

Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas
Facultad de Ingeniería Eléctrica
Departamento de Automática y Sistemas Computacionales



TRABAJO DE DIPLOMA

Análisis del Filtro Extendido de Kalman presente en el Pixhawk, profundizando en cuanto a su mecanismo de ajuste.

Autor: Ariel Peláez Valdés

Tutores: Ms.C. Delvis García García
Ing. Richar Sosa López

Santa Clara

2016

“Año 58 de la Revolución”

Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas
Facultad de Ingeniería Eléctrica
Departamento de Automática y Sistemas Computacionales



TRABAJO DE DIPLOMA

Análisis del Filtro Extendido de Kalman presente en el Pixhawk, profundizando en cuanto a su mecanismo de ajuste.

Trabajo de Diploma presentado en opción al Título Académico de
Ingeniero en Automática

Autor: Ariel Peláez Valdés
email: apelaez@uclv.cu

Tutores: Ms.C. Delvis García García Asistente
Dpto. de Automática, Facultad de Ing. Eléctrica, UCLV
email: dggarcia@uclv.edu.cu

Ing. Richar Sosa López Instructor
Dpto. de Automática, Facultad de Ing. Eléctrica, UCLV
email: rslopez@uclv.edu.cu

Santa Clara

2016

“Año 58 de la Revolución”



Hago constar que el presente Trabajo de Diploma fue realizado en la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas como parte de la culminación de estudios de la especialidad de Ingeniería en Automática, autorizando a que el mismo sea utilizado por la Institución, para los fines que estime conveniente, tanto de forma parcial como total y que además no podrá ser presentado en eventos, ni publicados sin autorización de la Universidad.

Ariel Peláez Valdés
Autor

Fecha

Los abajo firmantes certificamos que el presente trabajo ha sido realizado según acuerdo de la dirección de nuestro centro y el mismo cumple con los requisitos que debe tener un trabajo de esta envergadura referido a la temática señalada.

Ariel Peláez Valdés
Autor

Fecha

Ivan Santana Ching, Dr.C
Jefe del Departamento

Fecha

Responsable ICT, (Dr.C.)
Responsable de Información Científico-Técnica

Fecha

PENSAMIENTO

*“Nuestro conocimiento nos ha hecho cínicos. Nuestra inteligencia, duros y secos.
Pensamos demasiado y sentimos muy poco. Más que máquinas necesitamos humanidad.
Más que inteligencia, necesitamos amabilidad y cortesía, sin estas cualidades la vida
será violenta y todo estará perdido.”*

Charles Chaplin

DEDICATORIA

A mis padres, Marlene y Antonio,
por el amor, la dedicación y el apoyo incondicional. Por enseñarme que el hombre no se mide por las veces que se cae sino por las veces que se levanta y que todo con optimismo y perseverancia, se logra.

A mi primo Yoel,
por dejarme ser parte de su formación.

A mi primo Luis Alberto,
por ser la estrella en cielo que me acompaña todos los días, hasta ahora y por siempre.

A mis cuatro abuelas Adelfa, Elsa, Olga y Dora,
que aunque no estén aquí conmigo, se merecen este diploma más que yo.

A mi tía Dania,
por ser mi segunda mamá en estos años y ser capaz de comprenderme.

A mis tíos Alberto, Ricardo y Rafael,
por haber soportado tanto tiempo un hijo más y quererlo como tal.

A mi primo Raúl,
por ser como eres, una persona magnífica, hermano y guía de este árbol, que apenas empieza a florecer.

A toda mi familia y amistades, por apoyarme en todo momento.

AGRADECIMIENTOS

A mis padres, a ellos, los responsables de mi formación y educación, por apoyarme y saber estar a mi lado en todo momento y por ser los guías eternos de mi vida. A mi hermano(Yoel) que aunque tengamos nuestras diferencias de sangre siempre estamos el uno para el otro. Mis más sinceros agradecimientos a Richar, mi co-tutor y más que eso un amigo en esta facultad, por su empeño, dedicación, por su tiempo y ayuda incondicional, por enseñarme a superarme y por aconsejarme en cada momento, por identificarme con el gato que al espejo ve al león. A mis amigos, los que estuvieron conmigo y supieron compartir su amistad estos 5 años. A los que estuvieron día a día y a los que no pudieron por una razón u otra, también. Al Vela, a Chicho, al Riki, al Navas, al Tunas, Urquijo, a los Sammy, a Carlos Pérez mi puro acá y a María del Carmen mi madre en la universidad. A las personas que se han preocupado por mi a pesar de no ser mi familia a ellos también les agradezco siempre. A Elizabeth que estuvo conmigo los últimos tres meses de mis estudios universitarios, para ella, gracias y un beso grandísimo. A todos los profesores que durante la carrera han intervenido en mi formación profesional. En general quisiera agradecer a todo aquel que de una forma u otra, ayudó a la realización de este trabajo de diploma.

Santa Clara, Cuba, 2016

SÍNTESIS

El creciente desarrollo de los vehículos aéreos no tripulados, posibilita que estos medios comiencen a ocupar un importante lugar en las aplicaciones en nuestro país. El Grupo de Automática Robótica y Percepción, entidad de la Universidad Central Marta Abreu de las Villas ha mostrado interés de potenciar esta rama, notando la presencia de PIXHAWK, plataforma de piloto automático para estos medios. La presente investigación, aborda la temática del análisis del Filtro Extendido de Kalman implementado en esta plataforma, especialmente a lo referido al mecanismo de ajuste de los parámetros, que se encuentran dentro de este filtro. Se utiliza el software de supervisión Mission Planner para el análisis de las gráficas de los datos de telemetría, adquiridos durante un experimento real cerca de la mina Pelambres en Chile.

TABLA DE CONTENIDO

	<u>Página</u>
PENSAMIENTO	I
DEDICATORIA	II
AGRADECIMIENTOS	III
SÍNTESIS	IV
Índice de tablas	VII
Índice de figuras	VIII
GLOSARIO	X
INTRODUCCIÓN	1
1. MARCO TEÓRICO	6
1.1. Introducción	6
1.1.1. Aplicabilidad de los UAV	7
1.2. Línea evolutiva de las plataformas de piloto automático de código abierto de 3D Robotics.	8
1.3. Algoritmos de fusión de información	10
1.4. Software de supervisión del PIXHAWK	11
1.5. Descripción del Mission Planner	12
1.6. Consideraciones del capítulo	13
2. DESCRIPCIÓN DEL PIXHAWK Y FILTRO DE KALMAN IMPLEMENTADO	14
2.1. Introducción.	14
2.2. Descripción del PIXHAWK	14
2.2.1. Características	14
2.3. Filtro Kalman (KF)	17
2.3.1. Ecuaciones del Filtro Extendido de Kalman	17

2.3.2.	Discretización de la Dinámica de un Sistema Continuo Linealizado	18
2.3.3.	Estructura del filtro de Kalman y funcionamiento del FKE presente en el PIXHAWK	19
2.4.	Parámetros de configuración del FKE implementados en el PIXHAWK.	21
2.5.	Filtro de Kalman del PIXHAWK en Mission Planner	22
2.5.1.	Registros del Filtro de Kalman extendido 1(FKE1)	22
2.5.2.	Registros del Filtro de Kalman extendido 2(FKE2)	23
2.5.3.	Registros del Filtro de Kalman extendido 3(FKE3)	24
2.5.4.	Registros del Filtro de Kalman extendido 4(FKE4)	25
2.6.	Consideraciones del capítulo	26
3.	ANÁLISIS DE DATOS Y AJUSTE DE PARÁMETROS	27
3.1.	Parámetros de ajuste	27
3.2.	Interpretación de los datos del registro de configuración del filtro de Kalman presente en el PIXHAWK	36
3.2.1.	Magnitud de la intensidad del campo magnético de la tierra en XYZ.	37
3.2.2.	Las innovaciones de las mediciones de la velocidad según el GPS.	37
3.2.3.	Las innovaciones de las mediciones de la posición según el GPS en Norte y Este.	38
3.2.4.	Las innovaciones de las mediciones de la altura por el barómetro(m).	38
3.2.5.	Las innovaciones de las mediciones de de los magnetómetros en XYZ.	39
3.2.6.	Relación de la inconsistencia de velocidad del GPS combinado con el límite establecido por el parámetro <i>EKF_VEL_GATE</i> .	39
3.2.7.	Relación de la inconsistencia de posición total del GPS con el límite establecido por el parámetro <i>EKF_POS_GATE</i> .	40
3.2.8.	Relación de la inconsistencia de la altura del barómetro con el límite establecido por el parámetro <i>EKF_HGT_GATE</i> .	40
3.2.9.	Relación de la inconsistencia de la altura del barómetro con el límite establecido por el parámetro <i>EKF_MAG_GATE</i> .	41
3.3.	Consideraciones del capítulo	42
	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	43
	ANEXOS	48

Índice de tablas

<u>Cuadro</u>		<u>Página</u>
2-1.	Ecuaciones del Filtro Extendido de Kalman Discreto	18

Índice de figuras

<u>Figura</u>	<u>Página</u>
1. Pilotos automáticos usados por aficionados	1
1-1. Pixhawk(2013)	7
1-2. Evolución hasta el Pixhawk	9
1-3. Software de supervisión Mission Planner	11
1-4. Parámetros del filtro de Kalman 2 en el Mission Planner	13
2-1. Proceso de estimación de un Filtro de Kalman	17
2-2. Variables del FEK1	22
2-3. Variables del FEK2	23
2-4. Variables del FEK3	24
2-5. Variables del FEK4	25
3-1. Magnitud de la intensidad del campo magnético de la tierra en XYZ.	37
3-2. Las innovaciones de las mediciones de la velocidad según el GPS.	37
3-3. Las innovaciones de las mediciones de la posición según el GPS en Norte y Este.	38
3-4. Las innovaciones de las mediciones de la altura por el barómetro(m).	38
3-5. Las innovaciones de las mediciones de los magnetómetros en XYZ.	39
3-6. Relación de la inconsistencia de velocidad del GPS combinado con el límite establecido por el parámetro <i>EKF_VEL_GATE</i>	40
3-7. Relación de la inconsistencia de posición total del GPS con el límite establecido por el parámetro <i>EKF_POS_GATE</i>	40

3-8. Relación de la inconsistencia de la altura del barómetro con el límite establecido por el parámetro <i>EKF_HGT_GATE</i>	41
3-9. Relación de la inconsistencia de las mediciones del magnetómetro en X, Y y Z, con el límite fijado por el parámetro <i>EKF_MAG_GATE</i>	41
3-10. Quadrotor con Pixhawk	52

GLOSARIO

- Copter(helicóptero) Variante de software para pilotos automáticos en multirrotores del proyecto ArduPilot.
- Plane(avión) Variante de software de alas fijas para pilotos automáticos del proyecto ArduPilot.
- Rover Variante de software para pilotos automáticos de tierra y agua del proyecto ArduPilot.
- DCM Direction Cosine Matrix.
- ESC(Electronic Speed Control) Control electrónico de velocidad.
- FPV(First-Person View) Vista en primera persona.
- I2C Puerto serie que permite a los periféricos de baja velocidad, tales como los sensores, ser conectados al microprocesador.
- OSD (On-Screen Display) En pantalla.
- PIC (Pilot in Command) Piloto al mando.
- PPM (Pulse Position Modulation) Modulación por pulso de posición.
- PWM (Pulse Width Modulation) Modulación por ancho de pulso.
- PX4 (PX4FMU y PX4IO) Sistema controlador de vuelo que proporciona la capacidad de estabilización en vuelo, obtención de la posición y la trayectoria de puntos autónoma a seguir.
- CAN (controller area network) Controlador de red de área.
- USB(Universal Serial Bus) Puerto serie universal.
- GPS(global Positional System) Sistema de posicionamiento global.
- SPI (Serial Peripheral Interface) Interfaz de periféricos series.
- FPU (Float Point Unit) Unidad de coma flotante.
- LED Light Emission Diode.
- RTOS Sistema operativo en tiempo real.
- SRAM Static Random Access Memory.
- ROM Read-Only Memory.
- UART Universal Asynchronous Receiver-Transmitter.
- USART Universal Synchronous-Asynchronous Receiver-Transmitter.

INTRODUCCIÓN

El vertiginoso desarrollo de los vehículos aéreos ha condicionado la vida del hombre. Desde hace algún tiempo se realizan grandes esfuerzos por mejorar la gama de prestaciones que estos pueden proveer a la humanidad. La incursión cada vez más frecuente de estos medios en las investigaciones es crucial en el desarrollo de la industria. Una de las tendencias de desarrollo más actuales son los vehículos autónomos aéreos, de los cuales se publica en internet gran variedad de documentación que atrae la atención de los usuarios cada vez más ([Muller, 2011](#); [Hehn and D Andrea, 2011](#); [Mellinger and Kumar, 2010a](#); [Kumar, 2012](#); [Mellinger and Kumar, 2010b](#); [Lupashin and DAndrea, 2011](#); [Lindsey and Kumar, 2011](#)). El término Unmanned Aerial Vehicle(UAV) es definido por el Instituto Americano de Aeronáutica y Astronáutica ([Nonami, 2010](#)) como un vehículo aéreo diseñado o modificado, el cual no posee un piloto humano y es operado mediante señales eléctricas enviadas por el controlador de vuelo ó por un sistema de control autónomo modificador de vuelo, en la placa, el cual no requiere de la intervención del controlador de vuelo. En la figura 1 se pueden observar varias aplicaciones de estos pilotos automáticos.

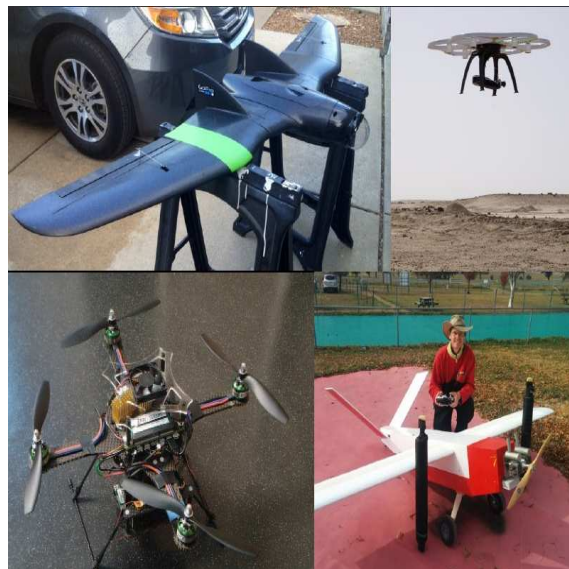


Figura 1: Pilotos automáticos usados por aficionados

Una amplia gama de instituciones y de centros de investigación, así como un gran número de universidades en todo el mundo, realizan proyectos e investigaciones para el desarrollo de los vehículos aéreos autónomos. Por ejemplo algunos han logrado exitosamente grandes aportes a la academia tal es el caso de X4-flyer ([Guenard and Mahony, 2008](#)) , OS4 ([Bouabdallah and Siegwart, 2006](#)), STARMAC ([Hoffmann and Tomlin, 2004](#)), Pixhawk ([Meier and Pollefeys, 2011](#)).

Estos gozan en la actualidad de gran popularidad y aceptación a nivel mundial debido a las ventajas que brindan para el cumplimiento de misiones en lugares de difícil acceso, donde se requiere de reconocimiento, supervisión y vigilancia sin riesgos para la vida del hombre.

En Cuba su desarrollo aún es escaso, pero instituciones como el Grupo de Automática Robótica y Percepción (GARP), de la Universidad Central Marta Abreu de Las Villas, mantienen especial interés en establecer un desarrollo nacional de esta tecnología, por las ventajas que estos vehículos no tripulados pueden brindar.

Los OSP(Open Source Projects) se utilizan exitosamente en muchas disciplinas y continúan siendo competitivos con las alternativas comerciales, como lo es la compañía europea Unmanned Aerial Systems ([Unmanned Aerial Systems, 2016](#)). Linux es considerado el sistema operativo más popular en el área de la robótica, más de 2000 proyectos son realizados con este sistema operativo debido a su núcleo, que facilita al desarrollo de estos ([Cousins and Garage, 2010](#)).

El uso de pequeños vehículos aéreos no tripulados, se encuentra en expansión debido principalmente a la disponibilidad de procesadores más rápidos y baratos, así como elementos de hardware y software de código abierto, tal es el caso de la plataforma PIX-HAWK, lanzada al mercado en el año 2013, el cual según sus características es más potente y eficiente que sus predecesores ArduPilot(2009), APM 1(Ardu Pilot Mega)(2010), APM 2(2011) y que APM 2.5/2.6 (2012), por lo cual es utilizada en gran cantidad de aplicaciones([Lee and Pollefeys, 2011](#); [Lee and Siegwart, 2010](#); [Heng and Pollefeys, 2011](#)).La

disponibilidad de pilotos automáticos más potentes como Pixhawk, permite el uso de algoritmos matemáticos más avanzados que deben aplicarse para estimar la orientación, la velocidad y la posición del vehículo en vuelo. El algoritmo del Filtro de Kalman Extendido (FKE) es una herramienta matemática que se utiliza para fusionar la información proveniente de los sensores disponibles y estimar, de manera óptima, el estado. Esta plataforma (PIXHAWK) posee implementada esta herramienta, el filtro está desarrollado al punto que utiliza giroscopios, acelerómetro, brújula, GPS, mediciones de la velocidad del aire y de presión barométrica; para estimar la posición, velocidad y orientación angular del vehículo de vuelo.

El GARP se da a la tarea de adquirir esta tecnología con el fin de utilizarlo en futuros experimentos en sus vehículos no tripulados. Acerca del PIXHAWK existe un pobre conocimiento en cuanto a los mecanismos de ajustes del mismo, principalmente lo relacionado con el Filtro Extendido de Kalman que tiene implementado este sistema, por lo cual declaramos como el problema científico de este trabajo el mecanismo de ajuste del filtro de Kalman que se encuentra programado dentro de esta plataforma, con el objetivo de explotarlo, para que el vehículo se adapte adecuadamente al ambiente en que se desarrolle el experimento.

Si se estudian convenientemente los algoritmos y los métodos de ajuste del filtro de Kalman ¿se podrá esperar que los vehículos autónomos que posee el GARP operen de una manera más adecuada?

Teniendo en cuenta lo expresado anteriormente se decide establecer los objetivos del trabajo de tesis.

Objetivo general: Realizar un análisis del mecanismo de ajuste del Filtro Extendido de Kalman presente en el Pixhawk.

Objetivos específicos:

- Revisar en la bibliografía actual, lo relacionado al PIXHAWK.
- Caracterizar de forma general al PIXHAWK.

- Caracterizar el funcionamiento del software de supervisión Mission Planner.
- Describir las características del Filtro de Kalman y Filtro de Kalman Extendido.
- Buscar los elementos de explotación del Filtro Extendido de Kalman que tiene programado esta plataforma.
- Estudiar la configuración del Mission Planner para operar adecuadamente el FKE implementado en el PIXHAWK.
- Analizar la influencia de los parámetros de configuración en la respuesta de las simulaciones de vuelo mediante el Mission Planner.
- Generar la documentación correspondiente.

Estructura y contenido de la tesis

La tesis, posterior a esta introducción, incluye tres capítulos, conclusiones, recomendaciones, referencias bibliográficas y anexos. Los contenidos de los capítulos, en forma resumida, son los siguientes:

Capítulo 1:

En este capítulo se realiza un acercamiento al tema de los vehículos autónomos aéreos y más específicamente al uso de la plataforma Pixhawk, a partir de la literatura consultada, se presentarán los principales conceptos con los que se tratarán en este trabajo. Se aborda lo referente al Mission Planner, características y prestaciones que posee. Se plantea la panorámica general existente en torno al objetivo general y qué motiva esta investigación.

Capítulo 2:

El segundo capítulo aborda las características generales del Pixhawk, haciendo una muestra de los sensores e interfaces soportados por esta plataforma. Se realiza una breve reseña acerca del Filtro de Kalman y su versión extendida, implementado en esta plataforma.

Capítulo 3:

En este capítulo se aborda lo referente al mecanismo de ajuste del FKE que se encuentra dentro del PIXHAWK, se analiza el comportamiento del vehículo que se usó en Pelambres en Chile, mediante los datos de telemetría; con el fin de que en futuros experimentos poder inicializar el filtro de manera más adecuada y observar si se muestran mejoras en el control del vehículo.

Capítulo 1

MARCO TEÓRICO

1.1. Introducción

Un piloto automático es una plataforma usada con el fin de controlar la estabilidad y la trayectoria de un vehículo aéreo. El piloto automático se enfoca en asistir o tomar el control total de un vehículo en tiempo real ([Anton and Efstratios, 2015](#)). Como por ejemplo mediante un control remoto una aeronave puede ser dirigida y volar fuera del alcance de la vista. Los usuarios pueden modificar el piloto automático en función de sus propias necesidades especiales.

El enfoque de software libre de Pixhawk (figura [1-1](#)) es similar a la de la ArduCopter Project y OpenPilot donde el bajo costo y la disponibilidad permite su uso aficionado en pequeños aviones pilotados a distancia, tales como micro vehículos aéreos tripulados y no tripulados. Estos marcos son comunes en la robótica de código abierto.

Pixhawk es un proyecto independiente, en hardware abierto cuyo objetivo es proporcionar un dispositivo de hardware para piloto automático de gama alta a bajo costo y alta disponibilidad a la academia, para hobby y comunidades industriales. En la figura [3-10](#)(ANEXOS) se observa una plataforma PIXHAWK con todos los componentes que hasta el momento son utilizados y la conexión de estos al sistema.

PIXHAWK es uno de los proyectos que constituyen el proyecto Fundación DroneCode de Linux. Es apoyado por el Proyecto PIXHAWK de Computer Vision y Geometry Lab de ETH Zurich (Instituto Federal Suizo de Tecnología), por el Laboratorio de Sistemas Autónomos y el Laboratorio de Control Automático, y también de 3D Robotics ([3DRobotic, 2016](#)).



Figura 1–1: Pixhawk(2013)

1.1.1. Aplicabilidad de los UAV

Se pueden aplicar en ambientes de alta toxicidad química y radiológicos, en los que sea necesario tomar muestras con alto peligro de vidas humanas y realizar tareas de control de ambiente. Las aeronaves cumplen con las normas regulatorias establecidas en el Tratado de Cielos Abiertos de 1992 que permiten los vuelos sobre todo el espacio aéreo de sus signatarios. Además, pueden cooperar en misiones de control del narcotráfico y contra el terrorismo. También pueden grabar videos de alta calidad para ser empleados como medios de prueba en un juicio internacional.

Los UAV tienen múltiples aplicaciones y posibilidades en el mercado civil y profesional (Stepniewsky and Keys, 1984; Murray, 2002):

- Internet: distribución de señal gratuita de internet.
- En la agricultura, en la gestión de cultivos:
 - Aplicación de fumigantes.
 - Análisis del estrés hídrico.
 - Agricultura de precisión.
- Servicios forestales: seguimiento de las áreas boscosas, control de incendios.
- Búsqueda, rescate y salvamento de personas:
 - Naufragios.

- Accidentes en montañas.
- Derrumbes.
- Seguridad y control fronterizo.
- Seguimiento de la planificación urbanística:
 - Puentes.
 - Viaductos.
 - Presas.
- Desastres Naturales:
 - huracanes.
 - volcanes.
 - lluvias ácidas.
- Climatología:
 - Toma de muestras y monitorización de aerosol.
 - Monitorización de la contaminación atmosférica.
- Localización de recursos naturales como lo son la minería, la pesca.

1.2. Línea evolutiva de las plataformas de piloto automático de código abierto de 3D Robotics.

El primer APM(Ardu Pilot Mega) o APM1 es un piloto automático AVR 2560, con un procesador atmega 328 y 1280, basado en que los sensores deben estar independientes de la board. Se encuentra actualmente obsoleto por lo cual se discontinuó su fabricación. Sus placas son conocidas por ser cerradas, o sea no se publican los archivos del diseño.

El APM2 es un piloto automático AVR 2560 de 8 bits con microprocesador AtMega 2560 mientras que por otra parte el FlyMape es un controlador basado en el proyecto Maple que posee un microcontrolador ARM Cortex STM32F103RET6 a una velocidad de 72MHz, el cual posee una memoria SRAM de 64KB y memoria flash ROM de 512KB.

Otro de los pilotos automáticos es el VRBrain el cual posee un controlador multi propósito en la board que viene con una versión de 32 bits del firmware para multirrotores(la última versión es VRBrain 5). El piloto automático PX4 es un ARM de 32 bits

que utiliza el sistema operativo NuttX en tiempo real, posee un microcontrolador ARM Cortex-M4F funcionando a 168MHz.

Posteriormente a esta evolución de esta compañía llega el PIXHAWK , este trabaja a una velocidad de 168MHz, con múltiples beneficios que incluyen multihilo, un Filtro Extendido de Kalman que permite fusionar los datos de acelerómetros y giroscopios, con el objetivo de estimar el estado de la actitud, posición y velocidad del vehículo ([Simon, 2006](#)); además de un entorno de programación como Unix / Linux, y completamente nuevas funciones de piloto automático integrados, tales como secuencias de comandos sofisticada de las misiones y comportamiento de vuelo, y controladores ajustables a PX4 a cargo de asegurar una firme sincronización a través de todos los procesos([ardupilot, 2016](#)). Admite también los firmware de ArduCopter, ArduPlane y ArduRover, que le indican a la plataforma con que tipo de vehículo se encuentra trabajando.

Pese a los ya transitados 3 años después de su salida al mercado del PIXHAWK, es una de las plataformas más usadas en la actualidad, siendo implementada en amplia variedad de investigaciones, lo cual a trae consigo una fuerte comunidad de desarrollo, por tanto una amplia documentación en base a estos experimentos. Debido a esto, es que se decide realizar por parte del GARP, la adquisición del mismo para su uso posterior. En la figura 1-2 se puede observar como varía tanto el tamaño como la forma de algunas de las plataformas anteriormente mencionadas.

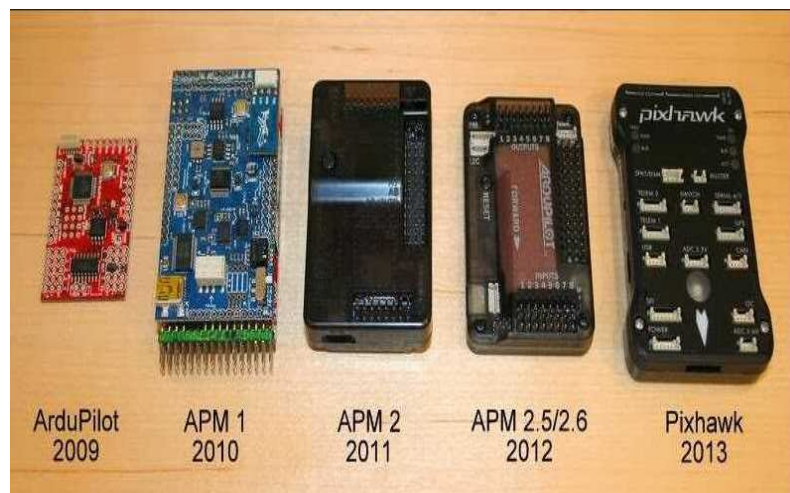


Figura 1-2: Evolución hasta el Pixhawk

1.3. Algoritmos de fusión de información

La plataforma de piloto automático PIXHAWK posee implementado un Filtro Extendido de Kalman. El filtro de Kalman es un algoritmo desarrollado por Rudolf E. Kalman en 1960. Teóricamente, el Filtro de Kalman es un estimador que resuelve el problema de estimar el estado instantáneo de la dinámica de un sistema lineal, perturbada por un ruido blanco, utilizando mediciones relativas al vector de estado, las cuales también poseen este tipo de incertidumbre ([Grewal; Mohinder and Andrews, 2008](#)). La ganancia K de realimentación del error es escogida de forma óptima cuando se conocen las varianzas de los ruidos que afectan al sistema. Ya que el Filtro de Kalman es un algoritmo recursivo, este puede correr en tiempo real usando únicamente las mediciones de entrada actuales, el estado calculado previamente y su matriz de incertidumbre, no requiere alguna otra información pasada adicional. Los ruidos del sistema y de las mediciones son blancos y gaussianos. Decir que un ruido es blanco implica que su valor no tiene correlación en el tiempo y que su potencia es igual en todas las frecuencias. Un ruido blanco no existe realmente, pero para los cálculos matemáticos, este simplifica el problema y se aproxima con mucha precisión a un ruido ideal([Sosa, 2010](#)).

El filtro de Kalman, así como su variante extendida, consta de una etapa de predicción y una de corrección. En la primera, el vector de estado y la matriz de covarianza del error son predecidas de acuerdo a la dinámica del sistema, obteniendo un estado a priori del mismo. Por otra parte, en la segunda, se realiza la corrección de los valores estimados anteriormente a partir de las mediciones afectadas por el ruido blanco, permitiendo obtener un estado a posteriori del vector de estado y la covarianza. Una cuestión muy importante en esta segunda etapa, es el papel de la Matriz de Ganancia de Kalman la cual pondera las predicciones o la medición para su efecto final en la corrección, de acuerdo con la calidad de las mismas([Sosa, 2010](#)).

Para trabajar cuando el sistema es no lineal se utilizan los desarrollos de la serie de Taylor lo cual se puede alcanzar utilizando dos opciones: linealizar alrededor de una trayectoria nominal o alrededor de un valor estimado. Linealizar alrededor de una trayectoria

nominal puede ser una aproximación forzada cuando transcurra cierto tiempo, llevando al filtro a operar en la zona alineal. Para resolver este problema, se puede realizar la linealización alrededor del valor estimado, que es en realidad el verdadero algoritmo del Filtro Extendido de Kalman. Con esto se logra reducir drásticamente la ventana de linealización, debido a que el estado estimado es función de la dinámica linealizada (Sosa, 2010), como se explica matemáticamente en el capítulo 2.

1.4. Software de supervisión del PIXHAWK

Todas estas plataformas deben y tienen que ser probadas en softwares capacitados para simular el hardware y verificar su estado de funcionalidad. Dada la experiencia adquirida en el Mission Planner (figura 1-3) a través de los dos últimos años en el GARP, tras haber realizado una amplia cantidad de experimentos, proyectos y trabajos de diplomas tales como los realizados por Rachel Cepero Silva (Rachel, 2015), Jessica Morales Montero (Jessica, 2015) y Wendy Rodríguez Rivero (Wendy, 2015), se considera el uso del mismo para el análisis que se realiza en este trabajo de diploma.

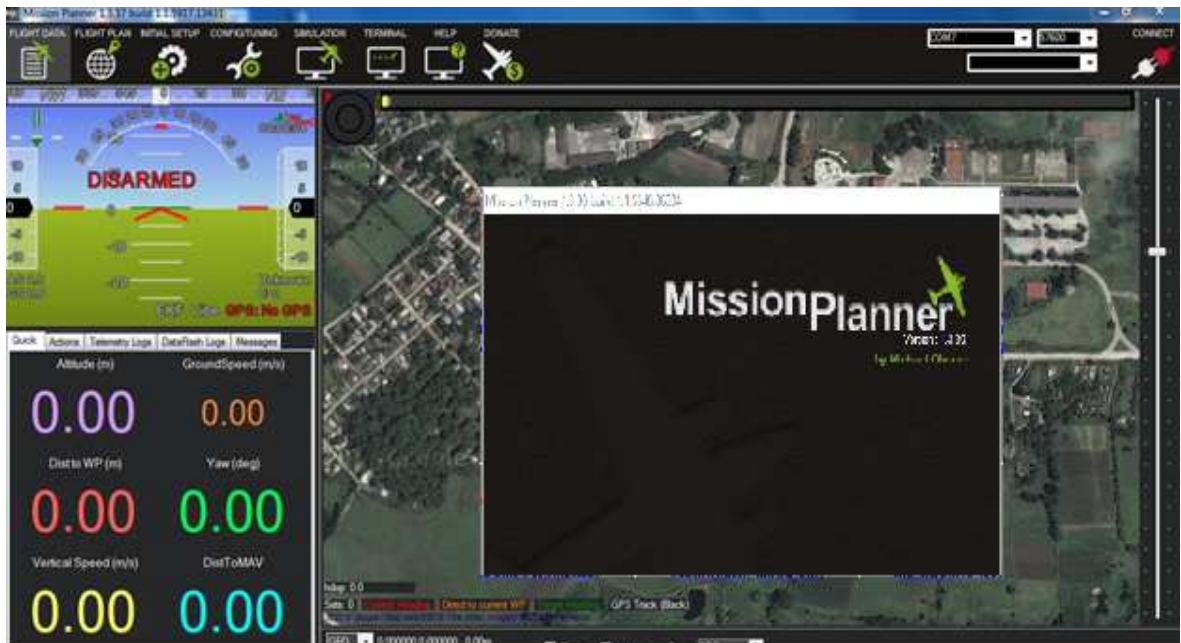


Figura 1-3: Software de supervisión Mission Planner

1.5. Descripción del Mission Planner

Mission Planner es un software de configuración, supervisión, simulación y control de las plataformas Ardupilot. Es compatible con Windows y puede ser utilizado como utilidad de configuración o como suplemento para el control dinámico del vehículo autónomo.

Algunas de las principales acciones posibles a realizar con el Mission planner son:

- Cargar el firmware en el piloto automático que controla su vehículo.
- Preparar, configurar y ajustar su vehículo para un rendimiento óptimo.
- Planificar, guardar y cargar misiones autónomas en el piloto automático.
- Descargar y analizar los registros de las misiones creadas por el piloto automático.
- Posee una interfaz con un simulador de vuelo en PC para crear un simulador completo de vehículos aéreos no tripulados(hardware-in-the-loop).
- Con el hardware apropiado de telemetría se puede:
 - Supervisar el estado de su vehículo mientras está en funcionamiento.
 - Grabar registros de telemetría que contienen mucha más información que los registros de los pilotos automáticos.
 - Ver y analizar los registros de telemetría.
 - Operar el vehículo en FPV (vista en primera persona).

Mediante este software se indaga respecto a los parámetros de ajustes del Filtro Extendido de Kalman dentro del PIXHAWK, con el fin de lograr una mejora en la inicialización del mismo, de acuerdo a las condiciones iniciales de vuelo y al estado de, ya sea de desgaste o no, los sensores y otros elementos de hardware instalados. La figura 1-4 nos muestra que en config and tuning(configuración y ajuste) en la opción full parameter tree(árbol completo de parámetros) se encuentran todos los parámetros que son usados para la inicialización del filtro, en esta figura se muestran como ejemplo los parámetros que aparecen en el FKE2.

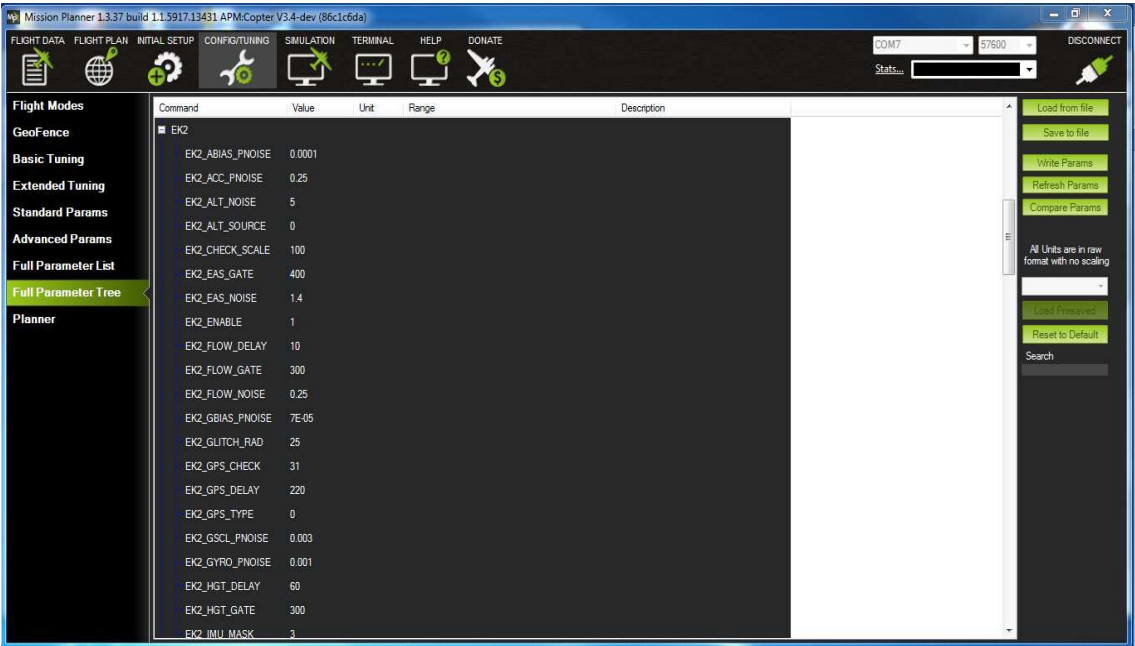


Figura 1–4: Parámetros del filtro de Kalman 2 en el Mission Planner

1.6. Consideraciones del capítulo

Como se ha podido observar en este capítulo se ha mostrado cómo ha aumentado y evolucionado la variedad de plataformas de pilotos automáticos de código abierto de 3D Robotics. PIXHAWK como selección, posee las condiciones necesarias para el desarrollo y puesta en marcha de nuevos proyectos investigativos a realizar por el GARP. Mission Planner es un software de supervisión gratuito con muchas prestaciones y servicios a la hora de controlar un vehículo; y debido a la vasta experiencia adquirida por el GARP es considerado una excelente selección para la supervisión de esta plataforma.

Capítulo 2

DESCRIPCIÓN DEL PIXHAWK Y FILTRO DE KALMAN IMPLEMENTADO

2.1. Introducción.

En este capítulo se realiza una caracterización del PIXHAWK en cuanto a hardware y se aborda lo correspondiente al filtro de Kalman y filtro de Kalman Extendido, de acuerdo a la literatura consultada.

2.2. Descripción del PIXHAWK

2.2.1. Características

Pixhawk es un piloto automático de código abierto para modelos de radio control, bien sean multirrotores, aviones o vehículos terrestres. Dentro de sus características fundamentales podemos encontrar ([3DRobotic, 2016](#)):

- Tiene un procesador de 32 bits ARM Cortex® corriendo bajo un NuttX RTOS.
- 14 salidas PWM/servo (8 en control manual en caso de error, y 6 auxiliares, compatibles con alta potencia).
- Abundantes opciones de conectividad adicionales (UART, I2C, CAN).
- Sistema de copia de seguridad integrado para la recuperación en vuelo y control manual con un procesador dedicado, además de tener una fuente de alimentación independiente.
- El sistema de copia de seguridad integrado proporciona un piloto automático constante y modo manual.
- Entradas de alimentación redundantes y conmutación automática ante error.
- Botón externo de seguridad para la activación del motor.
- Indicador LED multicolor.

- Indicador de audio de alta potencia y multitono.
- Tarjeta micro SD para el registro de alta tasa durante largo plazo.

Microprocesador:

- 32 bit STM32F427 Cortex M4 core con FPU.
- 168 MHz/256 KB RAM/2 MB Flash.
- 32 bit STM32F103 failsafe co-procesador.

Sensores:

Pixhawk cuenta con una IMU (Inertial Measurement Unit) que posee un giroscopio ST Micro L3GD20H de 16 bit que incluye un elemento sensor el cual es fabricado usando un proceso de micro máquinas dedicadas, desarrolladas por Microelectrónica ST para producir sensores inerciales y actuadores, este sensor opera en un rango de temperaturas de -40C a 85C ([INVENSENSE, 2015](#)). También cuenta con un acelerómetro/magnetómetro ST Micro LSM303D. En adición posee un acelerómetro/giróscopo de 3 ejes cada uno MPU 6000 y un módulo sensor de presión MEAS MS5611 que incluye un elemento medidor de presión linear y un convertidor A/D de 24 bit ([MEAS, 2012](#)).

Dentro de las interfaces de entrada salida, el modulo PIXHAWK cuenta con las siguientes:

- 5x UART (puerto serie), uno de alta potencia, 2x con control de flujo por hardware, 2x CAN.
- Entrada compatible con Spektrum DSM / DSM2 / DSM-X® Satellite.
- Entrada y salida compatible con Futaba S.BUS®.
- Señal PPM.
- Entrada PWM(para los servos del móvil).
- SPI.
- Entradas 3.3 y 6.6V ADC(Analog Digital Converter)
- Puerto micro USB externo.

Otras Características:

- Controlador de diodo con control automático ante error.
- Admite Servos de alta potencia (7 V) y de alto voltaje.
- Peso y dimensiones:
 - Peso: 38 g (1,31 oz)
 - Ancho: 50 mm (1,96 ")
 - Espesor: 15,5 mm (0,613 ")
 - Longitud: 81.5mm (3,21)
- Sistema de alimentación integral con una amplia protección.
- Todas las salidas de los periféricos están protegidos contra la subida de corriente y todas las entradas de ESD protegidos.
- El botón de seguridad externa proporciona activación / desactivación del motor.
- LEDs indicadores de estado y el controlador para el brillo de los LEDs de colores múltiples externos que indican el estado del vuelo.
- El indicador piezoeléctrico de audio multitono de alta potencia, también brinda el estado de vuelo actual.
- Un GPS disponible de alto rendimiento además de una brújula externa protegida.

Pixhawk puede ser triplemente redundante respecto a la fuente de alimentación si se suministran tres fuentes de alimentación. Las tres vías son: Potencia de entrada del módulo, la entrada del servo, entrada USB. En estas condiciones, todas las fuentes de energía serán utilizadas con el fin de alimentar el sistema:

- Entrada del Módulo de potencia (4.1V a 5.7V).
- Entrada del Servo (4.1V a 5.7V) hasta 10V para accionamiento manual auxiliar, pero las partes del piloto automático estarán desenergizadas si supera los 5.7V.
- Entrada de alimentación USB (4.1V a 5.7V).

2.3. Filtro Kalman (KF)

2.3.1. Ecuaciones del Filtro Extendido de Kalman

Las ecuaciones generales del algoritmo pueden ser obtenidas en el Cuadro(2-1). Es sencillo notar el carácter recursivo del filtro, destacando el hecho de que en la primera etapa, los estados a “*priori*” se calculan con los estados a “*posteriori*” de la segunda y viceversa. Este ciclo se inicializa en la primera etapa con las condiciones iniciales del estado x_k^0 y la covarianza del error P_k^0 (Sosa, 2010). Vale destacar del Cuadro 2-1 algunas de las principales variables que intervienen en el algoritmo:

- $\hat{x}_k^{(-)}$ y $\hat{x}_k^{(+)}$ Estado estimado a “*priori*” y “*posteriori*” respectivamente.
- \hat{z}_k y z_k Medición estimada y real respectivamente.
- $P_k^{(-)}$ y $P_k^{(+)}$ Matriz de covarianza del error estimada a “*priori*” y “*posteriori*” respectivamente.
- Q_k y R_k Matrices de acoplamiento del ruido de la planta y el sensor respectivamente.
- K_k Matriz de Ganancia de Kalman.

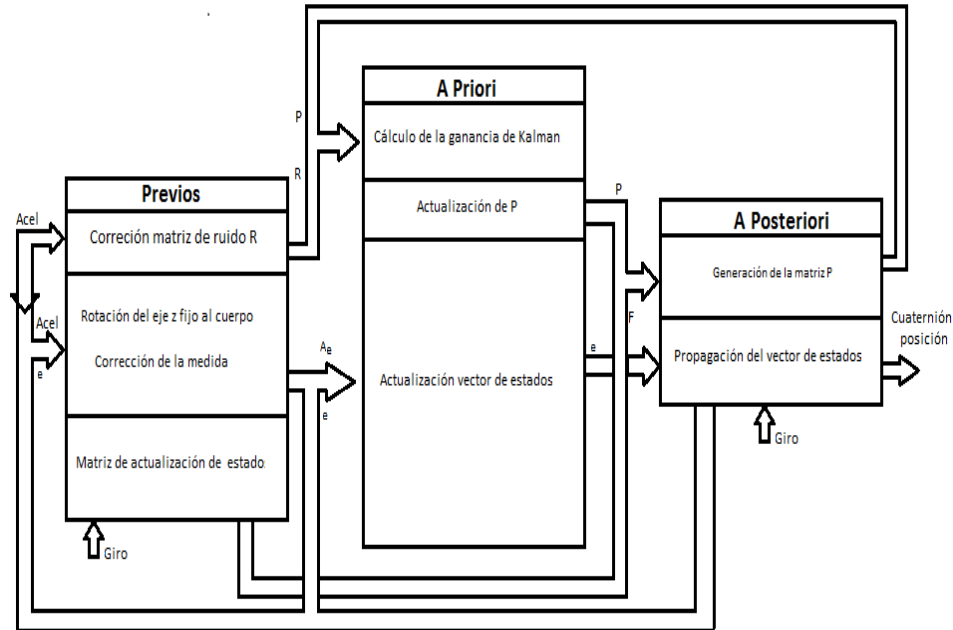


Figura 2-1: Proceso de estimación de un Filtro de Kalman

Tabla 2-1: Ecuaciones del Filtro Extendido de Kalman Discreto

$x_k = \xi_{k-1}(x_{k-1}) + w_{k-1}$	$w_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_k)$	Modelo Dinámico no Lineal
$z_k = h(x_k) + v_k$	$v_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}_k)$	Modelo de Medición no Lineal
Etapas de predicción		
$\hat{x}_k^{(-)} = \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1}^{(+)}$	$\Phi_{k-1} = \frac{\partial \xi_{k-1}(\hat{x}, k)}{\partial x} \big _{x=\hat{x}_{k-1}}$	Predicción a “ <i>priori</i> ” ⁽⁻⁾ de x_k
$\mathbf{P}_k^{(-)} = \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^{(+)} \Phi_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$		Predicción a “ <i>priori</i> ” ⁽⁻⁾ de \mathbf{P}_k
Etapas de corrección		
$\hat{z}_k = \mathbf{H}_k \hat{x}_k^{(-)}$	$\mathbf{H}_k = \frac{\partial h(\hat{x}, k)}{\partial x} \big _{x=\hat{x}_{k-1}}$	Linealización de la medición
$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^{(-)} \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^{(-)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1}$		Ganancia de Kalman
$\hat{x}_k^{(+)} = \hat{x}_k^{(-)} + \mathbf{K}_k [z_k - \hat{z}_k]$		Obtención a “ <i>posteriori</i> ” ⁽⁺⁾ de x_k
$\mathbf{P}_k^{(+)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_k^{(-)}$		Obtención a “ <i>posteriori</i> ” ⁽⁺⁾ de \mathbf{P}_k

2.3.2. Discretización de la Dinámica de un Sistema Continuo Linealizado

Todos los elementos “inteligentes” a bordo del vehículo son del tipo digital, por lo que resulta muy importante que el filtro esté definido en el espacio discreto. Como veremos en próximas secciones de este capítulo, toda la dinámica del error a estimar se encuentra en espacio continuo como se muestra en (2.1), siendo \mathbf{F} la dinámica y \mathbf{B} el acoplamiento de las entradas (Sosa, 2010).

$$\dot{x} = \mathbf{F}x(t) + \mathbf{B}u(t) \quad (2.1)$$

Para discretizar un modelo en espacio estado linealizado y llegar a la expresión (2.2), se puede aproximar su dinámica mediante la sucesión numérica de (2.3), definiendo w_k como el ruido de la planta en el espacio discreto (Grewal; Mohinder and Andrews, 2008).

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + w_k \quad (2.2)$$

$$\Phi_k = e^{(\mathbf{F}\Delta t)} \approx \sum_{n=0}^{n=\infty} \frac{\mathbf{F}^n \Delta t^n}{n!} \approx \mathbf{I} + \mathbf{F}\Delta t \quad (2.3)$$

La matriz \mathbf{Q}_k , queda especificada en función del ruido del modelo, de la forma:

$$\mathbf{Q}_k = E[\omega_k \omega_k^T] \quad (2.4)$$

$$\mathbf{Q}_k \approx \mathbf{B}\mathbf{Q}_t\mathbf{B}^T \Delta t \quad (2.5)$$

2.3.3. Estructura del filtro de Kalman y funcionamiento del FKE presente en el PIXHAWK

En general, el funcionamiento del filtro de Kalman se puede describir en tres etapas, inicialización, predicción y corrección. La ganancia del filtro se calcula con información estadística referente a la precisión de los sensores y de los modelos utilizados. La estimación que hace el filtro, se utiliza nuevamente en la etapa de predicción para predecir el valor siguiente del estado ([Welch and Bishop, 2001](#)).

A continuación se hace una descripción simplificada de cómo funciona el filtro:

1. Las velocidades angulares detectadas por la IMU se integran para calcular la posición angular.
2. Las aceleraciones sensadas por la IMU se transforman usando la posición angular del cuerpo X, Y, Z(b-frame) a la del n-frame (North, East and Down) y corregidas con la gravedad.
3. Las aceleraciones se integran para calcular la velocidad.
4. La velocidad se integra para calcular la posición. Este proceso de 1) a 4) se conoce como Predicción de Estado.

Un estado es una variable estimada como los ángulos de Euler (roll, pitch, yaw), posición (metros) al Este, Norte y Abajo(NED), velocidad del viento, entre otras. El filtro tiene otros estados, además de la posición, la velocidad y los ángulos de Euler; estos incluyen: sesgos de los giroscopios, sesgos de los acelerómetros en el eje Z, velocidad del viento, los sesgos de la brújula y del campo magnético de la tierra. Estos otros estados no se

modifican directamente por el paso de Predicción Estado, pero pueden ser modificados por mediciones que se describen más adelante.

5. Los ruidos en los giroscopios y acelerómetros (*EKF_NOISE_GYRO* y *EKF_ACC_NOISE* parámetros del filtro que se muestran más detalladamente en el capítulo 3), se utilizan para estimar el crecimiento de error en los ángulos, velocidades y posiciones calculadas a partir de datos de la IMU. Hacer mayores estos parámetros causa que la estimación del error de los filtros crezca más rápido. Si no hay correcciones como la realizada con otras mediciones (por ejemplo, GPS), esta estimación de error, seguirá creciendo. Estos errores estimados son capturados en una matriz llamada Matriz de Covarianza de Estado. Los pasos de 1) a 5) se repiten cada vez que se tiene nuevos datos de la IMU hasta que está disponible una nueva medición de otro sensor. Si se tiene una estimación inicial perfecta, mediciones y cálculos de la IMU perfectos, entonces se puede seguir repitiendo 1) a 4) durante todo el vuelo sin otros cálculos necesarios. Sin embargo, los errores en los valores iniciales, los errores en las mediciones de la IMU y errores de redondeo en los cálculos indican que sólo tiene unos segundos antes de que los errores de velocidad y posición se vuelvan demasiado grandes. El algoritmo del filtro de Kalman extendido proporciona una forma de combinar o fusionar los datos de la IMU, GPS, brújula, mediciones de la velocidad del aire, barómetro y otros sensores para calcular una estimación más precisa y fiable de la posición, velocidad y orientación angular. El siguiente ejemplo describe cómo se utilizan las mediciones GPS de posición horizontal, sin embargo, el mismo principio se aplica a otros tipos de medición (altitud barométrica, velocidad según el GPS, entre otros.)

Cuando llega una medición del GPS, el filtro calcula la diferencia entre la posición predicha a partir de 4) y la posición del GPS. Esta diferencia se denomina innovación, la cual junto con la matriz de Covarianza de Estados de 5) y el error de medición GPS (especificado por *EKF_POSNE_NOISE*) son combinados para calcular una corrección a cada uno de los estados del filtro. Esto se conoce como una actualización del Estado.

El filtro de Kalman realiza correcciones en todas las variables que componen el estado estimado del sistema, a pesar de no corregir con una fuente de medición real todas las anteriores. Esto se debe a que a medida que se arreglen algunas variables, la etapa de predicción, que es basada en el modelo, permite influir sobre las demás variables no corregidas con mediciones reales. Por ejemplo las medidas de posición del GPS son capaces de corregir errores en la posición, velocidad, ángulos y sesgo de los giroscopios. La cantidad de corrección es controlada por la relación estimada del error en los estados con el error en las mediciones. Esto significa que si la matriz R posee un elevado error en la correlación de las mediciones y la Q (el error del modelo) es bajo, su propia posición calculada es más precisa que la medición del GPS, entonces la corrección de la medición del GPS es más pequeña. Si determina que su propia posición calculada es menos precisa que la medición del GPS, entonces la corrección de la medición del GPS es más grande. La precisión asumida de la medición del GPS es controlada por el parámetro *EKF_POSNE_NOISE*. Haciendo que sea *EKF_POSNE_NOISE* más grande, causa que el filtro determine que la posición GPS sea menos precisa.

2.4. Parámetros de configuración del FKE implementados en el PIXHAWK.

Dentro de esta plataforma se encuentra implementado un Filtro de Kalman Extendido, que es seccionado en cuatro etapas por el software de supervisión Mission Planner para el usuario. Donde el uso del filtro posee una amplia ventaja sobre los algoritmos de filtro complementarios más simples utilizados como AHRS (Attitude Heading Reference System), el cual posee mayor número de estados estimados, como la posición y la velocidad; que mediante la fusión de todas las mediciones disponibles es capaz de rechazar mediciones con errores significativos para que el vehículo se haga menos susceptible a los fallos que afectan a un único sensor ([ardupilot b, 2016](#)).

Otra característica del algoritmo FKE dentro de esta plataforma es que es capaz de estimar las desviaciones en las lecturas de la brújula del vehículo, y también estimar el campo magnético de la tierra. Esto hace que sea menos sensible a errores de calibración de brújula, que los actuales algoritmos de AHRS e INAV (Inertial Navigation).

Los usuarios de Pixhawk pueden utilizar este algoritmo en lugar de los filtros complementarios mediante el código de $AHRS_EKF_USE = 1$.

IMPORTANTE: No se debe ajustar $AHRS_EKF_USE = 1$, a menos que se realice una calibración de los acelerómetros y de la brújula. El no realizar este procedimiento puede resultar en una trayectoria de vuelo errático debido a los malos datos del sensor. También permite que las mediciones de sensores opcionales, tales como telémetros láser y de flujo ópticos que se utilicen para la navegación ([ardupilot b, 2016](#)).

2.5. Filtro de Kalman del PIXHAWK en Mission Planner

2.5.1. Registros del Filtro de Kalman extendido 1(FKE1)

Dentro del Mission Planner en la opción, Review a log, aparecen mostradas las variables de acuerdo con el Filtro Extendido de Kalman seleccionado, al seleccionar una o más de estas variables, se muestran los datos de telemetría en el tiempo que dura el experimento realizado; que se aborda con mayor énfasis en el capítulo 3. la figura 2-2 muestra cómo el software muestra el filtro seleccionado.

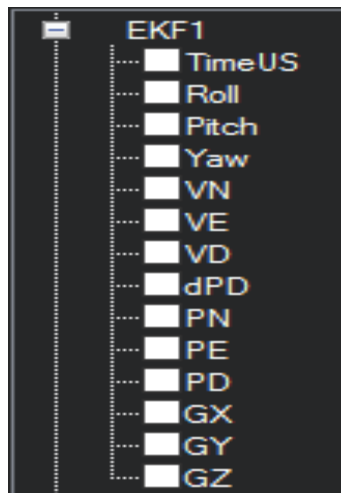


Figura 2-2: Variables del FEK1

- TimeUS - el tiempo en milisegundos desde el inicio.
- Roll - ángulo de alabeo (grados).
- Pitch - Ángulo de inclinación (grados).
- Yaw - ángulo de guiñada (grados).

- VN, VE, VD - Las velocidades Norte, Este, Abajo en (m / s).
- PN, PE, PD - Posición Norte, Este, Abajo (m) en relación con donde estaba armado el vehículo.
- GX, GY, GZ - X, Y, Z sesgos del giroscopio (grados / min).
- dPD Es un diferencial de altura.

2.5.2. Registros del Filtro de Kalman extendido 2(FKE2)

En la figura 2-3 se puede observar como aparecen dentro del Mission Planner.

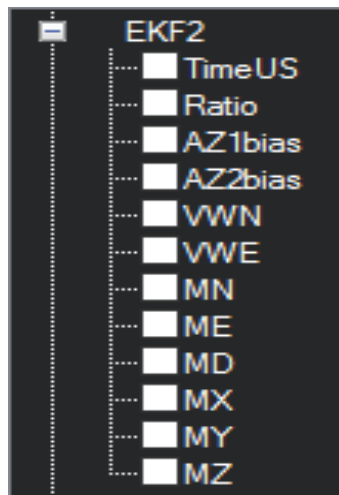


Figura 2-3: Variables del FEK2

- TimeUS - el tiempo en milisegundos desde el inicio.
- Ratio - porcentaje de ponderación de los datos del acelerómetro de la IMU1 utilizado en la mezcla de los datos de IMU1 e IMU2. Si dos IMU están disponibles en el hardware (por ejemplo Pixhawk), entonces esto normalmente fluctúa rápidamente en la región del 50 % .
- AZ1 bias - sesgo del acelerómetro en Z para la IMU1 (cm/s^2)
- AZ2 bias - sesgo del acelerómetro en Z para la IMU2 (cm/s^2)
- VWN, VWE - La velocidad del viento de Norte y Este (m / s). Un valor positivo significa que el viento se mueve en la dirección de dicho eje, por ejemplo, una velocidad positiva del viento del norte sopla desde el sur.
- MN, ME, MD - Norte, Este y Abajo, la intensidad del campo magnético de la tierra.
- MX, MY, MZ - X, Y, Z los sesgos del campo magnético del móvil.

2.5.3. Registros del Filtro de Kalman extendido 3(FKE3)

Este contiene las innovaciones para cada sensor (GPS, barómetro, magnetómetro y velocidad del aire). Las innovaciones son la diferencia entre el valor predicho utilizando los datos IMU antes de aplicar las correcciones, y el valor medido por el sensor. En la figura 2-4 se muestran cómo aparecen en el Mission Planner:

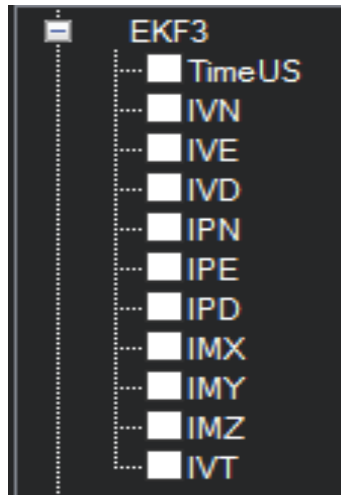


Figura 2-4: Variables del FEK3

- TimeUS - Tiempo en milisegundos desde el inicio.
- IVN, IVE, IVD - Las innovaciones de las mediciones de velocidad del GPS en Norte, Este y Abajo en (m / s). Estos son una medida importante para la salud del filtro de navegación.
- IPN, IPE - las innovaciones de las mediciones de posición GPS en Norte y Este (m).
- IPD - Innovaciones en la medición de la altura del barómetro (m).
- IMX, IMY, IMZ - Innovaciones para las mediciones de los magnetómetros en X, Y, Z. Estos deben estar centrados en torno a cero y no superior a ± 50 durante las maniobras.
- IVT - Innovaciones de la medición de la verdadera velocidad aerodinámica (m / s). Este será cero si el sensor de velocidad del aire no está equipado o no se utiliza (por ejemplo en el suelo). Debe estar centrado en torno a cero si el sensor de velocidad se calibra correctamente, pero puede variar en el nivel de ruido en función de cómo sean las condiciones de vuelo.

2.5.4. Registros del Filtro de Kalman extendido 4(EKF4)

La comprobación de las mediciones respecto a las inconsistencias es particularmente importante con el GPS, porque las mediciones del GPS pueden obtener resultados con errores grandes de posición y velocidad transitorios que causan accidentes si fueran a ser utilizados por el filtro. Cuando nos referimos a la inconsistencia de las mediciones en esta sección, se habla de las diferencias entre las medidas previstas por el filtro y las medidas tomadas por los sensores. Los siguientes mensajes están disponibles en EKF4 [2-5](#):

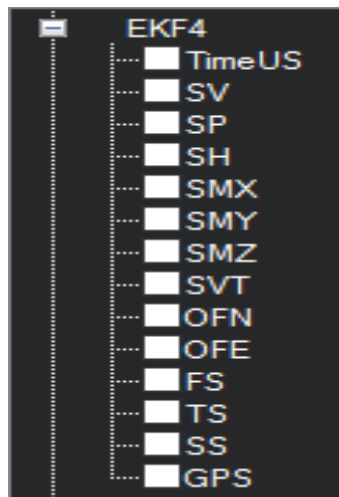


Figura 2-5: Variables del FEK4

- TimeUS - Tiempo en milisegundos desde el inicio.
- SV - relación de la inconsistencia de velocidad del GPS combinado con el límite establecido por el parámetro *EKF_VEL_GATE*.
- SP - relación de la inconsistencia de posición total del GPS con el límite establecido por el parámetro *EKF_POS_GATE*.
- SH - relación de la inconsistencia de la altura del barómetro con el límite establecido por el parámetro *EKF_HGT_GATE*.
- SMX, SMY, SMZ - relación entre las inconsistencias de las mediciones del magnetómetro en X, Y y Z, con el límite fijado por el parámetro *EKF_MAG_GATE*.
- SVT - relación de la incoherencia en la medición de velocidad aérea con el límite fijado por el parámetro *EKF_EAS_GATE*. Esto puede tener el pico de vez en cuando a más de 1/2, pero rara vez se debe ir por encima de uno. Si esta línea pasa por encima de

uno, entonces indica que el filtro dejó de usar los datos de velocidad del aire para ese período en vuelo. Los factores que pueden hacer que esto sea incluido como un error de calibración de alta velocidad aérea son: la presencia de fuertes ráfagas de viento, las turbulencias y los cambios rápidos en la velocidad del viento. ([ardupilot b, 2016](#)).

- OFN, OFE, FS, TS, SS y GPS no se encuentran definidas en la bibliografía consultada.

2.6. Consideraciones del capítulo

En este capítulo se caracteriza de manera general el hardware de la plataforma de piloto automático PIXHAWK, se enfatiza respecto al Filtro de Kalman en general y el Filtro Extendido de Kalman implementado en esta plataforma. Pese a que el fabricante no brinda el modelo matemático del filtro, se ha podido brindar una breve descripción de en qué consiste este y cual es su funcionamiento dentro del PIXHAWK.

Capítulo 3

ANÁLISIS DE DATOS Y AJUSTE DE PARÁMETROS

En este capítulo se aborda lo referente al mecanismo de ajuste del filtro de Kalman que se encuentra dentro del PIXHAWK, con el fin de poder observar en futuros experimentos y simulaciones de hardware el comportamiento del vehículo autónomo en general y como se adapta el filtro al hardware que lo acompaña.

El software de supervisión Mission Planner le permite al usuario del PIXHAWK, interactuar con una amplia variedad de parámetros los cuales repercuten de manera directa o indirecta sobre el comportamiento del mismo, así como es mostrado en la figura 1-4.

3.1. Parámetros de ajuste

AHRS_EKF_USE

Este parámetro se debe establecer en uno para permitir el uso del filtro, o se establece en cero para utilizar los algoritmos existentes como el AHRS. Teniendo en cuenta que ambos algoritmos se ejecutan independientemente del mismo y que todos los datos del FKE se registran independientemente.

Del firmware del proyecto Ardupilot Copter 3.3 en adelante, el FKE se habilita por defecto y este parámetro no está disponible. Usuarios de aviones y Rovers todavía pueden elegir usar los algoritmos existentes.

EKF_ABIAS_PNOISE

Este ruido controla el crecimiento de la estimación del sesgo, del estado de error, del acelerómetro vertical. El aumento hace que la estimación del sesgo del acelerómetro sea más rápida y más ruidosa.

EKF_ACC_PNOISE

Este ruido controla el crecimiento de error estimado debido a errores de medición del acelerómetro con exclusión de sesgo. El aumento hace que el filtro pondere menos en las mediciones del acelerómetro y más en otras mediciones.

EKF_ALT_NOISE

Este es el valor en RMS(Root Mean Square) del ruido en la medición de altitud. Si aumenta este parámetro, el filtro va a determinar que el barómetro es más ruidoso y coloca menos ponderación en sus mediciones. Si este parámetro se establece demasiado pequeño, entonces el filtro va a reaccionar constantemente al ruido en la medición del barómetro, lo que hará que la altura del filtro sea ruidosa. En helicópteros esto hace que se agite arriba y abajo durante el mantenimiento de la estabilidad de la altitud. Si este parámetro es demasiado alto, entonces la altura tiende a modificarse más y es más susceptible a interferencias en la velocidad vertical dada por el GPS. Vea la sección sobre la interpretación de los datos de registro del EKF3 para obtener más información sobre el uso de los datos de registro para ayudar a establecer este parámetro.

EKF_ALT_SOURCE

Este parámetro controla qué fuente de medición se emplea para determinar la altura durante la navegación, si se usan sensores de flujo óptico. Se establece en cero para utilizar el barómetro o en uno para usar el detector de cercanía. Si se establece en uno, el vehículo intentará mantener una altura constante con respecto al terreno, que es el comportamiento por defecto durante la navegación con flujo óptico.

EKF_EAS_GATE

Este parámetro muestra el límite de coherencia para la innovación de la medición de la velocidad del aire. La disminución hace que sea más probable que se rechacen las buenas mediciones. El aumento hace más probable que las malas mediciones sean aceptadas. Por ejemplo, un ajuste de 3 significa que las diferencias 3 veces superiores a la desviación estándar supuesta, hará que la medición sea rechazada.

EKF_EAS_NOISE

Este es el valor en RMS del ruido en las mediciones de la brújula. El aumento, reduce la ponderación de estas mediciones. Vea la sección sobre la interpretación de los datos de registro del EKF3 para obtener más información sobre el uso de los datos de registro para ayudar a establecer este parámetro.

EKF_FALLBACK

Este parámetro controla si la inconsistencia en los datos del sensor puede causar un retroceso a AHRS. Si se establece en 0, entonces la detección del sensor con incoherencia no puede causar un retroceso. Si se establece en 1, entonces las grandes inconsistencias en los datos darán lugar a un retroceso a AHRS si está disponible.

EKF_FLOW_DELAY

Este es el número de milisegundos que la tasa de mediciones del flujo óptico queda detrás de las mediciones de la IMU.

EKF_FLOW_GATE

Este parámetro controla la cantidad máxima de la diferencia entre las tasas de flujo óptico medido y el ritmo previsto antes de que el FKE empiece a rechazar las mediciones. La reducción de este parámetro hace probable que se rechacen mediciones de flujo óptico válidas. El aumento de este parámetro hace probable que las mediciones de la velocidad de flujo óptico no válido, sean aceptadas. Por ejemplo, un ajuste de 3 significa que las

diferencias 3 veces superiores a la desviación estándar supuesta, hace que la medición sea rechazada.

EKF_FLOW_NOISE

Este parámetro permite en las de medición de flujo óptico, errores y ruidos. Representa el error esperado RMS en rad / seg. Si es muy grande, la posición está más a la deriva. Si se establece demasiado pequeño la posición y la velocidad de salida de la FKE es más ruidosas y hay un riesgo de que el FKE rechace mediciones de flujo óptico durante las maniobras.

EKF_GBIAS_PNOISE

Este ruido controla el crecimiento de las estimaciones del estado de error de los sesgos del giroscopio. El aumento hace que la estimación de sesgo del giroscopio sea más rápida y más ruidosa.

EKF_GLITCH_ACCEL

Este parámetro controla la cantidad máxima de diferencia en la aceleración horizontal (en cm / s^2) entre el valor predicho por el filtro y el valor medido por el GPS, antes de que se rechace la medición de la posición del GPS. Si este valor es demasiado bajo, entonces los datos del GPS válidos son descartados con regularidad, y la precisión de la posición se degrada. Si este parámetro es demasiado alto, entonces los problemas técnicos del GPS pueden causar grandes cambios rápidos de la posición.

EKF_GLITCH_RAD

Este parámetro controla la cantidad máxima de diferencia en la posición horizontal (en m) entre el valor predicho por el filtro y el valor medido por el GPS. Los saltos en la posición más pequeños que este parámetro se ignorarán temporalmente, pero si persisten luego serán aceptados y el filtro se mueve a la nueva posición. Los pasos de posición mayores que este valor, también son ignorados al principio, pero si persisten, la medición de la posición GPS es corregida por la etapa de corrección antes de ser utilizada. El valor

de esta corrección en las direcciones norte y este se puede comprobar mediante el trazado de los datos EKF4.OFN y EKF4.OFE.

EKF_GND_GRADIENT

Este parámetro controla la cantidad de gradiente de terreno en %, que se asume al fusionar los datos del sensor de proximidad. A su vez influyen con la rapidez que responde la altura estimada del terreno a los cambios en la medición. Este valor se puede aumentar cuando se opera sobre terreno desigual para permitir que la estimación del terreno cambie más rápidamente.

EKF_GPS_TYPE

Este parámetro controla el uso de mediciones de velocidad del GPS: 0 = utiliza la velocidad en 3D, 1 = utiliza la velocidad en 2D, 2 = sin velocidad.

EKF_GYRO_PNOISE

Este ruido controla el crecimiento de la estimación del error debido a errores de medición del giroscopio con exclusión del sesgo. El aumento de este parámetro, hace que el filtro pondere menos en las mediciones del giroscopio respecto a otras.

EKF_HGT_GATE

Este parámetro representa el límite utilizado para que la innovación de la medición de la altura sea coherente. La disminución hace que sea más probable que sean rechazadas las buenas mediciones. El aumento hace más probable que las malas mediciones sean aceptadas.

EKF_MAGB_PNOISE

Este ruido controla el crecimiento de las estimaciones del estado del error en el campo magnético, del cuerpo. El aumento hace que la estimación de la desviación de la brújula sea más rápida y más ruidosa.

EKF_MAGE_PNOISE

Este ruido controla el crecimiento de las estimaciones del Estado de error del campo magnético de la tierra. El aumento hace que la estimación de sesgo del campo magnético de la tierra sea más rápida y más ruidosa.

EKF_MAG_CAL

El FKE es capaz de aprender las compensaciones del magnetómetro durante el vuelo. Este parámetro controla cuando el aprendizaje está activo:

- *EKF_MAG_CAL* = 0: El aprendizaje se activa cuando la velocidad y la altura indican que el vehículo está en el aire.
- *EKF_MAG_CAL* = 1: El aprendizaje se activa cuando el vehículo está maniobrando.
- *EKF_MAG_CAL* = 2: El aprendizaje es desactivado.
- *EKF_MAG_CAL* = 3: El aprendizaje se activa cuando el vehículo esté armado.

EKF_MAG_GATE

Este parámetro representa el límite utilizado para que la innovación de la medición del magnetómetro sea coherente. La disminución de este hace que sea más probable que se rechacen las buenas mediciones. El aumento que las malas mediciones sean aceptadas. Por ejemplo, un ajuste de 3 significa que las diferencias mayores a 3x la desviación estándar supuesta harán que la medición sea rechazada.

EKF_MAG_NOISE

Este es el valor en RMS del ruido en las mediciones del magnetómetro / 1000. Las lecturas del magnetómetro se escalan por 1/1000 antes de ser utilizados por el filtro para reducir el efecto de los errores de redondeo numérico. El aumento de este parámetro de ruido reduce la ponderación de las mediciones del magnetómetro. Esto hace que el filtro de guiñado sea menos afectado y menos por los errores del magnetómetro, pero más afectada por la deriva en Z del giroscopo. Vea la sección sobre la interpretación de los datos de

registro del EKF3 para obtener más información sobre el uso de los datos de registro para ayudar a establecer este parámetro.

EKF_MAX_FLOW

Este parámetro controla la cantidad máxima de flujo óptico (en rad / seg) que es aceptada como una medida válida por el FKE. Esto ayuda a rechazar las mediciones dañadas durante la transferencia de datos o cuando el sensor de flujo no es capaz de mantenerse al día con el movimiento del vehículo.

EKF_POS_DELAY

Este es el número en milisegundos que las medidas de posición del GPS se quedan detrás de las mediciones inerciales.

EKF_POSNE_NOISE

Este es el valor en RMS del ruido en las mediciones de la posición horizontal del GPS. Si aumenta este parámetro, el filtro se cree que el GPS es más ruidoso y coloca menos ponderación de las mediciones horizontales de la velocidad del GPS. Si este parámetro es pequeño, entonces el filtro va a reaccionar constantemente al ruido en la posición del GPS que puede causar pequeños cambios continuos y rápidos de actitud y posición en helicópteros durante el reposo. Vea la sección sobre la interpretación de los datos de registro del EKF3 para obtener más información sobre el uso de los datos de registro para ayudar a establecer este parámetro.

EKF_POS_GATE

Este parámetro representa el límite utilizado para que la innovación de la medición de la posición del GPS sea coherente. La disminución hace probable que se rechacen las buenas mediciones. El aumento probable que las malas mediciones sean aceptadas. Por ejemplo, un ajuste de 3 significa que las diferencias mayores que 3 x la desviación estándar supuesta hará que la medición sea rechazada.

EKF_RNG_GATE

Este parámetro controla la cantidad máxima de la diferencia entre el rango medido a tierra y el rango previsto antes de que el FKE empiece a rechazar las mediciones. La reducción de este parámetro hace probable que se rechacen las mediciones válidas del sensor de proximidad. El aumento de este parámetro hace probable que las mediciones válidas del sensor de proximidad sean aceptadas. Por ejemplo, un ajuste de 3 significa que las diferencias mayores que a 3 x la desviación estándar supuesta hará que la medición sea rechazada.

EKF_VELD_NOISE

Este es el valor en RMS del ruido en la medición de la velocidad vertical del GPS en m/s. Si aumenta este parámetro, el filtro estima que el GPS es más ruidoso y coloca menos ponderación de las mediciones de la velocidad vertical del GPS. Si este parámetro se establece muy pequeño, entonces el filtro va reaccionar constantemente al ruido en la medición del GPS, que hará que la altura del filtro sea ruidosa. En helicópteros esto hará que el helicóptero que se agitan arriba y abajo. Si este parámetro se establece muy alto, el filtro no sacará el máximo provecho de la información de la velocidad del GPS, y será más susceptible a las interferencias de la altura del barómetro. Vea la sección sobre la interpretación de los datos de registro del EKF3 para obtener más información sobre el uso de los datos de registro para ayudar a establecer este parámetro.

EKF_VELNE_NOISE

Este es el valor en RMS del ruido en las mediciones de velocidad en Norte y Este del GPS en m / s. Si aumenta este parámetro, el filtro se cree que el GPS es más ruidoso y colocará menos ponderación de las mediciones de la velocidad del GPS horizontales. Si este parámetro se establece muy pequeño, entonces el filtro va a reaccionar constantemente al ruido de la medición del GPS, que hará que el filtrado de los ángulos, de balanceo y cabeceo, sea ruidoso. Si usted tiene el vehículo fuera con una vista clara del cielo y lejos de edificios y otros objetos de gran tamaño, a continuación. Si se está moviendo alrededor

notablemente, entonces es probable que el ruido del GPS sea muy alto para el ajuste del filtro. Esto también dará lugar a pequeños cambios rápidos de ángulos y de la posición permanente del helicóptero durante el reposo. Si este parámetro se establece muy alto, el filtro no será capaz de sacar el máximo provecho de la información de la velocidad del GPS, se desviará más en su posición y será más susceptible a interferencias de posición del GPS. Vea la sección sobre la interpretación de los datos de registro del EKF3 para obtener más información sobre el uso de los datos de registro para ayudar a establecer este parámetro.

EKF_VEL_DELAY

Este es el número de milisegundos que las mediciones de la velocidad del GPS se quedan detrás de las mediciones inerciales.

EKF_VEL_GATE

Este parámetro representa el límite utilizado para comprobar que la innovación de la medición de la velocidad del GPS sea coherente. La disminución posibilita que se rechacen las buenas mediciones. El aumento posibilita que las malas mediciones sean aceptadas. Se escala en unidades de desviación estándar. Por ejemplo, un ajuste de 3 significa que las diferencias mayores que 3 x la desviación estándar supuesta hará que la medición se rechace.

EKF_WIND_PNOISE

Este ruido controla el crecimiento de las estimaciones del estado de error del viento. El aumento de este parámetro hace que la estimación del viento sea más rápida y más ruidosa.

EKF_WIND_PSCALE

El aumento de este parámetro muestra la rapidez con que los estados del viento se adaptan a un cambio de altura, pero, hace la estimación de la velocidad del viento más ruidosa.

3.2. Interpretación de los datos del registro de configuración del filtro de Kalman presente en el PIXHAWK

En la actualidad no existe una configuración genérica para el Filtro Extendido de Kalman que posea el PIXHAWK que permita al vehículo operar en todo tipo de ambientes. Por lo tanto se debe hacer un análisis detallado del clima, la velocidad del aire y otras variables que intervienen tanto directa o indirectamente con los resultados de la estimación de las variables de estados.

Mediante una prueba en condiciones de laboratorio, se debe hacer una búsqueda de los ruidos existentes y errores en las mediciones de los sensores, luego se realizará una correcta medición de la velocidad del aire del ambiente en que se lleva a cabo el experimento. Este procedimiento se realizará con el objetivo de poder inicializar correctamente los parámetros y por ende que a la hora de tomar los datos de telemetría, estos sean los más fiables posible. Trayendo esto consigo una mejora considerable a la hora de controlar el vehículo.

Corregir correctamente el filtro de navegación no es posible sin un análisis de los datos guardados por el filtro en los registros. Para almacenar estos datos, es importante que el registro de los datos del AHRS se habilite. Los datos del FKE están contenidos en los registros de EKF1, EKF2, EKF3 y EKF4 en la opción de config and tuning, full parameter tree. En esta sección se describe el significado de los diversos datos de registro del FKE y muestra algunos de los datos obtenidos, mediante la representación gráfica, de un experimento real realizado en Pelambres en Chile. Se utiliza la función de revisión del registro del Mission Planner DataFlash.

En su mayoría los parámetros no deben ser variados debido a que estos afectan directamente las etapas de estimación del FKE, por esta razón se muestran a continuación la interpretación de los datos adquiridos por estos registros y la sugerencia de cómo se debieron ajustar algunos de los parámetros del filtro.

3.2.1. Magnitud de la intensidad del campo magnético de la tierra en XYZ.

En la figura 3-1 se muestran los sesgos del campo magnético en cuerpo. Estos sesgos cambian poco a poco durante el vuelo a medida que el filtro se adapta al campo magnético de la tierra. Estos tienen el mismo significado que los desplazamientos de la brújula, pero con signo opuesto. En esta figura se aprecia cómo MX estabiliza a un valor de +27 el cual se utiliza para inicializar el parámetro *COMPASS_OFS_X* pero en sentido contrario o sea -27.

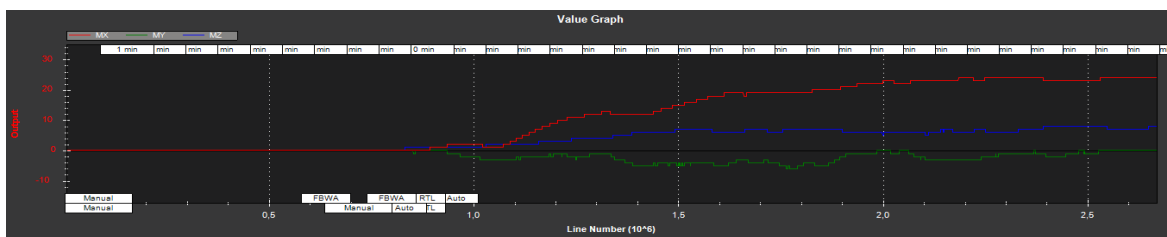


Figura 3-1: Magnitud de la intensidad del campo magnético de la tierra en XYZ.

3.2.2. Las innovaciones de las mediciones de la velocidad según el GPS.

En la figura 3-2 se muestran las innovaciones de las mediciones de la velocidad según el GPS. Si la IMU y el GPS son de calidad, los datos son pequeños y en torno a cero. El nivel de ruido en estas innovaciones cuando el vehículo no está maniobrando se utiliza para establecer el valor de *EKF_VELNE_NOISE* y *EKF_VELD_NOISE*. Se observa que el error de la velocidad cuando el vehículo no está maniobrando fue de alrededor de ± 0.3 m / s tanto para las velocidades Norte, Este y Abajo. Esto significa que un buen valor de partida para *EKF_VELNE_NOISE* y *EKF_VELD_NOISE* sería 0,3.

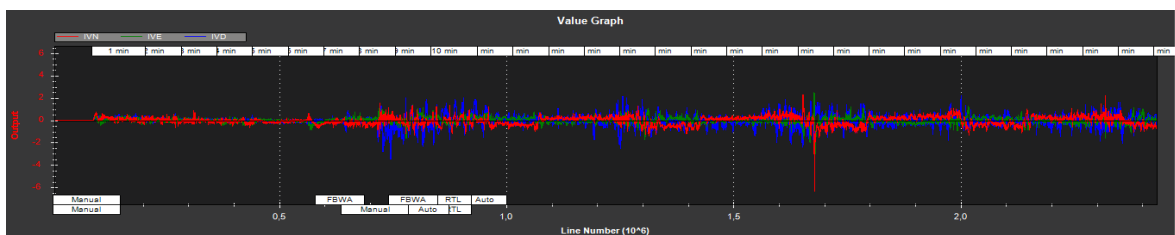


Figura 3-2: Las innovaciones de las mediciones de la velocidad según el GPS.

3.2.3. Las innovaciones de las mediciones de la posición según el GPS en Norte y Este.

En la figura 3–3 se muestran las innovaciones de las mediciones de la posición según el GPS, en Norte y Este (m). De manera similar a las innovaciones de velocidad, son pequeños y centrados en cero. Los niveles de ruido en estas innovaciones son usadas para establecer el valor del parámetro *EKF_POSNE_NOISE*. Como se puede ver este ruido oscila en un valor de 1.7m por lo tanto es un buen valor de inicio para *EKF_POSNE_NOISE*.

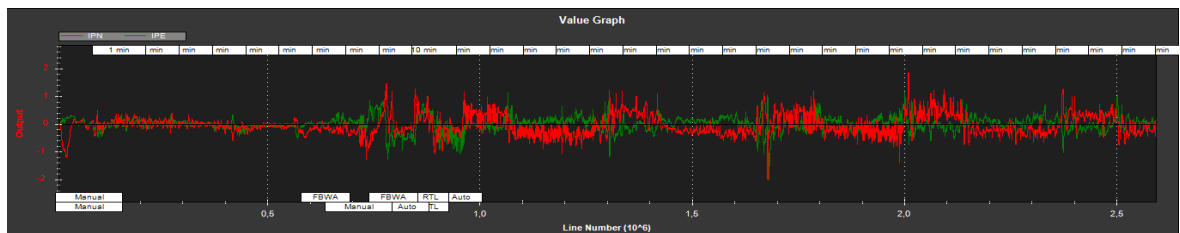


Figura 3–3: Las innovaciones de las mediciones de la posición según el GPS en Norte y Este.

3.2.4. Las innovaciones de las mediciones de la altura por el barómetro(m).

En la figura 3–4 se muestran las innovaciones de las mediciones de la altura por el barómetro(m), estas son pequeñas y cercanas a cero, también pueden llegar a valores alrededor de 2 metros lo cual se debe a: errores de la IMU, demora de los sensores o los efectos de los cambios de la velocidad del aire en las lecturas del barómetro. El ruido del sensor subyacente es bajo aproximadamente $\pm 0.4m$, lo que indica un buen valor de partida para *EKF_ALT_NOISE*. Resaltar que para helicópteros, la experiencia demuestra que el valor de *EKF_ALT_NOISE* normalmente tiene que ser incrementado por encima del valor teórico para suavizar la respuesta de la altura, por lo que para este ambiente, en caso de usar un multirrotor, se recomendaría inicializar en 0.5.

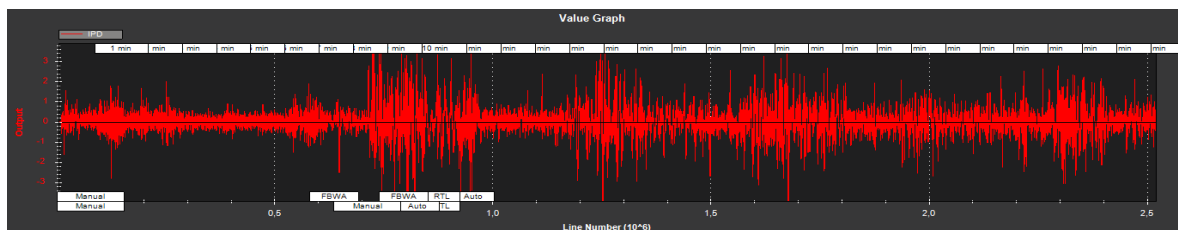


Figura 3–4: Las innovaciones de las mediciones de la altura por el barómetro(m).

3.2.5. Las innovaciones de las mediciones de los magnetómetros en XYZ.

En la figura 3-5 se muestran las innovaciones de las mediciones de los magnetómetros en XYZ, estas deben estar centradas a cero. Según el fabricante *EKF_MAG_CAL* se establece en uno, para que el avión se adapte rápidamente a los sesgos del magnetómetro. Aunque el ruido subyacente del magnetómetro es relativamente bajo (5 o menos en la mayoría de los casos), existen otros errores que se deben a las diferencias en los factores de escala entre los ejes, la desalineación de los magnetómetros, y los campos magnéticos variables producidos por los sistemas de energía eléctrica que provocan errores más grandes. Normalmente esto resulta en alrededor de 50 en las innovaciones. Por esta razón, el fabricante considera y ajusta el valor por defecto de *EKF_MAG_NOISE* en 0,05 (lo que representa una oscilación de 50 en la gráfica), y como se puede ver en la figura 3-5 los valores son muy cercanos a ± 50 e incluso lo sobrepasan en varias ocasiones, lo cual también está en dependencia de las condiciones de vuelo que se tuvieron mientras se realizaba el experimento, por lo cual se recomienda para una situación similar de vuelo inicializar *EKF_MAG_NOISE* en 0.1 y observar el comportamiento del UAV en estas condiciones, junto con esta gráfica.

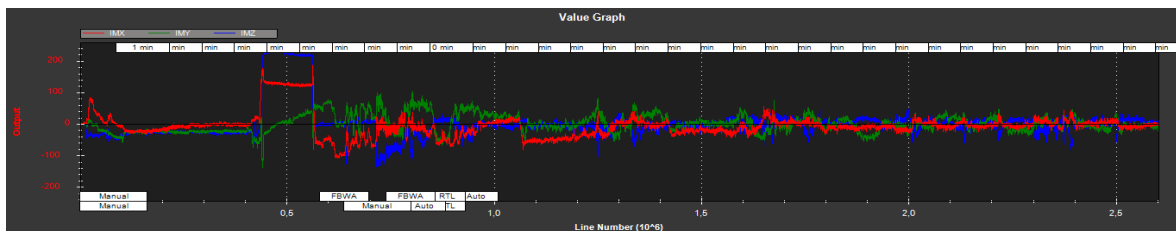


Figura 3-5: Las innovaciones de las mediciones de los magnetómetros en XYZ.

3.2.6. Relación de la inconsistencia de velocidad del GPS combinado con el límite establecido por el parámetro *EKF_VEL_GATE*.

La figura 3-6 muestra SV. Para un vuelo con buenos datos de GPS, esto puede tener el pico de vez en cuando a más una relación de 0.5, pero nunca debe ir por encima de uno. Si esta línea pasa por encima de uno, entonces indica que el filtro dejó de usar los datos de velocidad del GPS para ese período de vuelo. Esto no debería ocurrir con buenos datos

de los sensores. En caso de sobrepasar uno con buen GPS, entonces se recomienda que el parámetro *EKF_VEL_GATE* se aumente.

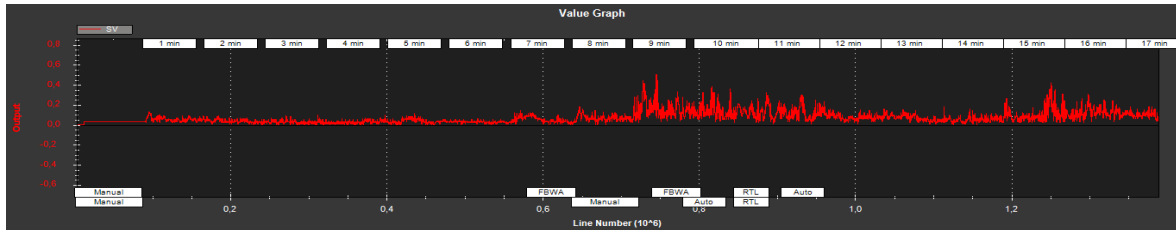


Figura 3-6: Relación de la inconsistencia de velocidad del GPS combinado con el límite establecido por el parámetro *EKF_VEL_GATE*.

3.2.7. Relación de la inconsistencia de posición total del GPS con el límite establecido por el parámetro *EKF_POS_GATE*.

La figura 3-7 muestra SP. Para un vuelo con buenos datos de GPS, esto puede tener el pico de vez en cuando a más de una relación de 0.5, pero nunca debe ir por encima de uno. Si esta línea pasa por encima de uno, entonces indica que el filtro dejó de usar los datos de posición del GPS para ese período de vuelo. Esto no debería ocurrir con buenos datos de los sensores. Si esta línea es demasiado alta y pasa por encima de uno con buena GPS, entonces se recomienda que el parámetro *EKF_POS_GATE* se aumente.

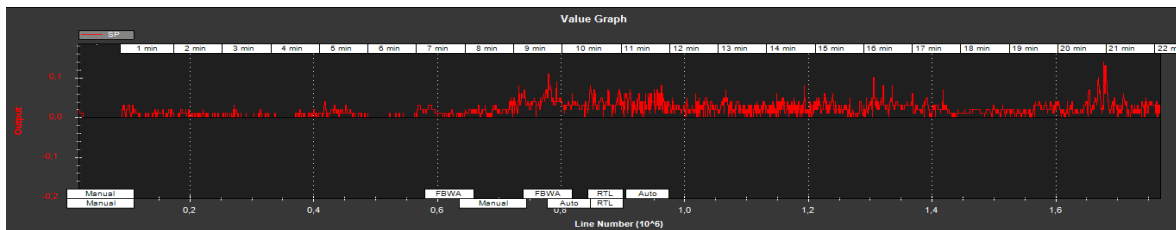


Figura 3-7: Relación de la inconsistencia de posición total del GPS con el límite establecido por el parámetro *EKF_POS_GATE*.

3.2.8. Relación de la inconsistencia de la altura del barómetro con el límite establecido por el parámetro *EKF_HGT_GATE*.

La figura 3-8 muestra SH. Esta puede tener el pico de vez en cuando a más de una relación de 0.5, pero nunca debe ir por encima de uno. Si esta línea pasa por encima de uno, entonces indica que el filtro dejó de usar los datos del barómetro para ese período en vuelo. Esto no debería ocurrir con buenos datos de los sensores. Si esta línea es demasiado alto y pasa por encima de uno, entonces se recomienda que el parámetro *EKF_HGT_GATE* se

aumente. En caso de que esto suceda existen factores que pueden hacer que esta sea alta: un flujo de aire relativamente alto que afecte la lectura del barómetro y del acelerómetro, o a la desviación del sensor o aliasing.

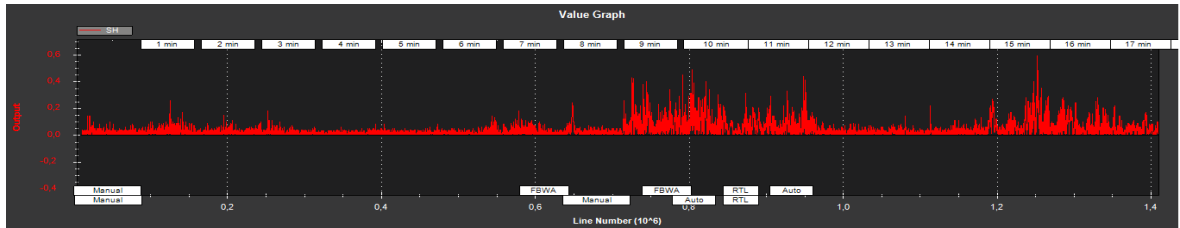


Figura 3-8: Relación de la inconsistencia de la altura del barómetro con el límite establecido por el parámetro *EKF_HGT_GATE*.

3.2.9. Relación de la inconsistencia de la altura del barómetro con el límite establecido por el parámetro *EKF_MAG_GATE*.

La figura 3-9 muestra los datos SMX, SMY y SMZ. Estos pueden tener el pico de vez en cuando a más de una relación de 0.5, pero nunca debe ir por encima de uno. Si esta línea pasa por encima de uno, entonces indica que el filtro deja de usar ese componente de datos del magnetómetro para ese período en vuelo. Esto no debería ocurrir con buenos datos de los sensores. Como se puede observar estas líneas sobrepasan uno por un tiempo de alrededor de 1.5 minutos, después de este intervalo vuelve a un estado de trabajo relativamente estable, por lo que el filtro en este tiempo deja de utilizar estos datos. A causa de que no pasa por encima de uno sobre una base regular, no indica ser un problema con la calibración de la brújula o con la instalación. En cuyo caso el fabricante recomienda que las razones de los errores de la brújula se investiguen por primera vez antes de recurrir a incrementar el parámetro de *EKF_MAG_GATE*.

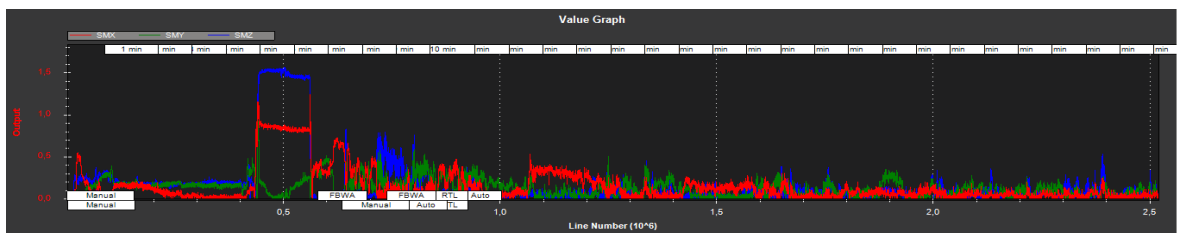


Figura 3-9: Relación de la inconsistencia de las mediciones del magnetómetro en X, Y y Z, con el límite fijado por el parámetro *EKF_MAG_GATE*.

3.3. Consideraciones del capítulo

En este capítulo se puede apreciar la amplia gama de parámetros que posee el FKE del PIXHAWK, cómo son interpretados mediante el uso de las gráficas que nos proporciona el Mission Planner, además de la recomendación de cómo ajustar estos y a qué valor deben ser ajustados, con el único fin de lograr una mejoría considerable a la hora de haber realizado el experimento en condiciones para las cuales no está configurada de fábrica esta plataforma, y extraer de manera concisa los registros de datos de telemetría.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones

El piloto automático PIXHAWK constituye la más reciente evolución de la compañía 3D Robotics. El mismo permitirá al Grupo de Automatización Robótica Percepción (GARP), realizar una considerable mejora en operación con respecto al anterior Ardu Pilot Mega 2.5, utilizado hasta ahora en sus misiones. La implementación por parte de PIXHAWK y de mejoras en sus características de hardware, permite la inclusión de algoritmos más complejos como el Filtro de Kalman Extendido en su firmware. Se brindaron los rangos de los parámetros recomendados por los fabricantes en el registro de configuración del FKE y se realizó el análisis de su comportamiento. Se ofrece una detallada memoria del significado de los elementos presentes en cada una de las opciones de configuración del filtro así como su significado físico. El Mission Planer es mostrado como la mejor herramienta de software para operar con estas plataformas. Se debe destacar al respecto la capacidad e integralidad del mismo, mostrando resultados de análisis sin necesidad de softwares auxiliares como el MATLAB. Es ilustrado el funcionamiento matemático del filtro aunque no es posible obtener de las fuentes consultadas el modelo matemático desarrollado por el fabricante para conocer su dinámica.

Recomendaciones

Debido a que en el momento de la realización de esta investigación, no se contaba físicamente con el autopiloto PIXHAWK, porque estaba cercana su importación. Se realizan un conjunto de recomendaciones a los próximos investigadores sobre el tema, de lo que pudiera ser el camino a seguir:

- Realizar la ingeniería inversa del código del firmware presente en este autopiloto, en aras de obtener un mejor entendimiento del modelo presente en su FKE.
- Comenzar a realizar un conjunto de pruebas experimentales de laboratorio y de campo, para lograr un conjunto de gráficas que corroboren el uso y configuración del filtro y la influencia de los parámetros estudiados.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 3DRobotic (2016). pixhawk. página web.<https://pixhawk.org/start>. 3 de mayo 2016.
- Anton, Lidbom and Kiniklis Efstratios (2015). Providence: Uav system to support search and rescue. Master's thesis. Chalmers University of Technology.
- ardupilot (2016). historia de ardupilot. página web.<http://ardupilot.org/planner/docs/common-history-of-ardupilot.html>. 3 de mayo 2016.
- ardupilot b (2016). Filtro de kalman extendido en pixhawk. página web.<http://ardupilot.org/dev/docs/extended-kalman-filter.html#extended-kalman-filter>. 3 de mayo 2016.
- Bouabdallah, S.; and R. Siegwart (2006). Towards intelligent miniature flying robots. In: *Field and Service Robotics*.
- Cousins, S.; Gerkey, B.; Conley K.; and W. Garage (2010). Sharing software with ros. *IEEE Robot. Automat. Mag.*
- Grewal; Mohinder, S. ; and P. Andrews, Angus (2008). *KALMAN FILTERING, Theory and Practice Using MATLAB..* Hoboken.
- Guenard, N. ; Hamel, T. ; and R. Mahony (2008). A practical visual servo control for an unmanned aerial vehicle. *IEEE Trans. Robot.*
- Hehn, M. and R. D Andrea (2011). A flying inverted pendulum. In: *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation (ICRA)*.
- Heng, L.; Meier, L.; Tanskanen P.; Fraundorfer F.; and M. Pollefeys (2011). Autonomous obstacle avoidance and maneuvering on a vision-guided mav using on-board processing. In: *ICRA*.
- Hoffmann, G. ; Rajnarayan, D.; Waslander S.; Dostal D.; Jang J.; and C. Tomlin (2004). The stanford testbed of autonomous rotorcraft for multi agent control (starmac). In: *Digital Avionics Systems Conf.*

- INVENSENSE (2015). Invensense online store. página web: <http://store.invensense.com/ProductDetail/>.
- Jessica, Morales Montero; (2015). Estudio algoritmo tecs control de altura. Trabajo de diploma. Universidad Central Matra Abreu de las Villas.
- Kumar, V. (2012). Robots that fly and cooperate. página web: http://www.ted.com/talks/lang/en/vijay_kumar_robots_that_fly_and.
- Lee, G. H.;Fraundorfer, F.; and M. Pollefeys (2011). Mav visual slam with plane constraint. In: *ICRA*.
- Lee, G.;Ahtelik, M.;Fraundorfer F.;Pollefeys M.; and R. Siegwart (2010). Benchmarking tool for mav visual pose estimation. In: *Int. Conf. Control, Automation, Robotics and Vision*.
- Lindsey, Q.; Mellinger, D. ; and V. Kumar (2011). Construction of cubic structures with quadrotor teams. In: *Robotics: Science and Systems*.
- Lupashin, S.; and R. DAndrea (2011). Adaptive open-loop aerobatic maneuvers for quadcopters. In: *Int. Federation of Automatic Control World Cong. (IFAC)*.
- MEAS (2012). Precision micro barometer module ms5611. página web: <http://www.meas-spec.com/downloads/MS5611-01BA03.pdf>.
- Meier, L. ;Tanskanen, P.;Fraundorfer F.; and M. Pollefeys (2011). Pixhawk: A system for autonomous flight using onboard computer vision. In: *ICRA*.
- Mellinger, D.; Michael, N.; and V. Kumar (2010a). Trajectory generation and control for precise aggressive maneuvers with quadrotors. In: *Int. Symp. Experimental Robotics*.
- Mellinger, D.; Shomin, M. ; and V. Kumar (2010b). Control of quadrotors for robust perching and landing. In: *Int. Powered Lift Conference*.
- Muller, M. (2011). Quadrocopter ball juggling. In: *IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems (IROS)*.
- Murray, R. M. (2002). Control in an information rich world: Report of the panel on future directions in control, dynamics, and systems. Softcover.

- Nonami, Kenzo (2010). Autonomous flying robots: Unmanned aerial vehicles and micro aerial vehicles. Springer.
- Rachel, Cepero Silva; (2015). Sistema de bajo costo para la toma y el procesamiento de imágenes aéreas. Trabajo de diploma. Universidad Central Matra Abreu de las Villas.
- Simon, Dan (2006). *Optimal State Estimation: Kalman, H infinity and Nonlinear Approaches..* Hoboken. New Jersey.
- Sosa, R. (2010). Sistema de navegación inercial asistida por modelo dinámico para vehículo autónomo sumergible. tesis de grado. Universidad Marta Abreu de las Villas.
- Stepniewsky, W. Z. ; and C. N. Keys (1984). Rotary-wing aerodynamics. Dover Publishing.
- Unmanned Aerial Systems, (UAS) (2016). The uas europe. [Online]. Available: <http://www.uas-europe.se/>.
- Welch, Greg and Gary Bishop (2001). An introduction to the kalman filter. Technical report. University of North Carolina at Chapel Hill.
- Wendy, Rodríguez Rivero; (2015). Estudio del control de rumbo l1 implementado en el ardupilot. Trabajo de diploma. Universidad Central Matra Abreu de las Villas.

ANEXO A

Ecuaciones del modelo AP NavEKF:

```
% Define the state vector & number of states
stateVector =
[q0;q1;q2;q3;vn;ve;vd;pn;pe;pd;dax_b;day_b;daz_b;dvz_b;vwn;vwe;
magN;magE;magD;magX;magY;magZ];
nStates=numel(stateVector);

% define the measured Delta angle and delta velocity vectors
da = [dax; day; daz];
dv = [dvx; dvy; dvz];

% define the delta angle and delta velocity bias errors
da_b = [dax_b; day_b; daz_b];
dv_b = [0; 0; dvz_b];

% derive the body to nav direction cosine matrix
Tbn = Quat2Tbn([q0,q1,q2,q3]);

% define the bias corrected delta angles and velocities
dAngCor = da - da_b;
dVelCor = dv - dv_b;

% define the quaternion rotation vector
quat = [q0;q1;q2;q3];

% define the attitude update equations
delQuat = [1;
0.5*dAngCor(1);
0.5*dAngCor(2);
```

```

0.5*dAngCor(3);
];
qNew = QuatMult(quat,delQuat);
% define the velocity update equations

vNew = [vn;ve;vd] + [gn;ge;gd]*dt + Tbn*dVelCor;
% define the position update equations
pNew = [pn;pe;pd] + [vn;ve;vd]*dt;
% define the IMU bias error update equations
dabNew = [dax_b; day_b; daz_b];
dvbNew = dvz_b;
% define the wind velocity update equations
vwnNew = vwn;
vweNew = vwe;
% define the earth magnetic field update equations
magNnew = magN;
magEnew = magE;
magDnew = magD;
% define the body magnetic field update equations
magXnew = magX;
magYnew = magY;
magZnew = magZ;
% Define the process equations output vector
processEqns =
[qNew;vNew;pNew;dabNew;dvbNew;vwnNew;vweNew;magNnew;magEnew;magDnew;
magXnew;magYnew;magZnew];

Ecuaciones del modelo $AP\_SmalleKF$

```

```

% define the measured Delta angle and delta velocity vectors
dAngMeas = [dax; day; daz];
dVelMeas = [dvx; dvy; dvz];

% define the delta angle bias errors
dAngBias = [dax_b; day_b; daz_b];

% define the quaternion rotation vector for the state estimate
estQuat = [q0;q1;q2;q3];

% define the attitude error rotation vector, where error = truth - estimate
errRotVec = [rotErr1;rotErr2;rotErr3];

% define the attitude error quaternion using a first order linearisation
errQuat = [1;0.5*errRotVec];

% Define the truth quaternion as the estimate + error
truthQuat = QuatMult(estQuat, errQuat);

% derive the truth body to nav direction cosine matrix
Tbn = Quat2Tbn(truthQuat);

% define the truth delta angle

% ignore coning compensation as these effects are negligible in
% terms of covariance growth for our application and grade of sensor
dAngTruth = dAngMeas - dAngBias - [daxNoise;dayNoise;dazNoise];

% Define the truth delta velocity
dVelTruth = dVelMeas - [dvxNoise;dvyNoise;dvzNoise];

% define the attitude update equations

% use a first order expansion of rotation to calculate the quaternion
%increment acceptable for propagation of covariances
deltaQuat = [1;
0.5*dAngTruth(1);
0.5*dAngTruth(2);

```

```

0.5*dAngTruth(3);
];

truthQuatNew = QuatMult(truthQuat,deltaQuat);

% calculate the updated attitude error quaternion with respect to
the previous estimate
errQuatNew = QuatDivide(truthQuatNew,estQuat);

% change to a rotation vector - this is the error rotation vector
%updated state
errRotNew = 2 * [errQuatNew(2);errQuatNew(3);errQuatNew(4)];

% define the velocity update equations
% ignore coriolis terms for linearisation purposes
vNew = [vn;ve;vd] + [0;0;gravity]*dt + Tbn*dVelTruth;

% define the IMU bias error update equations
dabNew = [dax_b; day_b; daz_b];

% Define the state vector & number of states
stateVector = [errRotVec;vn;ve;vd;dAngBias];
nStates=numel(stateVector);

```

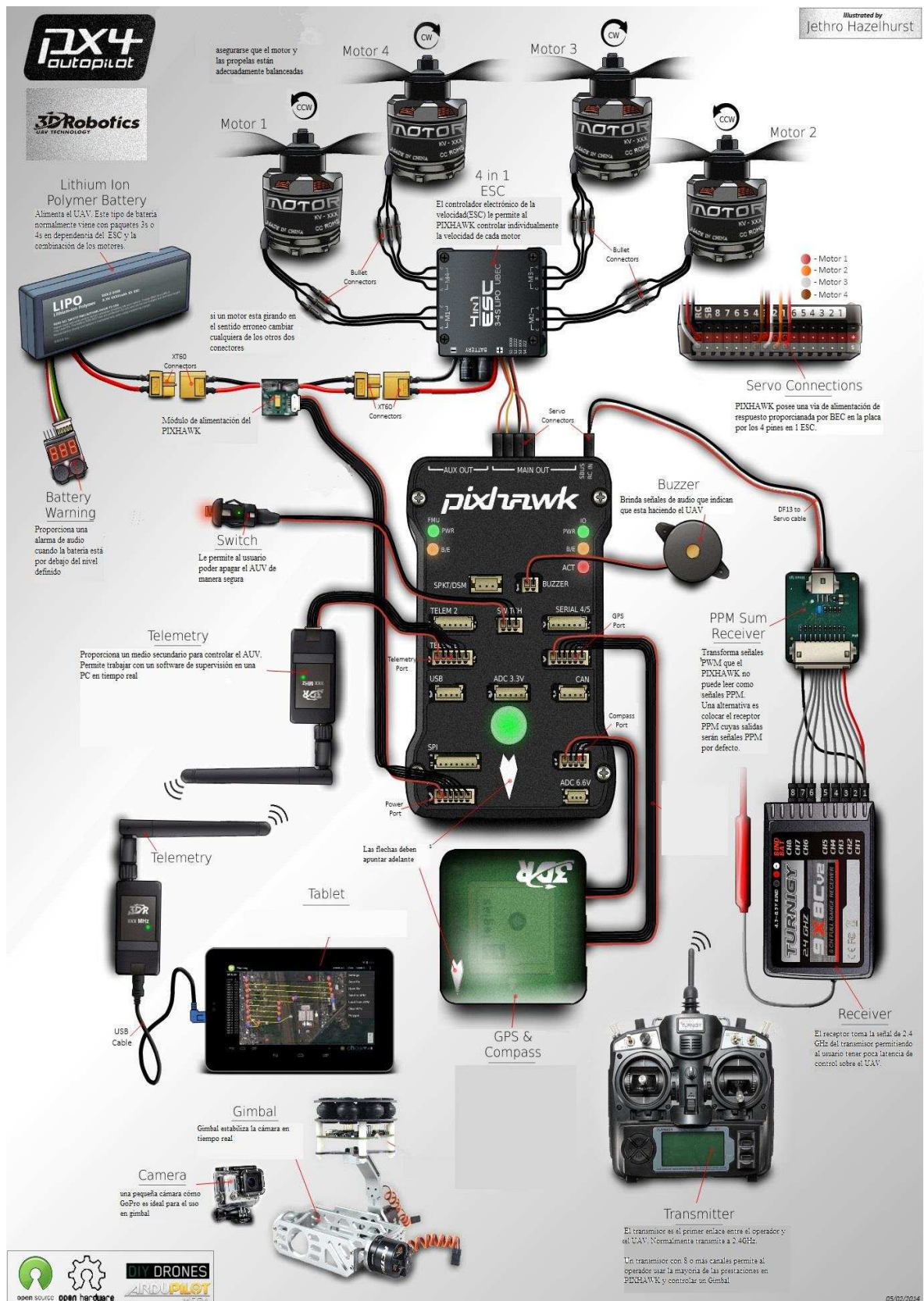



Figura 3–10: Quadroter con Pixhawk