.	42
Figura 3. 14. Diagrama de descripción de la ecuación 2.5 c.	42
Figura 3. 15. Módulo del algoritmo CORDIC.	43
Figura 3. 16. Etapa de predicción.	44
Figura 3. 17. Módulo de división.	46
Figura 3. 18. Módulo de la ganancia de Kalman.	47
Figura 3. 19. Etapa de corrección.	48
Figura 3. 20. Módulo de filtrado de velocidad angular.	49
Figura 3. 21. Sistema de fusión de sensores inerciales integrado.	50
Figura 4. 1. Sensor MPU-9250 marca InvenSense.	52
Figura 4. 2. Sistema de fusión de sensores inerciales en funcionamiento..	52
Figura 4.3.Comparativa posición angular a partir del magnetómetro y giroscopio y la fusionada en hardware.	53
Figura 4. 4. Comportamiento señal fusionada en hardware	54
Figura 4. 5. Comparativa resultados en software y hardware	55

Figura 4. 6. Comparativa fusión sensorial en software y hardware	55
Figura 4. 7. Velocidad obtenida del giroscopio y la filtrada por el sistema desarrollado	56
Figura 4. 8. Comportamiento de la señal de velocidad angular filtrada en el sistema.	57
Figura 4. 9. Frecuencia de adquisición del sistema implementado.....	59
Figura 4. 10. Frecuencias de operación del módulo de procesamiento y fusión de señales.	60

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2. 1. Ángulos almacenados para las primeras 7 iteraciones.....	26
Tabla 4. 1. Uso de recursos del filtro Kalman implementado.....	58

1. CAPÍTULO I

1.1. Introducción

En la actualidad la instrumentación de los sistemas mecatrónicos se encuentra en un continuo estado de mejora, dichos sistemas exigen procesos confiables cada vez más eficientes que cumplan con los criterios de rapidez y bajo costo en la implementación demandados por la industria actual.

En cualquier sistema mecatrónico o procesos automatizados es necesaria una acción de control, y para realizar dicha acción es necesario disponer de elementos que nos indiquen el estado del proceso o el valor de la variable a controlar, esta señal de retroalimentación, necesaria para la acción de control, proviene de elementos tales como sensores y transductores. Estos dispositivos tienen como función adaptar las variables de entrada (magnitud física o química) en otro tipo de magnitud proporcional (normalmente una variable eléctrica) que pueda ser interpretable por el sistema. Los sensores y transductores pueden clasificarse a partir de la magnitud que miden. Dentro de esta clasificación se encuentran los sensores inerciales que son los encargados de medir los cambios en la aceleración, velocidad y posición angular de un objeto. Esta clasificación está compuesta por acelerómetros, giroscopios y magnetómetros. Si bien estos sensores son ampliamente utilizados hoy en día, principalmente en aplicaciones de orientación de objetos y robótica, presentan ciertos errores en la medición debido a las condiciones a las que se encuentran expuestos; además de que estos pueden presentar ciertas desventajas o limitaciones dependiendo de la aplicación que se les busque dar, por ejemplo, si se piensa en una aplicación como la es el control de posición y se busca utilizar un sensor inercial, deben analizarse las ventajas y limitaciones que presenta cada uno. Si bien con el magnetómetro es posible realizar el cálculo de la orientación del sistema y los ángulos de inclinación de cada eje, sus mediciones se ven alteradas ante la presencia de algún campo o fuente de interferencia magnética a su alrededor, además de que su baja

frecuencia de muestro representa una limitación en procesos que requieren trabajar a altas frecuencias. Por su parte el giroscopio mide la velocidad angular de forma rápida y precisa al poseer una alta frecuencia de muestro además de que sus mediciones no se ven afectadas por la componente gravitacional, sin embargo, para fines de determinar posición angular aun cuando es posible obtener los ángulos relativos integrando su salida, esta integración conduce a errores acumulativos en el tiempo lo cual lleva a medidas menos precisas aumentando así el nivel del error. Mismo caso del acelerómetro el cual entrega como salida la aceleración del sistema teniendo como desventaja, además de los errores de integración, el no distinguir entre la aceleración debida a un movimiento lineal y la aceleración debida a la gravedad. Debido a esto muchas veces se recurre al trabajo en conjunto de más de uno de estos sensores con el fin de disminuir los errores que pueden llegar presentan por separado. Para lograr que estos dispositivos trabajen en conjunto de forma efectiva muchas veces se recurre a diversas técnicas y algoritmos para lograr una fusión de sus señales de salida aprovechando así las mejores características de cada sensor disminuyendo con esto errores en la medición. El principal problema con esta alternativa radica en que las técnicas presentes en la actualidad requieren mucho poder de cómputo y esto limita su aplicación en sistemas que requieren trabajar en tiempo real debido al tiempo que se requiere para realizar dicha operación, si tomamos como referencia los controladores industriales, cualquier técnica que se proponga debería trabajar a frecuencias que rondan 1 kHz para considerarse que se ejecutan en tiempo real. Esto no se considera en la mayoría de los trabajos que se han propuesto en la literatura.

Es por tal motivo que en el presente trabajo se propone un módulo para la fusión sensorial basado en FPGA (Field Programmable Gate Array) que trabaje en tiempo real con el fin de obtener una señal de salida más precisa de la variable a medir que a la vez sea de fácil implementación y que cumpla con los criterios de velocidad de procesamiento demandados por los sistemas industriales.

1.2. Antecedentes

Desde hace algunos años la industria de sensores inerciales ha tenido un crecimiento importante debido a su bajo costo, su bajo consumo de energía y al nivel de miniaturización al que están llegando actualmente. Los sistemas Microelectromecánicos (Micro Electro Mechanical Systems, MEMS) son en buena medida el resultado del desarrollo de la microelectrónica para satisfacer las necesidades tecnológicas y comerciales de la última parte del siglo XX y deben parte de su crecimiento al impulso que la miniaturización ha motivado en la innovación técnica a lo largo de la historia humana. La habilidad de miniaturización en las últimas décadas es lo que ha hecho posible la consolidación técnica y comercial de los dispositivos MEMS. El primer dispositivo MEMS comercialmente exitoso fue el acelerómetro desarrollado en 1979 por los investigadores de la Universidad de Stanford. El interés por el desarrollo de la nano y micro tecnología se incrementó gracias a las aportaciones realizadas durante el periodo de 1980 a 1990.

En la actualidad los sensores inerciales cuentan con un campo de aplicación muy amplio y cada día se presentan nuevas propuestas y aplicaciones innovadoras para su uso, esto ha hecho que estos dispositivos se encuentren presentes en dispositivos tan comunes y de uso diario como los celulares, sistemas de entretenimiento, sistemas de estabilización, así como en sistemas de monitoreo de impacto presentes en algunos dispositivos de memoria como lo son los discos duros. El adelanto en la tecnología MEMS ha permitido el desarrollo de sensores de bajo costo y bajo consumo de energía que actualmente están reemplazando a sus equivalentes a escala macroscópica en muchas aplicaciones tradicionales, cubriendo las necesidades de las industrias automotrices, biomédicas, de entretenimiento, etc. Su competitividad en el mercado reside en gran medida al alto grado de miniaturización así como a la capacidad de producirlos en gran escala lo que permite reducir costos. Por otra parte, la miniaturización de estos dispositivos abre las puertas a nuevas perspectivas y posibilidades acerca del desarrollo de nuevos sensores en los cuales su micro-escala presenta ventajas y permite

desarrollar aplicaciones y obtener resultados que serían imposibles de lograr en una macro-escala, ejemplo de esto se encuentra el trabajo en los sistemas de inyección de tinta y los arreglos de micro espejos para proyectores de video (Antonello et al. 2012).

Centrándose un poco en los sensores que se busca utilizar en el presente trabajo (magnetómetro y giroscopio) se pueden encontrar diversos trabajos que se han realizado en los ámbitos locales, nacionales e internacionales. En el ámbito local los giroscopios se han utilizado en diversos trabajos dentro de los que se encuentra el desarrollo e implementación de un sistema electrónico que adquiere la información de un giroscopio digital de tres ejes para a partir de esta calcular la orientación del órgano terminal de un robot manipulador (Lomelí 2012). Si bien los sensores inerciales se utilizan y se han utilizado en diferentes aplicaciones, éstos presentan una serie de errores en sus mediciones, ya que mientras la miniaturización va en incremento, su desempeño se puede ver disminuido, además de los errores provocados por las condiciones y el ambiente de trabajo en la cual se utilizan dichos dispositivos. Cada sensor cuenta ventajas y desventajas propias, por ejemplo el acelerómetro no es capaz de distinguir entre las aceleraciones debidas al movimiento del sistema y la aceleración producida por la gravedad, su salida necesita ser filtrada y esto repercute en la velocidad de la respuesta ya que este filtrado produce un retardo, los giroscopios por otra parte no se ven afectados por la gravedad pero estos reaccionan exclusivamente a un movimiento de rotación, los magnetómetros por su parte son susceptibles a los cambios en los campos magnéticos que pueden llegar a presentarse a su alrededor que pueden llegar a ser producidos por los dispositivos eléctricos que los rodean.

Cada sensor cuenta con características únicas y debido a los errores y limitaciones que cada uno puede llegar a presentar los sensores inerciales se utilizan junto a métodos de filtrado y algoritmos que permiten obtener mediciones fiables ya sean éstas de posición angular, desplazamiento, velocidad lineal, velocidad angular o aceleración. Una alternativa para la obtención de mediciones fiables es la fusión de dichos sensores inerciales, esto con el objetivo obtener y

aprovechar las mejores características de cada sensor, así como corregir los posibles errores en la medición que pueden llegar estos dispositivos. Esta fusión se logra mediante el uso de diferentes métodos de filtrado y algoritmos que relacionan las señales de cada sensor con el objetivo de encontrar una misma señal que se aproxima más al comportamiento real del sistema. Dentro de las técnicas de fusión sensorial más comunes para esta tarea se encuentra el filtro Kalman desarrollado, por Rudolf Kalman, el filtro Kalman es un conjunto de ecuaciones matemática que proveen una eficiente manera computacional para estimar el estado de un proceso, de un modo que minimiza la varianza estimada del error utilizando mínimos cuadrados (Prado 2005). Es un procedimiento matemático recursivo que opera por medio de un mecanismo de predicción y corrección. En esencia este algoritmo pronostica el nuevo estado a partir de su estimación previa añadiendo un término de corrección proporcional al error de predicción, de tal forma que este último es minimizado estadísticamente. Esta herramienta es comúnmente utilizada en el procesamiento y fusión de sensores, dentro de los trabajos en el ámbito local en los que se utiliza esta herramienta se encuentra Rodríguez et al. (2011) en que se utilizó dicha herramienta para realizar la acción de fusión sensorial entre un encoder óptico y un acelerómetro de tres ejes con el fin de calcular la posición y orientación en robots industriales. En el ámbito internacional se pueden encontrar encontrar distintos trabajos que se basan en el uso de esta herramienta, (Ahmed, 2013)et al. (2013) hizo uso de esta herramienta para lograr trabajar con las señales de sensores inerciales en su trabajo acerca del seguimiento de los ángulos de articulaciones en modelos de capturas de movimiento. Otro ejemplo del uso del filtro Kalman nos lo presenta Roetenberg et al. (2007) al utilizar el filtro para obtener posición y orientación de un sistema magnético que consistía de un giroscopio y un acelerómetro montable en el cuerpo humano. Aunque cabe mencionar que muchas ocasiones las técnicas presentadas en trabajos previos sobre aplicaciones del Filtro de Kalman a fusión sensorial resultan un tanto complejas ya que involucran la utilización de técnicas adicionales al Filtro aumentando la dificultad para el entendimiento del comportamiento del mismo. Además de que muchas veces los trabajos solo llegan a simulaciones y no se logra llegar a la etapa de la

implementación debido a la complejidad y a la demanda de poder de computo que conllevan este tipo de herramientas, es por tal motivo que es necesario el diseño y el desarrollo de nuevas técnicas que sean eficientes computacionalmente hablando y logren desempeñarse en tiempo real.

Si bien en la actualidad se pueden encontrar trabajos en lo que esta herramienta se llega a implementar como se muestra en el trabajo de Wang Lei. et al. (2011) en la que se logró realizar una calibración eficaz de un sistema de navegación mediante el uso del Filtro Kalman para evaluar el desempeño de sensores MEMS obteniendo con esto resultados de navegación aceptables, sigue siendo una limitación la complejidad que presenta la implementación de esta herramienta a nivel de hardware. Existen referencias de la descripción del Filtro Kalman a nivel de hardware como el trabajo desarrollado por Cruz et al. (2013) en el que se describe una arquitectura de hardware para la implementación de un enfoque secuencial del Filtro Kalman orientado para aplicaciones de robótica móvil, así como para problemas de navegación sin este llegar a la implementación en hardware. En muchos de los trabajos revisados la propuesta de implementación del Filtro Kalman se basa en su versión en estado estacionario, es decir considerando los valores del ruido de la señal y el ruido del sensor así como un valor de ganancia de Kalman constantes, un ejemplo de esta propuesta la presenta Elvira (2015) quien realizó la implementación del filtro Kalman en estado estacionario para la calibración de un robot industrial fusionando las señales provenientes de acelerómetro y un giroscopio, si bien con esta alternativa se facilita su implementación al lograr una simplificación de las ecuaciones que describen el filtro, los parámetros de covarianza de ruido de la señal y del ruido del sensor se encuentran en constante cambio por lo que es importante contar con una implementación que considere estos parámetros variables en el tiempo.

Por lo anterior el presente trabajo propone un método de fusión sensorial entre los sensores inerciales en una plataforma FPGA con el fin de obtener una señal de salida de mayor calidad reduciendo los errores presentados por cada

sensor al hacer uso del filtro Kalman adecuando las ecuaciones con el fin de facilitar su implementación logrando el desempeño del filtro propuesto en tiempo real.

1.3. Justificación

Los sistemas mecatrónicos son parte indispensable en la industria y se requiere que estos estén a la altura de las necesidades en cuanto a su eficiencia y costos de implementación debido a la competitividad que presenta el mercado actual, un ejemplo de estos sistemas son los robots, los cuales realizan tareas con mayor precisión y rapidez de la que pueden llegar a presentar los humanos, además de que sus funciones no se ven limitadas por una jornada laboral debido a que no presentan cansancio, dentro de las tareas más comunes que estos sistemas realizan dentro de la industria se encuentran pintar, soldar, ensamblar además de cortar y colocar piezas. Para la correcta acción de control de estos sistemas, así como en cualquier otro es necesaria una señal de retroalimentación proveniente de elementos como lo son los sensores y transductores y es fundamental que estos elementos nos brinden la información más fiable y precisa para lograr un óptimo desempeño del sistema. Los sensores MEMS han demostrado un gran desempeño cumpliendo con estas necesidades además de abrir las puertas a nuevas aplicaciones debido a la amplia versatilidad que estos presentan principalmente gracias a su tamaño y a su bajo costo. Si bien la principal desventaja que presentan estos sensores al ser implementados en este tipo de sistemas es lo susceptibles que son al ruido eléctrico y a ciertos fenómenos físicos a los que están expuestos, además de que cada sensor cuenta con limitaciones propias y esto puede repercutir en el desempeño del sistema.

Una alternativa para disminuir este tipo de errores consiste en fusionar dos o más sensores logrando la combinación de información de dichos sensores en una única medición a fin de corregir y compensar los errores particulares de cada sensor con la información provista por un segundo sensor. La principal herramienta utilizada para estas tareas es el filtro Kalman, el problema es que esta herramienta presenta un alto grado de dificultad además de demandar un alto poder de cómputo,

es por esta razón por la que muchas veces solo llega a simulaciones o su implementación se limita al uso de esta herramienta en su versión en estado estacionario utilizando las covarianzas de ruido de la señal y de los sensores como constantes dando como resultado un valor de ganancia de Kalman constante, si bien esto simplifica su implementación, estos parámetros se encuentran en constante cambio y es por esta razón por la cual es importante contar con una implementación que considere estos parámetros variables en el tiempo. Lo que se busca en este trabajo es diseñar e implementar en la Universidad Autónoma de Querétaro un módulo que cumpla con las funciones de fusión y filtrado de señales habilitándolo con la finalidad de ser ocupado en futuros trabajos, planteando una propuesta de implementación del filtro Kalman de menor complejidad con la posibilidad de considerar variables los parámetros de las covarianzas de ruido y de la señal, logrando satisfacer las necesidades de velocidad de procesamiento y bajo costo en la implementación al realizarlo en una plataforma FPGA, teniendo como resultado una estructura digital con la capacidad de adquirir información proveniente de sensores en forma de señal para posteriormente procesarlas y fusionarlas en tiempo real con el fin de obtener una señal de salida de mejor calidad dejando abierta la puerta para su futura aplicación en algún sistema mecatrónico.

1.4. Hipótesis y Objetivos

1.4.1. Hipótesis

Mediante la adecuación de las operaciones del filtro Kalman, es posible diseñar e implementar una arquitectura en hardware computacionalmente eficiente que logre fusionar la señal de dos sensores inerciales en tiempo real teniendo la posibilidad de variar los parámetros de covarianzas del filtro.

1.4.2. Objetivo General

Diseñar e implementar un módulo de fusión de sensores inerciales, mediante el filtro Kalman, que trabaje en tiempo real usando tecnología FPGA aplicable a sistemas mecatrónicos.

1.4.3. Objetivos Particulares

- Adecuar las ecuaciones del filtro Kalman para el procesamiento e implementación en FPGA.
- Simular y comprobar el funcionamiento del filtro Kalman con el fin de validar su implementación.
- Diseñar e implementar un módulo de comunicación y adquisición de datos entre los sensores y el FPGA.
- Diseñar un módulo para fusionar 2 sensores inerciales.
- Integrar el sistema incorporando los módulos de fusión de sensores y el módulo de comunicación y adquisición de datos.
- Observar el comportamiento del filtro implementado en el dispositivo FPGA comprobando con esto su correcto funcionamiento.

1.5. Planteamiento General

El planteamiento general de la metodología a seguirse en este trabajo se muestra a continuación en la Figura 1.1,

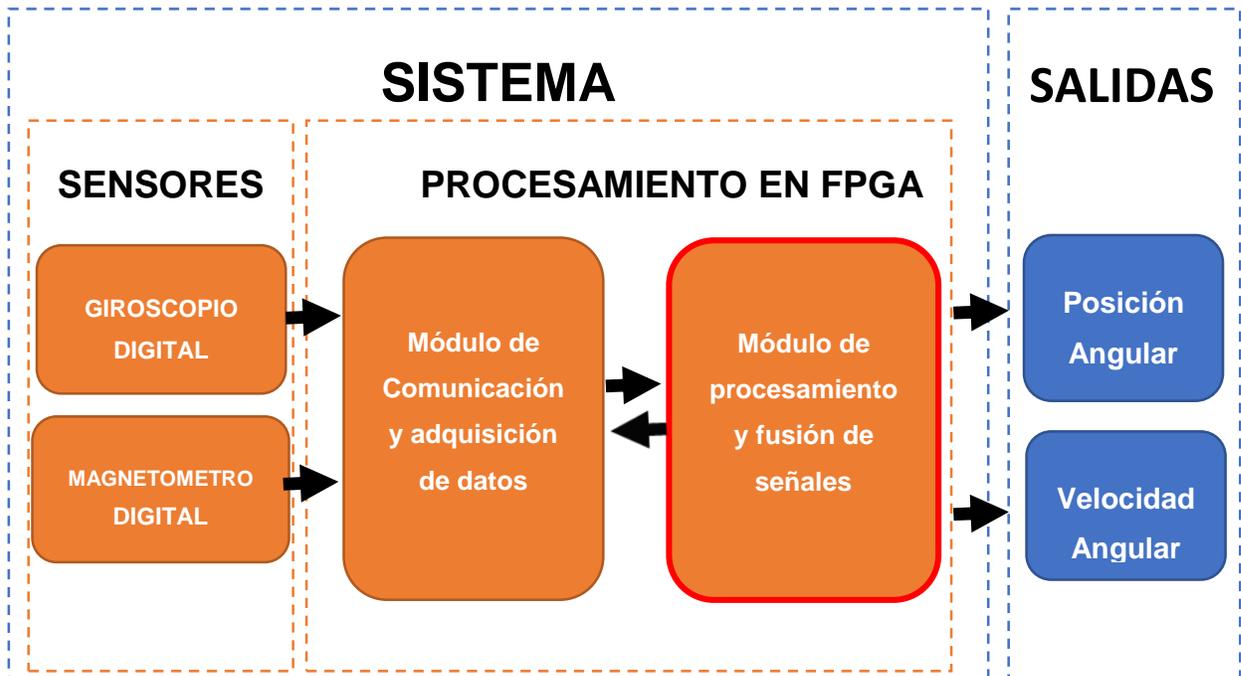


Figura 1. 1. Diagrama general del sistema.

Los sensores inerciales entregan la información de entrada a la estructura digital en donde se realiza todo el procesamiento, los sensores inerciales con los que se cuenta son un giroscopio y un magnetómetro. El giroscopio proporciona la velocidad angular del movimiento al que se somete el sensor, mientras que el magnetómetro por su parte entrega la orientación usando el norte magnético como referencia. La estructura digital en FPGA es la parte central de todo el sistema y está compuesta por diferentes módulos que en conjunto entregan las mediciones de velocidad y posición angular a partir de las mediciones obtenidas de los sensores.

La estructura digital que se desarrollará está constituida por 2 módulos principales, el primero es el módulo de comunicación y adquisición de datos que permite comunicar a los sensores con el resto del sistema además de permitir el envío de datos a un ordenador, este módulo contiene el controlador de una memoria estática (SRAM, Static Random Access Memory) y es el encargado de guardar los datos obtenidos por los sensores, así como las señales ya procesadas para posteriormente ser enviadas mediante una interfaz gráfica a un ordenador. El segundo módulo es el más importante y el cual requiere más recursos debido a que se compone de los diversos módulos en los cuales se ejecutará el algoritmo del filtro propuesto, por tanto, es en este módulo en el que se realiza el procesamiento y fusión de las señales provistas por los sensores inerciales (giroscopio y magnetómetro), y justamente es de este de donde se obtiene la señal fusionada para posición angular y filtrada para velocidad angular, todo esto en tiempo real.

Si bien la estructura digital de este trabajo se basa en el uso de un giroscopio y un magnetómetro, el sistema no se limita al uso de únicamente estos dos sensores pudiendo ser utilizado otro tipo de sensor inercial, además de que se plantea que el método de fusión de señales a desarrollar sea genérico, es decir que pueda realizar la acción de fusión sensorial entre dos sensores de cualquier tipo siempre y cuando la variable a medir de uno de los dos sensores sea forzosamente la derivada de la magnitud a medir del otro. Por ejemplo: un acelerómetro angular y un giroscopio.

2. CAPÍTULO II

ESTADO DEL ARTE

Antes de poder comenzar con el diseño y desarrollo del sistema se deben tomar en cuenta algunas consideraciones, es importante conocer las limitaciones o restricciones que puede llegar a presentar el sistema al momento de la implementación, es por eso que es necesario un análisis a fondo de los temas relacionados al desarrollo de este proyecto. Existen herramientas que permiten abordar un análisis más profundo para lograr el objetivo propuesto, a continuación, se presentan diversos conceptos y temas tomados como base teórica para el desarrollo óptimo del proyecto.

2.1. Sensores Inerciales

Un sensor inercial es un dispositivo capaz de convertir o transducir los efectos de una fuerza en una señal registrable, normalmente, de tipo eléctrico. Los efectos provocados por la fuerza y registrados por los sensores inerciales generalmente son la aceleración lineal, en el caso de los acelerómetros, el movimiento angular sobre uno o varios ejes en el caso de los giroscopios, y los ángulos de inclinación en base al norte magnético en el caso de los magnetómetros. Dichos efectos físicos se transforman en una salida de voltaje linealmente proporcional y se cuida que el proceso de transducción tenga una sensibilidad específica en función de la aplicación en la que se busca incluirlos.

2.2. Giroscopio Mecánico

Los giroscopios, son dispositivos que miden o mantienen el movimiento de rotación. Están formados esencialmente por un cuerpo con simetría de rotación que gira alrededor de su eje de simetría. Los giroscopios mecánicos presentan dos propiedades fundamentales: la primera es la inercia giroscópica o rigidez en el

espacio y la segunda es la precesión, que es la inclinación del eje en ángulo recto ante cualquier fuerza que tienda a cambiar el plano de rotación. Fue inventado en 1852 por Léon Foucault quien también le dio el nombre, montando una masa rotatoria en un soporte para un experimento de demostración de la rotación de la Tierra.

2.3. Giroscopio Electrónico

A diferencia del giroscopio mecánico el giroscopio electrónico está basado en la fuerza de Coriolis.

2.3.1. Fuerza de Coriolis

El efecto Coriolis, descrito por el científico francés Gaspard-Gustave Coriolis en 1835, es el efecto observado en un sistema de referencia que se encuentra en rotación cuando un cuerpo está en movimiento respecto de dicho sistema de referencia. El efecto consiste en la presencia de una aceleración relativa del cuerpo en dicho sistema que se encuentra en rotación. Esta aceleración siempre es perpendicular al eje del sistema sobre el que se realiza dicha rotación y a la velocidad del cuerpo. El efecto Coriolis hace que un objeto que se encuentra moviéndose sobre el radio de un disco en rotación tienda a acelerarse con respecto a ese disco según si el movimiento es hacia el eje de giro o alejándose de éste. Debido a que sobre dicho objeto está presente una aceleración desde el punto de vista del observador en rotación, es como si para éste existiera una fuerza actuando sobre el objeto y que esta fuera la causa de dicha aceleración. A esta fuerza se le conoce como fuerza de Coriolis, y no es una fuerza real como tal debido a que no hay nada que la produzca. Se trata pues de una fuerza inercial ficticia, que se introduce para explicar, desde el punto de vista del sistema en rotación, la aceleración del cuerpo, cuyo origen se encuentra en realidad, en el hecho de que el sistema de observación está rotando. Las dos principales componentes de la fuerza de Coriolis son:

- La componente tangencial, debida a la componente radial del movimiento del cuerpo.
- La componente radial, debida a la componente tangencial del movimiento del cuerpo.

La componente del movimiento del cuerpo que es paralela al eje de rotación no genera fuerza de Coriolis. El valor de la fuerza de Coriolis es:

$$\vec{F}_c = -2m(\vec{\omega} \times \vec{v}) \quad (2.1)$$

En donde:

- m , es la masa del cuerpo.
- v , es la velocidad del cuerpo en el sistema en rotación.
- w , es la velocidad angular del sistema en rotación vista desde un sistema inercial.
- \times , indica producto vectorial.

En la figura 2.1 se observa un experimento donde se puede ver un disco que está girando a una velocidad angular w respecto a un eje perpendicular a la superficie del disco. En la superficie del disco se puede observar una bola de masa m , que se desplaza a una velocidad v , en la dirección que se observa en la Figura 2.1, en ésta se muestra la trayectoria seguida por la bola en la superficie de disco debido al efecto de las fuerzas de Coriolis.

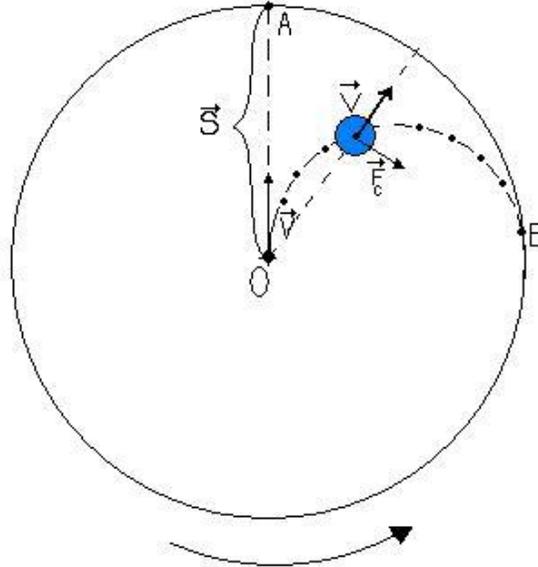


Figura 2. 1. Efecto de las fuerzas de Coriolis.

Si las fuerzas de Coriolis no tuvieran efecto sobre la bola ésta partiría del origen (O) hasta el punto A, pero al estar presentes estas fuerzas la bola acabaría en el punto B tal y como se muestra en la figura.

2.4. Giroscopio MEMS

Los giroscopios MEMS se encargan de medir la velocidad angular (Pitch, Roll y Yaw) mediante el uso del efecto Coriolis en cada eje, tal y como se muestra en la Figura 2.2

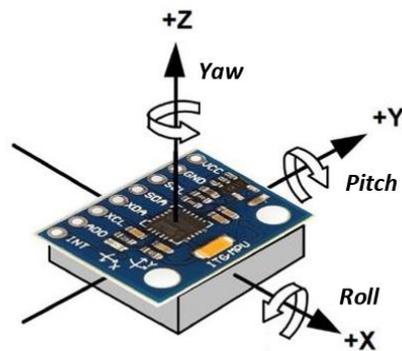


Figura 2. 2. Velocidad medida en los tres ejes.

Para comprender cómo es que se produce el efecto Coriolis en el interior del MEMS obsérvese el siguiente bloque de masa m , el cual se desplaza a una velocidad v , así como se representa en la Figura 2.3 por la flecha de color azul. Si a este bloque se le aplica un movimiento angular (Ω_z), representando de color rojo, se producirá una fuerza de Coriolis de valor $F = -2m (v \times w)$, en la dirección en la que apunta la flecha amarilla.

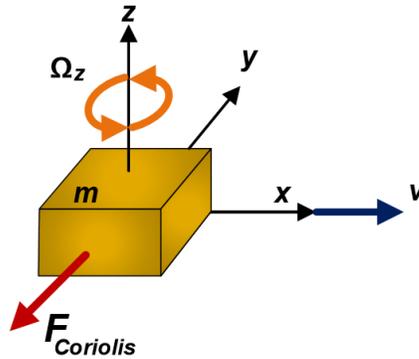


Figura 2. 3. Efecto Coriolis en el dispositivo MEMS.

La medición de la velocidad angular aplicada en función de la fuerza de Coriolis generada se logra utilizando un interfaz de tipo capacitiva. En la práctica, se utilizan dos masas, como se observa en la Figura 2.4.

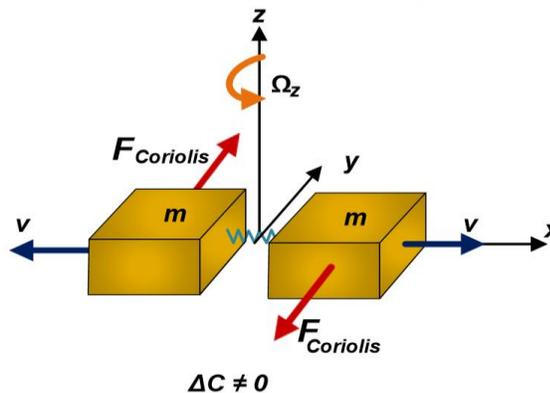


Figura 2. 4. Efecto Coriolis a partir de las masas.

Las dos masas se encuentran oscilando de forma constante a una velocidad v representada por las flechas azules, cuando se le aplica una velocidad angular, que viene denotada por Ω_z , las fuerzas de Coriolis resultantes presentan

sentidos opuesto, así como lo representan las flechas amarillas en la Figura 2.4. Este resultado se traduce a una medida diferencial capacitiva. Cuando una aceleración es aplicada a las dos masas en la misma dirección, éstas se desplazan en la misma dirección, por lo que la medida capacitiva diferencial es igual a cero, tal y como observamos en la Figura 2.5.

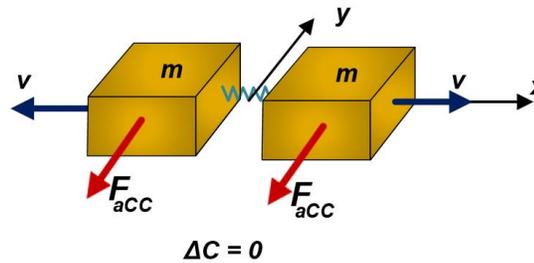


Figura 2. 5. Aceleración aplicada a las masas.

Las masas presentes en los giróscopos MEMS se encuentran continuamente en movimiento, cuando es aplicado un movimiento angular se genera un par de fuerzas de Coriolis, las cuales mediante una interfaz sensora capacitiva son medidas. Estas fuerzas son proporcionales a la velocidad angular aplicada, y gracias a esto podemos conocer la magnitud de la velocidad angular a partir de esas fuerzas debido a que es el valor que es de interés conocer. (Quero,2012).

2.4.1. Características de los Giroscopios MEMS

A continuación, se detallan las principales características de estos giroscopios:

- **Nivel de Cero.** - Corresponde al nivel de tensión de salida, cuando no hay presencia de velocidad angular. Se suele indicar mediante un nivel de tensión continua a una temperatura de funcionamiento. Por ejemplo 1,23 V a 25°C.
- **Sensibilidad.** - Se mide como la relación entre la entrada y la salida del sensor, cuando se aplica un cambio a la entrada que produce

una respuesta a la salida. Se mide en $\frac{mV}{dps}$, donde dps representa grados por segundos. El valor de la sensibilidad es especificado para un rango de exactitud y es variable con la temperatura.

- El último parámetro importante a tener en cuenta es la densidad de ruido. La variación del ruido a la salida depende del ancho de banda seleccionado. Reduciéndose éste mediante un filtro paso bajo a la salida, se mejora la resolución de salida. Normalmente la densidad de ruido se expresa en términos de “rate noise density” expresado en $\frac{dps}{\sqrt{Hz}}$

2.5. Magnetómetro

Un magnetómetro es un instrumento de medición capaz de medir la fuerza y, en algunos casos, la dirección de los campos magnéticos. El primer magnetómetro fue inventado en 1833 por Carl Friedrich Gauss. Los magnetómetros se pueden dividir en dos tipos básicos:

- Magnetómetros escalares miden la fuerza total del campo magnético a la que están sometidos, pero no su dirección
- Magnetómetros vectoriales tienen la capacidad de medir el componente del campo magnético en una dirección particular, en relación con la orientación espacial del dispositivo.

Un vector es una entidad matemática con magnitud y dirección. El campo magnético de la Tierra en un momento dado es un vector. Una brújula magnética está diseñada para dar una dirección horizontal de apoyo, mientras que un magnetómetro vector mide tanto la magnitud y dirección del campo magnético total. Tres sensores ortogonales se requieren para medir los componentes del campo magnético en las tres dimensiones.

En los últimos años los magnetómetros se han miniaturizado y esto ha permitido que puedan ser incorporados en los circuitos integrados a muy bajo costo

y su uso cada vez mayor como brújulas en dispositivos de consumo tales como teléfonos móviles, tableta, etc.

2.5.1. Campo Magnético Terrestre

Para entender mejor el funcionamiento de este dispositivo y utilizarlo correctamente en aplicaciones de navegación, es necesario estudiar cómo actúa el campo Magnético Terrestre. La Tierra actúa como un dipolo, pero no está alineado con sus ejes de rotación. Por eso siempre aparece un término de Declinación, que es la separación entre el norte magnético y norte geográfico. Por Norte magnético se entiende aquella región de la tierra donde las líneas de campo son perpendiculares a la superficie terrestre.

El campo magnético de la tierra se puede describir con 7 parámetros: declinación, inclinación, intensidad horizontal, componentes X (apuntando al norte geográfico) e Y (apuntando al Este) en el plano horizontal, intensidad vertical e intensidad total. El valor de este campo en medida absoluta oscila entre los 25,000 y los 65,000 nT (100,000 nT= 1 gauss). En la Figura 2.8 se ilustra el campo Magnético Terrestre (Bernal,2014).

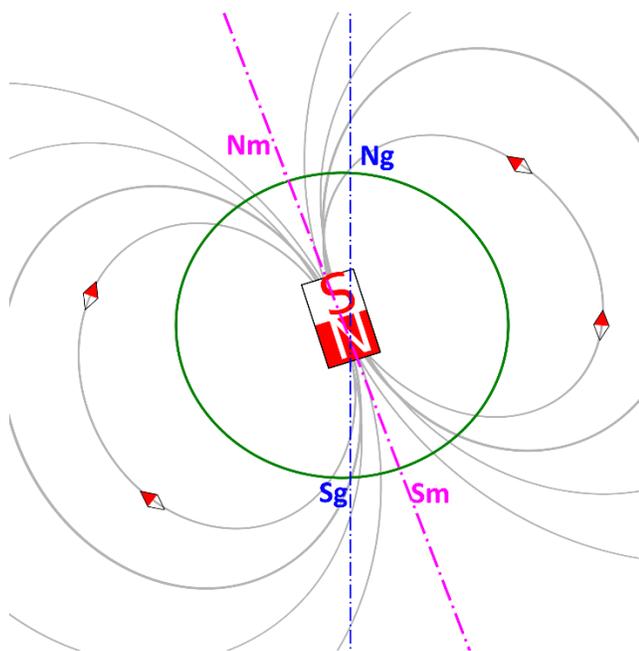


Figura 2. 6. Líneas del campo magnético terrestre.

2.6. Magnetómetro Electrónico

El magnetómetro electrónico es un sensor que mide la intensidad de campo magnético en 3 ejes. Gracias a estas 3 medidas se obtiene un vector de campo que da información del ángulo de trayectoria del móvil. Vendría a ser la versión ampliada a 3 dimensiones de la brújula, la diferencia es que este dispositivo es capaz de distinguir giros en los ejes de pitch y roll.



Figura 2. 7. Magnetómetro electrónico.

El campo magnético se mide a través de magneto-resistencias que cambian su valor en función del campo que las atraviesa en su dirección. La estructura interna se puede observar en la Figura 2.7.

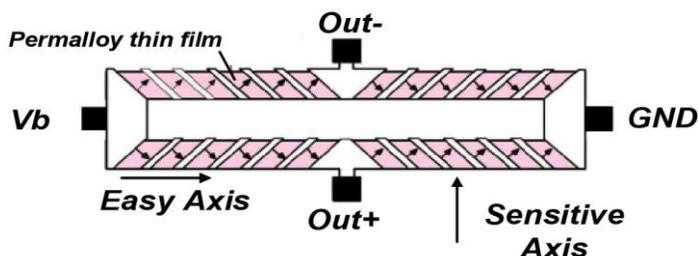


Figura 2. 8. Estructura interna de un magnetómetro MEMS.

Gracias a las medidas en los 3 ejes del campo magnético, se puede calcular la orientación relativa de un objeto. En el caso de una brújula, siempre se supone que se mide en el plano horizontal a la Tierra para obtener la dirección del norte. Los magnetómetros, utilizan un inclinómetro como referencia de posición para calcular la orientación de un objeto. De esta manera resulta sencillo calcular los

ángulos de alabeo y cabeceo y posteriormente hacer la compensación de los ejes de campo magnético para calcular el rumbo.

2.7. Filtrado

En ocasiones, las señales de interés están mezcladas con otras señales y no es posible distinguirlas sin necesariamente ser separadas de estas señales adicionales. El filtrado es una técnica aplicada cuando se busca obtener información precisa de las mediciones de algún fenómeno físico. Los filtros pueden ser analógicos o digitales, los analógicos están conformados por un conjunto de resistencia-capacitor en determinado arreglo dependiendo de las especificaciones que se buscan implementar en el filtro, por su parte los filtros lógicos se componen de diversos circuitos lógicos las cuales forman un sistema digital con las características de los algoritmos o las ecuaciones, las especificaciones deseadas en dichos filtros digitales se especifican en el dominio de la frecuencia en función de la respuesta del filtro en magnitud y fase, como tal el filtro digital opera sobre señales digitales, es una operación matemática que toma una señal de entrada y la modifica produciendo otra señal con el objetivo de resaltar o atenuar ciertas características. La separación de señales atendiendo a su distribución frecuencial es una técnica muy común en el procesado de señales.

2.8. Filtro Kalman

El filtro de Kalman es un método matemático inventado por el Dr. Rudolf E. Kalman. Desde su introducción en 1960, el filtro de Kalman se ha implementado en muchas aplicaciones. Este algoritmo recursivo digital se utiliza para integrar o fusionar datos provenientes por sensores inerciales con el fin de lograr un rendimiento óptimo del sistema en general.

El algoritmo de filtro Kalman produce estimaciones de los verdaderos valores de las mediciones de los sensores y sus valores calculados asociados mediante la predicción de un valor, la estimación de la incertidumbre del valor predicho, y el cálculo de un promedio ponderado del valor predicho y el valor

medido. La mayoría del peso se da al valor con la menor incertidumbre. Las estimaciones realizadas por el algoritmo tienden a estar más cerca de los verdaderos valores que las mediciones originales debido a que el promedio ponderado tiene una incertidumbre mejor estimada que cualquiera de los valores que entraron en el promedio ponderado.

El filtro de Kalman requiere una formación matemática sólida incluyendo el procesamiento de señal aleatoria, teoría de matrices y teoría de control. Presenta ecuaciones denominadas de predicción y de actualización, las primeras son responsables de la proyección del estado al momento k tomando como referencia el estado en el momento $k-1$ y la actualización intermedia de la matriz de covarianza del error del estado estimado. Las segundas son responsables de la retroalimentación, es decir, incorporan nueva información dentro de la estimación anterior con lo cual se llega a una estimación mejorada del estado (Castañeda, 2013)

El filtro de Kalman intenta estimar el estado x de un proceso controlado de tiempo discreto que se rige por la siguiente ecuación lineal en diferencias

$$x_k = Ax + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (2.2)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2.3)$$

Donde:

- A es una matriz de n por n que relaciona el estado en el anterior paso de tiempo $k - 1$ al estado en el paso actual k , en ausencia de alguna función de conducción o ruido del proceso.
- B es una matriz de n por l que relaciona la entrada de control opcional u al estado x .
- H es una matriz de n por m que relaciona el estado a la medición z_k .
- w_k es el ruido del proceso (variables aleatorias).

- v_k es el ruido medido (variables aleatorias)

El algoritmo de filtro de Kalman se basa en un sistema dinámico lineal, lo que significa que las matrices A, B y H son constantes. Para hacerlo simple, el proceso y la medición de covarianza Q y R también se asumen como constantes. Entonces la ganancia Kalman calculada K_k , ponderará la medición continua en cada tiempo para mantener la matriz del error de covarianza P_k al mínimo para que los estados actualizados sean más precisos.

En la Figura 2.9 se muestra a grandes rasgos el funcionamiento del filtro Kalman.

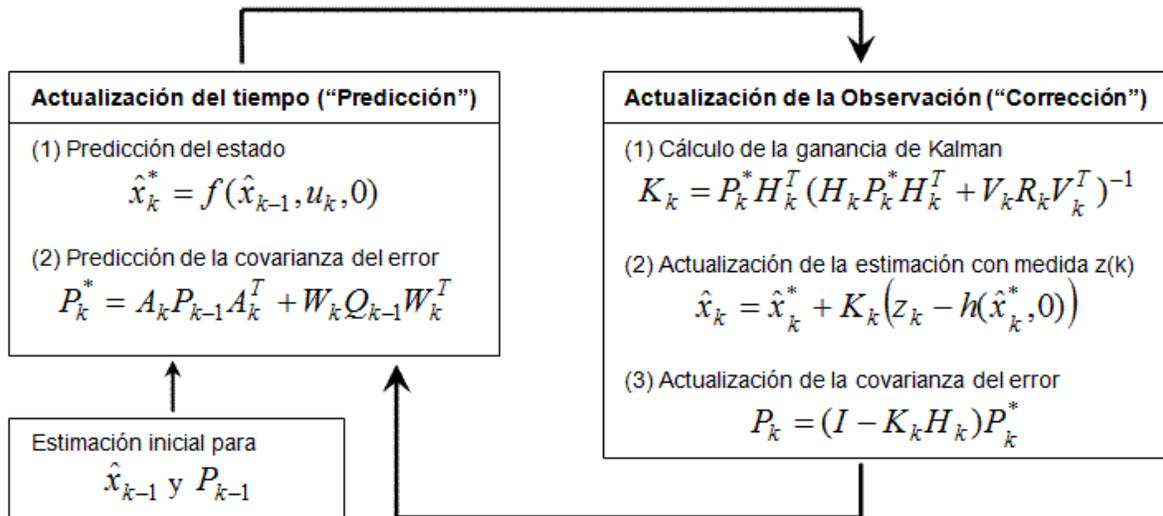


Figura 2. 9. Proceso del filtro Kalman

2.8.1. Covarianza

La covarianza es un valor que indica el grado de variación conjunta de dos variables aleatorias. Es el dato básico para determinar si existe una dependencia entre ambas variables y además es el dato necesario para estimar otros parámetros básicos, como el coeficiente de correlación lineal o la recta de regresión.

$$s_{xy} = \frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (2.4)$$

Siendo x y y dos variables aleatorias, la interpretación que recibe el valor obtenido es la siguiente:

- Si $s_{xy} > 0$ hay dependencia directa (positiva), es decir, a grandes valores de x corresponden grandes valores de y .
- Si $s_{xy} = 0$ Una covarianza de valor 0 se interpreta como la no existencia de una relación lineal entre las dos variables estudiadas.
- Si $s_{xy} < 0$ hay dependencia inversa o negativa, es decir, a grandes valores de x corresponden pequeños valores de y .

2.9. CORDIC

CORDIC es un acrónimo de *COordinate Rotation Digital Computer*. El algoritmo original fue propuesto por Jack Volder en el año 1959, con el propósito de calcular funciones trigonométricas mediante la rotación de vectores (Aggarwal,2016). Es un algoritmo iterativo el cual se puede implementar en hardware usando sumadores, registros de desplazamiento y LUTs(Look Up Table). Debido a que CORDIC no requiere de operaciones de multiplicación, este es adecuado para aplicaciones donde no existen los recursos de multiplicadores y se desee economizar recursos de área. Empleando el algoritmo CORDIC se pueden calcular funciones tales como: seno, coseno, tangente inversa y funciones hiperbólicas con la precisión deseada. El algoritmo CORDIC está basado en la rotación de vectores y permite rotar un ángulo φ el vector $r = (x,y)$, generando el vector rotado $r' = (x',y')$ tal y como se muestra en la Figura 2.10.

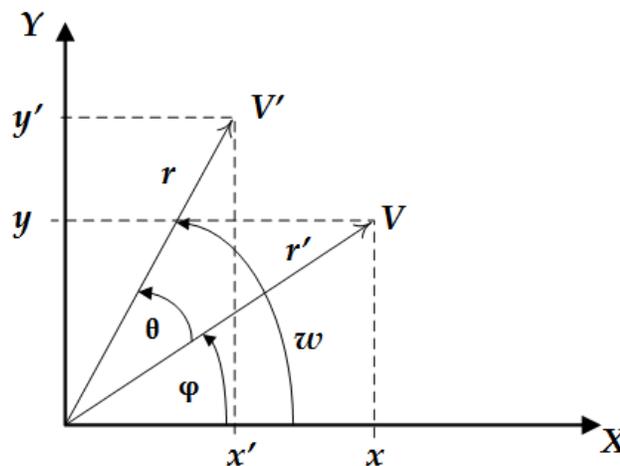


Figura 2. 10. Rotación de vectores.

Las ecuaciones que permiten implementar el algoritmo CORDIC son llamadas ecuaciones CORDIC, las cuales son:

$$x_{i+1} = x_i - y_i d_i 2^{-i} \quad (2.5a)$$

$$y_{i+1} = y_i + x_i d_i 2^{-i} \quad (2.5b)$$

$$z_{i+1} = z_i - d_i \arctg(2^{-i}) \quad (2.5c)$$

El algoritmo CORDIC puede ser empleado en dos modos diferentes:

- Modo rotación: en este modo las entradas son el vector $r = (x, y)$ y el ángulo ϕ a rotar, y la salida es el vector rotado $r' = (x', y')$.

En el caso de una rotación, el acumulador angular se inicializa con el ángulo a rotar. La decisión sobre el sentido de rotación en cada paso de iteración, se efectúa para minimizar la magnitud del ángulo acumulado. Por ello, el signo que determina el sentido de rotación, se obtiene del valor de dicho ángulo en cada paso. Para el modo rotación, se deduce la siguiente ecuación:

$$d_i = \begin{cases} -1, & \text{si } z_i < 0 \\ 1, & \text{si } z_i \geq 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

Partiendo de (2.5) luego de n etapas se obtienen las siguientes ecuaciones de convergencia:

$$x_n = A_n(x_0 \cos z_0 - y_0 \operatorname{sen} z_0)$$

$$y_n = A_n(y_0 \cos z_0 + x_0 \operatorname{sen} z_0)$$

$$z_n = 0 \quad (2.7)$$

$$A_n = \prod_{i=0}^{n-1} \sqrt{1 + 2^{-2i}}$$

- Modo vectorización: en este modo la entrada es el vector $r = (x,y)$ y la salida es la magnitud R y el ángulo φ del vector $r = (x,y)$.

Para una vectorización, el ángulo ingresado se rota para alinearlo con el eje X. Para obtener este resultado, en lugar de minimizar la magnitud del acumulador angular, se minimiza la magnitud del componente y, ya que si $y = 0$ entonces el vector se encuentra sobre el eje X. Asimismo se utiliza el signo del componente y para determinar la dirección de rotación. Si el acumulador angular se inicializa con cero, al final del proceso contendrá el ángulo de rotación adecuado. Por lo tanto, se puede deducir la siguiente ecuación

$$d_i = \begin{cases} -1, & \text{si } y_i \geq 0 \\ 1, & \text{si } y_i < 0 \end{cases} \quad (2.8)$$

Partiendo de (2.5), y luego de n etapas se obtiene:

$$\begin{aligned} x_n &= A_n \sqrt{x_0^2 + y_0^2} \\ y_n &= 0 \\ z_n &= z_0 + \text{arctg} \left(\frac{y_0}{x_0} \right) \end{aligned} \quad (2.9)$$

$$A_n = \prod_{i=0}^{n-1} \sqrt{1 + 2^{-2i}}$$

En cada paso de iteración, en lugar de decidir si rotar o no, se decide el signo o sentido de la rotación a efectuar. Por lo tanto, cada ángulo final se puede representar mediante un vector de signos, en donde cada componente corresponde a un ángulo de la secuencia de ángulos elementales. Dichos ángulos elementales se almacenan en una tabla de búsqueda. Con esto último, se modifica el acumulador angular. Los valores de los ángulos que se encuentran en la tabla de búsqueda son constantes, en la Tabla 2.1. se presentan los valores para las primeras 7 iteraciones.

Tabla 2. 1. Ángulos almacenados para las primeras 7 iteraciones.

i	$\alpha_i = \tan^{-1}(2^{-i})$
0	45.00000
1	26.56505
2	14.03624
3	7.12505
4	3.57633
5	1.78991
6	0.89517

2.10.FPGA

Un FPGA (Field Programmable Gate Array) es un dispositivo multinivel programable de propósito general que integra una gran cantidad de dispositivos lógicos de este tipo en un chip. En términos técnicos el FPGA es un arreglo de bloques lógicos programables colocados en una infraestructura de interconexiones programables; además, es posible determinar la funcionabilidad de los bloques lógicos, las interconexiones entre bloques y las conexiones entre salidas y entradas (Osornio,2004). Un FPGA es programable a nivel hardware, por lo que proporciona las ventajas de un procesador de propósito general y un circuito especializado. La aplicación de los FPGA va más allá de la creación de algoritmos de lógica digital, pueden ser utilizados para la implementación de arquitecturas específicas. Son dispositivos semiconductores cuya interconexión y funcionabilidad puede ser configurada mediante un lenguaje de descripción de hardware como lo es el VHDL.

El primer fabricante de estos dispositivos fue XILINX e independientemente del fabricante las implementaciones realizadas en los dispositivos FPGA son

portables, esto quiere decir que pueden utilizarse en cualquier dispositivo FPGA ya sea del fabricante XILINX, ALTERA, ATMEL o cualquier otro.



Figura 2. 11. Chip SPARTAN de XILINX.

2.11. VHDL

VHDL significa HDL (*Hardware Description Language*), y a su vez VHSIC significa (*Very High Speed Integrated Circuit*). VHDL es un lenguaje de descripción y modelado diseñado para describir la funcionabilidad y la organización de sistemas hardware digitales, placas de circuitos y componentes. Fue desarrollado como un lenguaje para el modelado y simulación lógica dirigida por eventos de sistemas digitales y actualmente se lo utiliza también para la síntesis automática de circuitos.

Es un lenguaje con una sintaxis flexible y un tanto amplia que nos permite el modelado estructural, en flujo de datos y de comportamiento de hardware, permite el modelado preciso, en distintos estilos, del comportamiento de un sistema digital conocido y el desarrollo de modelos de simulación. VHDL es un lenguaje de descripción independiente de la tecnología o el distribuidor, y además es portable y reutilizable.

3. CAPITULO III

METODOLOGÍA

En este trabajo de tesis se describe el proceso realizado para la elaboración de un sistema en base a tecnología FPGA que realice una fusión entre dos sensores inerciales (giroscopio y magnetómetro) destacando y aprovechando cada una de sus cualidades y ventajas individuales a fin de obtener una medida confiable de posición angular en “tiempo real” minimizando el error que pueden llegar a presentar por separado dichos sensores.

3.1. Descripción General de la Metodología

En la Figura 3.1. se puede observar de manera general la metodología llevada a cabo para realizar el trabajo propuesto, en ella se muestra el proceso que se realiza en dos bloques principales, el primer bloque consta del conjunto de sensores inerciales integrados en el chip *MPU-9250* fabricado por Invensense, El *MPU-9250* es un módulo que consta de dos integrados, uno de ellos alberga un giroscopio y un acelerómetro de 3 ejes, mientras que el segundo integrado alberga un magnetómetro de 3 ejes (*AK8969*), todo en un paquete pequeño de 3x3x1 mm. Los sensores que son de interés para este trabajo son el giroscopio y el magnetómetro que se encuentran integrados en dicho dispositivo y los cuales se comunican mediante el protocolo I2C. El segundo bloque es el dispositivo *FPGA XILINX SPARTAN XC3S1000*, este bloque el más importante debido a que en este se realiza todo el proceso de fusión sensorial y filtrado de las señales entregadas por los sensores. Esta tarea se realiza mediante el uso de diversos módulos digitales descritos en lenguaje VHDL con funciones particulares que en conjunto logran el cometido que se propone es este trabajo que consta de fusionar la señal de dos sensores inerciales mediante el uso de algoritmos que nos permiten generar una única señal con un mayor grado de certeza a la que puede llegar a presentar un sensor al trabajar en solitario. Dentro de los módulos descritos para este trabajo

destacan los siguientes: El módulo encargado de la comunicación entre los sensores y el FPGA en donde se encuentra integrado el protocolo de comunicación por el cual se accede a las mediciones entregadas por los sensores. En este mismo módulo se realiza la adquisición de datos almacenando las señales provenientes de los sensores en una memoria para posteriormente enviarlas al módulo de procesamiento de señales en donde se realiza la estimación y fusión en base a las señales obtenidas de los sensores, es en este módulo en el cual se encuentra el algoritmo de filtrado presentado en la revisión de la literatura que es el encargado de realizar la fusión y el procesamiento de las señales obtenidas. Una vez obtenidas dichas señales son regresadas al módulo de comunicación y adquisición en donde serán almacenados de igual forma en la memoria para posteriormente ser enviados a un ordenador a través de protocolo USB para ser graficadas y así validar su correcto funcionamiento.

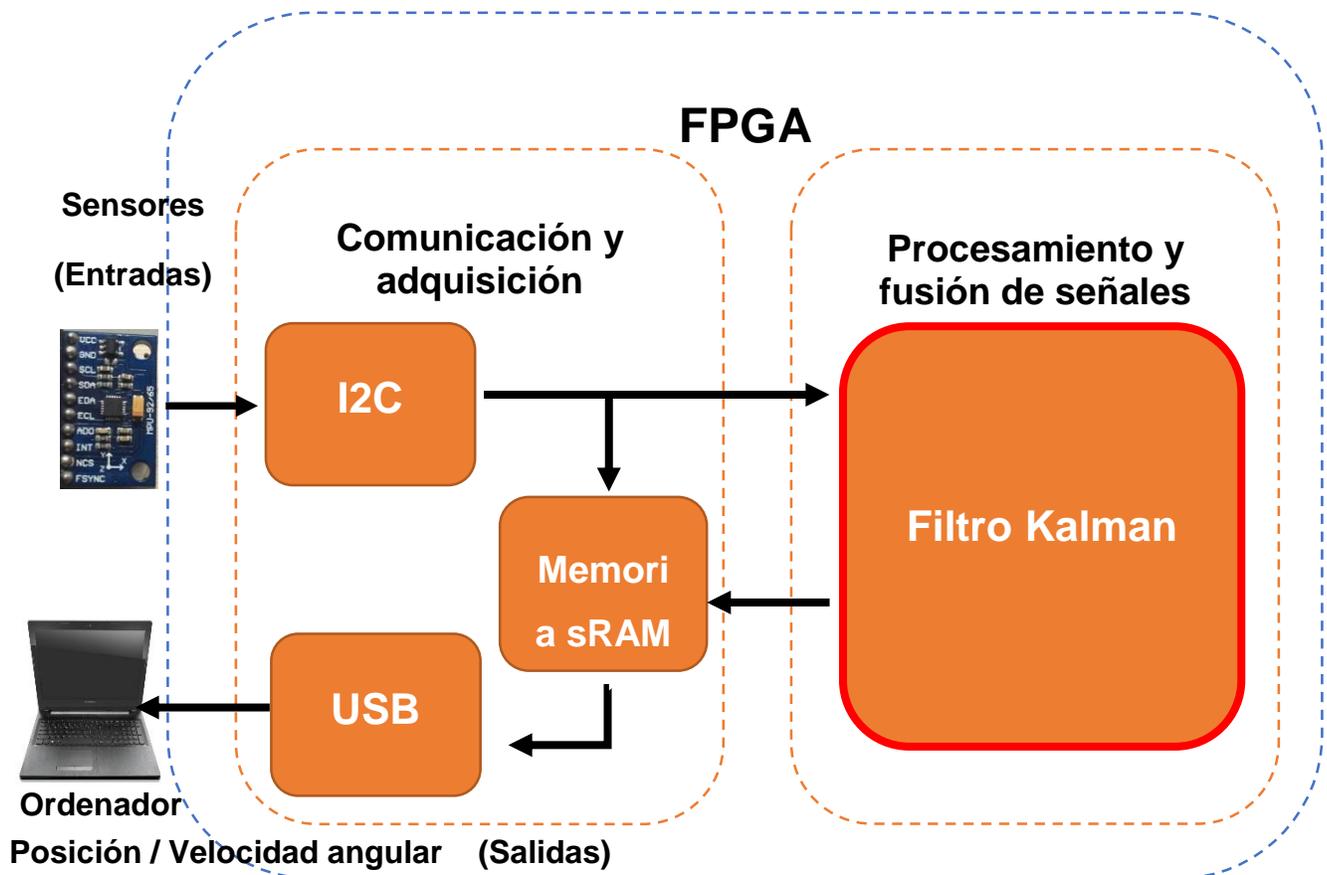


Figura 3. 1. Descripción general de la metodología.

Cabe mencionar que las descripciones de los protocolos I2C y USB, fueron desarrollados por el Dr. Luis Morales Velázquez docente de la Universidad Autónoma de Querétaro. El trabajo con estos módulos se limitó a integrarlos para lograr que trabajen en conjunto, en el caso del protocolo I2C se hizo la descripción de una máquina de estados finitos que controlará el envío y recepción de datos, además de tener precargadas las tramas de configuración necesarias para configurar el sensor.

3.2. Ecuaciones del Filtro Kalman

El filtro Kalman estima un proceso usando una forma de realimentación y control: el filtro estima el estado del proceso en un tiempo y después obtiene la realimentación en forma de mediciones. Las ecuaciones del filtro de Kalman caen en dos grupos: ecuaciones de actualización de tiempo y ecuaciones de actualización de mediciones. Las ecuaciones de medición el tiempo son responsables de proyectar hacia adelante (en el tiempo) el estado actual y estimaciones de error y covarianza para obtener los estimados a priori del siguiente paso en el tiempo. Las ecuaciones de actualización de medida pueden ser vistas como ecuaciones correctoras. De hecho, el algoritmo final de estimación reúne los algoritmos de predicción-corrección para la resolución de problemas numéricos.

Etapa de predicción:

$$X^*_k = SX_{k-1} + BU_{k-1} \quad (3.1)$$

$$P^*_k = SP_{k-1}S^T + Q \quad (3.2)$$

Etapa de corrección

$$k_k = P^*_k H^T (HP^*_k H^T + R)^{-1} \quad (3.3)$$

$$X_k = X^*_k + k_k(Z_k - HX^*_k) \quad (3.4)$$

$$P^*_{k-1} = P^*_k (1 - Hk_k) \quad (3.5)$$

Dónde:

- X_K = Salida actual variable estimada.
- X_{K-1} = Salida anterior variable estimada
- Z_K = Sensores entrada
- k_K = Ganancia de Kalman
- S = Matriz de relación con el estado pasado = 1
- $H = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$
- B= Ganancia señal de control.
- Q = Covarianza de la señal = q_1
- R = Covarianza del ruido de los sensores : $\begin{bmatrix} r_1 & 0 \\ 0 & r_2 \end{bmatrix}$
- P_K = Covarianza del error

Las ecuaciones presentadas en la etapa de predicción proyectan el estado y la covarianza estimados adelante en el tiempo del paso $k-1$ al paso k . S y B son matrices del modelo de estados mientras que Q es la varianza del ruido del proceso.

La primera tarea durante la actualización de medidas es el cálculo de la ganancia de Kalman k_K . El siguiente paso es medir el proceso para obtener Z_K , y después generar un estimado del estado a posteriori incorporado a la medición. El paso final es la obtención de una covarianza de error estimada a posteriori.

3.2.1. Propuesta del Filtro Kalman

Como se menciona anteriormente en los capítulos previos la principal desventaja del uso de la fusión sensorial es que es necesario implementar algoritmos complejos que requieren de un alto poder de cómputo y esto genera una limitante al querer utilizarlos en sistemas que trabajen en tiempo real, una de las herramientas más utilizada para realizar la fusión de las señales es el filtro Kalman que es un algoritmo que produce estimaciones de los valores de las mediciones de los sensores y sus valores calculados asociados mediante la predicción de un valor, la estimación de la incertidumbre del valor predicho, y el cálculo de un promedio

ponderado del valor predicho y el valor medido. Describir este algoritmo para su implementación en un módulo digital puede llegar a complicarse debido a la complejidad que este algoritmo representa, es por tal motivo que en el presente trabajo se propone una adecuación de las ecuaciones existentes a partir de las condiciones en las que se busca que trabaje el filtro limitándolo a realizar la fusión de solo dos sensores de los cuales uno entregue como salida la medición de la magnitud derivada del primer sensor, esto se logra pudiendo dejar fijos ciertos parámetros presentes en las ecuaciones además de introducir la información del segundo sensor en la etapa de predicción logrando así la simplificación de las ecuaciones del filtro. Se puede observar que (3.1) a (3.5) son ecuaciones matriciales lo cual eleva el grado de complejidad al momento de implementarlas en hardware, es por eso que se propone convertir dichas ecuaciones matriciales a ecuaciones escalares al volver escalares los parámetros H y R además de separar el vector de entrada Z que contiene la información proveniente de los dos sensores en dos variables distintas, una para cada sensor. La información del sensor que se busca sea de mayor peso se utiliza en (3.4) que forma la parte de la etapa de corrección, y la información del segundo sensor cuya magnitud es la deriva de la magnitud del primero es utilizada en (3.1). Las etapas de predicción y corrección propuestas quedan de la siguiente manera:

Etapas de predicción propuesta:

$$X^*_k = X_{k-1} + Z_{2(k)} \quad (3.6)$$

$$P^*_k = P_{k-1} + Q \quad (3.7)$$

Etapas de corrección propuesta:

$$k_k = P^*_k (P^*_k + R)^{-1} \quad (3.8)$$

$$X_k = X^*_k + k_k (Z_{1(k)} - X^*_k) \quad (3.9)$$

$$P^*_{k-1} = P^*_k (1 - k_k) \quad (3.10)$$

Dónde:

- X_K = Salida actual variable estimada.
- X_{K-1} = Salida anterior variable estimada
- Z_1 = Señal del primer sensor
- Z_2 = Señal del segundo sensor
- k_K = Ganancia de Kalman
- S = Valor de relación con el estado pasado = 1
- $H = 1$
- B = Ganancia señal de control = 1
- Q = Covarianza de la señal
- R = Covarianza del ruido de los sensores
- P_K = Covarianza del error

Estas ecuaciones presentan un menor grado de complejidad al momento de implementarlas en hardware gracias a que se simplifican las operaciones al eliminar las operaciones con matrices presentes en las ecuaciones originales, sin embargo, como se mencionó anteriormente con esta propuesta se limita la fusión sensorial a dos sensores con la condicional de que la magnitud medida por el segundo sensor sea la derivada de la magnitud a medir por el primer sensor, siendo el caso de este trabajo en donde se busca fusionar la posición angular obtenida de un magnetómetro con la velocidad angular obtenida de un giroscopio. Esta propuesta se implementará en una primera etapa en software y una vez validado su correcto funcionamiento se procederá a proponer una implementación en hardware.

3.3. Sistema de Comunicación y Adquisición de Datos

El sistema de comunicación y adquisición de datos consta de dos partes principales, una interfaz gráfica para la recepción de datos enviados del FPGA a un ordenador y el módulo en hardware de comunicación y adquisición de datos. Dicho módulo se presenta en la Figura 3.2, el cual recibe y almacena los datos

provenientes del sensor para su procesamiento, además de realizar la comunicación con un ordenador para el envío de los datos antes y después del procesamiento a través de una interfaz gráfica, esto con la finalidad de analizar los datos obtenidos y validar su correcto funcionamiento.

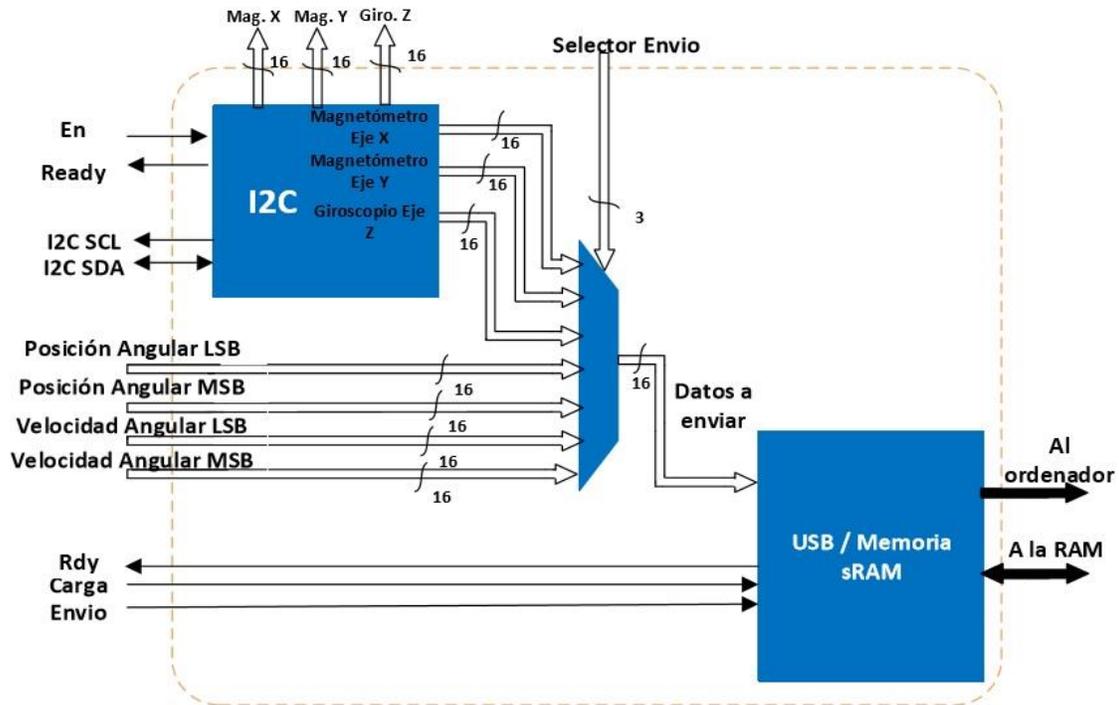


Figura 3. 2. Módulo de comunicación y adquisición de datos.

La señal *En* es la habilitación del módulo I2C en donde se obtienen los datos del sensor, una vez obtenidos son enviados al módulo del procesamiento y fusión para posteriormente ser enviados en conjunto los datos obtenidos antes y después del procesamiento a través de un multiplexor al módulo donde se encuentran descritos el controlador de la memoria SRAM y el protocolo USB. La señal *Carga* indica cada que se quiere almacenar una muestra en la memoria, la señal *Rdy* indica que ya se han almacenado el número de muestras deseado y la señal *Envío* es la encargada de iniciar la transmisión de los datos almacenados en la memoria al ordenador.

3.3.1. Adquisición de Datos

La adquisición de datos del sensor se realiza a través del protocolo de comunicación I2C. El proceso de adquisición se muestra a continuación.

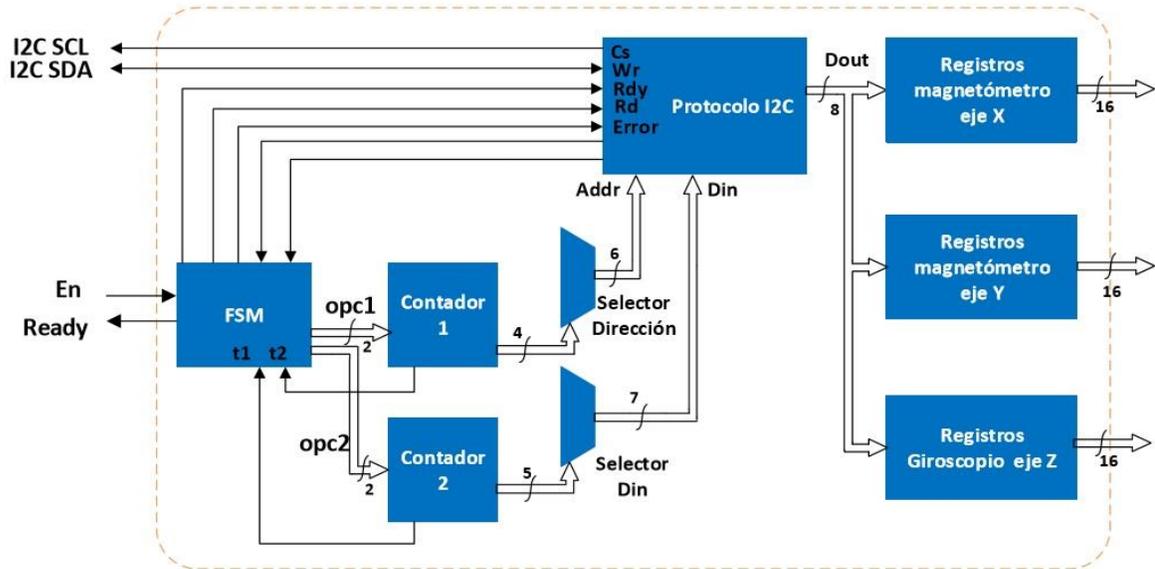


Figura 3. 3. Adquisición de datos.

Una máquina de estados ilustrada en la imagen como el bloque *FSM* es la encargada del envío de las señales de control al módulo en donde se encuentra descrito el protocolo de comunicación I2C, además se encarga del control de dos contadores cuyas salidas son los selectores de los multiplexores en donde se encuentran precargados las direcciones de los sensores, así como las direcciones de los registros que se desean leer y las tramas de configuración que se le desean enviar a los sensores. Otra tarea a realizar por la máquina de estados es la carga de los registros en donde se almacenan los datos provenientes del sensor.

3.3.2. Interfaz Gráfica de Usuario

La interfaz de comunicación se encarga de permitirle al usuario el inicio de la transferencia de datos entre el dispositivo FPGA y el ordenador. La interfaz se desarrolló en el lenguaje de programación C++, la cual es una aplicación de consola que se ejecuta en la PC y una vez iniciado el envío se dispone a recibir los datos enviados por el FPGA mediante el protocolo USB para posteriormente ser almacenados en un archivo de texto (.txt). La interfaz se muestra a continuación.

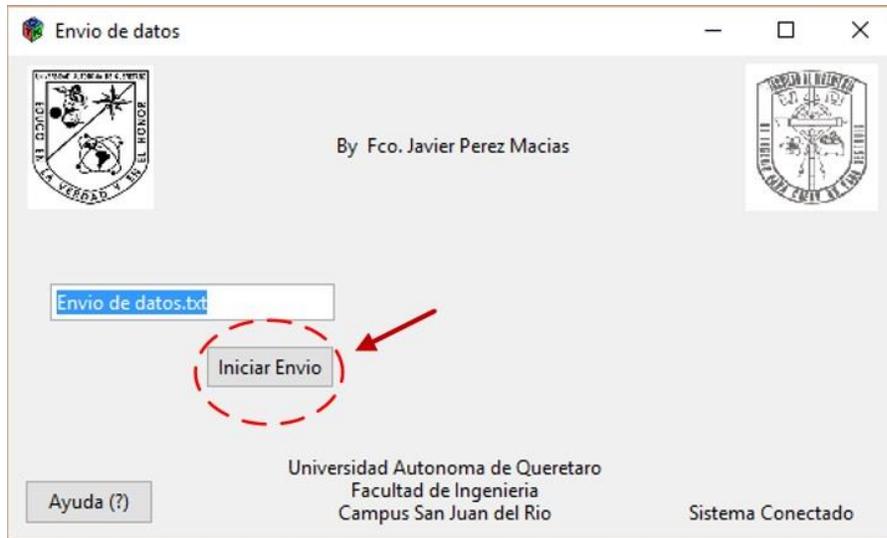


Figura 3. 4. Interfaz gráfica.

En la figura 3.4 se observa la ventana de la interfaz que se desarrolló. De lado izquierdo se encuentra el botón “*Iniciar Envío*” con el cual se habilita la recepción de datos y se genera un archivo de texto en donde se almacenan los datos recibidos. Al centro se encuentra una caja de texto donde se introduce el nombre que se desea tenga el archivo de texto generado. Por último, en la parte inferior derecha se encuentra una etiqueta que indica el estado del sistema que puede ser “*conectado*” o en su defecto “*desconectado*”. En la Figura 3.5 se muestra el archivo de texto generado en donde se encuentran los datos recibidos.

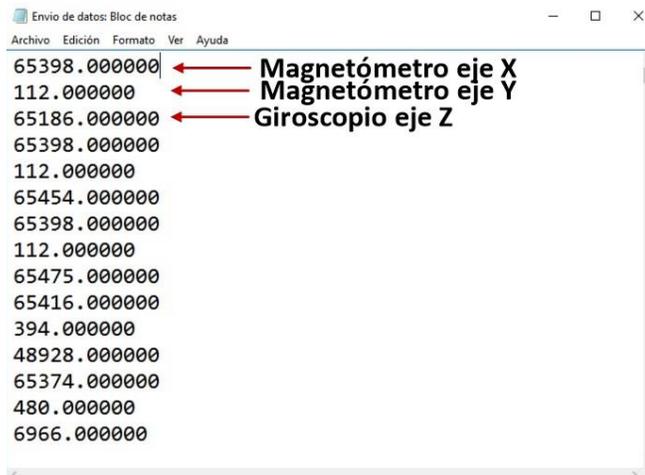


Figura 3. 5. Archivo de texto generado.

3.4. Simulación del Filtro en Software

Para validar la implementación del filtro en hardware se simularon (3.6) a (3.10) en el software MATLAB, que corresponden a las ecuaciones del filtro Kalman propuestas para este trabajo con los datos y mediciones obtenidas de los sensores a través del sistema de comunicación y adquisición de datos.

En la Figura 3.6 se muestra el diseño en SIMULINK (Herramienta de MATLAB) del filtro trabajando con los datos almacenados en los archivos de textos.

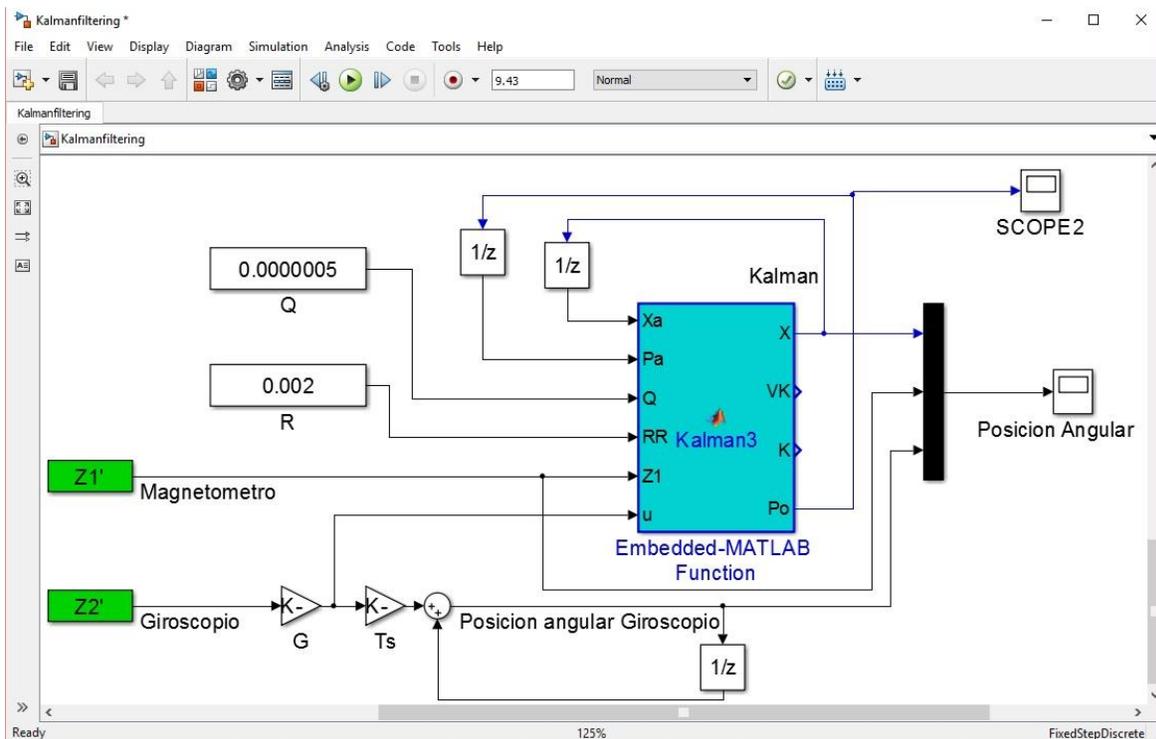


Figura 3. 6. Simulación en MATLAB de las ecuaciones propuestas.

En la práctica los valores de covarianza de Q y R podrían cambiar en el tiempo, pero por simplicidad en general se asumen que son constantes, se recomiendan sean valores pequeños y estos valores se fueron modificando a lo largo de las pruebas con la finalidad de encontrar los valores con los cuales el filtro trabajara de mejor manera. El valor final para Q es de 0.0000005 y para R es de 0.002.

Durante la simulación del filtro se observó un detalle a considerar, en el caso particular de este trabajo las señales que se buscan fusionar son una señal de posición angular con una de velocidad angular y se sabe que la posición angular es una magnitud angular fundamental que representa el ángulo que forma en cada momento el vector de posición de un cuerpo con el semieje X y esta magnitud es obtenida en los rangos de $-\pi$ a π , cuando esta magnitud llega a los rangos límites superior o inferior y la posición angular continua aumentando o disminuyendo en el mismo sentido se presenta una discontinuidad debido al cambio de signo que presenta la magnitud calculada, esto se ve ilustrado en las Figuras 3.7, además se puede observar cómo se ve afectada la señal fusionada esto debido a que esta señal relaciona los valores de posición y velocidad angular y es esta última la que no presenta esas discontinuidades dando como resultado que la señal fusionada tarde en adecuarse al comportamiento real. De color rojo está representada la señal de posición angular (magnetómetro) mientras que de azul se representa la señal fusionada (magnetómetro y giroscopio).

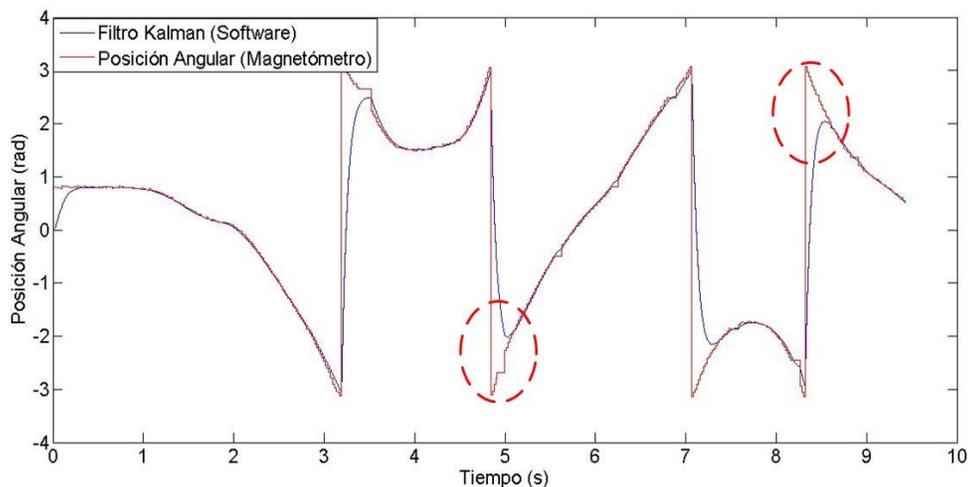


Figura 3. 7. Posición angular graficada.

En esta imagen se pueden observar los rangos en los que se encuentran los valores obtenidos de posición angular que van de $-\pi$ a π . Es por este motivo que se decidió realizar una compensación con el fin de obtener una señal de posición angular que no presente estas discontinuidades. Esta compensación se realizó mediante la siguiente expresión, en donde n es un valor que aumenta o disminuye si el valor supera los rangos superior o inferior respectivamente.

$$\theta_f = \theta_o + (n * 2\pi) \quad (3.11)$$

Una vez incluida esta ecuación logrando así la compensación de los valores de posición angular obtenidos, el filtro se comporta de mejor manera, esto se puede observar en la Figura 3.8 donde están representados de color rojo la posición angular y de azul la señal obtenida de la fusión. Resulto este inconveniente se procedió a analizar las gráficas obtenidas a través de la simulación con el fin de validar la futura implementación de este algoritmo de fusión de señales en hardware.

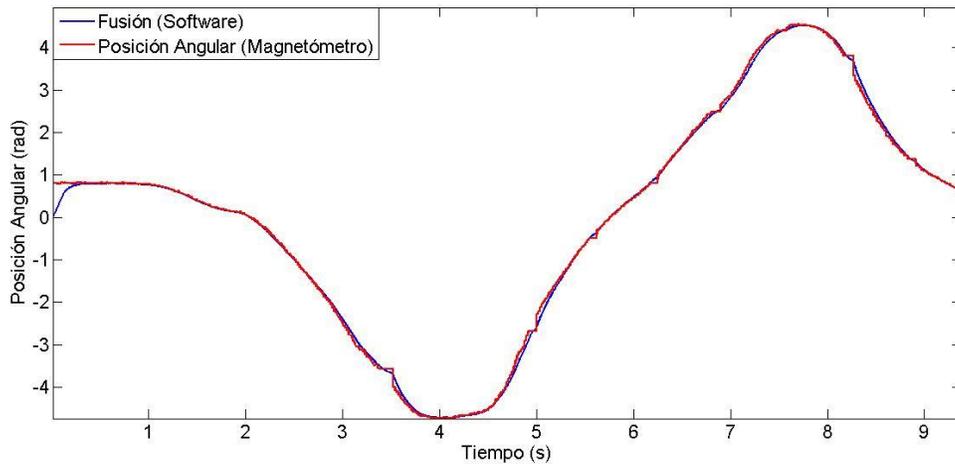


Figura 3. 8. Compensación a la posición angular.

En las Figuras 3.9 y 3.10 se muestran las gráficas obtenidas que validan la mejora en la señal obtenida de la fusión a partir de las ecuaciones adecuadas del filtro Kalman, validando así su descripción

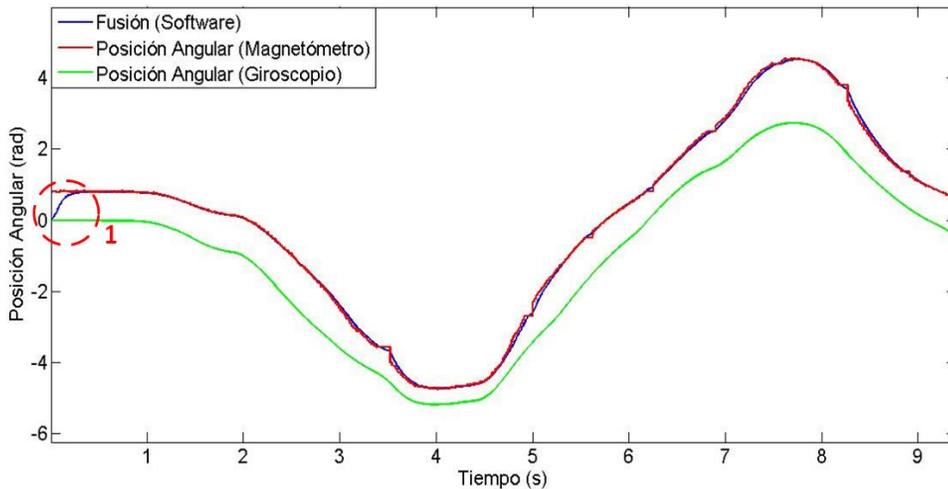


Figura 3. 9. Posición angular magnetómetro, posición angular giroscopio y posición a partir de la fusión.

En la figura 3.9 podemos observar las gráficas obtenidas de la posición angular obtenida a partir del magnetómetro, así como la posición angular obtenida al integrar la velocidad angular leída del giroscopio en comparativa con la fusión de las señales de dichos sensores. Se pueden observar que el comportamiento de la señal integrada no es el mismo que el de la señal de posición angular o el de la fusión, esto se debe a que existen errores acumulativos que resultan de la integración de la señal del giroscopio, además, la señal del giroscopio es una medida relativa que no considera la posición inicial del sistema (1). En la Figura 3.8 se muestra un acercamiento con el fin de observar y comprobar el buen funcionamiento de la señal fusionada.

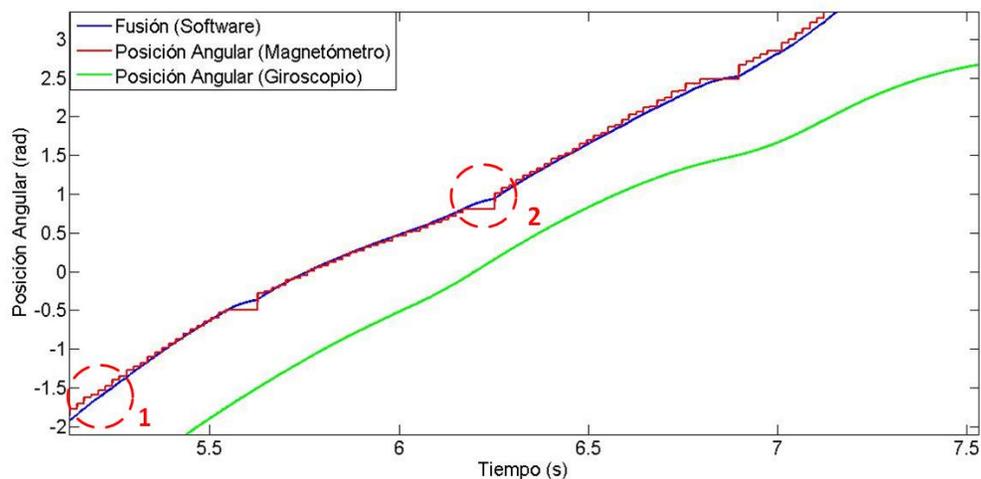


Figura 3. 10. Comportamiento filtro Kalman en software.

En esta imagen se puede observar la baja frecuencia de muestreo a la que trabaja el magnetómetro (1) y como la fusión logra compensar esta limitación. También se puede observar como la señal fusionada compensa los errores en la medición proveniente del magnetómetro (2). Es importante resaltar el hecho de que el retraso generado en la salida es mínimo, esto se debe a las características predictivas del filtro.

3.5. Módulo de Procesamiento y Fusión de Señales

El trabajo se centra en la correcta realización de este módulo en el cual están descritas las ecuaciones propuestas para la fusión de los sensores. La información con la que se realizó la fusión fue la posición angular obtenida a partir

del magnetómetro y la velocidad angular obtenida del giroscopio, el filtro Kalman propuesto entrega como resultado una señal fusionada de posición angular y posteriormente a partir de esta se calcula la velocidad angular, tanto la posición angular como la velocidad angular que se obtienen pertenecen al eje Z. En la Figura 3.9 se muestra un diagrama de cómo está constituido el módulo de procesamiento y fusión de señales, así como sus componentes principales.

En la Figura 3.11 la máquina de estados representada por el bloque *FSM* es la encargada de realizar la carga de los registros internos de los distintos bloques, además de ser la encargada de enviar la habilitación a los bloques

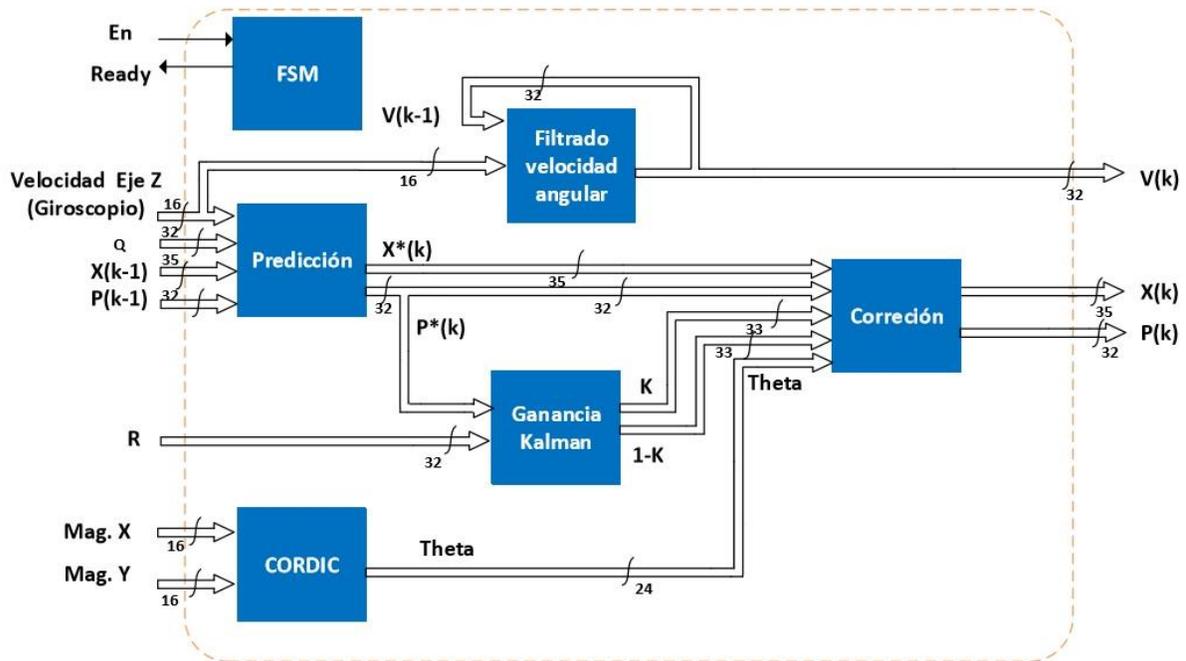


Figura 3. 11. Módulo de procesamiento y fusión de señales.

Ganancia Kalman y *CORDIC* y una vez concluidos los cálculos para tanto posición como velocidad angular genera una señal llamada *Ready* que indica que el proceso de fusión concluyó. La señal fusionada de posición angular se encuentra en la señal de salida $X(k)$ y la velocidad angular en la señal $V(k)$. Como entradas al módulo se encuentran las mediciones de las componentes en X y Y del campo magnético leídas del magnetómetro, la medición de la velocidad en el eje Z del giroscopio, los valores anteriores de X_k y V_k y los valores precargados de las covarianzas R y Q .

3.5.1. Implementación del Algoritmo CORDIC

Como se mencionó anteriormente el magnetómetro entrega las mediciones del flujo campo magnético en los tres ejes y es a partir de estas mediciones de las cuales se puede obtener un valor de posición angular respecto al eje que se desea. Los valores de posición y velocidad angular obtenidos en este trabajo pertenecen al eje Z, es por esto que es necesaria la obtención de la medida de posición angular respecto al eje Z para utilizarla como entrada en la fusión de señales. Esta medida se obtiene a partir de las mediciones del flujo magnético en los ejes X y Y mediante el cálculo de su arcotangente como se muestra en (3.12).

$$\theta_z = \arctg \left(\frac{\text{Lectura del eje Y del Magnetómetro}}{\text{Lectura del eje X del Magnetómetro}} \right) \quad (3.12)$$

Debido a esto es necesario recurrir al algoritmo CORDIC en el modo de vectorización para realizar este cálculo, es por tal motivo que se realizó la descripción de (2.5 a), (2.5 b) y (2.5 c), a continuación, se muestran los diagramas a bloques de las descripciones realizadas para cada ecuación.

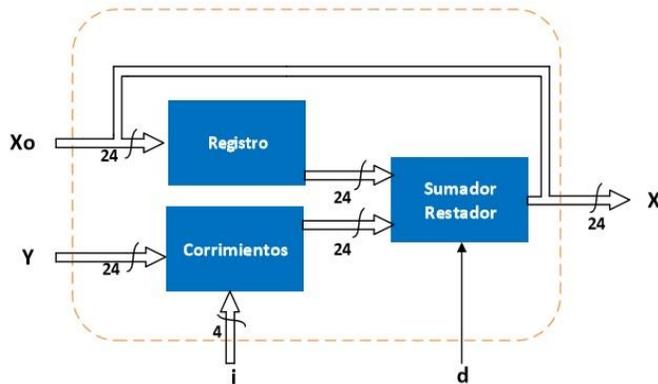


Figura 3. 13. Diagrama de descripción de la ecuación 2.5 a

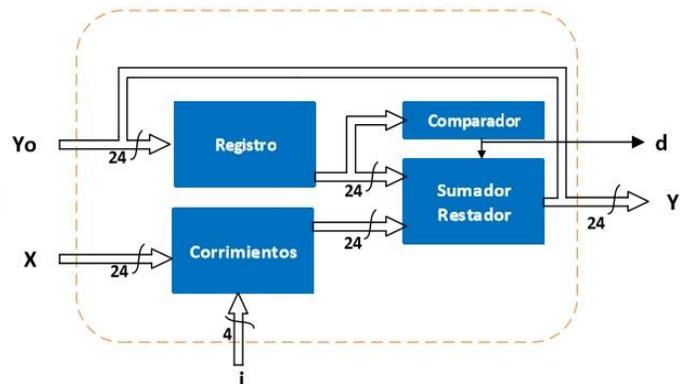


Figura 3. 12. Diagrama de descripción de la ecuación 2.5 b.

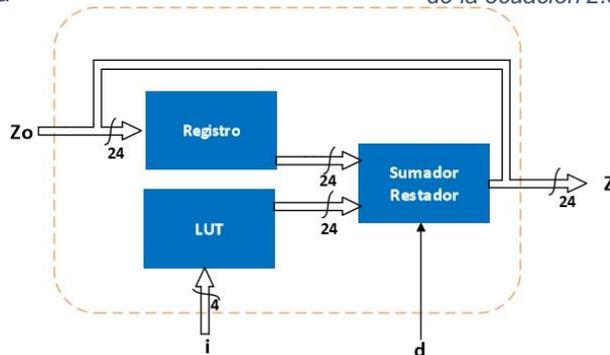


Figura 3. 14. Diagrama de descripción de la ecuación 2.5 c.

En las Figuras 3.12 a 3.14 se muestran los diagramas de (2.5 a), (2.5 b) y (2.5 c) respectivamente y en base a estos se realizó la descripción.

El módulo principal del CORDIC se muestra en la Figura 3.15 y está constituido por los módulos representados en las Figuras 3.12 a 3.14.

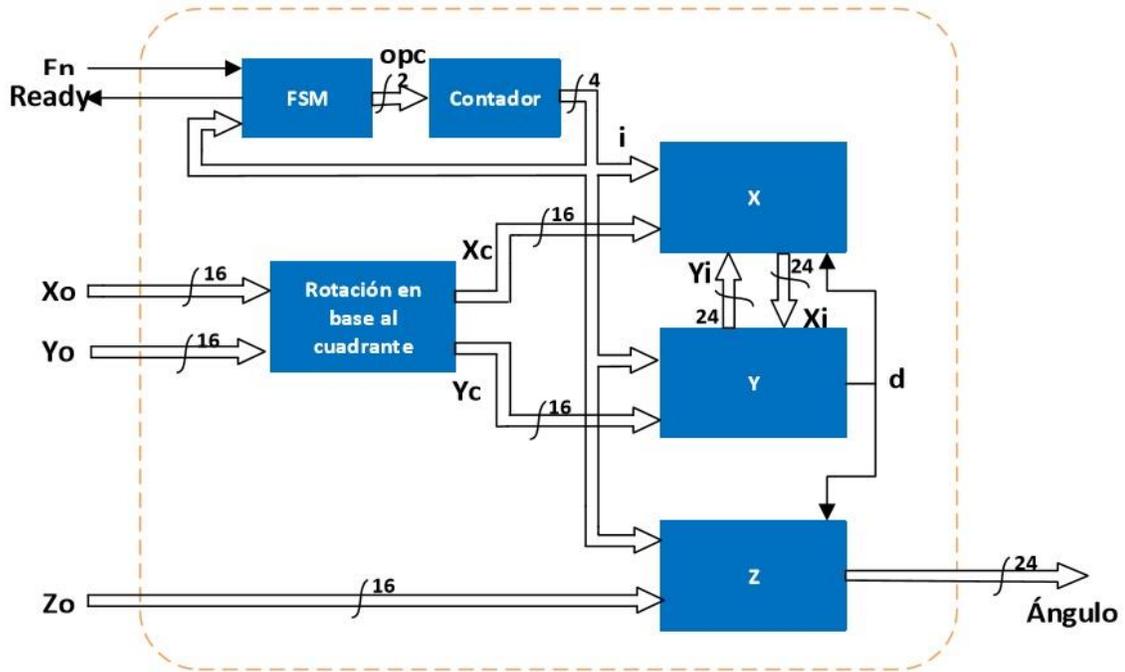


Figura 3. 15. Módulo del algoritmo CORDIC.

El módulo además de contar con dichos módulos, cuenta con una máquina de estados que controla el inicio del proceso y genera una señal de nombre *Ready* cuando el proceso iterativo concluye. El valor de la iteración en la que se encuentra el proceso *i* es la salida de un contador controlado por la máquina de estados y una vez que el contador llega al valor precargado le indica a la máquina que el valor se encuentra listo.

Debido a que el algoritmo CORDIC está limitado a trabajar con ángulos que se encuentren entre los rangos de $\frac{\pi}{2}$ a $-\frac{\pi}{2}$ (cuadrantes I y IV) es necesario realizar una rotación inicial de $\frac{\pi}{2}$ o de $-\frac{\pi}{2}$ si el ángulo que se busca encontrar se encuentra en los cuadrantes II o III respectivamente. Para determinar el cuadrante en el que se encuentra se utilizan los signos de las componentes en

X y Y. El ángulo inicial con el que se inicia el proceso iterativo (Z_0) es cero y el ángulo resultante del proceso iterativo se obtiene a la salida del bloque Z. A la salida de este bloque se realizó la compensación descrita en (3.11) obteniendo la señal de posición angular que se utiliza como entrada en la etapa de corrección.

3.5.2. Etapa de Predicción

En la etapa de predicción se encuentran descritas (3.6) y (3.7). Esta etapa entrega los valores X^*_k y P^*_k que representan el estado predicho y la covarianza del error respectivamente. La información de la velocidad angular obtenida del giroscopio es introducida en la entrada del segundo sensor y multiplicada por una ganancia G que involucra la sensibilidad del sensor, así como un valor prestablecido con la finalidad de obtener escalar la señal a los mismos rangos de amplitud que señal de posición angular. En la Figura 3.16 se muestra el diagrama de la etapa de predicción.

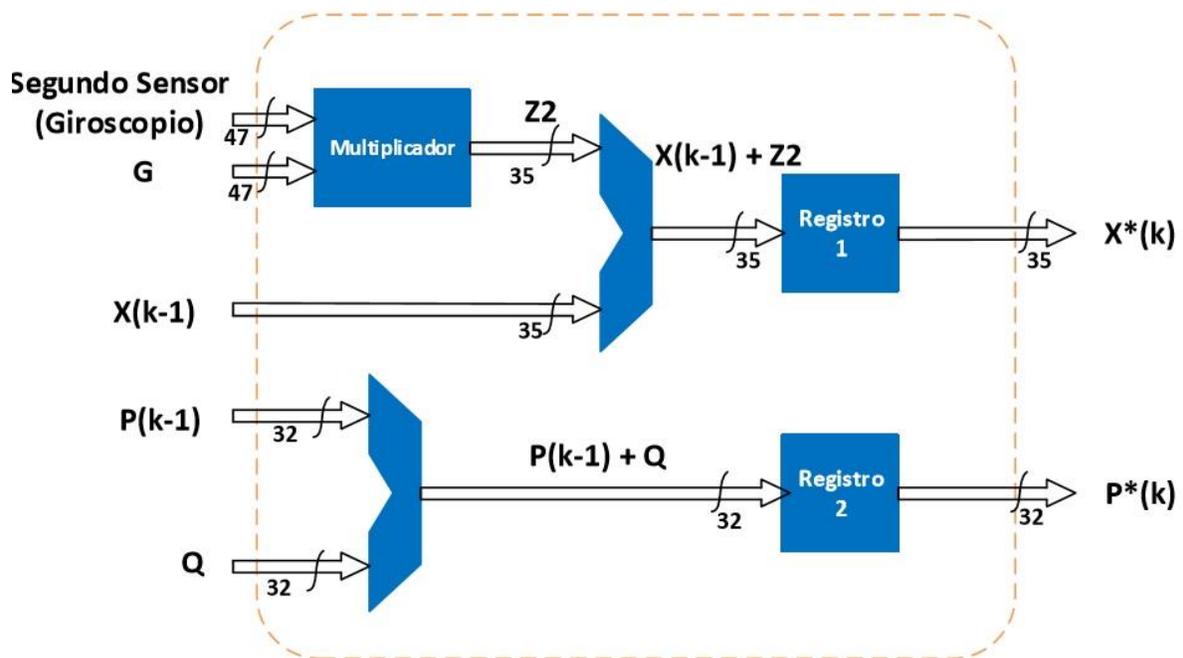


Figura 3. 16. Etapa de predicción.

En la parte superior de la imagen se encuentra el diagrama de bloques de la descripción de (3.6) mientras que en la parte inferior el diagrama de la ecuación 3.7.

3.5.3. Ganancia de Kalman

Como se muestra en la propuesta de la ecuaciones del filtro Kalman la ganancia de Kalman K_k queda de la siguiente manera:

$$K_k = \left(\frac{P^*_k}{P^*_k + R} \right) \quad (3.13)$$

Como se observa en (3.13) la ganancia resulta de la división entre el valor de la covarianza estimada del error entre covarianza del ruido de los sensores más la covarianza del error, si bien la división es una operación matemática básica esta no está definida en el lenguaje VHDL es por eso que se proponen diversos métodos para describirla en este lenguaje. En este trabajo se implementó el algoritmo de división en base al método de Newton-Raphson,(Wang,2007) el algoritmo de división es un algoritmo iterativo de i iteraciones en el cual se busca encontrar el valor inverso del valor D y parte de una estimación del valor $1/D$ como valor inicial (X_0) el algoritmo de división es el siguiente:

$$X_{i+1} = X_i(2 - DX_i) \quad (3.14)$$

Reescribiendo la ecuación 3.14 queda de la siguiente manera:

$$X_{i+1} = X_i(X_i(-D) + 2) \quad (3.15)$$

La Figura 3.17. ilustra el diagrama esquemático de la implementación del algoritmo de división.

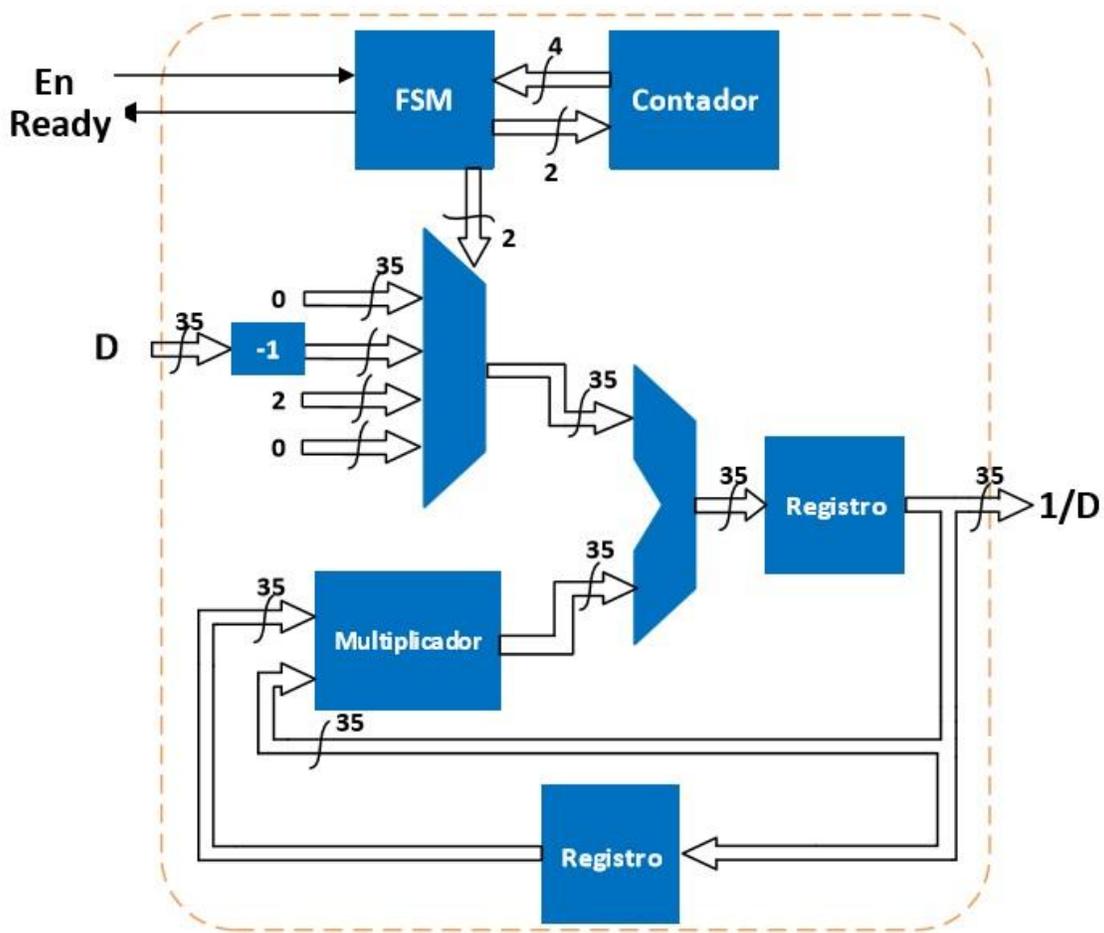


Figura 3. 17. Módulo de división.

La señal *En* funciona como habilitación para la máquina de estados la cual es la encargada de la carga de los registros, el control del contador de iteraciones, así como del cambio del selector del multiplexor. Al iniciar el proceso de división se limpia el *Registro 1*, además se carga el valor de la estimación inicial (X_0) al *Registro 2*, en la primera división se estableció el valor de X_0 igual a 1 y debido a que se plantea utilizar el módulo de división en más de una ocasión la siguiente estimación inicial se tomará a partir del último valor resultante de la división, esto con la finalidad de que el valor converja más rápido en la solución.

El proceso se realiza n iteraciones, una vez concluidas las iteraciones la máquina de estados genera la señal *Ready* indicando que el valor de la división está listo.

Resuelto el inconveniente de la división fue posible describir la ecuación 3.13, el diagrama a bloques para el cálculo de la ganancia de Kalman se muestra en la Figura 3.18.

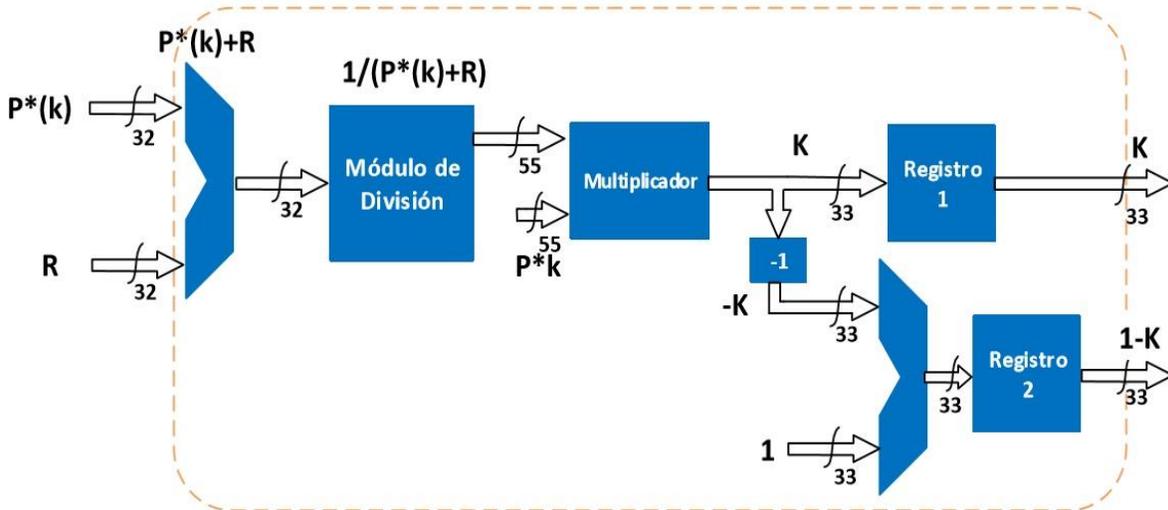


Figura 3. 18. Módulo de la ganancia de Kalman.

La ganancia de Kalman se almacena en el *Registro 1* mientras que en el *Registro 2* se almacena la diferencia entre el valor uno y la ganancia K para su posterior uso.

3.5.4. Etapa de Corrección

En la etapa de corrección se encuentran descritas (3.9) y (3.10), esta etapa entrega los valores X_k y P_k que representan la estimación del estado actual y la covarianza del error respectivamente. En el caso de la fusión de señales presentada en este trabajo la señal de posición angular fusionada se encuentra en la salida X_k . El diagrama a bloques de la descripción de esta etapa se muestra a continuación.

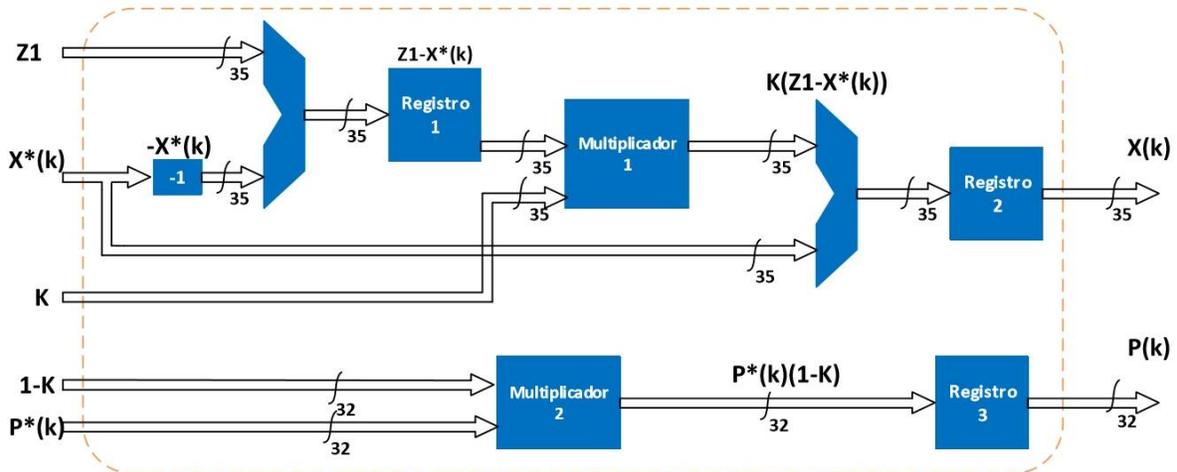


Figura 3. 19. Etapa de corrección.

La ecuación 3.9 se encuentra representada en la parte superior de la Figura 3.19 mientras que la ecuación 3.10 se encuentra en la parte inferior. La medida de posición angular compensada obtenida a partir del magnetómetro mediante el algoritmo CORDIC es introducida en la entrada Z1, junto con los valores obtenidos en la etapa de predicción y los obtenidos en el módulo de la ganancia de Kalman.

3.5.5. Filtrado de la Velocidad Angular

Si bien el objetivo principal de este trabajo consiste en la fusión de dos sensores inerciales y la acción de fusión se determinó utilizarla para obtener una medida de posición angular, también se planteó como un objetivo obtener una señal de velocidad angular de mejor calidad. Debido a que las ecuaciones propuestas para la fusión trabajan con una magnitud principal y con la derivada de esa magnitud sería necesario en el caso de la velocidad angular contar con una medida de aceleración angular y como se mencionó anteriormente si se quisiera derivar la medida de posición angular proveniente del magnetómetro con la finalidad de obtener una medida de aceleración angular esta podría presentar errores acumulados. Es por eso que se decidió únicamente filtrar esta señal mediante el uso del filtro Kalman en estado estacionario(Hamilton,1994). Se opta por esta herramienta debido a que se observó que la señal proveniente del giroscopio no presentaba un nivel ruido elevado como para considerar el realizar otro tipo de procesamiento. En (3.16) se encuentra la ecuación del filtro en estado estacionario

y es justamente la ecuación que se implementó para el procesamiento de la señal de velocidad angular.

$$V_k = V_{k-1} + K(ZZ_k - V_{k-1}) \quad (3.16)$$

Dónde:

- V_k = Salida filtrada de velocidad angular.
- V_{k-1} = Salida filtrada de velocidad angular anterior.
- ZZ_k = Señal de velocidad proveniente del giroscopio.
- K = Ganancia de Kalman.

La ganancia de Kalman K es constante y es predefinida antes del proceso, por practicidad en este trabajo se definió la ganancia K con un valor que fuera potencia de dos, esto con la finalidad de realizar dicha operación mediante una serie de corrimientos, el valor establecido de K fue de 0.125. El diagrama a bloques de la descripción de la ecuación 3.16 se muestra a continuación.

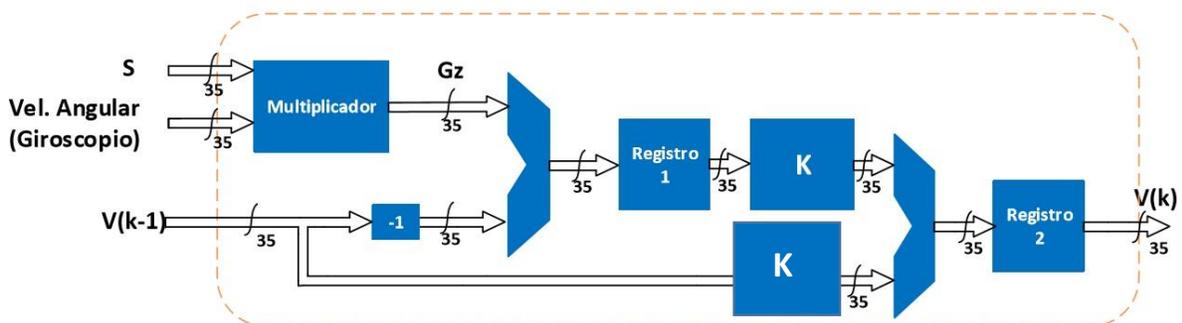


Figura 3. 20. Módulo de filtrado de velocidad angular.

La señal de velocidad angular recibida por el giroscopio es multiplicada por un valor S antes de ser filtrada, este valor S representa el valor de sensibilidad al que se encuentra configurado el giroscopio que corresponde a 16.4 bits por grado este valor es obtenido de la hoja de datos del dispositivo provista por el fabricante. Uno de los puntos a considerar para la elección de esta herramienta fue la fácil implementación que esta presentaba. El valor de la señal filtrada es almacenado en el Registro 2 para su posterior envío al módulo de comunicación y adquisición de datos.

3.6. Sistema de Fusión de Sensores Integrado

Una vez descritos los módulos necesarios para realizar tanto la comunicación y adquisición de datos, así como los necesarios para el procesamiento y fusión de las señales, se integró el sistema. En la Figura 3.21 se muestra el diagrama a bloques de dicho sistema, en él se pueden observar los dos módulos principales, así como una máquina de estados finitos encargada del inicio del proceso, así como de controlar el envío de las señales necesarias para realizar la transmisión de datos del dispositivo FPGA al ordenador. Adicional a la señal de *Inicio* que es la encargada de iniciar todo el proceso, existe la señal *Rdy* encargada de informar que se han almacenado el número de muestras deseadas y la entrada *Inicio de envío* la cual es una habilitación física que inicia la transmisión de datos.

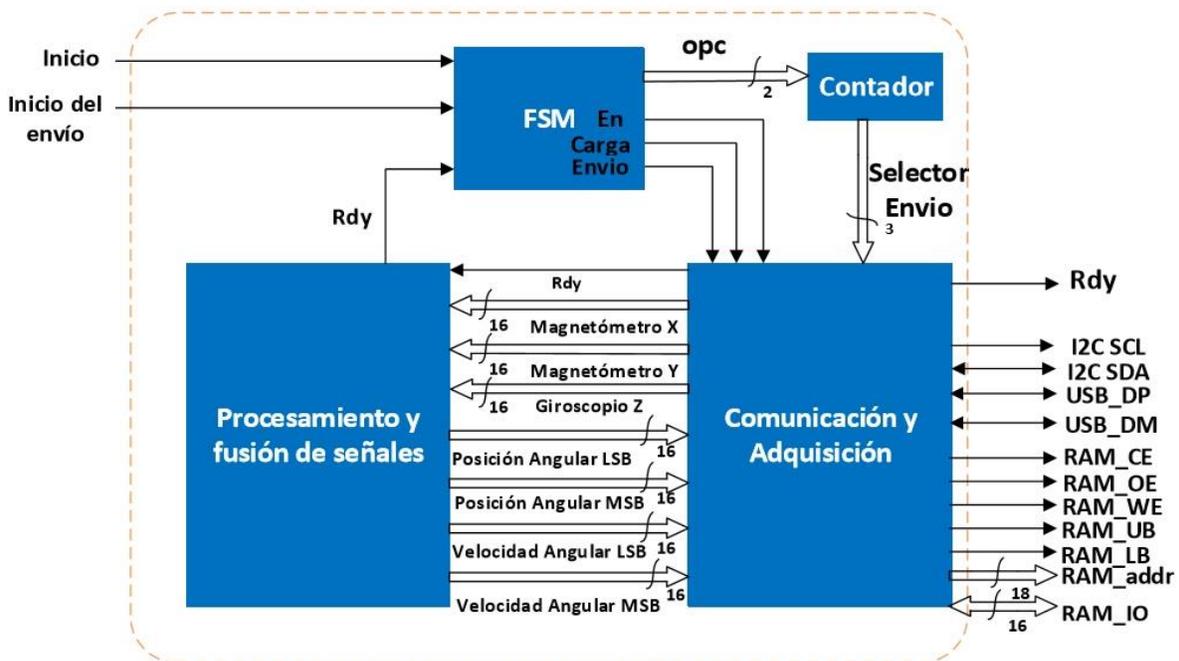


Figura 3. 21. Sistema de fusión de sensores inerciales integrado.

Cabe mencionar que el sistema desarrollado está adecuado para realizar la fusión de un giroscopio y un magnetómetro, y si bien las ecuaciones expuestas pueden implementarse para fusionar otros tipos de sensores se tendrían que redimensionar algunos módulos debido a que se optó por dejar los formatos fijos necesarios para realizar esta labor con el fin de reducir el uso de recursos que se necesitarían para volver el sistema genérico.

4. CAPÍTULO IV

4.1. Puesta del Experimento

El experimento consistirá en verificar el correcto funcionamiento del sistema desarrollado, pudiendo observar el comportamiento de los módulos descritos en la metodología al ser implementados en el dispositivo FPGA. Las pruebas se realizarán en un mecanismo que se girará manualmente tanto en sentido horario como anti horario alrededor del eje Z. Se almacenarán 8570 muestras por cada prueba que corresponden a un tiempo de 9.5 seg., las mediciones serán recibidas y procesadas en el FPGA para posteriormente ser almacenadas en un archivo de texto en el ordenador a través de la interfaz gráfica desarrollada. Con estos datos se esperan obtener las gráficas correspondientes a la señal de posición angular obtenida como resultado de la fusión de las señales provenientes del magnetómetro y del giroscopio, así como una señal de velocidad angular de mejor calidad a partir del filtrado de la señal del obtenida del giroscopio.

Los pasos a seguir para la realización del experimento son:

1. Montar y fijar los sensores iniciales al mecanismo giratorio.
2. Girar el mecanismo realizando un movimiento alrededor del eje Z.
3. Iniciar desde la interfaz gráfica desarrollada la recepción de datos al ordenador.
4. Mostrar los resultados con el fin de medir el desempeño del filtro Kalman implementado.
5. Realizar una comparativa entre el filtro descrito en software y el implementado en hardware.

El sensor inercial que se utilizará es un sensor tipo MEMS MPU-9250 marca InvenSense, se decidió utilizar este dispositivo ya que en este chip ya se encuentran integrados un acelerómetro de 3 ejes, un giroscopio de 3 ejes, así como un magnetómetro de 3 ejes con tres convertidores analógicos digital (ADC) de 16

bits para la digitalización de las salidas de cada sensor, además de que se puede acceder a los registros del sensor ya sea a través del protocolo I2C.o del SPI. La frecuencia de muestreo del giroscopio integrado es de 8 kHz mientras que la del magnetómetro es de 100 Hz. El oscilador del dispositivo FPGA a utilizar en este trabajo es de 48 MHz. En la figura 4.1 se muestra el sensor tipo MEMS MPU9250.



Figura 4. 1. Sensor MPU-9250 marca InvenSense.

El sistema de fusión de sensores inerciales completo se muestra en la Figura 4.2. En esta figura se pueden observar las partes que integran el sistema desarrollado en este trabajo.

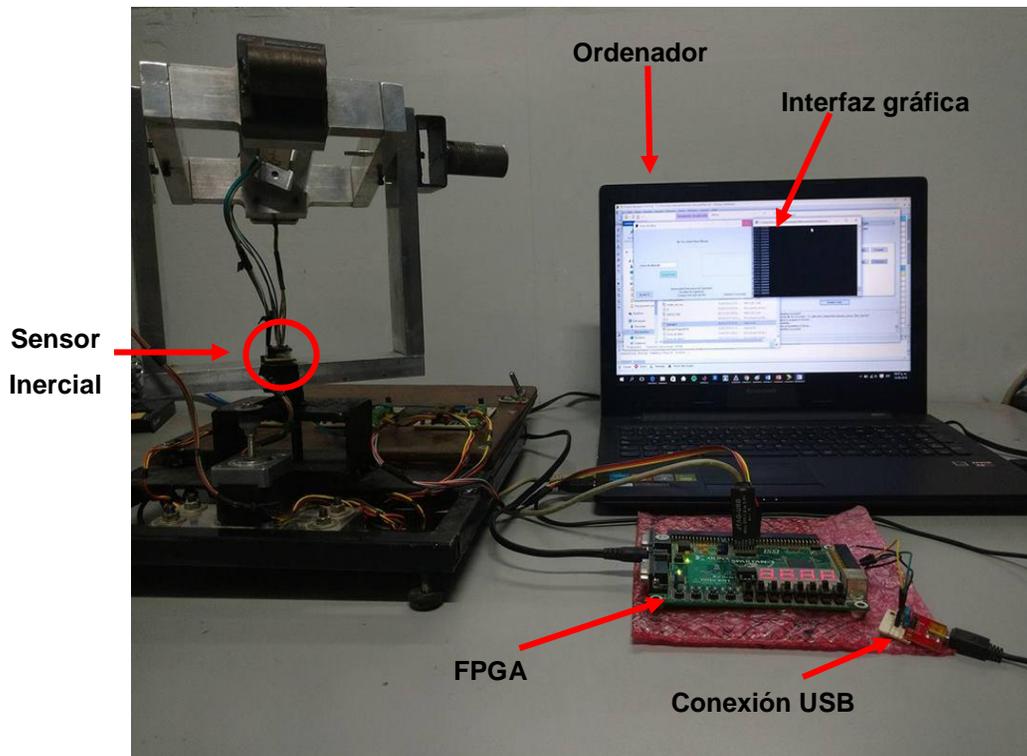


Figura 4. 2. Sistema de fusión de sensores inerciales en funcionamiento.

4.2. Resultados

4.2.1 Resultados de la Experimentación

Posición Angular

A continuación, se muestran las gráficas de las pruebas realizadas.

En la Figura 4.3 se muestran las señales de posición angular obtenidas, de azul se muestra la posición angular resultante de la fusión del magnetómetro y el giroscopio obtenida en el FPGA, de color rojo se muestra la posición angular obtenida de las mediciones del magnetómetro y por último de color negro la posición angular calculada a partir de la integración de la velocidad angular obtenida del giroscopio.

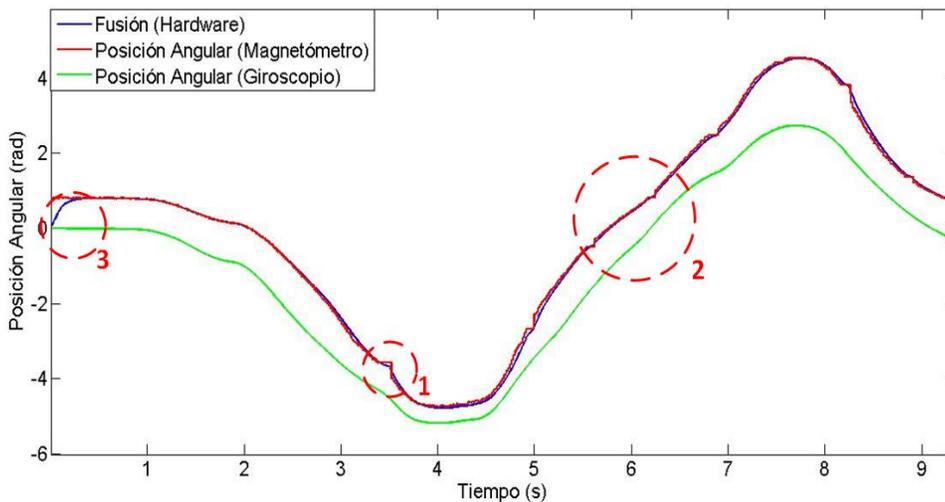


Figura 4. 3. Comparativa posición angular a partir del magnetómetro y giroscopio y la fusionada en hardware.

En la Figura 4.3 es posible observar a simple vista ciertos errores que se presentan en las mediciones de posición angular obtenidas a partir de las mediciones del magnetómetro (1), esto debido a que como se comentó anteriormente este tipo de sensor es susceptible al entorno en el que trabaja. Estos errores se ven atenuados en la señal de posición angular obtenida a partir de la fusión del giroscopio y magnetómetro (2), además como se puede observar la señal integrada del giroscopio arroja una medida de posición angular que debido a esta

integración conduce a errores en el tiempo y esto puede conducir a mediciones menos precisas, otro punto a considerar como se mencionó anteriormente es que el giroscopio entrega medidas relativas y al obtener posición angular a partir de esta señal no considera la posición angular inicial del sistema a diferencia de la obtenida a partir de la fusión que gracias a las propiedades del magnetómetro entrega una medición referenciada al polo norte magnético pudiendo evitar de esta manera según sea la aplicación una calibración inicial al conocer en todo momento la posición angular teniendo como referencia el polo norte magnético (3).

En la Figura 4.4 es posible observar el buen comportamiento la señal fusionada y como esta logra compensar ciertos errores que llega a presentar las mediciones del magnetómetro, esto mediante el uso de la información obtenida de la velocidad angular proveniente del giroscopio. Haciendo un acercamiento a la gráfica se observa de forma más clara cómo se comporta la señal fusionada.

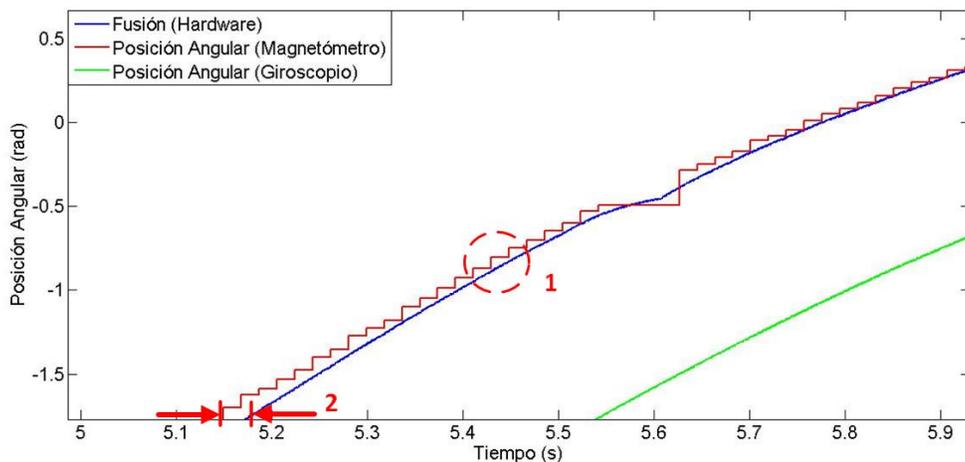


Figura 4. 4. Comportamiento señal fusionada en hardware

Es claro que el comportamiento de la señal fusionada presenta algunas ventajas sobre la medida obtenida a partir de un solo sensor, como se mencionó anteriormente, en esta figura es posible observar la baja frecuencia de muestreo a la que trabaja el magnetómetro en comparación a la de la señal fusionada que trabaja a la frecuencia más alta que en este caso es a la que trabaja el sistema de adquisición (1). Un punto importante a considerar es que el retardo puede llegar a presentar la señal fusionada es muy pequeño (2), esto se debe a las propiedades predictivas que posee el filtro Kalman.

En la Figura 4.5 se muestran las gráficas de la señal fusionada obtenida en software (MATLAB) y la señal obtenida de la implementación realizada en hardware, esto con la finalidad de validar la correcta implementación de las ecuaciones propuestas del filtro Kalman.

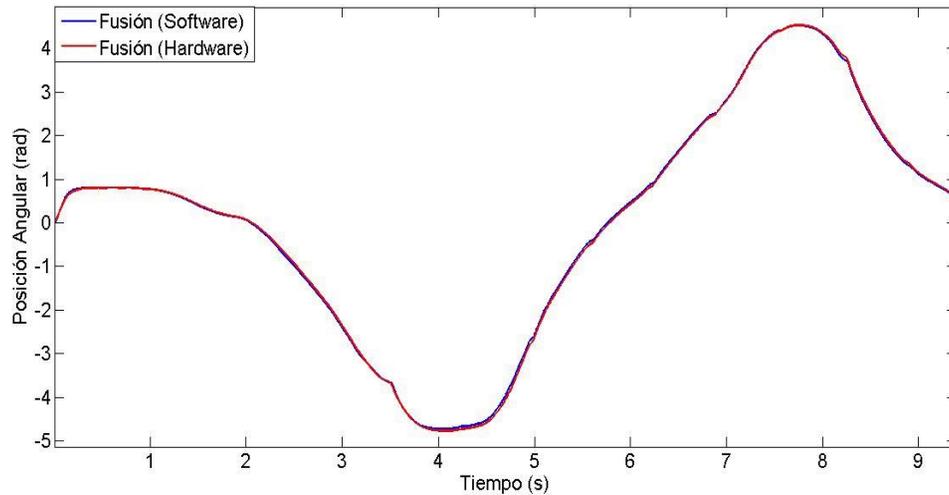


Figura 4. 5. Comparativa resultados en software y hardware

Es claro que la señal obtenida a partir del sistema desarrollado es muy parecida a la obtenida a través del software MATLAB, el coeficiente de correlación de Pearson de las 2 señales es mayor a 0.98 y el error cuadrático medio (ECM) es de 0.0022, lo que nos indica que tanto la descripción como la propuesta de implementación del filtro Kalman se realizaron de manera exitosa. En la Figura 4.6 se muestra un acercamiento para observar de mejor manera el comportamiento de ambas señales.

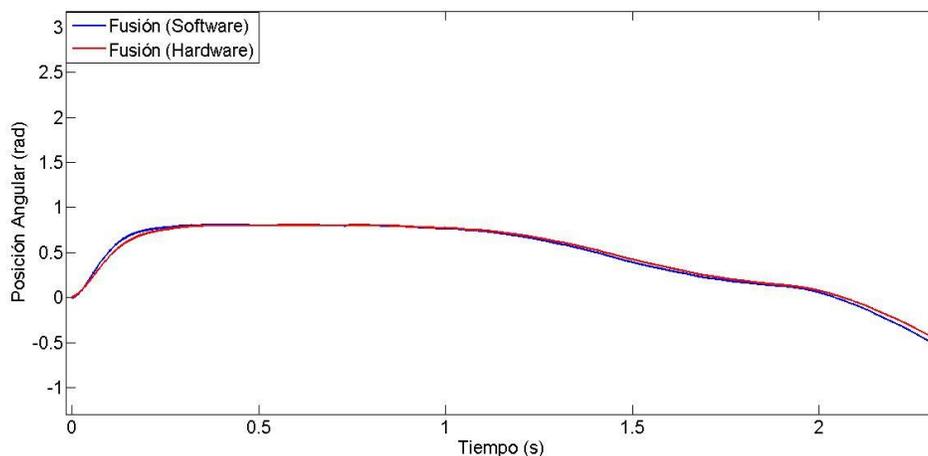


Figura 4. 6. Comparativa fusión sensorial en software y hardware

Si bien las señales no son idénticas, estas tienen un comportamiento muy similar, los errores que se presentan al momento de implementar dichas ecuaciones se deben principalmente al método de división y al algoritmo CORDIC implementados que como se comentó anteriormente son métodos iterativos que entrega una estimación del valor de la división y de la tangente inversa respectivamente y estos llegan a presentar cierto error en el resultado en comparación a estas mismas operaciones realizadas en software. Además, si bien se implementaron las ecuaciones buscando que el comportamiento fuera lo más parecido a lo obtenido en software, existe cierto error al representar los parámetros debido a la resolución utilizada en las operaciones implementadas en el sistema.

Velocidad Angular

Como se mencionó en la metodología la señal de velocidad angular se obtuvo a partir de la implementación (3.16).

En la Figura 4.7 se muestra la señal de la velocidad angular del giroscopio y la obtenida por el sistema implementado.

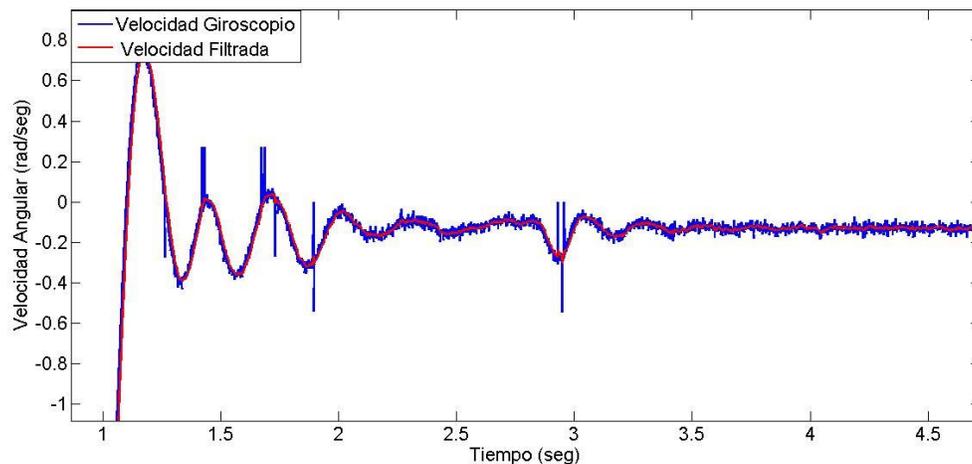


Figura 4. 7. Velocidad obtenida del giroscopio y la filtrada por el sistema desarrollado

Si se realiza un acercamiento a la Figura 4.7, tal y como se muestra en la Figura 4.8, se puede observar de forma más clara la mejora en la señal de velocidad angular filtrada en comparativa con la obtenida directamente del giroscopio.

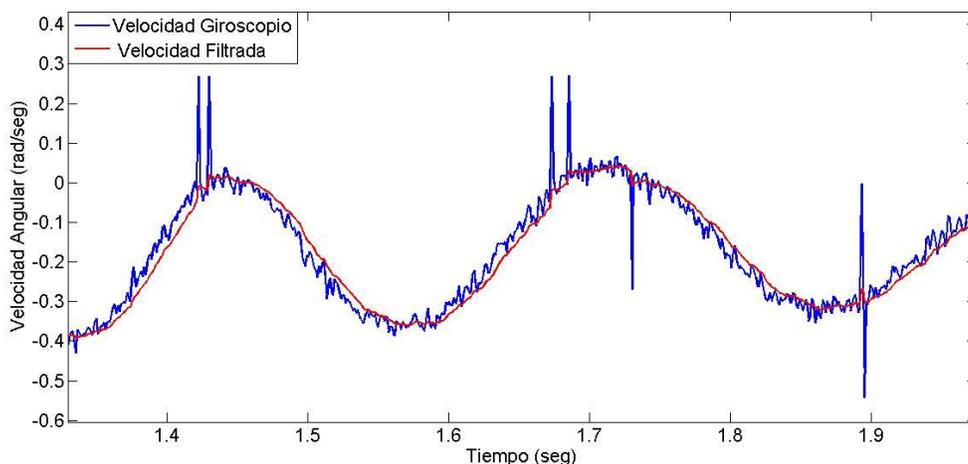


Figura 4. 8. Comportamiento de la señal de velocidad angular filtrada en el sistema.

Como se observa en las imágenes la señal de velocidad presenta un nivel de ruido no deseado que afecta la precisión y exactitud de las medidas. El sistema implementado logra un buen filtrado de la señal original atenuando el ruido de manera considerable, obteniendo así una mejor señal de la velocidad angular.

4.2.2 Resultados de la Implementación

Uso de Recursos del Filtro Kalman Implementado

En la tabla a continuación se muestran los datos generados en el reporte en XILINX en donde se ve representado el total de recursos utilizados del dispositivo FPGA, estos recursos corresponden a la implementación del módulo en el que se encuentra la descripción realizada del filtro Kalman. El dispositivo FPGA que se utilizó fue un Spartan XC3S 1000.

Tabla 4. 1. Uso de recursos del filtro Kalman implementado.

Dispositivo Spartan XC3S1000			
Utilización del dispositivo			
Recurso	Total	Utilizado	Porcentaje de utilización
Registros	15,360	466	3%
LUTs	15,360	3,036	19%
Multiplicadores	24	15	62%
Síntesis de tiempo			
Periodo mínimo			29.434 ns
Máxima frecuencia			33.945 MHz

Una vez realizada la implementación del filtro Kalman en el dispositivo FPGA se observó que la frecuencia máxima a la que puede llegar a operar es de 33.9 MHz y debido a que la frecuencia a la que trabaja el sistema es de 48 MHz que es la frecuencia del oscilador del dispositivo, se determinó que no es optimo trabajar dicho módulo a la frecuencia a la que trabaja el resto del sistema, es por eso que se decidió integrar un divisor de frecuencia con la finalidad de generar una señal de reloj de 33 MHz para el módulo del filtro Kalman a partir de la señal de reloj de 48 MHz entregada por el oscilador de la tarjeta.

Si bien el filtro Kalman se comporta de una manera deseada la implementación realizada en este trabajo queda abierta a la posibilidad de ser optimizada buscando reducir la cantidad de recursos utilizados.

Sistema de Comunicación y Adquisición de Datos

El sistema de comunicación y adquisición de datos trabaja a una frecuencia de 900 Hz utilizando una señal de reloj de 48 MHz, esta frecuencia es a la que se adquieren los datos del sensor a través del protocolo de comunicación I2C, esto se observa en la Figura 4.9 en la que se encuentra la simulación del sistema.

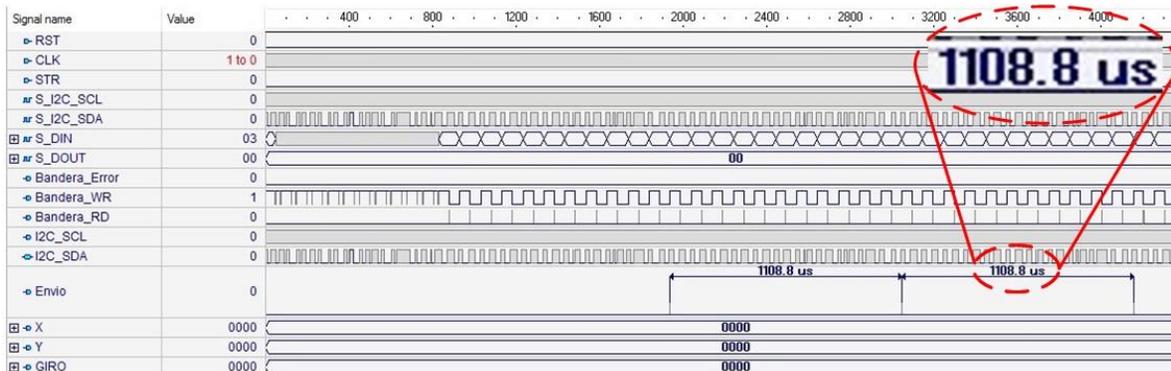


Figura 4. 9. Frecuencia de adquisición del sistema implementado.

En la simulación la señal *Envío* indica mediante un pulso que los datos obtenidos de los sensores son enviados al módulo de procesamiento y fusión de señales, es decir que al momento de que la señal envío se activa, se inicia una nueva lectura de los datos correspondientes al magnetómetro y al giroscopio. Por tanto, el tiempo que tarda el sistema en adquirir una nueva muestra del sensor es de 1108 us, que corresponde a una frecuencia de muestreo de 902 Hz.

Módulo de Procesamiento y Fusión de Señales

El módulo de procesamiento y fusión de señales en donde se encuentra descrito el filtro Kalman trabaja a una frecuencia de una frecuencia de 0.78 MHz, esta frecuencia corresponde a un tiempo de 1268 ns, este tiempo es el que tarda el módulo en entregar la señal fusionada (posición angular) y la señal filtrada (velocidad angular). En la Figura 4.10 se muestra la simulación del módulo y el tiempo que tarda en realizar la fusión.

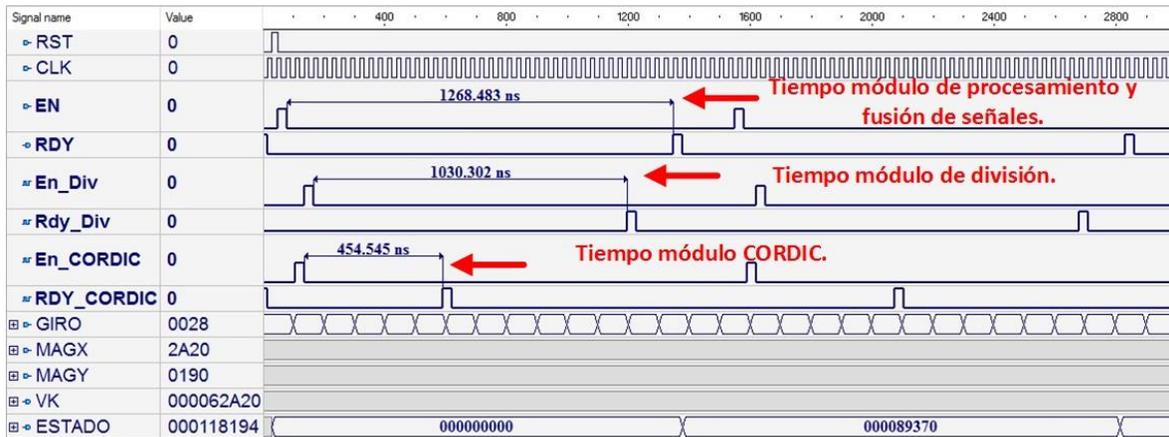


Figura 4. 10. Frecuencias de operación del módulo de procesamiento y fusión de señales.

En la parte superior se muestra el tiempo que tarda el sistema en realizar el procesamiento una vez que este es habilitado. En la parte central se observa el tiempo que tarda el módulo de división en realizar dicha operación, este tiempo es de 1030 ns que corresponde a una frecuencia de 0.97 MHz. Por último, en la parte inferior se puede observar el tiempo que tarda el módulo del algoritmo CORDIC implementado en entregar el valor del ángulo deseado, este tiempo es de 454 ns y corresponde a una frecuencia de 2.2 MHz.

La señal *EN* representa la habilitación del sistema y la señal *RDY* indica cuando la señal fusionada y la filtrada se encuentran listas. Como se mencionó anteriormente, estos tiempo y frecuencias obtenidas en la simulación del sistema son a partir de una señal de reloj de 33 MHz, que es igual a la frecuencia máxima a la que puede operar el módulo de procesamiento y fusión de señales implementado.

5. CAPÍTULO V

5.1. Conclusiones

Se acepta la hipótesis de este trabajo ya que se logró diseñar e implementar una arquitectura en hardware que cumple con la función de fusionar la señal de dos sensores inerciales en tiempo real, contando con un módulo de fusión sensorial que trabaja a frecuencias que rondan 1MHz y que gracias a la adecuación de las ecuaciones del filtro Kalman el uso de recursos utilizados en módulo de fusión sensorial es bajo pudiéndose implementar en un solo dispositivo de bajo costo.

Se logró validar el correcto funcionamiento de las ecuaciones descritas tanto en software como en hardware, pudiendo comprobar el correcto funcionamiento en este último gracias al sistema de comunicación y adquisición de datos implementado y a la interfaz gráfica desarrollada que sirvieron de enlace entre el dispositivo FPGA y un ordenador.

Se ha validado la adecuación de las ecuaciones y de los parámetros del filtro Kalman al comparar la salida obtenida con un filtro digital básico pudiendo así observar los beneficios y la naturaleza predictiva del filtro Kalman.

Se logró implementar un algoritmo para realizar la división permitiendo con esto realizar el cálculo de la ganancia de Kalman, si bien los parámetros de las covarianzas se trabajaron fijos durante las pruebas, estos se pueden variar en el sistema, situación que no es considerada en la mayoría de las implementaciones encontradas en la literatura.

Se obtuvieron buenos resultados en la implementación del diseño en FPGA, siendo el desempeño de la implementación casi idéntico a la contraparte en software.

Si bien el sistema trabaja fusionando la señal de un giroscopio y un magnetómetro, el módulo de fusión y procesamiento de señales desarrollado puede utilizarse para fusionar las señales provenientes de otro tipo de sensores al

redimensionar algunos de sus componentes, teniendo como única restricción el utilizar dos señales a fusionar de las cuales la variable a medir del primer sensor sea la derivada de la segunda.

El sistema desarrollado al estar implementado en un dispositivo FPGA, este permite que se porte a diversos procesos ofreciendo la posibilidad de ser reconfigurado con el fin de ser optimizado o mejorado en el futuro.

5.2. Prospectivas

Como se mencionó anteriormente los parámetros de covarianzas del ruido y de la señal se encuentran en constante cambio y es por tal motivo es importante contar con una implementación que los considere variables, aun cuando es posible variar estos parámetros en el sistema, en un futuro sería recomendable integrar al sistema módulos que realicen de manera eficiente los cálculos de dichos parámetros.

Además, si bien el sistema cumple con los objetivos planteados en el trabajo, este queda abierto a la posibilidad de ser optimizado buscando reducir el uso de recursos utilizados, así como aumentar la frecuencia máxima a la que pueda operar.

Por último, el sistema desarrollado en este trabajo queda habilitado para su aplicación en el futuro en algún sistema mecatrónico en el cual se requiera obtener una mejor medición de su posición y velocidad angular en tiempo real.

Referencias

- Aggarwal, S. (2016). Concept, Design, and Implementation of Reconfigurable CORDIC. *IEEE*. Retrieved from iberchip.net.
- Ahmed, E. (2013). *Joint Angle Tracking with Inertial Sensors*. Portland State University.
- Antonello, R. (2012). Exploring the potential of MEMS gyroscopes: successfully using sensors in typical industrial motion control applications. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 14-24.
- Bonato, V. (2008). *An FPGA Implementation for a Kalman Filter with Application to Mobile Robotics*. Sao Carlos, Brazil : Institute of Mathematics and Computing Sciences Department of Computer Systems .
- Castañeda, C. (2013). Analysis and application of the Kalman filter to a signal with random noise . *Scientia et Technica* , 267-274.
- Cruz, S. (2013). FPGA Implementation of a Sequential Extended Kalman Filter Algorithm Applied to Mobile Robotics Localization Problem. *IEEE* .
- Douglas, J. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- Elvira, D. (2015). *Desarrollo de un sistema de calibración basado en FPGA utilizando sensores inerciales aplicado a robot industrial ABB IRB 140*. San Juan del Río, Qro.: Universidad Autónoma de Querétaro.
- IEEE. (2009). *IEEE Standard VHDL Language*. IEEE.
- InvenSense. (2015). *MPU-9250 Datasheet*. Retrieved from www.invensense.com

- Lomelí, U. (2012). *Desarrollo e Implementación de un Sistema de Giroscopios Digitales Usando Tecnología FPGA para Monitoreo de la Orientación de Robots*. San Juan del Río, Qro.: Universidad Autónoma de Querétaro.
- Osornio, R. (2004). *Diseño de Sistema de Control para CNC de Alta Velocidad*. Querétaro, Qro.: Universidad Autónoma de Querétaro.
- Prado, G. (2005). *Técnicas Recursivas para Estimación Dinámica una Introducción Matemática al Filtro Kalman*. Bogotá: Fundación Universitaria Konrad Lorenz Facultad de Matemáticas.
- Rodriguez, C. (2011). Fused Smart Sensor Network for Multi-Axis Forward Kinematics Estimation in Industrial Robots. *Sensors, Volume 11, Issue 4*, 4335-4357.
- Roetenberg, D. (2007). Ambulatory Position and Orientation Tracking Fusing Magnetic and Inertial Sensing. *IEEE*, 883-890.
- Sabatelli, S. (2012). A double stage Kalman filter for sensor fusion and orientation tracking in 9D IMU . *IEEE*.
- Soh, J. (2014). A Modular FPGA-based Implementation of the Unscented Kalman Filter. *Conference on Adaptive Hardware and Systems (AHS)* (pp. 127-134). Montreal, Canadá: AHS.
- Thao, P. (2010). *Multi-sensor Fusion in Kalman-filter for High Performance Force Sensing* . Niigata Japón : Department of Electrical Engineering, Nagaoka University of Technology.
- Wang, L. (2007). A Decimal Floating-Point Divider Using Newton–Raphson Iteration. *Journal of VLSI Signal Processing* 49.
- Wang, L. (2011). Calibration of Low Cost MEMS Inertial Measurement Unit for an FPGA-based Navigation System . *International Conference on Information and Automation Shenzhen* (pp. 181-185). China: IEEE.