

# ESTIMACIÓN DE ORIENTACIÓN, BASADA EN FILTRO DE KALMAN, USANDO UNIDAD DE MEDICIÓN INERCIAL SIN MAGNETÓMETRO

Gianna Arencibia Castellanos\*, Fidel Ernesto Hernández Montero\*, Jaime Menéndez Álvarez\*, Juan Raúl Rodríguez Suárez\*\* y Ailén Pérez Molinet\*

\*Universidad Tecnológica de La Habana "José Antonio Echeverría"(CUJAE), Cuba

\*\*Universidad de Pinar del Río, Cuba.<sup>1</sup>

## ABSTRACT

This work is based on an already developed electronic system, comprised by inertial sensors, without magnetometer. This is unable to provide an orientation measure that allows obtaining gait parameters, since the signals to gather from it are: angular velocity and linear acceleration. To add this functionality to the system, several algorithms developed in the literature were analyzed and implemented. A comparison between the previous implementations is made from experimental signals. These signals are registered from rotations with different values of angle with respect to the 3 coordinate axes. Among the algorithms consulted are the straight integration of the gyroscope signal and the fusion of sensors. In this context, some problems were found related to the way to obtain the angles from the output signals of the accelerometer and the gyroscope. Therefore, in this work it is proposed an implementation, based on the Kalman filter, to obtain the orientation without using a magnetometer and that minimizing the deviation produced by the integration of the gyroscope signal. This algorithm was applied to dynamic equilibrium tests that are carried out in the health institution.

**KEYWORDS:** IMU, Kalman filter, complementary filter, orientation estimate.

**MSC:** 60G35

## RESUMEN

Este trabajo se basa en un sistema electrónico ya desarrollado, formado por sensores inerciales sin magnetómetro. Este es incapaz de proporcionar una medida de orientación que permita obtener parámetros de la marcha, pues las señales que se pueden extraer de él son: velocidad angular y aceleración lineal. Para agregarle esta funcionalidad al sistema, se analizaron e implementaron varios algoritmos desarrollados en la literatura. Se realiza la comparación entre las implementaciones consultadas a partir de señales experimentales. Estas señales son rotaciones con diferentes valores de ángulo respecto a los 3 ejes coordinados. Entre los algoritmos consultados están la integración directa de la señal de salida del giroscopio y la fusión de sensores. En este contexto, fueron encontrados algunos problemas relacionados con la forma de obtener los ángulos a partir de las señales de salida del acelerómetro y del giroscopio. Por lo que en este trabajo se propone una implementación basada en filtro de Kalman, para obtener la orientación sin necesidad de usar magnetómetro y que minimiza la desviación producida por la integración de la señal de salida del giroscopio. Este algoritmo fue aplicado en pruebas de equilibrio dinámico que se realizan en instituciones donde se brinda atención médica.

**PALABRAS CLAVE:** IMU, filtro de Kalman, filtro complementario, estimación de orientación.

## 1. INTRODUCCIÓN

El envejecimiento es un fenómeno irreversible común a todas las especies. En los últimos años ha adquirido una gran importancia debido al aumento de la población de la tercera edad, por lo que el cuidado y monitoreo de la salud del adulto mayor se hace cada vez más necesario. Se ha comprobado que la detección precoz del anciano frágil y el empleo oportuno de técnicas diagnósticas, terapéuticas y rehabilitadoras, pueden impactar positivamente en la calidad de vida del adulto mayor): Entre los parámetros más utilizados para medir el desempeño físico están los relacionados con la marcha. En Cuba existe un antecedente de estudio de los indicadores del desempeño físico, para caracterizar y determinar la fragilidad en adultos mayores. Los mismos se han realizado en el Centro de Investigación sobre Longevidad, Envejecimiento y Salud (CITED): En estos, se miden, entre otros aspectos, parámetros de marcha, para lo cual se registran datos de velocidad, amplitud del paso y cadencia. Este procedimiento se realiza por inspección visual): En la actualidad se ha desarrollado un sistema electrónico basado en sensores inerciales (IMU) sin magnetómetro, capaz de almacenar las señales sensadas, y que podría ser utilizado para estimar los parámetros de la marcha mencionados. Este dispositivo tiene la limitante de que en su estado actual no es capaz de proporcionar la medida de orientación, requerida en su aplicación, y de

---

<sup>1</sup> jotar@upr.edu.cu

esta forma obtener parámetros de la marcha. Así se estarían automatizando las pruebas que se realizan actualmente.

Se pueden encontrar diferentes implementaciones de algoritmos de fusión de sensores para estimar la orientación a partir del empleo de sensores inerciales, por ejemplo en: (Romaniuk, Gosiewski, 2014, Abyarjoo et.al. 2012, Gui et.al., 2015), sin embargo, la implementación de los métodos basados en filtro de Kalman solo está dirigida a sistemas electrónicos que contengan IMU con magnetómetro. Para el caso de sensores inerciales que solo contengan acelerómetros y giroscopios, como los usados en la investigación, no ha sido posible encontrar trabajos publicados que utilicen filtro de Kalman para la estimación de la orientación.

Por tanto, en este trabajo se propone implementar un algoritmo efectivo de estimación de orientación, sobre el sistema electrónico desarrollado, el cual se basa en sensores inerciales sin magnetómetro.

## 2. SENSORES INERCIALES

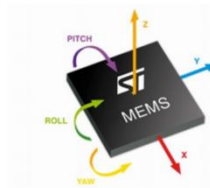
Una unidad de medición inercial o IMU es un dispositivo electrónico cuyo objetivo es obtener mediciones de velocidad, rotación y fuerzas gravitacionales, usando una combinación de acelerómetros, giroscopios y a veces magnetómetros. Se utilizan como componentes fundamentales en los sistemas de navegación de cualquier móvil, donde sea necesario estimar estas mediciones, sin la posibilidad de utilizar referencias externas o mediciones directas. Los acelerómetros y los giroscopios basados en Sistemas Micro-Electro-Mecanizados, MEMS (Micro-Electro-Mechanized-System), se han convertido en los dispositivos más utilizados en el estudio del movimiento humano ya que son de pequeño tamaño y peso.

## 3. MEDICIÓN DE ORIENTACIÓN USANDO IMU

La orientación es esencial para poder transformar de un sistema coordinado a otro. Esta se usa para determinar las componentes de aceleración lineal o de velocidad lineal en los ejes de movimiento, por lo que una buena estimación de la orientación contribuye a tener un sistema de posicionamiento más preciso ): Existen diferentes métodos para medir la orientación usando IMU entre ellos se encuentra: las matrices de rotación y ángulos de Euler, aplicar ecuaciones trigonométricas a las aceleraciones lineales obtenidas del acelerómetro, calcular el ángulo a partir de la integración de la velocidad angular obtenida del giroscopio y la fusión de sensores.

### 3.1 Matriz de Rotación y ángulos de Euler

Los ángulos de Euler son a veces llamados ángulos de Cardán, ángulos de Tait-Bryan o ángulos náuticos. Ellos son usados comúnmente en ingeniería aeroespacial en los cuales  $\phi$ ,  $\theta$ , y  $\psi$  son conocidos como roll, pitch y yaw, o equivalentemente, balanceo, inclinación y orientación, su representación se muestra en la Figura 1):



**Figura 1:** Sistema coordinado utilizado y ángulos de rotación.

En las ecuaciones siguientes se muestran las matrices de rotación asociadas a cada ángulo:

$$R_{rotZ,\phi} = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & -\text{sen}(\phi) & 0 \\ \text{sen}(\phi) & \cos(\phi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$R_{rotY,\theta} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & \text{sen}(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\text{sen}(\theta) & 0 & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$R_{rotX,\psi} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\psi) & -\text{sen}(\psi) \\ 0 & \text{sen}(\psi) & \cos(\psi) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$R_{rot} = R_{rotZ,\phi} R_{rotY,\theta} R_{rotX,\psi} \quad (4)$$

### 3.2 Acelerómetro

Los acelerómetros son sensibles a entornos vibrantes y a la diferencia entre la aceleración lineal del sensor y el campo gravitacional local. En ausencia de aceleración lineal, la salida del acelerómetro es una medida del vector del campo gravitatorio girado y se puede usar para determinar el ángulo del acelerómetro y los ángulos de orientación de balanceo ): El problema con los acelerómetros es que no pueden hacer distinción entre la aceleración de la gravedad y la debida al movimiento lineal, por tanto, es necesario separarlas mediante el filtrado ): Las ecuaciones utilizadas para obtener la orientación a partir de las medidas de aceleración se muestran a continuación:

$$\theta = \tan^{-1} \left( \frac{A_{X,OUT}}{\sqrt{A_{Y,OUT}^2 + A_{Z,OUT}^2}} \right) \quad (5)$$

$$\psi = \tan^{-1} \left( \frac{A_{Y,OUT}}{\sqrt{A_{X,OUT}^2 + A_{Z,OUT}^2}} \right) \quad (6)$$

$$\phi = \tan^{-1} \left( \frac{\sqrt{A_{X,OUT}^2 + A_{Y,OUT}^2}}{A_{Z,OUT}} \right) \quad (7)$$

donde  $A_{X,OUT}$ ,  $A_{Y,OUT}$ ,  $A_{Z,OUT}$ , son las medidas obtenidas del acelerómetro en los ejes X, Y y Z, respectivamente.

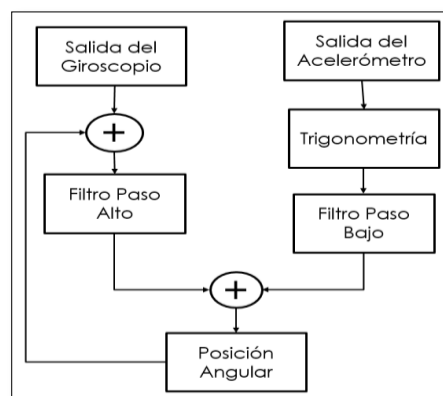
### 3.3 Giroscopio

La orientación del IMU en 3D y por tanto del cuerpo que está unido a él puede ser obtenida, a través de la señal del giroscopio, integrando numéricamente la ecuación de cinemática no lineal que relaciona la velocidad angular con la derivada en el tiempo de la orientación, como se muestra en la siguiente ecuación:

$$\theta = \int \omega * dt \quad (8)$$

El proceso de integración conduce a errores que crecen a lo largo del tiempo y, además, las condiciones iniciales para la integración a menudo necesitan ser determinadas. Para solucionar estos problemas es usado con frecuencia la fusión de sensores ):

### 3.4 Fusión de sensores



**Figura 2:** Implementación del filtro complementario.

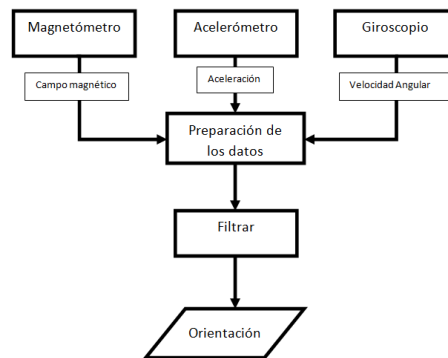
Una técnica de estimación que se utiliza a menudo en la industria de control de vuelo para combinar mediciones es el filtro complementario. Este filtro es en realidad un estado estacionario del filtro de Kalman ): El error del giroscopio es principalmente de baja frecuencia mientras que el del acelerómetro es de alta frecuencia. Se puede usar la estimación del acelerómetro cuando el movimiento del cuerpo es lento y usar la del giroscopio cuando el movimiento del cuerpo es rápido (por ejemplo, una frecuencia más alta): Una forma directa de lograr esto es aplicar un filtro paso alto (FPA) a la estimación del

giroscopio y un filtro de paso bajo (FPB) a la estimación del acelerómetro y luego combinar ambas estimaciones, esto se muestra en la Figura 2 ):

Otra técnica para calcular la orientación usando fusión de sensores es aplicar filtro de Kalman. Cuando se utiliza este filtro se requiere una descripción del sistema dinámico lineal en el tiempo discreto. Para esta descripción se pueden utilizar ecuaciones en diferencia vectoriales, a las cuales se les adiciona ruido blanco aditivo que modela perturbaciones impredecibles ):

Los componentes básicos de un filtro de Kalman son el vector de estado el cual contiene las variables de interés, el modelo dinámico el cual describe la transformación del vector de estado en el tiempo y el modelo de observación que representa la relación que existe entre el estado y la medición. Un planteamiento correcto de estos componentes garantiza el éxito al aplicar filtro de Kalman ):

En la literatura consultada (Romaniuk, Gosiewski, 2014, Abyarjoo et.al. 2012) se aplica filtro de Kalman usando giroscopio, magnetómetro y acelerómetro. En la Figura 3 se muestra el diagrama de la implementación del filtro.



**Figura 3:** Implementación del filtro de Kalman.

#### 4. PROPUESTA DE APLICACIÓN DE FILTRO DE KALMAN USANDO IMU SIN MAGNETÓMETRO

Con la implementación de filtro complementario encontrada en la literatura se obtiene desviación en la orientación si no se le resta la componente de directa de velocidad angular a la señal de salida del giroscopio. Por tanto, es necesario desarrollar un algoritmo para estimar la orientación utilizando filtro de Kalman Lineal con acelerómetro y giroscopio solamente. No se consideró la aplicación del filtro de Kalman Extendido (EKF) debido a que el ruido (perturbaciones) del acelerómetro y el giroscopio es estacionario y la relación que existe entre las variables de estado seleccionadas (señales de aceleración) y las observaciones (señales de giroscopio) es lineal.

Para esta nueva implementación de filtro de Kalman se proponen nuevas definiciones del vector de estado y el vector de observación pues de estos dependen los demás parámetros, ecuaciones y matrices del filtro de Kalman.

El vector de estado,  $fase_{acc}$ , se forma con los ángulos obtenidos a partir de la señal de salida del acelerómetro, se compone de 3 variables:  $f_{accx}$ ,  $f_{accy}$  y  $f_{accz}$  que son las rotaciones respecto a los ejes coordenados  $x$ ,  $y$  y  $z$ , respectivamente. Este vector se muestra a continuación:

$$fase_{acc} = \begin{bmatrix} f_{accx} \\ f_{accy} \\ f_{accz} \end{bmatrix} \quad (9)$$

La ecuación que define la predicción del vector de estado se describe a continuación:

$$fase_{acc} = A \cdot fase_{acc}^- + w_{acc} \quad (10)$$

donde  $A$  es una matriz identidad de orden 3,  $w_{acc}$  es el vector de ruido asociado al proceso de predicción, está formado por el error del acelerómetro que aparece en su hoja de datos y a partir de este se obtiene la matriz de covarianza de ruido  $Q$ , como se muestra a continuación:

$$w_{acc} = \begin{bmatrix} 0.0392 \\ 0.0392 \\ 0.0392 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$Q = \begin{bmatrix} 0.0392^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0392^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0392^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

La  $fase_{acc}^-$  es la orientación del acelerómetro obtenida en la iteración anterior haciendo uso de la siguiente ecuación:

$$fase_{acc}^- = \sin^{-1} \left( \frac{vector_{inercial} \times v_{gravedad}}{\|vector_{inercial}\| \|v_{gravedad}\|} \right) \quad (13)$$

donde  $v_{gravedad}$ , es la componente de gravedad en las coordenadas del sensor la cual se determina de la siguiente forma:

$$v_{gravedad} = g \cdot R_{rot}(O_{KAL}^-) \quad (14)$$

donde  $g$  es el vector de gravedad, en  $m/s^2$  y  $R_{rot}$  es la matriz de rotación evaluada en  $O_{KAL}^-$  que es la orientación estimada por el filtro de Kalman en la iteración anterior. Como lo obtenido es una matriz, se escoge la tercera columna como la proyección de la gravedad, de la forma que se muestra a continuación:

$$v_{gravedad} = v_{gravedad}(:,3) \quad (15)$$

El vector inercial,  $vector_{inercial}$ , es la normalización del vector de aceleración formado por las componentes  $A_x, A_y$  y  $A_z$  que son los valores de aceleración en los ejes  $x, y, z$ , respectivamente. Este tiene como objetivo determinar la dirección en la que se mueve el sensor. A partir de la siguiente expresión se calcula:

$$vector_{inercial} = \left[ \frac{(A_x, A_y, A_z)}{\sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2}} \right] \quad (16)$$

Inicialmente, la matriz de covarianza del proceso predicha,  $P_p$ , es una matriz diagonal de orden 3 en la cual sus elementos son igual a 7, y para las demás iteraciones se utiliza la siguiente ecuación para predecir su valor:

$$P_p = A \cdot P_{KAL}^- \cdot A^T + Q \quad (17)$$

donde  $P_{KAL}^-$ , es la matriz de covarianza del proceso estimada en la iteración anterior.

El vector de observación,  $fase_{gyr}$ , se forma con las orientaciones obtenidas al integrar la señal de salida del giroscopio sin restar la componente de directa de la velocidad angular, teniendo en cuenta el modelo de ruido del sistema. Este se compone de 3 variables:  $f_{gx}$ ,  $f_{gy}$  y  $f_{gz}$  que son las rotaciones respecto a los ejes coordenados  $x, y$  y  $z$ , respectivamente. Este vector se muestra a continuación:

$$fase_{gyr} = \begin{bmatrix} f_{gx} \\ f_{gy} \\ f_{gz} \end{bmatrix} \quad (18)$$

Por tanto, la ecuación que define el modelo de observación queda de la siguiente manera:

$$fase_{gyr} = C \cdot fase_{gyr}^* + v_x \quad (19)$$

donde  $fase_{gyr}^*$  es la fase obtenida de la integral de la señal de salida del giroscopio sin tener en cuenta el modelo de ruido del sistema de observación,  $C$  es la matriz que adapta las medidas obtenidas directamente de los sensores a la estructura del vector de estado, para este caso es una matriz identidad de orden 3, y  $v_x$  es el vector de ruido de la medición formado por los valores de error que aparecen en la hoja de datos del giroscopio, con una matriz de covarianza de ruido,  $R$ . Tanto el vector como la matriz de covarianza de ruido se muestran a continuación:

$$v_x = \begin{bmatrix} 0.0025 \\ 0.0025 \\ 0.0025 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$R = \begin{bmatrix} 0.0025^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0025^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0025^2 \end{bmatrix} \quad (21)$$

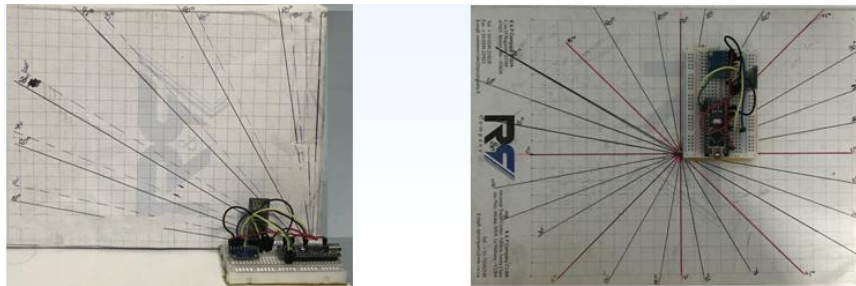
Con el acelerómetro se obtiene un valor de ángulo menor que el del giroscopio, por tanto, es necesario utilizar la matriz  $H$  como factor de escala entre estas dos medidas. Esta será inicializada como una matriz identidad de orden 3, en la cual los elementos de la diagonal principal son igual a 5, este valor fue escogido de manera experimental, a partir de observar la fase obtenida del acelerómetro. Por lo tanto la ecuación para estimar la orientación a partir de la innovación queda de la siguiente forma:

$$O_{KAL} = fase_{acc} + K \cdot (fase_{gyr} - H \cdot fase_{acc}) \quad (22)$$

## 5. SISTEMA ELECTRÓNICO Y EXPERIMENTOS DESARROLLADOS

Para probar los algoritmos consultados y el desarrollado en la sección 4 fue necesario generar una base de datos obtenidos a través de experimentos. El sistema utilizado para tomar las muestras está compuesto por dos módulos principales, uno de adquisición y otro de procesamiento. El de adquisición se encargará de la captura de los datos obtenidos por los sensores y de su almacenamiento o transmisión remota hacia una computadora. Está formado por un Arduino Nano, la unidad de medición inercial MPU-6050, que contiene acelerómetros y giroscopios en los tres ejes coordenados, y un módulo Bluetooth HC-05 utilizado para la transmisión inalámbrica de los datos, del módulo de adquisición al módulo de procesamiento. El de procesamiento, a través de una aplicación desarrollada en Python permite la selección de la frecuencia de muestreo, del modo de operación y del rango de los sensores, además de la visualización en tiempo real de los datos capturados ):

Para la realización de los experimentos se seleccionó una frecuencia de muestreo de 100 Hz, el modo de operación es online y el rango de los sensores escogidos fue de +/- 2 g para el acelerómetro y +/- 250 °/s para el rango del giroscopio. El escenario diseñado para realizar los experimentos es mostrado en la Figura 4.

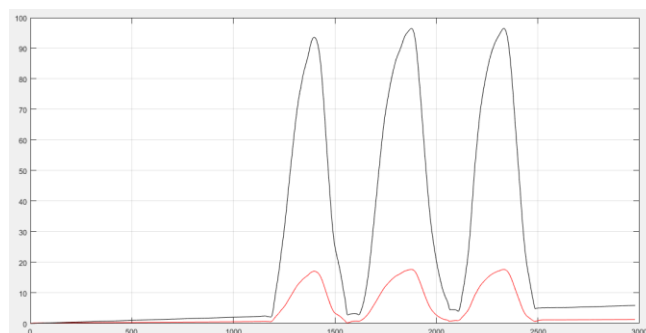


**Figura 4:** Escenario donde fueron adquiridas las muestras.

Los experimentos se hicieron de la siguiente forma: se realizaron rotaciones respecto a cada uno de los ejes coordenados con ángulos de 20°, 45°, 80° y 90°, las cuales fueron hechas de 2 a 4 veces en cada experimento. Se contó en total con 15 rotaciones para cada uno de los ángulos en cada eje coordenado.

### 5.1. Resultados obtenidos al aplicar filtro de Kalman a las señales experimentales.

Al procesar las señales experimentales descritas usando la propuesta de filtro de Kalman se obtienen resultados como el que aparece en la Figura 5.



**Figura 5:** Orientación obtenida después del ciclo de Kalman (roja) y con la integración de la señal de salida del giroscopio (negra):

En la Figura 5, que corresponde a 3 rotaciones de  $90^\circ$  respecto al eje  $x$ , se aprecia que la señal de salida del ciclo de Kalman se encuentra minimizada proporcionalmente respecto a la orientación de referencia obtenida con el giroscopio. En este punto es necesario aumentar la amplitud de la señal filtrada pero teniendo en cuenta que no se amplifique la desviación. Para lograr esto se le aplica a la señal filtrada un factor no lineal de amplificación que se obtiene a través de un polinomio interpolador basado en mínimos cuadrados.

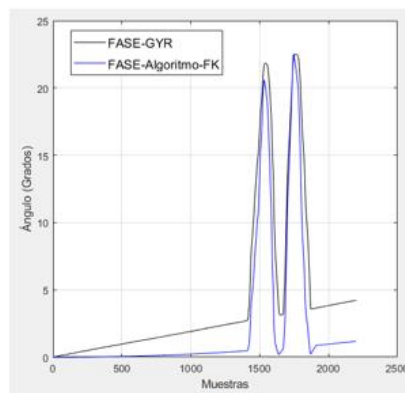
## 5.2. Interpolación de la señal obtenida aplicando filtro de Kalman.

Como la orientación a la salida del filtro no tiene la amplitud deseada, se le aplica un factor no lineal de amplificación que se obtiene a través de un polinomio interpolador. La aplicación del polinomio interpolador que se propone trae consigo que la implementación del algoritmo no se realice en tiempo real; por lo tanto es necesario almacenar primero la señal y luego aplicarle el polinomio interpolador.

El polinomio interpolador usado fue de orden 2. Los puntos del plano utilizados para formar el polinomio interpolador fueron el (0,0) que indica que para un ángulo de entrada igual a  $0^\circ$  la salida debe ser  $0^\circ$ , y un segundo punto ( $max_{salidafiltro}, max_{salidagyro}$ ), en el cual el valor  $max_{salidafiltro}$  es el máximo valor de orientación obtenido al aplicar filtro de Kalman y  $max_{salidagyro}$  es el máximo valor de orientación obtenido al aplicar la integración directa de la señal de salida del giroscopio.

## 6. RESULTADOS

En la Figura 6 y la Figura 7 se observa el resultado al aplicar el algoritmo de filtro de Kalman propuesto con el factor no lineal de amplificación aplicado a su salida, a las señales obtenidas al realizar rotaciones de  $20^\circ$  y  $80^\circ$ , respectivamente, alrededor del eje  $x$ . En las Tabla 1 y Tabla 2, se comparan de manera cuantitativa utilizando las variables estadísticas: media aritmética, error absoluto, error relativo y varianza; los resultados obtenidos al aplicar los algoritmos de integración directa de la señal del giroscopio (columna 2) y el que se basa en filtro de Kalman (columna 3):



**Figura 6:** Resultado cualitativo para rotación de  $20^\circ$  respecto al eje  $x$ .

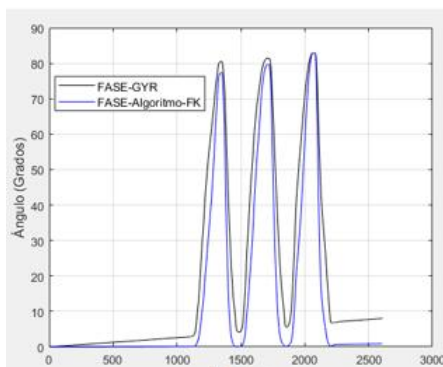
En la Figura 6 se observan dos rotaciones de  $20^\circ$  respecto al eje  $x$ . Se aprecia de forma cualitativa la diferencia entre la señal obtenida de la integración de la velocidad angular (negra) y la obtenida por el nuevo algoritmo (azul): Se puede notar cómo se ha reducido visiblemente la desviación en la estimación de la orientación al aplicar el filtro de Kalman.

**Tabla 1:** Resultados estadísticos para rotación de  $20^\circ$  respecto al eje  $x$ .

Datos estadísticos (Eje x)	Con Giroscopio	Con filtro de Kalman
Media Aritmética	$22,05^\circ$	$21,82^\circ$
Error Absoluto	$4,7 * 10^{-15}$	0
Error relativo en %	$2,3 * 10^{-14}$	0
Varianza	$0,31^\circ$	$0,57^\circ$

En la Tabla 1 se aprecia que con el nuevo algoritmo se obtiene una media cercana al valor de referencia, en este caso  $20^\circ$ , un menor error absoluto y relativo respecto al obtenido con la integración directa de la

señal del giroscopio y un valor de varianza aceptable similar al obtenido en el algoritmo con el cual se compara.



**Figura 7:** Resultado cualitativo para rotación de 80° respecto al eje x.

En la Figura 7 se observan 3 rotaciones de 80° respecto al eje x. Se logra minimizar la desviación producida por la integración de la velocidad angular (negra) con el nuevo algoritmo propuesto (azul):

**Tabla 2:** Resultados estadísticos para rotación de 80° respecto al eje x.

Datos estadísticos (Eje x)	Con Giroscopio	Con filtro de Kalman
Media Aritmética	93,74°	82,50°
Error Absoluto	$3,8 \cdot 10^{-15}$	$7,1 \cdot 10^{-15}$
Error relativo en %	$4,2 \cdot 10^{-15}$	$8,9 \cdot 10^{-15}$
Varianza	6,30°	11,97°

En la Tabla 2 se aprecia a partir de los resultados cuantitativos cómo con el nuevo algoritmo se obtiene una media aritmética más cercana al valor de referencia que en este caso es de 80°. Se obtienen el error absoluto y relativo además de la varianza con valores aceptables similares a los obtenidos con el algoritmo de la integración directa de la señal de salida del giroscopio.

De forma general, cualitativamente se obtienen mejores resultados con el algoritmo basado en filtro de Kalman, lo cual es favorable pues se logra minimizar la desviación que se percibe de manera cualitativa en la señal de orientación. Los resultados cuantitativos obtenidos con este algoritmo son aceptables, la media aritmética obtenida con filtro de Kalman es más cercana al valor de referencia respecto a la obtenida con la integración directa de la señal de salida del giroscopio. La varianza no tuvo el mismo comportamiento que la media, lo cual se estima que pueda ser causada debido a que la señal de aceleración utilizada como entrada para estimar la orientación está afectada por componentes de aceleración lineal que aparecen al realizar movimientos de rotación en los experimentos.

## 7. APLICACIÓN DE LA ESTIMACIÓN DE LA ORIENTACIÓN EN PRUEBAS DE EQUILIBRIO DINÁMICO.

En el Centro de Investigación sobre Longevidad, Envejecimiento y Salud (CITED), del Hospital Clínico Quirúrgico-Docente "General Calixto García", se realizan pruebas relacionadas con la evaluación del equilibrio estático y dinámico de ancianos. Las pruebas de equilibrio dinámico consisten en que el anciano debe levantarse y sentarse en la silla como se muestra en la Figura 8, sin el uso de los brazos, en un tiempo determinado por el doctor):



**Figura 8:** Prueba de equilibrio dinámico.

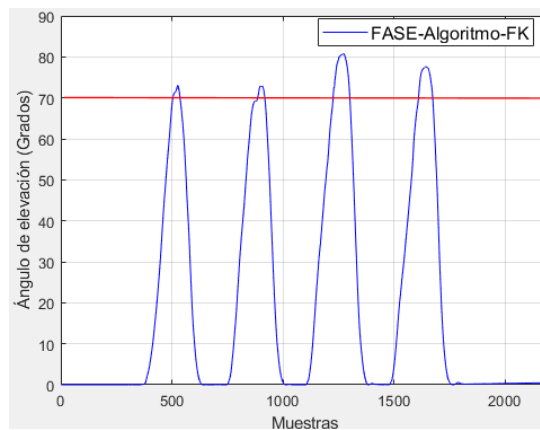


El sistema electrónico descrito anteriormente puede ser utilizado, en conjunto con el algoritmo propuesto en este trabajo, para automatizar la evaluación de la prueba. Para ello, se propone la colocación del sistema en el muslo, en la forma mostrada en la Figura 9, y, a partir de estimaciones de ángulo, establecer si han sido válidos los intentos del anciano de levantarse y sentarse.



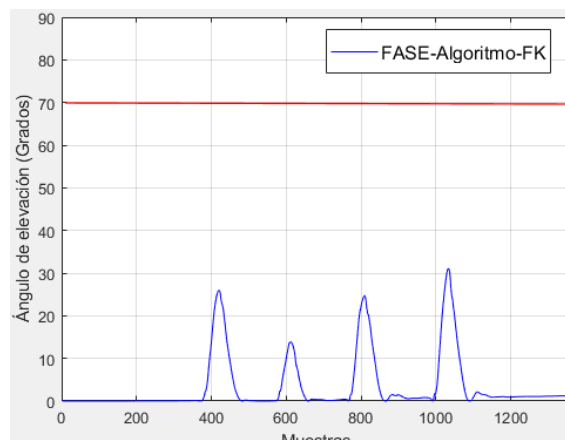
**Figura 9:** Sujeto realizando pruebas de equilibrio con el sistema electrónico propuesto.

Las señales de aceleración lineal y velocidad angular obtenidas son procesadas con el uso del algoritmo basado en filtro de Kalman. Una muestra de los resultados obtenidos se pueden observar en las Figura 10 y Figura 11.



**Figura 10:** Orientación obtenida para 4 elevaciones completas.

En la Figura 10 se observa la señal de orientación obtenida al aplicar el algoritmo basado en filtro de Kalman, cuando se realizan 4 elevaciones completas. Una elevación completa ocurre cuando se cambia de la posición de sentado a parado con el cuerpo totalmente erguido. En esta figura se aprecian las estimaciones de ángulo realizadas, todas consideradas como efectivas.



**Figura 11:** Orientación obtenida para 4 elevaciones incompletas.

En la Figura 11 se muestra la orientación obtenida utilizando el algoritmo basado en filtro de Kalman, para 4 elevaciones no completadas. Una elevación no completada ocurre cuando se cambia de la posición de sentado a parado, pero no se logra que el cuerpo esté totalmente erguido. Luego, tanto el ángulo recorrido, como el estimado, no devuelven amplitudes mayores que en el caso previo reflejado (ver Figura 10): Por tanto, a través de la definición de un umbral, se define la validez o no de cada intento de pararse y sentarse realizado por el anciano. En esta aplicación, el umbral se adoptó de manera empírica, igual a 70°.

## 8. CONCLUSIONES

Se obtuvo un nuevo algoritmo que logra minimizar la desviación en la orientación del sensor basado en filtro de Kalman, pues la obtención de la fase usando solamente la señal de salida del giroscopio a partir de la integración de la velocidad angular no brinda resultados precisos por la desviación que se acumula en el tiempo.

El nuevo algoritmo basado en filtro de Kalman se nutre de varias ideas extraídas de implementaciones ya desarrolladas y a partir de este es posible estimar la orientación con giroscopio y acelerómetro sin tener que usar magnetómetro. Este algoritmo fue probado con señales experimentales y se obtuvieron buenos resultados cualitativos y cuantitativos pues se apreció una disminución de la desviación y reducidos valores de error.

El algoritmo fue aplicado en pruebas de equilibrio dinámico que se realizan en CITED, demostrándose su efectividad.

**RECEIVED: OCTOBER, 2019.**

**REVISED: JANUARY, 2020.**

## REFERENCIAS

- [1] ABYARJOO, F., BARRETO, A., COFINO, J. y ORTEGA, F. R. (2012): **Implementing a sensor fusion algorithm for 3D orientation detection with inertial/magnetic sensors.** CISSE 2012, Bélgica. 10.13140/2.1.1295.0406.
- [2] AGUSTÍN, D. G, MOREJÓN, C.D.S. y PÉREZ, Z. R. (2018): **Las pruebas de desempeño físico en el pronóstico de desenlaces adversos en los ancianos.** MEDISAN, 22, 466-470.
- [3] ÁLVAREZ, J. M. (2018): **Desarrollo de un sistema electrónico experimental para la medición de variables físicas necesarias en la determinación de parámetros de marcha en ancianos.** Trabajo de Diploma para optar por el Título de Ingeniero en Telecomunicaciones y Electrónica, Universidad Tecnológica De La Habana José Antonio Echeverría CUJAE. Cuba.
- [4] DIEBEL, J. (2006): **Representing attitude: Euler Angles, Unit Quaternions, and Rotation Vectors.** Matrix 58.
- [5] GUI, P., TANG, L. y MUKHOPADHYAY, S.C. (2015): **MEMS based IMU for tilting measurement: Comparison of complementary and kalman filter based data fusion.** IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA):10.1109/ICIEA.2015.7334442.
- [6] PASCUTO, I., LIGORIO, G., BERGAMINI, E., VANNOZZI, G., SABATINI, A. M. y CAPPOZZO, A. (2015): **How angular velocity features and different gyroscope noise types interact and determine orientation estimation accuracy sensors.** Sensors. 15. 23983-24001. 10.3390/s150923983.
- [7] PEDLEY, M. (2013): **Tilt sensing using a three-axis accelerometer.** AN3461. URL: <http://www.freescale.com/support>.
- [8] PEÑA, R. V. (2013): **Sistema de detección de movimientos basado en sensores inerciales integrados.** Tesis para optar por el título de Maestro en Tecnología Avanzada, Instituto Politécnico Nacional, México. <https://tesis.ipn.mx> > Tesis Maestría Roberto Vela Peña
- [9] RHUDY, M., SALGUERO, R. y HOLAPPA K. (2017): **A kalman filtering tutorial for undergraduate students.** International Journal of Computer Science & Engineering Survey (IJCSSES): 08. 01-18. 10.5121/ IJCSSES.2017.8101.
- [10] ROMANIUK, S. y GOSIEWSKI, Z. (2014): **Kalman filter realization for orientation and position estimation on dedicated processor.** Acta Mechanica et Automatica. 8. 10.2478/ama-2014-0016.