

LA TECNOLOGÍA MEMS COMO AUXILIAR EN EL POSICIONAMIENTO GPS A BAJO COSTO

Luis Francisco Dávila Araiza

Universidad Autónoma de Zacatecas, Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica
luis.fdavila89@gmail.com

Efrén González Ramírez

Universidad Autónoma de Zacatecas, Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica
luis.fdavila89@gmail.com

José Ismael de la Rosa Vargas

Universidad Autónoma de Zacatecas, Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica
luis.fdavila89@gmail.com

José de Jesús Villa Hernández

Universidad Autónoma de Zacatecas, Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica
luis.fdavila89@gmail.com

Resumen

Hoy en día la navegación por GPS es una herramienta cotidiana muy útil para la humanidad, gracias a esta tecnología las personas pueden desplazarse por lugares en los cuales no han estado antes con cierto grado de precisión. La ubicación de un punto sobre la superficie terrestre se hace por medio de un satélite transmisor y un receptor que se ubica por medio del principio de Triangulación. Los Sistemas-Micro-Electro-Mecánicos o MEMS, son una tecnología que, en su forma más general puede ser definida como elementos electro-mecánicos miniaturizados que se realizan con técnicas de micro - fabricación.

Las unidades de medición inercial o IMU, son dispositivos que miden aceleración y orientación, que implementados con algún procesador o sistema de cómputos permiten crear un sistema de navegación inercial o INS. El enfoque de esta

investigación es crear un sistema de bajo costo que permita fusionar los datos provenientes de los sistemas IMU/GPS mediante un filtro Kalman, esto con la finalidad de aprovechar las características propias de cada sistema y mejorar la precisión del posicionamiento por GPS. Con el uso de este sistema mediante sensores comerciales de bajo costo se hace posible mejorar la precisión del posicionamiento GPS con hasta un 3.03%.

Palabra(s) Clave(s): GPS, IMU, INS, KALMAN, MEMS.

1. Introducción

Los sistemas globales de posicionamiento por satélite o GNSS (por sus siglas en inglés) [1], han sido una poderosa herramienta para conocer nuestra posición en cualquier parte de la superficie terrestre con cierto grado de precisión según sea el dispositivo que se utilice.

El GPS es uno de estos GNSS [2]. Dicho sistema nos permite conocer nuestra ubicación con un rango de 15 a 30 metros aproximadamente utilizando GPS comerciales, esta precisión es aceptable para las aplicaciones cotidianas donde no es necesaria una precisión mayor, pero existen casos en los que es necesario tener una mayor precisión como lo es la trayectoria de misiles, navegación de vehículos aéreos no tripuladas, etc.

Dentro de los dispositivos que se utilizan actualmente en la navegación están las unidades de medición inercial o IMU (Inertial Measurement Unit) [3]. Estos dispositivos incorporan sensores como acelerómetros, giroscopios, magnetómetros, barómetros, entre otros, para obtener información sobre la posición, velocidad, aceleración, orientación, altitud, etc.

Un sistema de navegación inercial o INS (Inertial Navigation System), es el encargado de procesar toda la información proveniente de la IMU y así calcular orientación y posición del vehículo o aeronave que se desee utilizar [4].

Todos estos dispositivos pueden funcionar de manera conjunta para mejorar la precisión de todo el sistema en sí, lo que lleva a un mayor desempeño en las aplicaciones donde se requiera una mayor precisión, lo que aumenta considerablemente el campo de aplicación de sistemas de este tipo.

El Filtro de Kalman es un algoritmo que permite conocer el estado oculto (no medible) de un sistema lineal, además funciona cuando el sistema está sometido a ruido blanco aditivo.

Esta investigación propone que estas herramientas en conjunto pueden ser utilizadas para lograr mejorar la precisión del sistema GPS y con ello disminuir el error de dicho sistema (con base en la información anterior y lo mostrado en [5]). Esto permitirá al usuario tener una mayor precisión de la posición a un costo menor que los sistemas comerciales.

Con el uso de este sistema, (mediante sensores comerciales de bajo costo), se hace posible mejorar la precisión del posicionamiento GPS con hasta un 3.03%.

El artículo se organiza de la siguiente manera. La sección 2 se enfoca en los conceptos de orientación y las distintas maneras de hacerlo. En la sección 3 se presenta lo relacionado a la navegación inercial y características de los sensores. En la sección 4 se explica brevemente el filtro de kalman así como su estructura. La sección 5 presenta la implementación del algoritmo de fusión GPS/INS/Kalman para una prueba simulada y para una prueba de campo real. En la sección 6 se da una breve descripción del hardware y software utilizado. Finalmente en la sección 7, se presentan algunas conclusiones.

2. Orientación

Sistemas de Referencia

Un sistema de referencia es un sistema de coordenadas que permite localizar una posición cualquiera en un espacio dimensional. Existen diferentes sistemas de referencia que pueden usarse según sea la aplicación deseada [6].

Sistema de referencia de Navegación (n-frame)

Este sistema de referencia también se le conoce como NED (North, East, Down) ya que sus ejes apuntan a dichas direcciones, se denominan a los ejes de navegación como x_n al que apunta al norte, y_n al que apunta al este y z_n al que apunta hacia abajo, teniendo como origen la localización del sistema de navegación, como se observa en la figura 1.

Matriz de Cosenos Directores DCM

La Matriz de Cosenos Directores DCM es una matriz de 3x3 donde cada fila corresponde a los vectores unitarios del sistema de referencia rotado en el sistema de referencia fijo, es decir, los cosenos de los ángulos formados por cada eje del sistema rotado con los ejes del sistema fijo. En la ecuación 1 se muestra una matriz DCM de sistema body a sistema de navegación.

$$DCM = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\Psi & \cos\theta\sin\Psi & -\sin\theta \\ \sin\Phi\sin\theta\cos\Psi - \sin\Psi\cos\Phi & \sin\Phi\sin\theta\sin\Psi + \cos\Phi\cos\Psi & \sin\Phi\cos\theta \\ \sin\theta\cos\Psi\cos\Phi + \sin\Phi\sin\Psi & \sin\Psi\sin\theta\cos\Phi - \cos\Psi\sin\Phi & \cos\Phi\cos\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

Cuaterniones

Los cuaterniones son una extensión de los números reales, similar a la de los números complejos. Mientras que los números complejos son una extensión de los reales por la adición de la unidad imaginaria i , tal que $i^2 = -1$, los cuaterniones son una extensión generada de manera análoga añadiendo las unidades imaginarias i, j y k a los números reales (Ver ecuación 2), tal que $i^2 = j^2 = k^2 = -1$.

$$q = a + a_1i + a_2j + a_3k \quad (2)$$

3. Navegación Inercial

La navegación inercial es una técnica de navegación autónoma en donde las mediciones obtenidas de sensores como acelerómetros y giroscopios son usadas para trazar la posición y orientación de un objeto respecto a un punto, orientación y velocidad conocidos [7].

IMU

La Unidad de Medición Inercial es la encargada de medir la velocidad angular y aceleración lineal de un objeto mediante la incorporación de sensores como acelerómetros y giroscopios, aunque también pueden incorporarse otros sensores como lo son los magnetómetros, barómetros, etc.

Acelerómetro

Se denomina acelerómetro a cualquier instrumento destinado a medir aceleraciones [8]. Esto no es necesariamente la misma que la aceleración de

coordenadas (cambio de la velocidad del dispositivo en el espacio), sino que es el tipo de aceleración asociada con el fenómeno de peso experimentado por una masa de prueba que se encuentra en el marco de referencia del dispositivo. Un ejemplo se de este dispositivo se muestra en la figura 3.



Figura 3 Acelerómetro modelo adxl345. [15]

Giroscopio

El giroscopio es un dispositivo que mide velocidad angular o ángulo de rotación respecto a un sistema inercial. El principio de funcionamiento del giroscopio está basado en la conservación del momento angular. La estructura de los ejes del giroscopio se muestra en la figura 4.

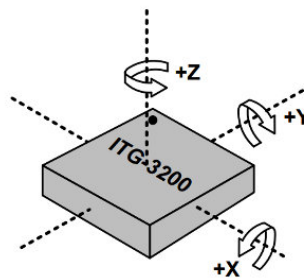


Figura 4 Orientación ejes del giroscopio. [16]

4. Filtro de Kalman

El filtro de Kalman es un filtro recursivo de predicción que se basa en el uso de técnicas de espacio de estados y los algoritmos recursivos. Este filtro es una herramienta poderosa empleada para controlar los sistemas ruidosos,

específicamente para identificar el problema lineal cuadrático, cuando este es sometido a ruido blanco aditivo [9].

El estimador resultante es estadísticamente óptimo con respecto a cualquier función cuadrática de estimación del error. La ventaja de este algoritmo respecto a otros, es que el filtro de kalman es capaz de escoger la forma óptima cuando se conocen las varianzas de los ruidos que afectan al sistema, además es el mejor estimador lineal si sus vectores tienen estadísticas arbitrarias y si estas son variables aleatorias normales.

El filtro de Kalman aborda el problema general de tratar de estimar el estado $x \in R^n$ de un proceso controlado de tiempo discreto que se rige por la ecuación diferencial estocástica lineal siguiente:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_{k-1} \tag{3}$$

Con mediciones $z \in R^m$, esto es:

$$z_k = Hx_k + v_k \tag{4}$$

El algoritmo y estructura del filtro de kalman se muestra en figura 5.

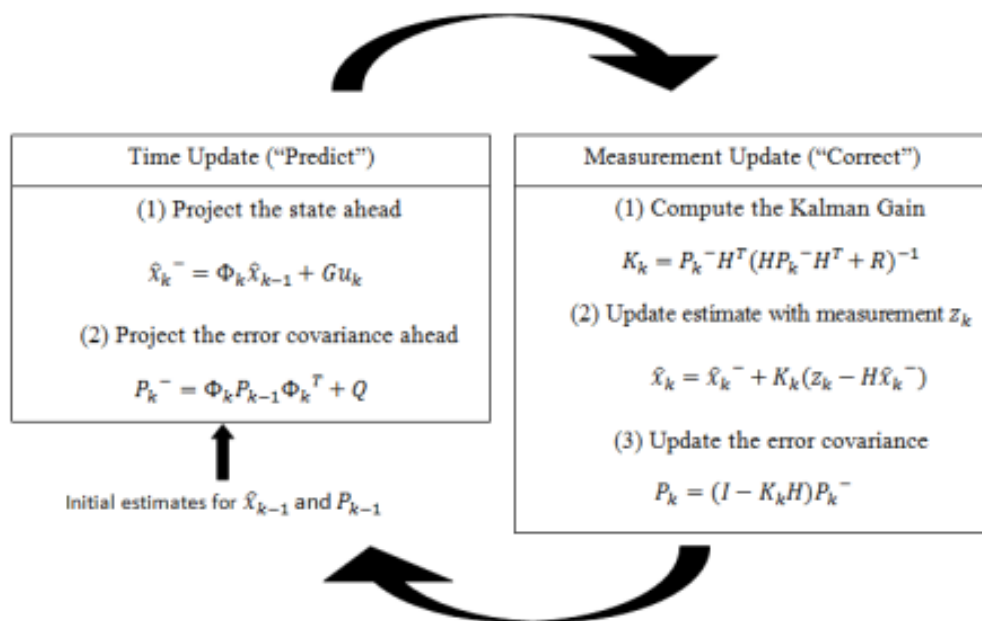


Figura 5 Algoritmo filtro de kalman discreto. [17]

5. Implementación

Las plataformas de las IMU son la manera en que ésta se sujeta al objeto de interés, permitiendo así diferentes maneras de obtener medidas de los sensores según el sistema de referencia que se utilice [10].

Para este caso utilizaremos una plataforma del tipo strapdown, por lo que estará sujeta al objeto de interés como se muestra en la figura 6.

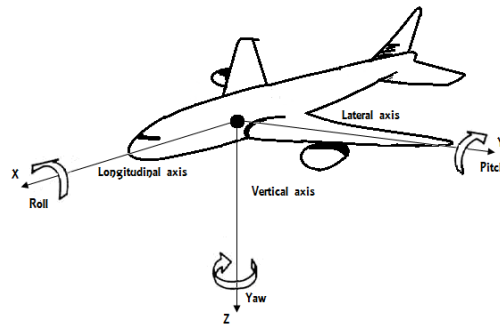


Figura 6 Orientación de los ejes de la plataforma strapdown [18].

El algoritmo para obtener posición y orientación mediante una IMU en configuración strapdown se muestra en la figura 7.

Figura 7 Diagrama de algoritmo INS para plataforma strapdown [19].

Orientación y Posición

Las integraciones para obtener orientación y velocidad se realizaron mediante el método numérico de Runge Kutta de 4to orden usando las funciones de orientación expresada en cuaterniones con condiciones iniciales y de la corrección de la aceleración, como se muestra en ecuaciones 5, 6, 7 y 8; funciones para orientación mediante cuaterniones.

$$f_1 = -\frac{1}{2}((e_1 * p_n) + (e_2 * q_n) + (e_3 * r_n)) \quad (5)$$

$$f_2 = \frac{1}{2}((e_0 * p_n) + (e_2 * r_n) - (e_3 * q_n)) \quad (6)$$

$$f_3 = \frac{1}{2}((e_0 * q_n) + (e_3 * p_n) - (e_1 * r_n)) \quad (7)$$

$$f_3 = \frac{1}{2}((e_0 * r_n) + (-e_1 * q_n) - (e_2 * p_n)) \quad (8)$$

Donde e_0, e_1, e_2 y e_3 son los parámetros del cuaternión.

Funciones para corrección de aceleración para posteriormente obtener velocidad y posición, ecuaciones 9, 10 y 11.

$$f_1 = a_x + (V * r) - (W * q) + (g * \sin(\theta)) \quad (9)$$

$$f_2 = a_y - (U * r) + (W * p) - (g * \cos(\theta) * \sin(\Phi)) \quad (10)$$

$$f_2 = a_z + (U * q) - (V * p) - (g * \cos(\theta) * \cos(\Phi)) \quad (11)$$

Donde U, V, W son velocidades en sistema body, por su parte p, q, r son velocidades angulares medidas por el giroscopio y Φ, θ son los ángulos de Euler, roll y pitch, respectivamente.

Cambio de sistema de referencia y obtención de la posición

Una vez que tenemos las velocidades U, V, W las cuales están en sistema de referencia de body, es necesario convertirlas a sistema de referencia de navegación NED (Norte, Este y Abajo), para esto haremos lo siguiente, ecuación 12.

$$\begin{bmatrix} \dot{X} \\ \dot{Y} \\ \dot{Z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \end{bmatrix} = DCM_b^n \begin{bmatrix} U \\ V \\ W \end{bmatrix} \quad (12)$$

Ahora que tenemos las velocidades solo queda hacer una integración numérica para obtener la posición en sistema de referencia de navegación.

6. Prueba simulada

Para la simulación se tomó un vector posición r cuyas componentes son (r_i, r_j, r_k) , el cual será derivado para obtener los vectores de velocidad y aceleración necesarios para simular los datos medidos por el acelerómetro. Estas componentes del vector de posición se muestran a continuación, ecuaciones 13, 14 y 15

$$r_i = 50 \cos t \quad (13)$$

$$r_j = 30 \sin t \quad (14)$$

$$r_k = t^2 \quad (15)$$

La trayectoria que representa nuestro vector posición para valores de " t " entre 0 y $(2\pi + \Delta t)$ con incrementos $\Delta t = 0.001$.

Se obtuvieron los siguientes resultados en la prueba simulada como se ve en las figuras 8 a 13 (Tomando la estructura del algoritmo propuesto en [11] y [12]).

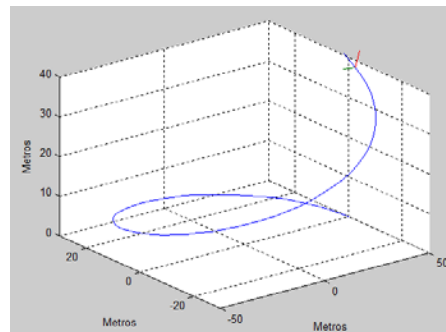


Figura 8 Trayectoria simulada.

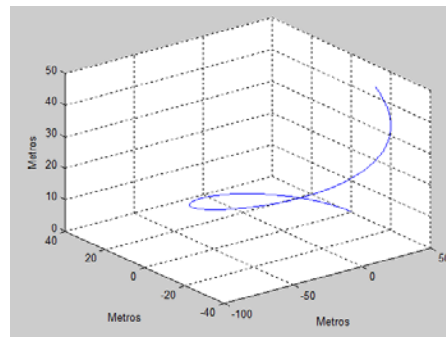


Figura 9 Trayectoria obtenida por IMU/GPS.

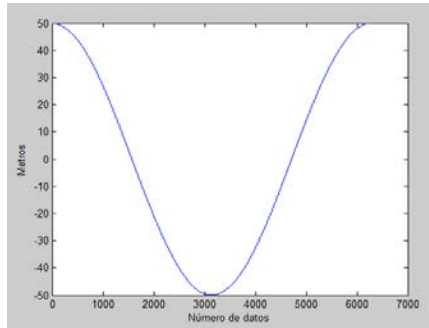


Figura 10 Posición Este simulada.

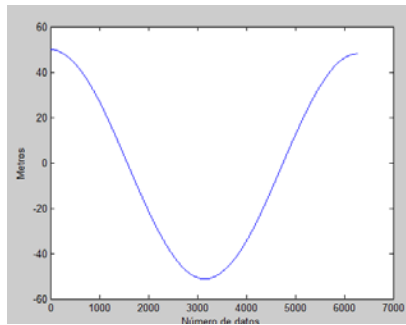


Figura 11 Posición Este algoritmo IMU/GPS.

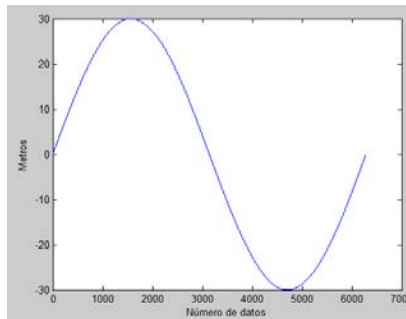


Figura 12 Posición Norte simulada.

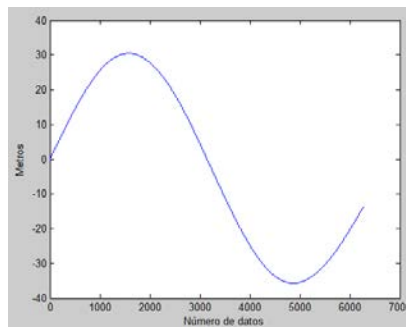


Figura 13 Posición Norte algoritmo IMU/GPS

7. Prueba de campo real

El lugar donde se realizó la prueba de adquisición de datos de nuestro sistema IMU/GPS fue en un campo de beisbol. Dicho lugar cuenta con una zona UTM 14Q y una altitud media de 2032 m. En la figura 14 se muestra la trayectoria en Google Maps de dicho lugar.

Figura 14 Lugar de prueba de adquisición de datos.

Este lugar se eligió debido a que se deseaba un lugar despejado en el cual se redujera la posibilidad de error por multi-trayectoria ya que no se encuentran muchos edificios cerca que pudieran rebotar la señal que recibe el receptor GPS. AL aplicar el algoritmo propuesto se obtuvo lo siguiente mostrado en las figuras 15 a 19.

Figura 15 Trayectoria GPS.

Figura 16 Trayectoria INS vs GPS

Figura 17 Trayectoria GPS/INS/Kalman.

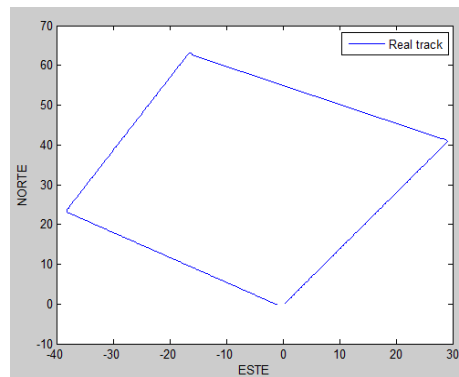


Figura 18 Trayectoria Real.

Figura 19 Trayectoria INS vs GPS vs GPS/INS/Kalman.

8. Resultados

Con base en los resultados obtenidos, se concluye que es posible aplicar una fusión de datos de sistemas GPS/IMU de bajo costo utilizando un filtro de kalman para lograr reducir el error de posición de un GPS comercial con hasta 13 cm

(3.03%). Con lo que se comprueba que es posible reducir el error de un GPS mediante sensores inerciales MEMS.

9. Conclusiones

Cabe mencionar que aunque se obtuvieron resultados aceptables a pesar de utilizar sensores económicos, es necesario tomar en cuenta que tanto a la IMU como al GPS le afectan perturbaciones diferentes debido a la naturaleza y funcionamiento de cada uno, por eso dentro de las posibles mejoras al trabajo se debe considerar una caracterización y modelado de los errores propios de cada sensor para obtener un mejor desempeño del algoritmo, así como considerar etapas de pre filtrado antes de introducir los datos al sistema, además de la utilización de dispositivos más precisos. Estos dispositivos podrían ser un GPS de tipo diferencial el cual cuenta con un menor error de posición respecto a los receptores GPS comerciales, otro dispositivo para mejorar sería una IMU de más grados de libertad que involucre el uso de magnetómetros, barómetros, entre otros, lo que aumenta la información disponible del objeto. Dentro de estas mejoras se encuentra también el uso de transmisores de radio frecuencia para poder montar nuestro sistema GPS/IMU a vehículos aéreos no tripulados o DRONES, y vehículos terrestres sin la necesidad de tener una conexión por cable.

10. Referencias

- [1] Sistemas GNSS: Funcionamiento, Posición y Cartografía. Laboratorio de Astronomía, Geodesia y Cartografía. España. 2009.
- [2] Y. Zhao, GPS/IMU Integrated System for Land Vehicle Navigation based on MEMS. 2011. Royal Institute of Technology. Stockholm Sweden.
- [3] V. Bistrovs, A. Kluga, "Distance Estimation Using Fusion of Navigation Data". Electronics and Electrical Engineering. Vol. 5. Num.101. 2010. pp. 1215-1392.
- [4] R. Munguia, "A GPS-aided Inertial Navigation System in Direct Configuration". Journal of Applied Research and Technology. Vol.12. No. 4. 2014. pp. 803-814.

- [5] S. Yashar Balazadegan, Md. Nurul Amin, "Comparison of Integrated GPS/IMU aided by Map Matching and Stand-alone GPS aided by Map Matching for Urban and Suburban Areas". Council of european geodetic surveyors (CLGE). 2013.
- [6] J.Dah-Jing, S. Jyun-Han, H. Chia-Sheng, Y. Kai-Lun, "Development of a strapdown inertial navigation system simulation platform". Journal of Marine Science and Technology. Vol. 22. No. 3. 2014. pp.381-391.
- [7] R. Amezcua Paredes, A. G. Pineda Salgado, Sistema de Referencial: Análisis de Funcionamiento, Fundamentos y Evolución. 2012 Instituto Politécnico Nacional, México D.F.
- [8] An Introduction to the Kalman Filter. University of North Carolina at Chapel Hill. EE.UU. 2001.
- [9] An Introduction to Inertial Navigation. University of Cambridge. England. 2007.
- [10] V. Kumar, Integration of Inertial Navigation System and Global Positioning System Using Kalman Filter. 2004. Indian Institute of Technology. Bombay.
- [11] G. Ferrer Mínguez, Integración Kalman de Sensores Inerciales INS con GPS en un UAV. Universidad Politécnica de Cataluña. 2009. España.
- [12] F. Outamazirt, L. Fu, L. Yan, A. Nemra, "Autonomous navigation system using a fuzzy adaptive nonlinear H^∞ filter". Sensors. 14. 2014. pp.17600-17620.
- [13] B. L. Martínez Jiménez, L. M. Pineda Bombino, M. E. Martínez Carmenate, D. De Ávila Rodríguez, L. Hernández Santana, "Identificación de un vehículo aéreo no tripulado". SciElo. Vol. 33. No. 1. 2012
- [14] NY PLATAFORM. <http://www.nyplatform.com>. Mayo de 2016.
- [15] 5 HERTZ ELECTRONICA. <http://5hertz.com>. Mayo de 2016.
- [16] A. Nawrat, K. Jedrasiak, K. Daniec, R. Koterak, Inertial Navigation Systems and Its Practical Applications. INTECH. 2012. Gliwice, Poland.

11. Autores

Ing. Luis Francisco Dávila Araiza obtuvo el grado de Ingeniero en Mecatrónica por la universidad Politécnica de Zacatecas en 2012. Actualmente se encuentra cursando el último semestre de la Maestría en Ciencias de la Ingeniería por la Universidad Autónoma de Zacatecas en la especialidad de Procesamiento Digital De Señales y Mecatrónica. Su línea actual de investigación actual es la navegación GPS así como la navegación y orientación mediante sensores inerciales.

Ph.D Efrén González Ramírez Es ingeniero en Comunicaciones y Electrónica egresado de la Universidad de Guanajuato en el año de 1999. Obtuvo el grado de Maestro en Ingeniería Eléctrica con especialidad Procesamiento Digital de Señales (PDS) en junio de 2000, también por parte de la Universidad de Guanajuato. Posteriormente obtiene el grado de Doctor en Filosofía con especialidad en Procesamiento de Señales de Radars Climatológicos el año 2005, por parte de la Universidad de Bristol, en Bristol, Reino Unido.

Ph.D. José Ismael de la Rosa Vargas obtuvo el grado de Doctor en Ciencias con especialidad en Procesamiento de Señales y Control (noviembre de 2002), por parte de la Universidad Paris Sud (XI) y de la Escuela Superior de Electricidad (SUPELEC) al sur de Paris (Gif-sur-Yvette), Francia. Trabaja actualmente en procesamiento de imágenes y voz, métodos estocásticos en problemas inversos e instrumentación.

Ph.D José de Jesús Villa Hernández Es ingeniero en Comunicaciones y Electrónica egresado de la Universidad Autónoma de Zacatecas en el año de 1993. Obtuvo el grado de Doctor en Ciencias (Doctorado directo) con especialidad en Óptica y Procesamiento de Imágenes por parte del Centro de Investigaciones en Óptica (CIO) y la Universidad Autónoma de Guanajuato, en 1999. Posteriormente, realizo una estancia pos-doctoral de un año en la Facultad de Ciencias Físicas de la Universidad Complutense de Madrid (UCM), en Madrid, España en 2002.