

# Acondicionamiento de una señal inercial mediante filtros

Martín R. Herrera<sup>1</sup>, Paola I. Beltramini<sup>1,2</sup>, Graciela I. Carranza<sup>3</sup>, Diego Lobos<sup>1</sup>, Martín E. Ocampo<sup>1</sup>, Pedro D. Foresi<sup>1</sup>

(1) Departamento de Electrónica, Facultad de Tecnología y Ciencias Aplicadas, UNCA.  
ing\_martin\_herrera@yahoo.com.ar, pdforesi7@yahoo.com.ar,

(2) Laboratorio de Sistemas Embebidos, Facultad de Tecnología y Ciencias Aplicadas, UNCA.  
pbeltramini@tecno.unca.edu.ar,

(3) Facultad de Ciencias Económicas y Administración, UNCA.  
gicarranza@yahoo.com.ar

Fecha de recepción del trabajo: 06/11/2017

Fecha de aceptación del trabajo: 10/03/2018

**RESUMEN:** Los avances en las técnicas de fabricación de sensores han permitido integrar sensores que miden distintas magnitudes físicas en un solo chip, lográndose así, pequeños sensores microelectromecánicos denominados MEMS (Sistemas Micro Electro Mecánicos). Estos sensores se utilizan en muy diversas aplicaciones, siendo una de ellas el control y estabilización de vehículos aéreos no tripulados o drones. En dicha aplicación, acelerómetros, giróscopos y magnetómetros, entre otros, se encuentran integrados en un “módulo de navegación inercial” (IMU). Las señales obtenidas de estos módulos inerciales contienen errores debido a perturbaciones y vibraciones, por lo que para su tratamiento y análisis requieren un preprocesamiento (o acondicionamiento) mediante filtros que las suavicen. A través del presente trabajo se exponen los resultados de la implementación de dos algoritmos de filtrado a las señales adquiridas con un sensor inercial, destacando las ventajas y desventajas de cada uno.

**PALABRAS CLAVES:** Sensor Inercial – Filtro Kalman – Filtro Complementario.

## CONDITIONING OF AN INERTIAL SIGNAL USING FILTERS

**ABSTRACT:** Advances in sensor manufacturing techniques have allowed the integration of sensors measuring different physical quantities on a single chip, obtaining as a result, small microelectromechanical sensors called MEMS (Micro Electro Mechanical Systems). These sensors are used in many different applications. One of these, is the control and stabilization of unmanned aerial vehicles or drones. In this application, accelerometers, gyroscopes and magnetometers, among others, are integrated in an "inertial navigation module" (IMU). The signals obtained from these inertial modules contain errors due to disturbances and vibrations. Consequently, a pre-processing (or conditioning) by filters is required as a treatment to soften them. This research work shows the results of implementing two filtering algorithms to the signals acquired with an inertial sensor, highlighting the advantages and disadvantages of each procedure.

**KEYWORDS:** Inertial sensor – Kalman’s filter – Complementary filter

## 1 INTRODUCCION

En los últimos años, los importantes avances tecnológicos, han posibilitado el desarrollo de sensores inteligentes capaces de medir distintas magnitudes físicas con un solo chip, lográndose así, pequeños sensores microelectromecánicos denominados MEMS (Sistemas Micro Electro Mecánicos). La miniaturización lograda por estas nuevas técnicas de fabricación (del orden del micrómetro al milímetro) hace que estos dispositivos puedan ser implementados en un gran número de aplicaciones, en las cuales se destacan los sistemas de navegación conocidos como “Strapdown”, término que se refiere a que el sistema de medida se encuentra ajustado al marco de referencia del objeto en prueba, es decir, se mueve de la misma forma que lo hace dicho objeto (Ardila Pérez, 2012 referenciado en Beltramini, 2017).

Estos sensores pueden adquirirse de manera independiente o integrados en un “módulo de navegación inercial” (IMU), el cual es un dispositivo que incorpora al menos un acelerómetro y un giroscopio orientados axialmente. De esta forma proporcionan los datos de aceleración lineal y velocidad angular sobre el eje en el que se encuentran ubicados. Habitualmente estos módulos incorporan un microcontrolador, encargado de recoger, acondicionar, y transmitir los datos entregados por los sensores, en forma de niveles de voltaje, a otro sistema que se encargará de procesarlos para su uso (Foresi, 2017).

El desarrollo de estos MEMS, de microprocesadores y de sistemas de propulsión de tamaño reducido, menor peso y con más prestaciones que nunca, permitieron la construcción y permanente evolución de vehículos aéreos no tripulados (UAVs, VANTs o drones), en los cuales es común el uso de sistemas que incorporan

varios tipos de sensores que permiten realizar las tareas de guiado y posicionamiento.

A través de este trabajo, se exponen los resultados de la implementación de dos algoritmos para realizar la fusión de dos señales, la señal de un acelerómetro y de un giróscopo, de un sensor inercial GY83 que incluye a ambos, de manera de obtener valores de ángulos de inclinación lo más fiables posibles para luego tomar las decisiones de control en el caso de querer lograr un vuelo estable. Se implementan dos algoritmos de filtrado conceptualmente diferentes y se analizan comparativamente los resultados alcanzados.

## 2 SEÑALES DE SENSORES INERCIALES

En general, los vehículos aéreos no tripulados incorporan sensores inerciales tipo IMU, que poseen acelerómetros y giróscopos en un mismo integrados y permiten determinar la inclinación del vehículo. De los datos entregados por estos sensores podemos integrar velocidad y posición (acelerómetros) y ángulo o trayectoria (giroscopios).

Los acelerómetros tipo MEMS poseen numerosas ventajas para esta aplicación, como ser buen ancho de banda, suficiente resolución, peso reducido, robustez y bajo costo. La desventaja fundamental de estos sensores radica en que las mediciones son fuertemente afectadas por las vibraciones en la estructura donde se encuentran montados. Por su parte los giróscopos, si bien son más inmunes a las vibraciones, presentan derivas sostenidas en el tiempo debido a la integración de los errores de offset. (Gaydou, 2011)

Es por esta razón que los sensores inerciales se utilizan junto a métodos y algoritmos que permiten obtener medidas fiables ya sean éstas de posición angular, desplazamiento, velocidad lineal, velocidad angular o aceleración (Sotomayor, 2014).

Uno de los métodos usados con mayor frecuencia para corregir errores de desviación en el tiempo en medidas inerciales es la utilización de filtros, siendo los más usados en estos casos el Filtro de Kalman y el Filtro Complementario.

## 3 FILTRO DE KALMAN

El filtro de Kalman es un algoritmo que se basa en el modelo de espacio de estados de un sistema para estimar el estado futuro y la salida futura realizando un filtrado óptimo a la señal de salida. Este filtro, dependiendo del retraso de las muestras que ingresan al sistema, puede cumplir la función de estimador de parámetros o únicamente de filtro (Chan, 1979). Pero en ambos casos elimina ruido, estas ecuaciones son ampliamente utilizadas ya que incluyen probabilidades estadísticas que toman en cuenta la aleatoriedad tanto de la señal como del ruido. A diferencia de otros tipos de filtros, no

requiere de una frecuencia de corte específica debido a que se basa en la característica del ruido permitiendo de esta manera filtrar todo el espectro de frecuencias. Además sus ecuaciones solo dependen de una muestra anterior y la muestra presente, lo que permite un ahorro considerable de memoria a la hora de ser implementado en un sistema digital. Así, su fácil programación lo hace muy atractivo ya que se basa en un método recursivo (Castañeda Cárdenas, 2013).

### 3.1 El filtro de Kalman Discreto

En esta sección se describe el filtro en su formulación original (Kalman 1960), donde las mediciones ocurren y el estado es estimado en puntos discretos en el tiempo (Castañeda Cárdenas, 2013), (Medel, 2004).

El filtro de Kalman apunta al problema general de tratar de estimar el estado  $x \in \mathbb{R}^n$  de un proceso controlado en tiempo discreto que es gobernado por una ecuación en diferencias lineal estocástica.

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

Con una medición  $z \in \mathbb{R}^n$  que es:

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

Las variables aleatorias  $v_k$  y  $w_k$  representan respectivamente el ruido del proceso y de la medición. Se asume que son independientes una de la otra, blancas y con distribución normal de probabilidad.

Tanto  $v_k$  como  $w_k$  tienen covarianza  $Q$  y covarianza  $R$  respectivamente (Castañeda Cárdenas, 2013).

#### 3.1.1 El algoritmo para el Filtro de Kalman

Como lo plantea Gaydou (2011), puede dividirse en dos grupos de ecuaciones a utilizar: las primeras son las ecuaciones que se actualizan en el tiempo o también llamadas de predicción

$$\tilde{x}_k = A\tilde{x}_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (3)$$

$$\tilde{P}_k = A P_{k-1} A^T + Q \quad (4)$$

El segundo grupo se refiere a las ecuaciones de actualización mediante observaciones, conocidas también como de corrección (Sotomayor, 2014).

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \quad (5)$$

$$\tilde{x}_k = \tilde{x}_k^- + K_k (z_k - H \tilde{x}_k^-) \quad (6)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (7)$$

Para la siguiente iteración se debe hacer una reasignación de variables, como se muestra:

$$\tilde{x}_k^- = \tilde{x}_k \tag{8}$$

$$P_k^- = P_k \tag{9}$$

Donde (Sotomayor, 2014):

$k = 0, 1, 2, 3, \dots$  Instante de tiempo

$\tilde{x}_k^-$  = Estado estimado para el instante k

$x_{k-1}$  = Estado en el instante k-1

A = Matriz de realimentación

B = Matriz de entrada

$w_{k-1}$  = Representa el ruido inherente al proceso

$P_k^-$  = Matriz estimada de covarianza en el instante k

$P_{k-1}$  = Matriz de covarianza en el instante k-1

Q = Matriz de covarianza de la perturbación del proceso

R = Matriz de covarianza de la perturbación de la observación

$K_k$  = Ganancia de Kalman

$z_k$  = Medida tomada por el observador

### 3.1.2 Implementación del filtro de Kalman

Este algoritmo es aplicado al microcontrolador, como se muestra en la figura 1 y el programa de aplicación se muestra en la figura 2.

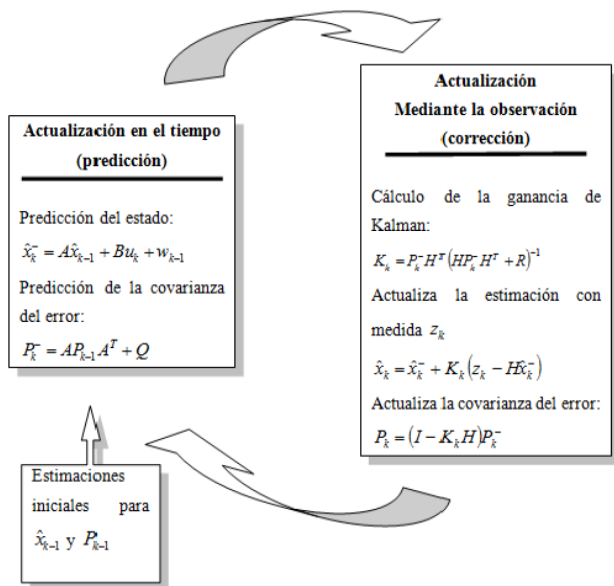


Figura 1. Resumen del proceso de actualización(Sotomayor, 2014).

El mismo se ejecuta en dos etapas llamando a la función, state\_update (); y luego a función kalman\_update (angle\_m); donde Tc es el tiempo de muestreo de la señal.

```
float q_bias, angulo, gyro, Tc;

void state_update( void)
{
float Pdot[4];

Pdot[0]= Q_angle - Pm[0][1] - Pm[1][0];
Pdot[1]= -Pm[1][1];
Pdot[2]= -Pm[1][1];
Pdot[3]= Q_gyro;

gyro -= q_bias;
angulo += gyro * Tc;

Pm[0][0] += Pdot[0] * Tc;
Pm[0][1] += Pdot[1] * Tc;
Pm[1][0] += Pdot[2] * Tc;
Pm[1][1] += Pdot[3] * Tc;
}

void kalman_update(float angle_m) // Entrada:
ángulo del acelerómetro
{
float K_0;
float K_1;

K_0 = Pm[0][0] / (R_angle + Pm[0][0]);
K_1 = Pm[1][0] / (R_angle + Pm[0][0]);

Pm[0][0] -= K_0 * Pm[0][0];
Pm[0][1] -= K_0 * Pm[0][1];
Pm[1][0] -= K_1 * Pm[0][0];
Pm[1][1] -= K_1 * Pm[0][1];

angulo += K_0 * (angle_m - angulo);
q_bias += K_1 * (angle_m - angulo);
}
```

Figura 2. Diagrama del programa básico (Arasaratnam, 2010)

## 4 FILTRO COMPLEMENTARIO

De la observación en el tiempo y ante la presencia de perturbaciones de las señales del giróscopo y del acelerómetro, en forma intuitiva surge la idea de usar la medición obtenida por el giróscopo para tiempos cortos y realizar la corrección de la deriva de éste con la medición realizada por el acelerómetro para tiempos largos, atento a que esta última medición tiende a ser la aceleración de la gravedad para períodos largos.

Los filtros complementarios son muy usados en sistemas de navegación inercial. Aplicaciones típicas son la combinación de las medidas de aceleración vertical y velocidad barométrica vertical para obtener una estimación de la velocidad vertical o mediciones de unidades inerciales y sistemas de visión. (Díaz, 2001)

Un filtro complementario es en sí un filtro de Kalman de estado estacionario para una cierta clase de problemas de filtrado, este no considera ninguna descripción estadística del ruido que corrompe a las señales y es obtenido solamente por un simple análisis en el dominio de la frecuencia (Gaydou, 2011).

La idea básica del filtro complementario es combinar la salida del acelerómetro y del giroscopo para obtener una buena estimación del ángulo de orientación de la plataforma, compensando la deriva del giroscopo con la baja dinámica del inclinómetro (Gaydou, 2011). En la figura 3 se muestra un diagrama en bloques del filtro complementario

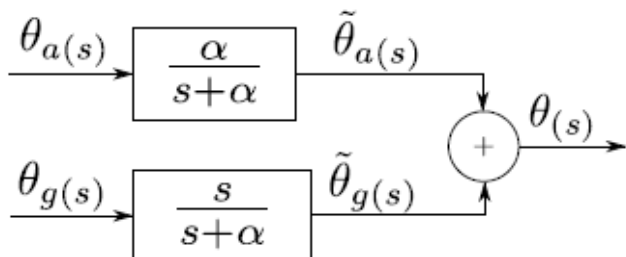


Figura 3. Filtro Complementario

#### 4.1 Discretización del filtro Complementario

Para la implementación de los filtros que componen el filtro complementario en el microcontrolador, se parte discretizando las funciones de transferencia de los mismos, obteniéndose una expresión compacta y discretiza para el filtro completo (Gaydou, 2011).

$$\theta_k = \alpha (\theta_k + \theta_{g_k} T_c) + (1 - \alpha) \theta_{a_k} \quad (10)$$

Donde  $\theta_k$  es el ángulo obtenido de la aplicación del filtro complementario,  $T_c$  es el tiempo de muestreo, y  $\alpha = \frac{1}{\tau}$  es el recíproco de la constante del filtro  $\tau$ .

### 5 MEDICIONES Y RESULTADOS

Para la realización de las mediciones se utilizaron el módulo GY83 y un microcontrolador STM32f103. El módulo GY83 integra en un mismo chip un sensor inercial MPU-3050, el cual contiene un acelerómetro (3 ejes), un giroscopos (3 ejes), un magnetómetro HCM5883L (3 ejes) y un barómetro BMP085, lográndose así una unidad de medición inercial de 9 ejes o grados de libertad (ver figura 4).

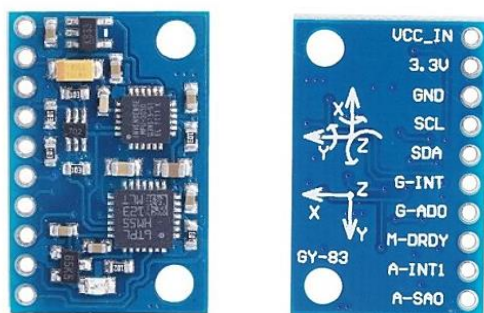


Figura 4. Sensor inercial módulo GY83

El STM32f103 es una placa de desarrollo, de bajo costo que dispone de un procesador ARM, que posee las siguientes características:

- ARM 32-bit Cortex™-M3 CPU Core
- Frecuencia de 72 MHz (1.25 DMIPS/MHz)
- 64 Kbytes de memoria Flash
- 20 Kbytes de SRAM
- 4-16 MHz cristal
- RTC (reloj de tiempo real) integrado
- Modo Sleep, Stop y Standby
- 26 entradas y salidas digitales, la mayoría tolerantes a 5V
- Interrupciones en todas las I/O
- 2 conversores A/D de 12-bit de 1  $\mu$ s, (10 entradas analógicas)
- 7 temporizadores
- 2 interface I2C
- 3 interface USARTs
- 2 interface SPIs a 18 Mbit/s
- Interface CAN
- Micro USB para alimentación de la placa y comunicaciones

Se tomaron lecturas del acelerómetro y del giroscopointegrados en el sensor inercial y a las mediciones obtenidas se le aplicaron dos algoritmos de filtrado conceptualmente diferentes.

Los algoritmos revisados son el Filtro de Kalman y el Filtro Complementario de primer orden el cual combina un filtro pasa bajo para la señal brindada por el acelerómetro y un filtro pasa alto para la correspondiente al giroscopo. Se hicieron correr simultáneamente en el microcontrolador ambos algoritmos, como se muestra en la figura 5, de manera de poder realizar un análisis comparativo de los efectos de ambos filtros.

Las mediciones se realizaron para un solo ángulo, el Roll, para el qué se fusionó las lecturas del giroscopo y del acelerómetro, mientras a la placa experimental se la sometía a vibraciones y se la hacía girar.

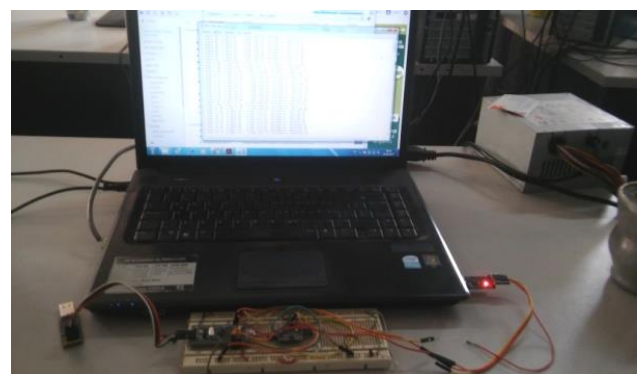


Figura 5. Adquisición de datos Microcontrolador STM32f103 – PC.

Los valores adoptados para el filtro de Kalman, tanto para R como para Q, se tomaron en base a los datos obtenidos en los trabajos de Gaydou (2011), Buskey (2004) y Higgins (2007).

Los valores de  $\alpha$  utilizados en este experimento fueron 0.7, 0.75, 0.85 y 0.95, el tiempo de muestreo  $T_c$  de 0.005 segundos y el filtro interno del MPU6050 fue configurado a 20Hz.

Los resultados de los diferentes ángulos se enviaron a través del puerto USART del microcontrolador a la PC que hizo la función de datalogger. Para luego poder graficar y comparar los mismos, como muestran las figuras 6, 7, 8 y 9.

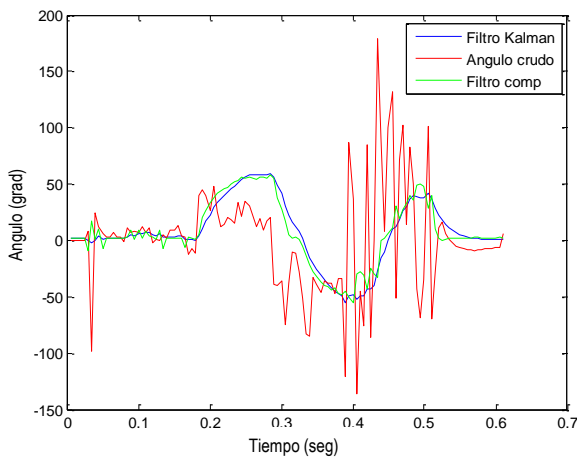


Figura 6. Filtro complementario  $\alpha = 0.7$ , filtro de Kalman,  $R=0.7$ ,  $Q_{ang}=0.002$ ,  $Q_{gyro}=0.003$

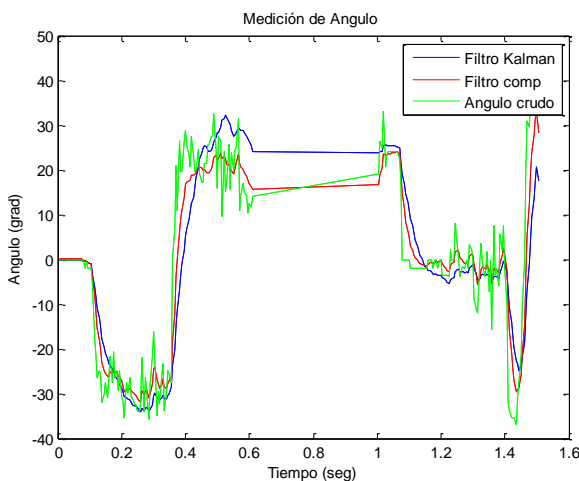


Figura 7. Filtro complementario  $\alpha = 0.75$ , filtro de Kalman,  $R=0.75$ ,  $Q_{ang}=0.002$ ,  $Q_{gyro}=0.003$

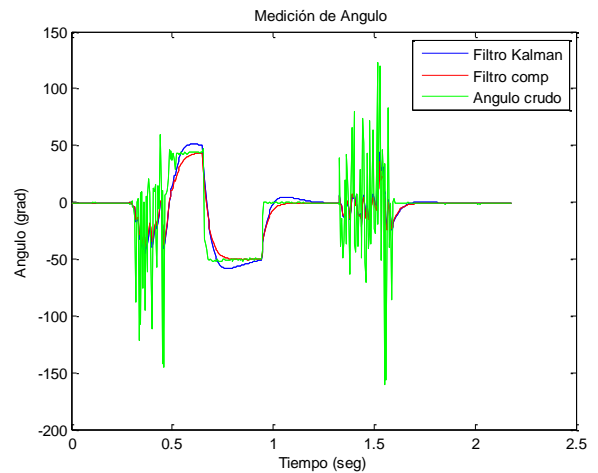


Figura 8. Filtro complementario  $\alpha = 0.85$ , filtro de Kalman,  $R=0.75$ ,  $Q_{ang}=0.002$ ,  $Q_{gyro}=0.003$

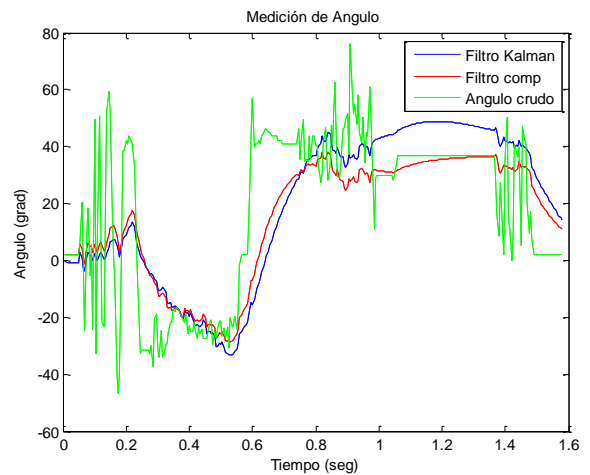


Figura 9. Filtro Complementario  $\alpha = 0.95$ , Filtro de Kalman,  $R=0.75$ ,  $Q_{ang}=0.002$ ,  $Q_{gyro}=0.003$

## 6 CONCLUSIONES

Se realizaron las mediciones manteniendo los parámetros del filtro de Kalman constantes, variando sólo el parámetro alfa del filtro complementario. Se observa que ambos filtros responden bien ante las perturbaciones, dando medidas del ángulo muy próximas entre sí.

Respecto al tiempo de respuesta, el filtro complementario es más rápido. Esto es debido al diferente tiempo de procesamiento que debe realizar el microcontrolador al ejecutar los algoritmos.

En cuanto a la fusión de los ángulos, los dos filtros responden aceptablemente para este caso, sin la presencia de deriva (drift) que ocurre al integrar el ángulo del giróscopo.

Si bien se pueden presentar muchas combinaciones de parámetros para modificar estos algoritmos, se presentaron en este trabajo los más representativos de la señal que se está queriendo medir.

Sin dudas para utilizar estas señales en un microcontrolador de baja frecuencia (más económico) se optaría por el algoritmo del filtro complementario.

## 7 REFERENCIAS

- Foresi P. D., Beltramini P. I., Herrera M. R., Gallardo J. R., Carranza G. I. & Lobo D. M., *Evaluación de sensores y planta motriz utilizados en la construcción de Drones*, XIX Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación, Bs. As., 2017.
- Díaz J. G., Mejía A. M. y Arteaga F., *Aplicación de los filtros de Kalman a sistemas de Control*, 2001.
- Arasaratnam I, Haykin S, Hurd T.R, *Cubature Kalman, Filtering for Continuous-Discrete Systems: Theory and Simulations*, 2010.
- Chan Y.T., Hu A.G.C., Plant J.B., *A Kalman Filter Based Tracking Scheme with Input Estimation*, 1979.
- Medel J. J., López P. G., Rueda A., *Caracterización de Filtros Digitales en Tiempo Real para Computadoras Digitales*, 2004.
- Gaydou David, Redolfi Javier y Henze Agustín, *Filtro complementario para estimación de actitud Aplicado al controlador embebido de un cuatrirrotor*, Centro de Investigación en Informática para la Ingeniería. [http://www.sase.com.ar/2011/files/2011/02/case\\_2011\\_submission\\_49.pdf](http://www.sase.com.ar/2011/files/2011/02/case_2011_submission_49.pdf), Agosto 2017
- Buskey G., Roberts J., Corke P., and Wyeth G., *Helicopter automation using a low-cost sensing system*, Computing & Control Engineering Journal, vol. 15, no. 2, pp. 8–9, 2004.
- Higgins W., *A comparison of complementary and Kalman filtering*, Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, no. 3, pp. 321–325, 2007.
- Castañeda Cárdenas José A., Nieto Arias Manuel A., Ortiz Bravo Víctor A., *Análisis y Aplicación del Filtro de Kalman a una Señal con Ruido Aleatorio*, Universidad Tecnológica de Pereira, Scientia et Technica Año XVIII, Vol. 18, No 1, Abril de 2013. ISSN 0122-1701, Colombia Ingeniería Electrónica, Universidad Tecnológica de Pereira.
- Sotomayor N., Pozo D., Rosero J., Morales L., *Medición de Ángulos de Inclinación por Medio de Fusión Sensorial Aplicando Filtro de Kalman*, Escuela Politécnica Nacional, Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, 2014. [https://www.revistapolitecnica.epn.edu.ec/ojs2/index.php/revista\\_politecnica2/article/view/144/pdf](https://www.revistapolitecnica.epn.edu.ec/ojs2/index.php/revista_politecnica2/article/view/144/pdf), Agosto 2017.
- Beltramini P., Foresi P., Herrera M., Gallardo J., Carranza G., Gutiérrez F., *Introducción al estudio de sensores utilizados en la construcción de un Dron: Primeros Avances*, Producción científica de la Facultad de Tecnología y Ciencias Aplicadas, Vol VI, ISBN: 978-987-661-233-3, 2017.