

Fusión Sensorial para la Estimación de la Orientación y la Altura de un UAV Utilizando un EKF

Claudio Paz, Gonzalo Perez Paina, Gabriel Infante, Cristian Cavenio, Gastón Araguás

Centro de Investigación en Informática para la Ingeniería (CIII)

Universidad Tecnológica Nacional
Facultad Regional Córdoba

cpaz@scdt.frc.utn.edu.ar

Resumen—Los vehículos aéreos no tripulados cobran cada vez más interés tanto en el ámbito académico como para la sociedad en general. Los cuadricópteros son los preferidos no solo por su capacidad de despegue y aterrizaje vertical, sino también por su fácil mantenimiento y bajo costo. La determinación de la posición y la orientación es fundamental para llevar a cabo distintos tipos de tareas autónomas como mapeo, vigilancia, búsqueda, etc. Este trabajo presenta un algoritmo para estimar la orientación y la altura de un vehículo aéreo no tripulado, utilizando un filtro extendido de Kalman para realizar la fusión de numerosos sensores, además del uso de cuaterniones para representar la orientación. El algoritmo fue evaluado directamente sobre un cuadricóptero como plataforma experimental, mostrando resultados satisfactorios en la estimación de la orientación absoluta y la altura.

I. INTRODUCCIÓN

Los vehículos aéreos no tripulados (UAV en inglés) han ganado gran notoriedad en los medios masivos de comunicación tradicionales en los últimos años. El término *drone* se ha popularizado en muchos ámbitos. Promesas de envío de paquetes, vigilancia en líneas fronterizas [1], inspección de zona de desastres [2], [3] y cultivos [4] son parte de las aplicaciones que hacen tan populares a estos vehículos. Sin embargo, en la actualidad, la determinación de la posición de los UAV tanto en ambientes exteriores como en interiores con gran precisión sin utilizar sistemas externos de seguimiento es un gran desafío.

Los cuadricópteros son los UAV más populares en la actualidad ya que cuentan con gran maniobrabilidad y la posibilidad de despegar y aterrizar verticalmente posibilitando su uso en cualquier lugar o terreno. Además están formados por una estructura en forma de cruz con cuatro hélices fijas por lo que tiene un bajo costo de fabricación y mantenimiento [5]. Las hélices en cada extremo de la estructura forman un plano de propulsión cuyo vector normal apunta hacia abajo en vuelo estacionario. La orientación del cuadricóptero se controla variando la relación entre las velocidades de las hélices, es decir, para realizar un giro sobre un eje horizontal, debe aparecer una diferencia de velocidades entre las hélices a los lados del eje en cuestión provocando una inclinación del plano de propulsión [6].

Para determinar la orientación del cuadricóptero se pueden utilizar las lecturas de un acelerómetro de tres ejes y obtener su inclinación mediante un análisis trigonométrico teniendo en cuenta que, en reposo, el acelerómetro provee el valor del vector gravedad. El mismo análisis se puede hacer con las lecturas de un magnetómetro para determinar el Norte magnético. Si se combinan estas lecturas con las velocidades angulares dadas por un giróscopo se podrían obtener mejoras en la estimación [7] de la orientación.

En cuanto a la posición, particularmente la medición de la altura, las estimaciones basada en la integración del acelerómetro tienen errores que crecen sin límites debido al sesgo y ruidos intrínsecos en

el acelerómetro y es necesario utilizar otro sensor para eliminarlos.

El sonar (acrónimo de *Sound Navigation And Ranging*) es un sensor capaz de medir distancias utilizando ultrasonido. Si se coloca uno de estos sensores en un UAV apuntando hacia abajo, dará información de la distancia al piso en dirección a la normal al plano del sensor lo que puede asistir al acelerómetro y evitar una deriva significativa. La desventaja que tiene este sensor es fundamentalmente su alcance, el cual está limitado a un par de metros. Para alturas más elevadas el barómetro es una mejor opción, aunque tiene la desventaja de contar con menor resolución.

Para realizar la fusión de todos estos sensores se pueden utilizar algoritmos iterativos llamados filtros bayesianos [8] los cuales son métodos probabilísticos que permiten estimar el valor del estado de un sistema basándose tanto en su modelo como en el de sus sensores. El más popular de estos algoritmos es el filtro de Kalman, el cual tiene algunas restricciones para su correcto funcionamiento, entre ellas, los modelos de la planta y de los sensores deben ser lineales respecto al estado del sistema. Además, tanto el ruido del sistema como el de los sensores deben poder modelarse como ruidos gaussianos con media cero y no correlacionados entre ellos. El filtro extendido de Kalman [9] es una variante útil cuando estas restricciones se cumplen pero el modelo que se utiliza para describir el sistema o los sensores es no lineal [10]. Tanto la versión original como la variante para sistemas no lineales, consisten en dos etapas llamadas predicción y actualización de la medición. En la primera se hace evolucionar el último estado conocido del sistema utilizando el modelo planteado. Luego, en la siguiente etapa, se corrigen los valores predichos en la

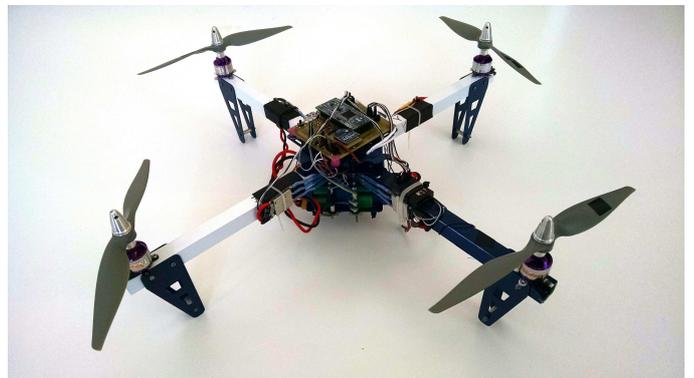


Fig. 1: Mini QA3. Cuadricóptero desarrollado en el Centro de Investigación en Informática para la Ingeniería (CIII).

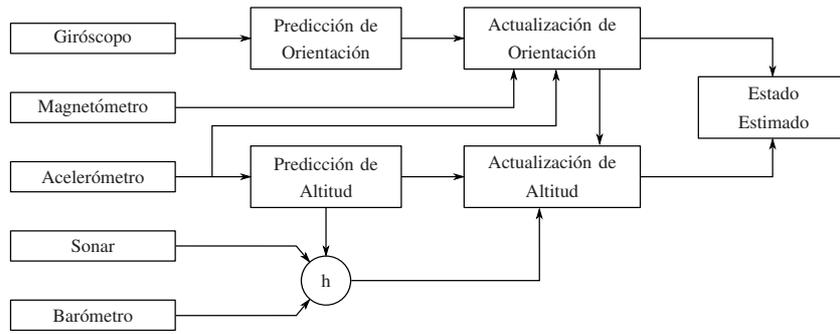


Fig. 2: Diagrama en bloques del filtro Extendido de Kalman.

etapa anterior utilizando los modelos de los sensores y las lecturas de los mismos. Además, todas las variantes de Kalman necesitan que el ruido del sistema pueda ser modelado como ruido blanco con media cero.

Para el caso de los cuadricópteros, se puede utilizar como modelo del sistema a las ecuaciones cinemáticas de movimiento lineal y de rotación de un cuerpo y de esta forma obtener su orientación y su altura.

Este trabajo, es una continuación de [11] en donde se presentaron comparaciones de diversos filtros bayesianos y [12] en donde se implementó un filtro extendido de Kalman controlando dos grados de libertad en la orientación de un cuadricóptero.

En este trabajo se presenta la implementación de un algoritmo para determinar los tres grados de libertad en la orientación y además la altura de cuadricóptero con el fin de controlar estos parámetros. El cuadricóptero en cuestión fue desarrollado íntegramente en el Centro de Investigación en Informática para la Ingeniería (CIII) de la Universidad Tecnológica Nacional en la Facultad Regional Córdoba.

Este trabajo está organizado de la siguiente manera: en la Sección II se describe brevemente la plataforma utilizada para las pruebas, mientras que en la Sección III se describen las ecuaciones básicas para implementar un filtro de Kalman así como las ecuaciones para modelar el sistema y las observaciones. Finalmente en la Sección IV se muestran resultados obtenidos en vuelo con el algoritmo desarrollado y se concluye en la Sección V.

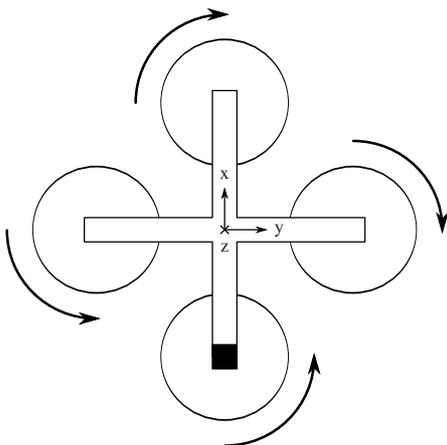


Fig. 3: Esquema básico de un cuadricóptero. Los círculos representan las hélices y las flechas el sentido de giro de cada una.

II. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL SISTEMA

El diseño mecánico del cuadricóptero está esquematizado en la Fig. 3 la cual representa una vista superior. Los círculos simbolizan las hélices y las flechas el sentido de rotación de las mismas. También se puede ver en el esquema el sistema de referencia del vehículo, el cual tiene su origen en el centro de gravedad del cuerpo con el eje x positivo hacia adelante, el eje y positivo hacia la derecha, y finalmente, el eje z hacia abajo completando el triedro siguiendo la regla de la mano derecha. El chasis del cuadricóptero está alineado al marco de referencia del vehículo lo que se conoce como configuración “+”.

Para poder mantener un vuelo estable, el cuadricóptero cuenta con una unidad inercial compuesta de un acelerómetro y un giróscopo, ambos de tres ejes. El sistema también cuenta con un magnetómetro de tres ejes para la estimación de orientación y un barómetro, el cual es capaz de dar un valor aproximado de altura basado en la presión atmosférica y la temperatura ambiente. Para vuelos bajos y un control de altura más preciso el cuadricóptero cuenta con un sonar apuntando hacia abajo.

La estimación del estado del sistema se realiza mediante un filtro Extendido de Kalman. En la Fig. 2 se presenta un esquema del funcionamiento del filtro, el cual será explicado en detalle en la Sección III.

III. FUSIÓN SENSORIAL MEDIANTE FILTRO DE KALMAN

Dado un sistema modelable con una representación estocástica discreta de espacio de estados como la siguiente

$$\mathbf{x}_k = f_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = h_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \quad (2)$$

donde \mathbf{x}_k es el vector de estado, \mathbf{y}_k es el vector de observación, ambos al tiempo discreto k , \mathbf{w}_{k-1} y \mathbf{v}_k son ruidos gaussianos con media cero. Donde además $f_k(\cdot)$ es la función de transición de estado la cual vincula el estado \mathbf{x}_k del sistema al tiempo k con el estado anterior al tiempo $k - 1$ y $h_k(\cdot)$ es la función de medición que relaciona el vector de estado \mathbf{x}_k con la observación \mathbf{y}_k en el tiempo discreto k . En este contexto, el estado \mathbf{x}_k del sistema al tiempo k puede ser estimado utilizando filtros bayesianos, en particular, el filtro de Kalman.

El filtro de Kalman es un algoritmo recursivo que estima el estado de un sistema basándose en su modelo. La implementación del filtro de Kalman se separa en dos etapas: predicción del estado y actualización de la medición. En la predicción se obtiene una estimación *a priori* del estado $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ y su covarianza P_k^- usando la media y la covarianza del paso anterior, mediante la ecuación de

proceso del sistema

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = F_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (3)$$

$$P_k^- = F_k P_{k-1} F_k^T + Q_{k-1}. \quad (4)$$

Luego en la etapa de actualización, se utiliza la matriz de ganancia de Kalman K_k para corregir el estado predicho

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

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + K_k (\mathbf{y}_k - H_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (6)$$

$$P_k = P_k^- - K_k H_k P_k^- \quad (7)$$

obteniéndose así la función densidad de probabilidad del estado buscada con media $\hat{\mathbf{x}}_k$ y covarianza P_k .

Generalmente, los modelos elegidos para representar un determinado sistema, no son lineales con respecto al estado del mismo. En estos casos, es posible trabajar con funciones no lineales en las ecuaciones de proceso u observación usando aproximaciones lineales de las mismas en el punto correspondiente al estado estimado $\hat{\mathbf{x}}_k$ utilizando las matrices jacobianas de cada función.

Formalmente, dadas (1) y (2) con f_k y h_k funciones no lineales, se pueden obtener F_k y H_k de la siguiente manera

$$F_k = \left. \frac{\partial f_k}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}} \quad (8)$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h_k}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}}. \quad (9)$$

Una vez obtenidas las matrices jacobianas (8) y (9) el procedimiento es mismo que el descrito desde (3) hasta (7). Esta variante del filtro de Kalman es llamada Filtro Extendido de Kalman (EKF).

III-A. Ecuaciones de movimiento

El vector de estado planteado para la estimación del sistema en el tiempo discreto k está compuesto de los cuatro componentes que forman un cuaternión unitario para la representación de orientación del UAV, $\mathbf{q}_k = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$, y las componentes en el eje z de posición, velocidad y aceleración (p_z^n , v_z^n y a_z^n) respecto del marco de referencia de navegación, esto es

$$\mathbf{x}_k = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3 \ p_z^n \ v_z^n \ a_z^n]^T. \quad (10)$$

Para determinar las ecuaciones que modelan el sistema, así como las matrices de transición de estado y de observación, se plantea en primera instancia para el movimiento lineal en el eje z un modelo cinemático en tiempo continuo como el siguiente

$$\dot{p}_z^n = v_z^n \quad (11)$$

$$\dot{v}_z^n = a_z^n \quad (12)$$

$$\dot{a}_z^n = 0 \quad (13)$$

el cual es un planteo valido si se considera que el UAV se encuentra en vuelo estacionario o se mueve lentamente sin grandes cambios en su aceleración. Discretizando estas ecuaciones se obtienen

$$p_{z,k}^n = p_{z,k-1}^n + v_{z,k-1}^n \Delta t + \frac{1}{2} a_{z,k-1}^n \Delta t^2 \quad (14)$$

$$v_{z,k}^n = v_{z,k-1}^n + a_{z,k-1}^n \Delta t \quad (15)$$

$$a_{z,k}^n = a_{z,k-1}^n. \quad (16)$$

En cuanto a la representación de orientación con cuaterniones, se parte de la variación de la orientación con respecto al tiempo dada por los cuaterniones

$$\dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2} \Omega(\boldsymbol{\omega}) \mathbf{q} \quad (17)$$

siendo Ω una matriz antisimétrica de $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ de la siguiente manera

$$\Omega(\boldsymbol{\omega}) = \begin{bmatrix} 0 & -\boldsymbol{\omega}^T \\ \boldsymbol{\omega} & [\boldsymbol{\omega}_\times]^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix}, \quad (18)$$

entonces la solución de la ecuación diferencial (17) viene dada por

$$\mathbf{q}(t) = \mathbf{q}(0) e^{\frac{1}{2} \Omega(\boldsymbol{\omega}) t}. \quad (19)$$

Por otro lado, usando el desarrollo en serie de Taylor de la exponencial de la matriz antisimétrica de (19) se obtiene

$$e^{\frac{1}{2} \Omega(\boldsymbol{\omega}) \Delta t} = I + \frac{\Delta t}{2} \Omega(\boldsymbol{\omega}) + \frac{\Delta t^2}{4} \Omega(\boldsymbol{\omega}) + \frac{\Delta t^3}{12} \Omega(\boldsymbol{\omega}) + \frac{\Delta t^4}{48} \Omega(\boldsymbol{\omega}) + \dots \quad (20)$$

Considerando $\boldsymbol{\omega}(t) = \boldsymbol{\omega}_k$ en $\Delta t = t_k - t_{k-1}$ y usando las propiedades de las matrices antisimétricas, se puede reordenar la serie de modo que se pueda expresar en términos de seno y coseno

$$e^{\frac{1}{2} \Omega(\boldsymbol{\omega}) \Delta t} = \cos\left(\frac{|\boldsymbol{\omega}_k| \Delta t}{2}\right) I_{4 \times 4} + \frac{\Omega(\boldsymbol{\omega})}{|\boldsymbol{\omega}_k|} \sin\left(\frac{|\boldsymbol{\omega}_k| \Delta t}{2}\right). \quad (21)$$

Además, si se considera $|\boldsymbol{\omega}_k| \Delta t \ll 1$, se puede simplificar aún más la expresión con la siguiente aproximación

$$e^{\frac{1}{2} \Omega(\boldsymbol{\omega}) \Delta t} \approx I_{4 \times 4} + \frac{1}{2} \Omega(\boldsymbol{\omega}_k) \Delta t. \quad (22)$$

Finalmente, la solución en tiempo discreto de (19) queda

$$\mathbf{q}_k = \left(\frac{1}{2} \Omega(\boldsymbol{\omega}) \Delta t + I \right) \mathbf{q}_{k-1}. \quad (23)$$

Entonces, la matriz de transición F_k queda

$$F_k = \begin{bmatrix} \Psi_k & \mathbf{0}_{4 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 4} & \Phi_k \end{bmatrix} \quad (24)$$

con

$$\Psi_k = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix} \Delta t + I \quad (26)$$

y

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{1}{2} \Delta t^2 \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (27)$$

donde las velocidades angulares ω_x , ω_y y ω_z son provistas por los tres ejes del giróscopo y Δt es el tiempo de actualización de las lecturas del giróscopo.

Para determinar la matriz de observación, se parte de analizar los sensores disponibles y como están relacionados con el estado del sistema. Los acelerómetros y magnetómetros están involucrados en la determinación de la orientación, mientras que el barómetro y el sonar para determinar la altura.

Si se considera que el UAV está estático o se varía su altura muy lentamente la lectura del acelerómetro $\mathbf{a}_{m,k}^b$ solo será afectada por el valor de la aceleración en el eje vertical junto con vector gravedad proyectado en el marco de referencia del vehículo según su orientación. Formalmente

$$\mathbf{a}_{m,k}^b = R_n^b (\mathbf{a}_k^n + \mathbf{g}) \quad (28)$$

$$R_n^b = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 + q_3q_0) & 2(q_1q_3 - q_2q_0) \\ 2(q_1q_2 - q_3q_0) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 + q_1q_0) \\ 2(q_1q_3 + q_2q_0) & 2(q_2q_3 - q_1q_0) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (25)$$

donde $\mathbf{g} = [0 \ 0 \ g]^T$ en el vector gravedad y donde g es el valor de la gravedad en la zona de vuelo. La matriz R_n^b definida en (25) es la matriz de rotación que permite expresar a un vector perteneciente al marco de referencia del UAV en el marco de referencia de navegación.

Dado que el vector gravedad \mathbf{g} solo tiene una componente distinta de cero y además, teniendo en cuenta la suposición de restricción de movimiento lateral se puede simplificar (28) para obtener la predicción de la medición de la aceleración vertical

$$\hat{\mathbf{a}}_k^b = h_{a,k}(\mathbf{x}_k^-) = (\mathbf{a}_k^n - \mathbf{g}) \begin{bmatrix} 2q_1q_3 - 2q_2q_0 \\ 2q_2q_3 + 2q_1q_0 \\ q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (29)$$

A diferencia del vector gravedad, el vector del campo magnético no está alineado a uno de los ejes sino que es oblicuo como se muestra en la Fig. 4 con una componente principal hacia el Norte y otra hacia arriba o hacia abajo dependiendo de si se está en el hemisferio Sur o hemisferio Norte respectivamente. Por este motivo, el campo magnético medido en el marco de referencia de UAV será

$$\mathbf{m}_{m,k}^b = R_n^b \mathbf{m} \quad (30)$$

donde $\mathbf{m} = [m_N \ 0 \ m_D]^T$ en un vector de campo magnético genérico en el caso que el plano de navegación esté alineado al Norte y sea tangente a la superficie de la tierra (Fig. 5). Dado que este vector varía en intensidad e inclinación dependiendo de la ubicación en el globo, para aprovechar la información del magnetómetro, se propone eliminar la componente vertical del campo magnético y normalizar la componente tangencial en el marco de referencia de navegación de forma que una lectura perfectamente alineada con el Norte magnético quede $\mathbf{m} = [1 \ 0 \ 0]^T$. Con este preprocesamiento se puede obtener la predicción de la medición del magnetómetro usando (25)

$$\hat{\mathbf{m}}_k = h_{m,k}(\mathbf{x}_k^-) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 \\ 2(q_1q_2 - q_3q_0) \\ 2(q_1q_3 + q_2q_0) \end{bmatrix}. \quad (31)$$

Para actualizar la posición vertical, se utiliza el barómetro o el sonar, dependiendo de la altura a la que se vuela. Para vuelos a baja altitud, mientras no se supere su rango máximo, se utiliza el sonar el cual tiene mejor resolución. Para alturas superiores se utiliza el barómetro, el cual devuelve directamente altura, entonces la

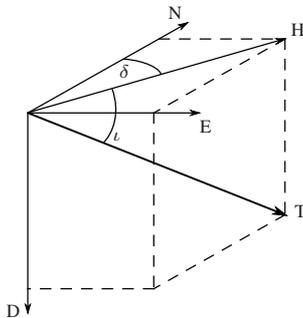


Fig. 4: Intensidad de campo magnético observable en el hemisferio Norte

predicción de la medición de altura dada por el barómetro quedaría

$$\hat{b}_k = h_{b,k}(\mathbf{x}_k^-) = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0] \mathbf{x}_k^- \quad (32)$$

o simplemente

$$\hat{b}_k = H_b \mathbf{x}_k^-. \quad (33)$$

La lectura del sonar, a diferencia del barómetro, depende de la orientación del cuadricóptero, ya que mide la distancia al piso pero en la dirección de la normal al plano coordenado del marco de referencia del cuerpo, como indica el segmento s en la Fig. 7, cuando la distancia buscada es la altura p_z representada en la misma figura.

Para predecir la lectura del sonar s a partir del valor de altura predicho p_z estimado y el cuaternión que representa la orientación, se puede buscar la intersección de un plano y una recta definidos ambos por un vector y un punto para luego encontrar el módulo del segmento definido por los puntos p_1 y p_2 . Para el caso del plano, el vector normal que lo define podría ser el vector $\mathbf{n}_p = [0 \ 0 \ 1]^T$ y el punto $p_0 = [0 \ 0 \ 0]^T$. La recta queda definida por el punto $p_1 = [0 \ 0 \ p_z]^T$ y el vector \mathbf{n}_q definido con la representación de un vector normal al plano del cuadricóptero en el marco de referencia

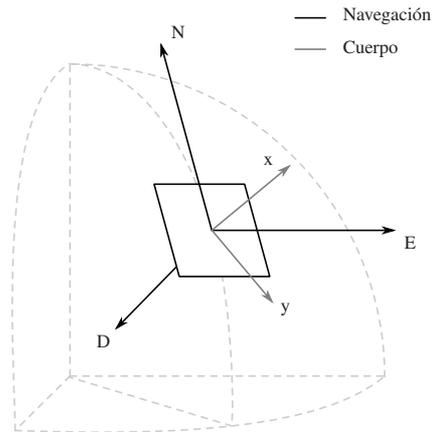


Fig. 5: Marco de referencia de navegación tangente a la superficie de la Tierra junto con el marco de referencia del cuerpo

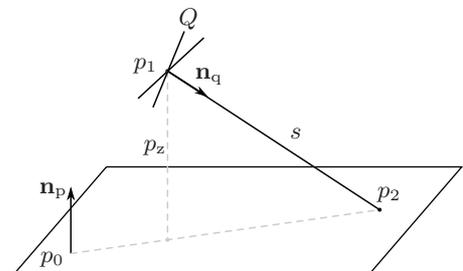
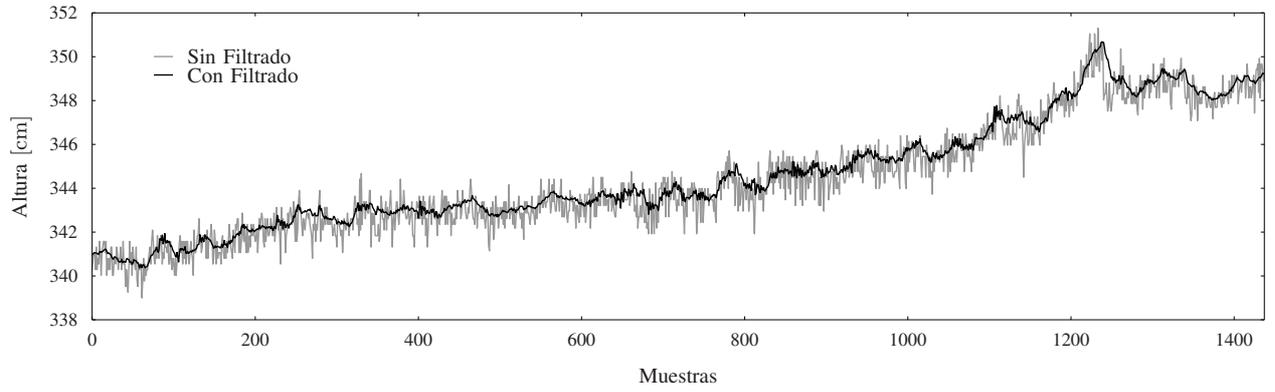
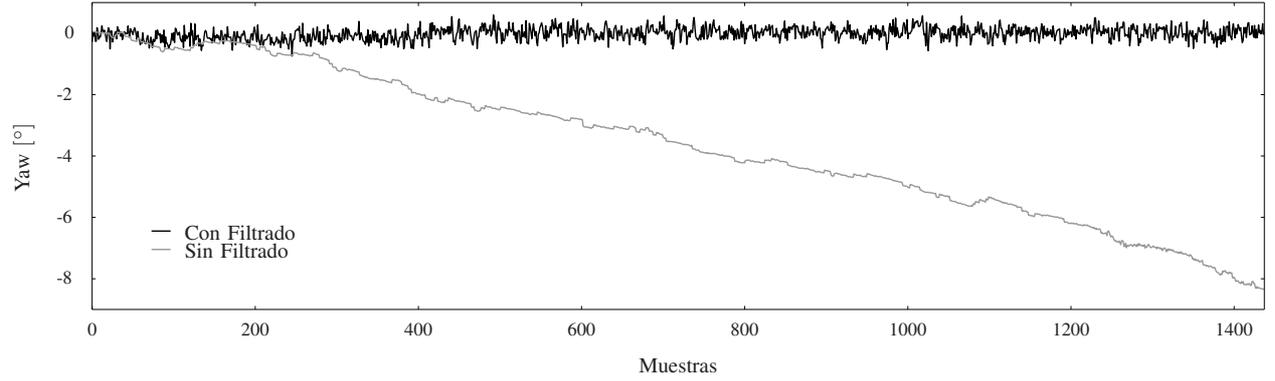


Fig. 7: Predicción de la lectura del sonar s dada la altura p_z y la orientación del cuadricóptero



(a) Lectura del barómetro sin procesar (línea clara) y estimación de altura (línea oscura). Se puede observar el efecto del filtro de Kalman al remover con éxito el ruido que tienen las lecturas del barómetro.



(b) Estimación del ángulo de yaw utilizando solo giróscopos (línea clara) y fusionado con el magnetómetro (línea oscura).

Fig. 6: Resultados de la aplicación del filtro. En la figura se muestran los beneficios de usar un filtrado para determinar la altura y la ubicación del Norte Magnético.

de navegación como el siguiente

$$\mathbf{n}_q = R_b^n \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2(q_1 q_3 + q_2 q_0) \\ 2(q_2 q_3 - q_1 q_0) \\ q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}. \quad (34)$$

Con estos datos se puede calcular el valor del segmento s de la siguiente manera

$$s = \frac{-\mathbf{n}_p \cdot (p_1 - p_0)}{\mathbf{n}_p \cdot \mathbf{n}_q} \quad (35)$$

por lo que la predicción de la medición del sonar luego de las simplificaciones quedaría

$$\hat{s}_k^b = h_{s,k}(\mathbf{x}_k^-) = \frac{p_z}{q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2}. \quad (36)$$

De esta forma, para componer la matriz de observación H_k a partir de los modelos de los sensores, primero se deben linealizar (29), (31) y (36) utilizando los jacobianos de dichas funciones

$$H_f = \frac{\partial h_{fk}}{\partial \mathbf{x}_k^-}. \quad (37)$$

Entonces H_k quedaría

$$H_k = [H_a \quad H_m \quad H_b \quad H_s]^T \quad (38)$$

y el vector de observación

$$\mathbf{y}_k = [a_x^b \quad a_y^b \quad a_z^b \quad m_x^b \quad m_y^b \quad m_z^b \quad b_z^b \quad s_z^b]^T \quad (39)$$

IV. EVALUACIÓN

El algoritmo presentado en este trabajo fue implementado en el cuadricóptero llamado QA3 desarrollado íntegramente en el Centro de Investigación en informática para la Ingeniería (CII). Para procesar las lecturas de los sensores (acelerómetros, giróscopos, magnetómetros, barómetro y sonar) el cuadricóptero cuenta con un microcontrolador Cortex M3.

En trabajos anteriores se evaluó el método para determinar los ángulos de que componen la orientación utilizando data-set públicos [11]. Sin embargo, en el presente trabajo, al no contarse con data-sets que provean todos los sensores que se utilizan o un sistema de seguimiento externo, no se puede evaluar la precisión del sistema de manera completa. Por este motivo, solo se evaluaron los algoritmos en vuelos reales. En la Fig. 6a se muestra la salida en crudo del barómetro y la estimación realizada por el filtro. En este caso solo se evaluó la capacidad del filtro para remover el ruido provocado por la inestabilidad de las mediciones del barómetro. Se observa en la figura que hay una gran reducción del ruido lo que facilita un control más estable.

Por otra parte en la Fig. 6b se muestra el ángulo de yaw obtenido por la integración del giróscopo y el resultado luego del filtrado, donde se fusiona con el magnetómetro. Se observa que la estimación del ángulo sin fusión tiene una deriva importante, mientras que la versión filtrada mantiene su valor.

V. CONCLUSIONES

En este trabajo se presentó un algoritmo para la determinación de la orientación expresada en cuaterniones y la altura de un vehículo aéreo no tripulado usando un filtro extendido de Kalman para fusionar distintos sensores, entre ellos acelerómetros, giróscopos, magnetómetros, sonares y barómetros. Se implementó el algoritmo en un cuadricóptero y se realizaron pruebas de vuelo para evaluar su funcionamiento.

Los resultados mostraron que usando el algoritmo propuesto es posible determinar la orientación sin deriva lo que permite su uso en aplicaciones que necesiten determinar la orientación después de largos períodos de vuelo. Los resultados también permitieron ver que es posible eliminar el ruido de los sensores que determinan la altura.

Como trabajos futuros se plantean extender la determinación de la posición en los demás ejes coordenados para modos de vuelo no estacionarios.

AGRADECIMIENTOS

El primer autor se financia con el programa de becas de la Universidad Tecnológica Nacional. Este trabajo es financiado parcialmente por el proyecto “Guiado de Vehículos Autónomos usando Fusión de Señales de GPS de Bajo Costo y otros Sensores”, PICT-PRH-2009-0136 y por el proyecto “Fusión Sensorial para Estimación de Posición y Orientación 3D” UTN-PID-2155.

REFERENCIAS

- [1] E. Ortiz-Rivera, A. Estela, C. Romero, and J. Valentin, “The use of UAVs in usa’s security by an engineering education approach,” in *Homeland Security (HST)*, 2012 *IEEE Conference on Technologies for*, Nov 2012, pp. 540–545.
- [2] J. Neto, R. da Paixao, L. Rodrigues, E. Moreira, J. dos Santos, and P. Rosa, “A surveillance task for a UAV in a natural disaster scenario,” in *Industrial Electronics (ISIE)*, 2012 *IEEE International Symposium on*, 2012, pp. 1516–1522.
- [3] K. Mase, “Wide-area disaster surveillance using electric vehicles and helicopters,” in *Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 2013 *IEEE 24th International Symposium on*, pp. 3466–3471.
- [4] E. George, G. Tiwari, R. Yadav, E. Peters, and S. Sadana, “UAV systems for parameter identification in agriculture,” in *Global Humanitarian Technology Conference: South Asia Satellite (GHTC-SAS)*, 2013 *IEEE*, pp. 270–273.
- [5] S. Gupte, P. Mohandas, and J. Conrad, “A survey of quadrotor unmanned aerial vehicles,” *Southeastcon*, 2012 *Proceedings of IEEE*, pp. 1–6, 2012.
- [6] R. Leishman, J. Macdonald, R. Beard, and T. McLain, “Quadrotors and accelerometers: State estimation with an improved dynamic model,” vol. 34, no. 1, 2014, pp. 28–41.
- [7] D. Gebre-Egziabher, R. Hayward, and D. Powell, “Design of multi-sensor attitude determination systems,” *Aerospace and Electronic Systems*, *IEEE Transactions on*, vol. 40, no. 2, pp. 627–649, 2004.
- [8] Z. Chen, “Bayesian filtering: From kalman filters to particle filters, and beyond,” *Statistics*, pp. 1–69, 2003.
- [9] R. Munguia and A. Grau, “Attitude and heading system based on EKF total state configuration,” *Industrial Electronics (ISIE)*, 2011 *IEEE International Symposium on*, pp. 2147–2152, 2011.
- [10] F. Daum, “Nonlinear filters: beyond the kalman filter,” *Aerospace and Electronic Systems Magazine*, *IEEE*, vol. 20, no. 8, pp. 57–69, 2005.
- [11] C. J. Paz, G. F. Perez Paina, and J. H. Toloza, “A comparison of bayesian filters for orientation estimation,” in *XV Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control (RPIC2013)*, 2013.
- [12] C. J. Paz, G. Infante, J. Báez Carballo, F. Díaz Báez, and C. D. Cavenio, “Implementación de un filtro extendido de kalman para la estimación de la orientación de un UAV utilizando el estándar CMSIS,” in *V Congreso de Microelectrónica Aplicada (UEA2014)*, 2014.