



Ingenius. Revista de Ciencia y
Tecnología

ISSN: 1390-650X

revistaingenius@ups.edu.ec

Universidad Politécnica Salesiana
Ecuador

Cárdenas Vivanco, Persing Junior; de Barros, Ettore Apolonio
Filtro de Kalman extendido aplicado en la navegación de un AUV
Ingenius. Revista de Ciencia y Tecnología, núm. 13, enero-junio, 2015, pp. 12-19
Universidad Politécnica Salesiana
Cuenca, Ecuador

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=505554819003>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica
Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

FILTRO DE KALMAN EXTENDIDO APLICADO EN LA NAVEGACIÓN DE UN AUV

Persing Junior Cárdenas Vivanco^{1,*} y Ettore Apolonio de Barros²

Resumen

Este trabajo trata el problema de navegación de un vehículo submarino autónomo. Dos estimadores de estado son propuestos como solución, aplicando fusión sensorial basada en el filtro de Kalman extendido. Los estimadores de estado emplean medidas de una unidad de medición inercial, un sensor de velocidad por efecto Doppler, un profundímetro y una brújula. El primer estimador de estado estima las variables de orientación independientemente de las variables de velocidad y profundidad del vehículo. En el segundo estimador, se considera el acoplamiento en las ecuaciones de orientación, velocidad y profundidad del vehículo. Para el diseño y pruebas de los estimadores de estado propuestos, fue empleada la base de datos del vehículo submarino autónomo Pirajuba que contiene el registro de los sensores del vehículo durante pruebas en el mar. Los resultados de una simulación numérica con esta base de datos validan los estimadores de estado propuestos en el presente trabajo. Finalmente, fue realizado un análisis comparativo de estos estimadores.

Palabras clave: AUV, filtro de Kalman extendido, fusión sensorial, navegación inercial, sistema de navegación, vehículo submarino.

Abstract

This work deals with the navigation problem of an autonomous underwater vehicle. Two state estimators are proposed like solution, using sensor fusion based in Extended Kalman Filter. The state estimators use measures of the following sensors: an inertial measurement unit, a Doppler effect velocity sensor, a depth sensor and a compass. The first state estimator, estimate the attitude independently of the velocity and depth estimation. In the second estimator, a coupling in velocity and attitude equations is considerate in the Extended Kalman Filter. To design and test the proposed state estimators, was employed the database of the Pirajuba autonomous underwater vehicle, This database contains the record of the vehicle sensors during sea tests. The results of a numeric simulation with this database validate the proposed state estimators in this work. Finally was made a comparative analysis of these state estimators.

Keywords: AUV, extended Kalman filter, sensor fusion, inertial navigation, navigation system, underwater vehicle

^{1,*}Máster en Ingeniería de Control y Automatización Mecánica, Bachiller en Ingeniería Física. Actualmente, realiza un doctorado en Ingeniería de Control y Automatización Mecánica en la Escuela Politécnica de la Universidad de São Paulo. Autor para correspondencia ✉: persing@usp.br

²Posdoctorado en la Universidad de Tokio e Instituto Superior Técnico de la Universidad Técnica de Lisboa, Doctor en Arquitectura Naval e Ingeniería Oceánica por la Universidad de Tokio, Graduado y Máster en Ingeniería Naval por la Universidad de São Paulo. Actualmente es profesor asociado del departamento de Ingeniería Mecatrónica y Sistemas Mecánicos de la Escuela Politécnica de la Universidad de São Paulo. Autor para correspondencia ✉: eabarros@usp.br

Recibido: 07-10-2014, aprobado tras revisión: 28-05-2014

Forma sugerida de citación: Cárdenas, P.; Barros, E. A. (2015). "Filtro de Kalman extendido aplicado en la navegación de un AUV". INGENIUS. N.º 13, (Enero-Junio). pp. 12-19. ISSN: 1390-650X.

1. Introducción

En la actualidad la tecnología de vehículos submarinos autónomos (AUV) es uno de los aspectos de investigación y desarrollo. Estos son comúnmente empleados para dar apoyo en misiones submarinas como estudios oceanográficos, extracción de petróleo *offshore* y aplicaciones en el área militar. En un AUV el sistema de navegación tiene la función de estimar la posición, velocidad y orientación del vehículo durante su recorrido. La versatilidad y alcance de las misiones de un AUV está limitado por la exactitud del sistema de navegación. Aquí se hace referencia a un AUV orientado a misiones de estudios oceanográficos (caracterizadas por cortos recorridos y bajas profundidades, comparadas con las misiones realizadas por vehículos submarinos de uso militar). El Pirajuba es un AUV en desarrollo en el laboratorio de vehículos no tripulados de la Universidad de São Paulo [1], con financiamiento de la agencia FAPESP (proyecto FAPESP 2013_16669_7). El sistema de navegación del AUV Pirajuba está compuesto por los siguientes sensores: una unidad de medición inercial (IMU), formada de acelerómetros y giroscopios en montaje *strapdown*; un sensor de velocidad por efecto Doppler (DVL); una brújula eléctrica y un sensor de presión hidrostática como profundímetro. Además, cuenta con micro controladores de arquitectura ARM9 para ejecutar el algoritmo estimador de estado. Este estudio tiene como objetivos: Diseñar un estimador de estado para un AUV considerando las ecuaciones de la orientación del vehículo desacopladas de las ecuaciones de velocidad y profundidad, tal como visto en [2]. Modelar y diseñar un estimador de estado para un AUV. Considerando un acoplamiento entre las ecuaciones de la orientación, velocidad y profundidad del vehículo. Implementar y probar los estimadores de estado antes mencionados y comparar el desempeño de estos.

2. Materiales y métodos

2.1. Modelo de navegación

Las ecuaciones de movimiento empleadas para navegación fueron obtenidas a partir de las relaciones cinemáticas de un cuerpo rígido, así como de las transformaciones de coordenadas necesarias en las medidas de una IMU de montaje *strapdown*. Estas transformaciones pueden ser vistas en [3]. El estimador de estado tiene como salidas las variables de posición, velocidad y orientación del vehículo en el sistema de referencia NED (norte, este y «abajo» o en dirección al centro de la Tierra). El sistema de referencia NED es considerado como un sistema de referencia inercial dado el alcance del proyecto. En los estimadores de estado propuestos es aplicada fusión sensorial basada en el filtro extendido de Kalman (EKF). El algoritmo del

EKF para sistemas discretos empleado puede encontrarse en [4]. El algoritmo de EKF fue implantado de forma asíncrona (las fases de propagación y actualización son ejecutadas a diferentes frecuencias como visto en [5]). También fue empleada la forma estabilizada de la ecuación de actualización para la covarianza del estado, además de instalar el filtro de manera secuencial (las medidas de los sensores actualizan el estado uno por cada vez). Estas características permiten mayor estabilidad numérica en el algoritmo, como es explicado en [6].

Las ecuaciones que corresponden a la fase de propagación de la posición, velocidad y orientación del vehículo fueron obtenidas por integración numérica a partir de las medidas de los sensores inerciales (acelerómetros y giroscopios de la IMU). Para las ecuaciones de actualización del EKF se usaron las medidas de los sensores auxiliares (DVL, brújula y profundímetro). También fue utilizada la aceleración dada por la IMU para estimar los ángulos de *roll* y *pitch* del vehículo.

La orientación del vehículo es representada por quaternions (q), las relaciones de transformación entre ángulos de Euler y quaternions así como la propagación de los mismos puede encontrarse en [3] o [7].

En el estimador de estados propuesto es considerado el ruido de los sensores, estos pueden ser modelados como variables aleatorias en el tiempo, comúnmente llamados *random walk* y son representados por (n). También es considerado el error de bias de los acelerómetros representado por (b). Este tipo de error puede ser modelado como una constante aleatoria, constante de valor desconocido. Las medidas de los sensores son dadas en el sistema de coordenadas del vehículo, entonces es necesario realizar la transformación de coordenadas para el sistema de navegación NED, empleando para esto la matriz de cosenos directores representadas por (C).

Ecuaciones para la fase de propagación del EKF:

$$\mathbf{q}_{k+1} = \mathbf{q}_k + dt \cdot \mathbf{C}_q(\mathbf{q}_k) \cdot \mathbf{w}_k^{\text{IMU}} + \mathbf{n}_k^q \quad (1)$$

$$\mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{v}_k + dt \cdot [\mathbf{C}(\mathbf{q}_k) \cdot \alpha_k^{\text{IMU}} + \mathbf{g} - \mathbf{b}_k] + \mathbf{n}_k^v \quad (2)$$

$$\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{p}_k + dt \cdot \mathbf{v}_k + \frac{dt^2}{2} \cdot [\mathbf{C}(\mathbf{q}_k) \cdot \alpha_k^{\text{IMU}} + \mathbf{g} - \mathbf{b}_k] + \mathbf{n}_k^p \quad (3)$$

$$\mathbf{b}_{k+1} = \mathbf{b}_k \quad (4)$$

Ecuaciones para la fase de actualización del EKF:

$$\psi_k^{\text{Bruj}} = \arctan \left(\frac{q_2 \cdot q_3 + q_1 \cdot q_4}{q_1^2 + q_2^2 - \frac{1}{2}} \right) + n_k^{\text{Bruj}} \quad (5)$$

$$\alpha_k^{\text{IMU}} = -\mathbf{C}^T(\mathbf{q}_k) \cdot \mathbf{g} + \mathbf{n}_k^{\text{IMU}} \quad (6)$$

$$\mathbf{v}_k^{\text{DVL}} = \mathbf{C}^T(\mathbf{q}_k) \cdot \mathbf{v}_k + \mathbf{w}_k^{\text{IMU}} \times \mathbf{p}_k^{\text{DVL}} + \mathbf{n}_k^{\text{DVL}} \quad (7)$$

$$p_{dk}^{\text{Prof}} = p_{dk} + 2 \cdot l_p \cdot (q_2 \cdot q_4 - q_1 \cdot q_3) + n_k^{\text{Prof}} \quad (8)$$

Los vectores posición, velocidad y aceleración están dados por $(\mathbf{p}, \mathbf{v}, \mathbf{a})$ respectivamente, ψ y \mathbf{w} representan ángulo de *yaw* y el vector velocidad angular respectivamente. Los subíndices (n, e, d) representan las componentes norte, este y «abajo» del sistema de coordenadas NED.

2.2. Estimadores de estado v1 y v2

En este trabajo son diseñados dos estimadores de estado. El primero v1 (primera versión) estima las variables de orientación independientemente de las variables de velocidad y profundidad del vehículo. La segunda versión de estimador de estado (v2) mantiene las mismas ecuaciones de navegación, pero en la fase de actualización del EKF, la orientación es actualizada con medidas de la velocidad y profundidad del vehículo además de la brújula y acelerómetros. Para ambos estimadores la fase de propagación es la misma, realizada a 10 Hz. Los vectores de estado y de entrada en esta fase son dados por:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_k \\ \mathbf{v}_k \\ p_{d_k} \\ \mathbf{b}_k \end{bmatrix} \quad \mathbf{u}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_k^{\text{IMU}} \\ \alpha_k \end{bmatrix} \quad (9)$$

En el estimador v1, las variables de estado, entrada y salida considerados en la fase de actualización a 10 Hz son establecidos por:

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{q}_i; \quad \mathbf{u}_i = \mathbf{w}_i^{\text{IMU}}; \quad \mathbf{y}_i = \begin{bmatrix} \alpha_i^{\text{IMU}} \\ \psi_i^{\text{Bruj}} \end{bmatrix} \quad (10)$$

En la fase de actualización a 2 Hz son:

$$\mathbf{x}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_j \\ p_{d_j} \\ \mathbf{b}_j \end{bmatrix}; \quad \mathbf{u}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_j \\ \alpha_j^{\text{IMU}} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{y}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_j^{\text{DVL}} \\ p_{d_j}^{\text{Prof}} \end{bmatrix} \quad (11)$$

En el estimador de estado v2, las variables de estado, entrada y salida en las fases de actualización a 10 y 2 Hz son, respectivamente:

$$x_i = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_i \\ v_{d_i} \\ p_{d_i} \\ b_{d_i} \end{bmatrix}; \quad u_i = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_i^{\text{IMU}} \\ \alpha_i^{\text{IMU}} \end{bmatrix}; \quad y_i = \begin{bmatrix} \alpha_i^{\text{IMU}} \\ \psi_i^{\text{Bruj}} \\ p_{d_i}^{\text{Prof}} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_j \\ \mathbf{v}_j \\ \mathbf{b}_j \end{bmatrix}; \quad \mathbf{u}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_j \\ \alpha_j^{\text{IMU}} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{y}_j = \mathbf{v}_j^{\text{DVL}} \quad (13)$$

2.3. Diseño de los estimadores de estado

2.3.1. Algoritmo del sistema de navegación

Las frecuencias de ejecución de las fases de propagación y actualización del EKF son determinadas a partir de

las frecuencias de operación de los sensores del AUV y de la capacidad de procesamiento del sistema embarcado. Los sensores de naturaleza acústica, como el DVL, tienen una frecuencia de operación menor que otros sensores no acústicos. En el sistema propuesto la lectura del sensor DVL es realizada a 2 Hz mientras que la lectura de los otros sensores es realizada a 10 Hz.

Durante la ejecución del algoritmo estimador de estado, en la iteración en que se actualiza el estado con las medidas del sensor DVL, no es realizada la actualización con ningún otro sensor. Esto fue necesario para evitar un excesivo procesamiento en esta iteración y así propiciar una mejor distribución de las tareas en el tiempo.

2.3.2. Sintonización del EKF

Las matrices de covarianza de los ruidos de proceso y medida presentes en el algoritmo de EKF (\mathbf{Q} y \mathbf{R}), fueron determinadas a partir de la desviación estándar del ruido de los sensores dados por el fabricante, ver hoja de datos [8], [9], a este valor fue adicionado un parámetro para ajuste en el filtro a ser determinado en la etapa de diseño de los estimadores. Las matrices de covarianza para ruido de proceso a 10 Hz, ruido de medida a 10 Hz y ruido de medida a 2 Hz (\mathbf{Q} , \mathbf{R}_i y \mathbf{R}_j) son definidas en (14)-(16).

$$\mathbf{Q} = \text{diag}(k_q^2, k_q^2, k_q^2, k_q^2, k_v^2, k_v^2, k_v^2, k_{pd}^2) \quad (14)$$

$$\mathbf{R}_i = \text{diag}[(\sigma_a + k_{\text{acel}}^2)^2, (\sigma_a + k_{\text{acel}}^2)^2, (\sigma_a + k_{\text{acel}}^2)^2, \sigma_{\text{Bruj}}^2, \sigma_{\text{Prof}}^2] \quad (15)$$

$$\mathbf{R}_j = \sigma_{\text{DVL}}^2 \cdot \mathbf{I}_{3 \times 3} \quad (16)$$

La sintonización del EKF consiste en determinar los valores de los parámetros de ajuste que resulten en un mejor desempeño y estabilidad numérica del filtro en las distintas maniobras. Estos parámetros de ajuste son usados para dar un mayor peso a ciertas medidas de sensores que sabemos son más confiables, ya que estos afectan directamente las matrices de \mathbf{Q} y \mathbf{R} presentes en el algoritmo del EKF.

3. Resultados y discusión

Las gráficas presentadas en esta sección son el resultado de una simulación numérica de los estimadores de estado v1 y v2 usando una base de datos con el registro de los sensores del AUV Pirajuba durante pruebas en el mar. Esta simulación fue realizada en el *software* MATLAB®.

En estas pruebas el vehículo realizó maniobras en línea recta (maniobras «I»), maniobras circulares (maniobras «O»), maniobras en «U» y maniobras

en zigzag. Las curvas de color azul representan las variables de estado obtenidas directamente de los sensores brújula y acelerómetros. Las curvas de color cian representan variables de estado obtenidas con ángulos de orientación, calculados a partir de integración numérica de las medidas de los giroscopios. Las curvas de color verde y rojo representan variables de estado obtenidas con los estimadores v1 y v2 respectivamente. Finalmente, las curvas de color negro representan variables obtenidas a partir de mediciones dadas por un sensor GPS, el cual solo fue usado como referencia para determinar el desempeño de cada estimador. Estas medidas del sensor GPS fueron obtenidas en maniobras donde el vehículo estaba en baja profundidad o cerca de la superficie.

3.1. Resultados del EKF en la maniobra U1

En las figuras 2, 3 y 4 puede observarse la efectividad del EKF en los estimadores v1 y v2. Es observado el filtrado de los picos presentes en las curvas azules, estos picos se deben a errores de lectura en los sensores. En las estimativas de velocidad (figuras 5, 6 y 7) no fueron filtrados todos los picos. Esto puede explicarse por el proceso de sintonización del filtro, ya que fue dado un considerable mayor peso a las medidas obtenidas por el DVL que las encontradas por la integración de los acelerómetros, debido a la poca exactitud de los mismos. En la figura 7 se observa alguna inestabilidad numérica en la estimación de la componente v_d de la velocidad por parte del estimador v2. Esto es consecuencia de actualizar la orientación con medidas del profundímetro.

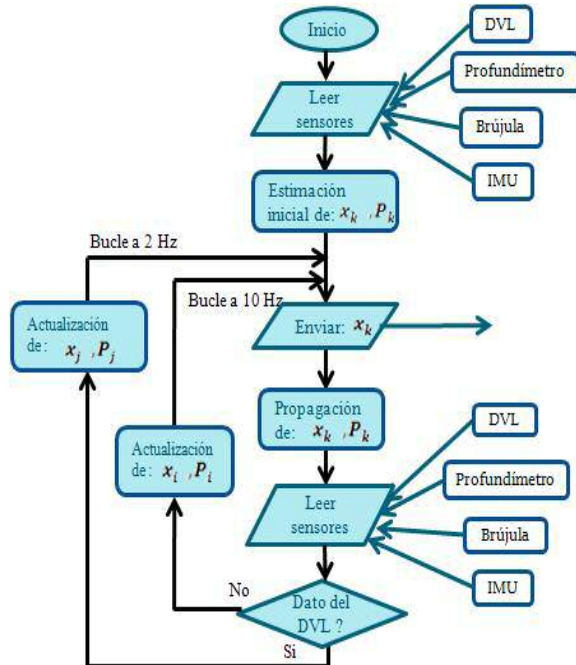


Figura 1. Algoritmo del estimador de estado.

3.2. Resultados en la estimación de la posición del vehículo

En las figuras 9, 10 y 11 pueden observarse que la estimativa de la posición obtenida directamente con las medidas de los sensores DVL y giroscopio, obtuvieron un pobre desempeño en comparación a las otras estimativas. Esto era de esperarse ya que la orientación obtenida por integración de las medidas de los giroscopios presenta un error de deriva, este error es acumulativo en el tiempo y produce una divergencia en la orientación del vehículo respecto al valor real. Estas estimativas solo fueron mostradas como referencia y no serán consideradas en el análisis comparativo.

De las figuras 9, 10 y 11 puede deducirse que con ambos estimadores (v1 y v2) se obtuvo un mejor resultado, en promedio, en la estimativa de la posición, respecto a la integración de la velocidad dada por el DVL. A pesar de que la diferencia entre estas estimativas es pequeña, se debe considerar que los estimadores v1 y v2 alcanzaron esta mejora a partir de un proceso de fusión sensorial de estimativas menos exactas.

Tabla 1. Desvío respecto a la trayectoria dada por el GPS.

Maniobra	Integración del DVL (m)	EKFv1 (m)	EKFv2 (m)
U1	44.2	32.8	38.8
U2	23.1	19.1	17.5
U3	11.5	21.6	20.6
O1	16.6	39.1	36.9
O2	42.4	36.1	37.5
zigzag	52.1	22.5	27.6
I1	60.4	62.7	63.5
I2	78.1	80.1	80.8
Promedio	41.0	39.3	38.5

De la tabla 1 podemos concluir que en promedio, el estimador v2 tuvo mejores resultados que el v1. Como la única diferencia entre estos estimadores es la actualización de la orientación con las medidas de velocidad y profundidad, se confirma así una mejora en la exactitud de la orientación del vehículo con el estimador v2. Esta mejora en la orientación se traduce en una mejoría en la estimación de la posición del vehículo.

En la tabla 1 también se observa que en las maniobras de mayor dinámica (O2 y zigzag), las trayectorias obtenidas por integración de la velocidad del DVL son considerablemente menos exactas que las obtenidas con los estimadores v1 y v2. Esto puede explicarse por el aporte de las medidas de los giroscopios por parte de los estimadores v1 y v2. Confirmando así, que los giroscopios presentan un mejor desempeño que los acelerómetros al estimar la orientación del vehículo en maniobras de alta dinámica.

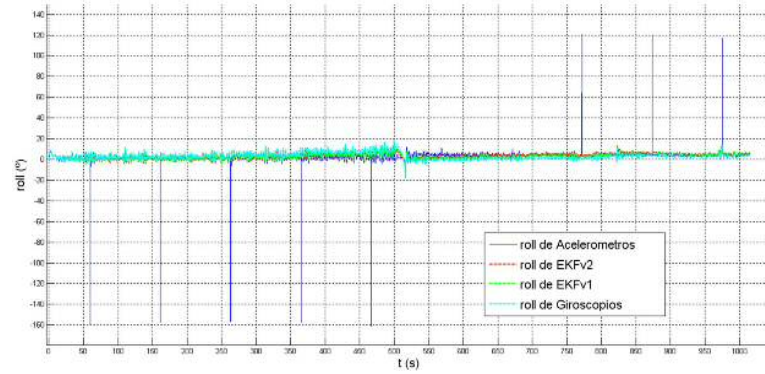


Figura 2. Ángulo *roll* del vehículo.

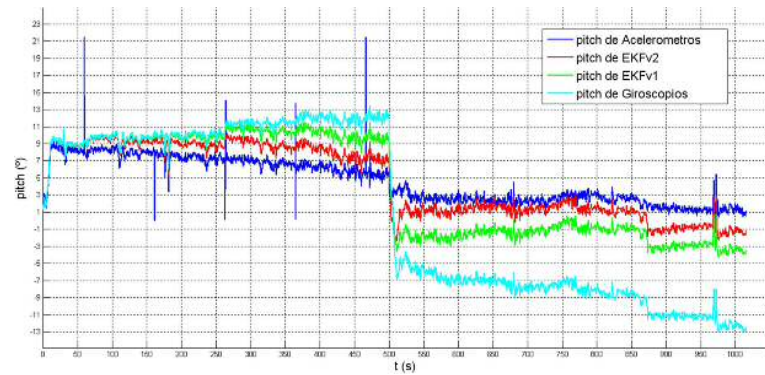


Figura 3. Ángulo *pitch* del vehículo.

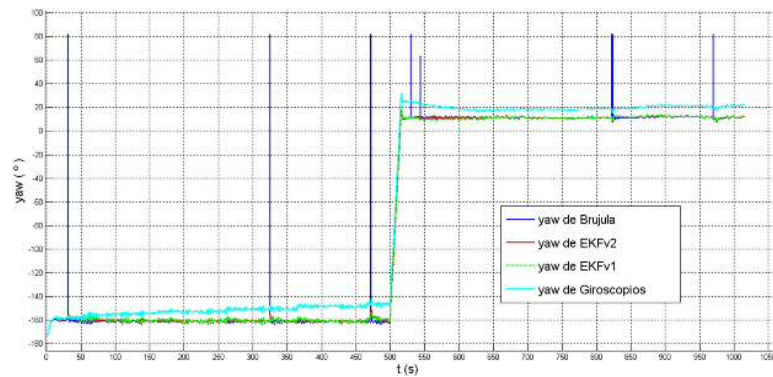


Figura 4. Ángulo *yaw* del vehículo.

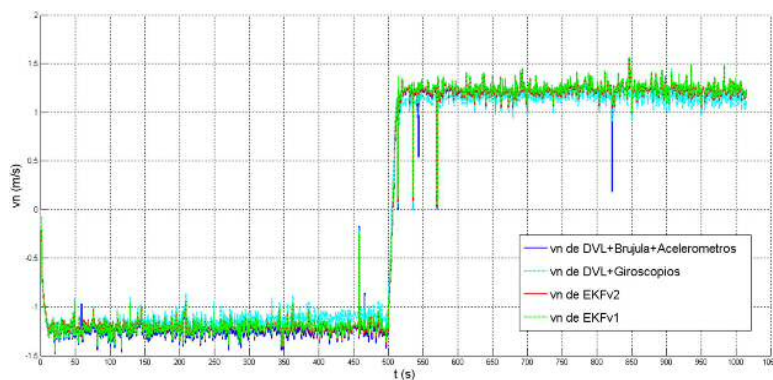


Figura 5. Componente norte de la velocidad del vehículo.

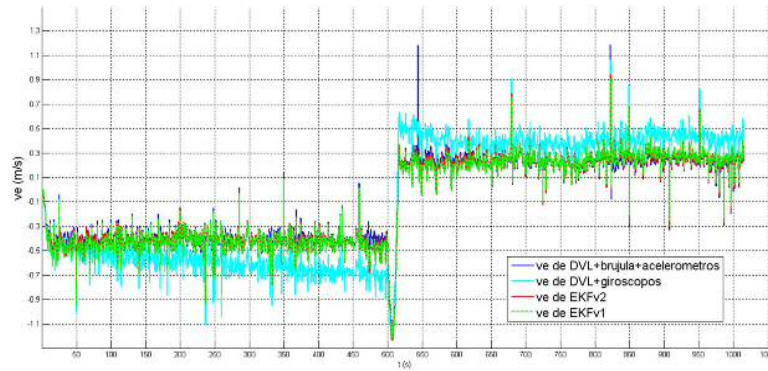


Figura 6. Componente este de la velocidad del vehículo.

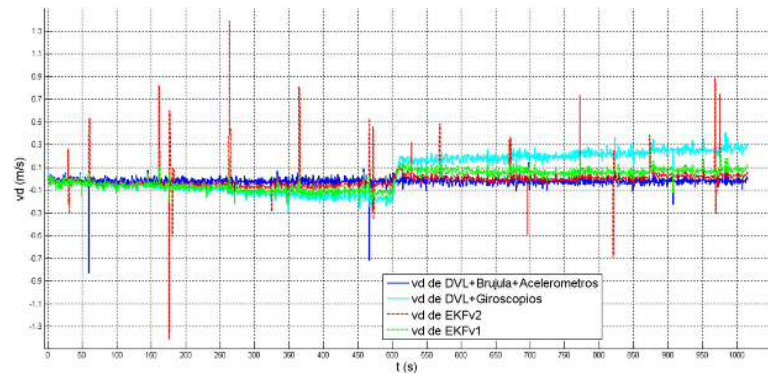


Figura 7. Componente «down» de la velocidad del vehículo.

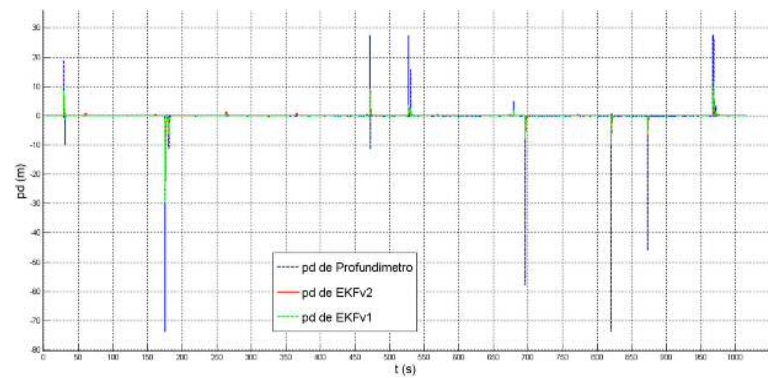


Figura 8. Profundidad del vehículo.

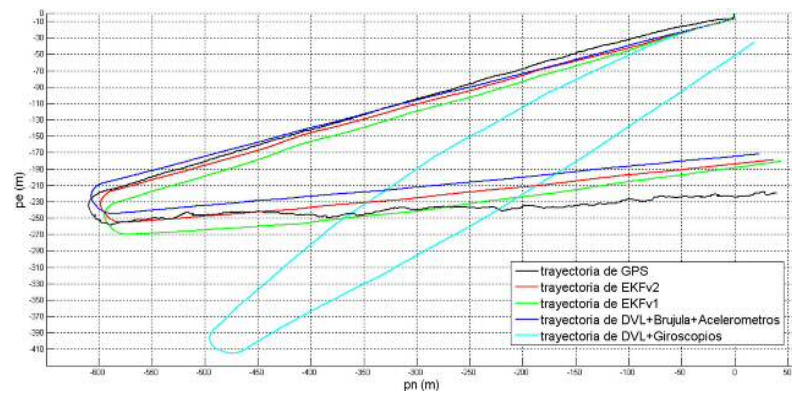


Figura 9. Trayectoria en la maniobra U2.

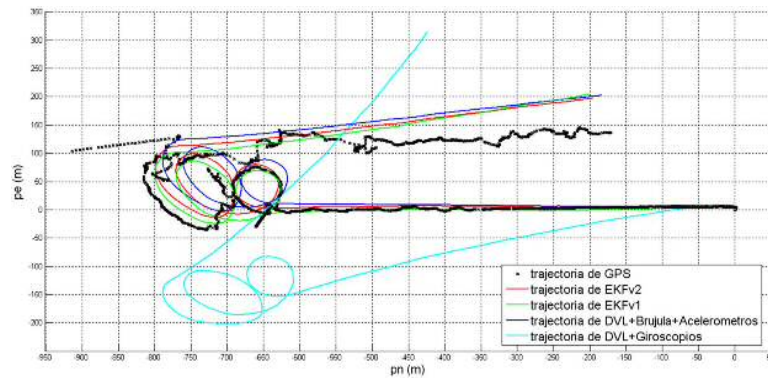


Figura 10. Trayectoria en la maniobra O2.

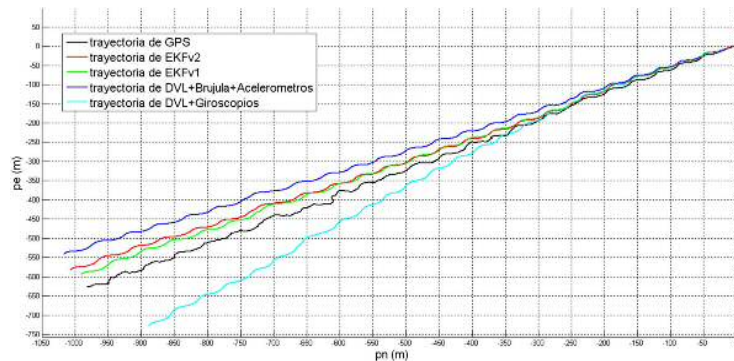


Figura 11. Trayectoria en la maniobra zigzag.

4. Conclusiones

Los resultados en la sección 3 muestran la efectividad de los estimadores de estado v_1 y v_2 , validando así el procedimiento de diseño empleado para estos estimadores. Los resultados también confirman la premisa de obtener una mejora al estimar la orientación del vehículo al actualizar estas variables con medidas de velocidad y profundidad en el EKF.

El costo de usar este acoplamiento de las ecuaciones de orientación y velocidad en el filtro se traduce en una pérdida de estabilidad numérica en la estimación de la velocidad v_d . Sin embargo, si el objetivo es una mejor exactitud en la posición del vehículo en el plano horizontal, la velocidad v_d no afecta en esta estimación.

Los resultados de la sección 3 también confirman que en maniobras de alta dinámica, las medidas de los giroscopios producen un mejor resultado en la orientación, y en caso contrario, las medidas de los acelerómetros producen mejores resultados. Esto sugiere que con un EKF adaptativo, con varianzas de ruidos variantes en el tiempo, se podría obtener mayor exactitud en la estimación de la posición del vehículo.

Referencias

- [1] E. De Barros, L. Freire, and J. Dantas, "Development of the Pirajuba AUV," in *Proc. of Conference on Control Applications to Marine System, CAMS2010*, Rostock, 2010.
- [2] F. Zanoni, "Modelagem e implementação do sistema de navegação para um AUV," Master's thesis, Escola Politécnica da USP, 2012.
- [3] D. Titterton and W. J. J., *Strapdown Inertial Navigation Technology*, 2nd ed. United Kingdom: The Institution of Electrical Engineers, 2004.
- [4] D. Simon, *Optimal State Estimation: Kalman, H_∞ , and Nonlinear Approaches*. New Jersey: John Wiley & Sons Inc, 2006.
- [5] P. Miller, J. Farrekk, Y. Zhao, and V. Djapic, "Autonomous underwater vehicle navigation," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 35, no. 3, 2010.
- [6] H. Kuga, "Análise numérica preliminar dos métodos de estimação sequencial," INPE, São Paulo-Brasil, Tech. Rep., 1982.
- [7] A. Chatfield, *Fundamentals of High Accuracy Inertial Navigation*, ser. Progress in Astronautics and Aeronautics. USA: American Institute of Aeronautics and Astronautics Inc, 1997, vol. 174.
- [8] SBG SYSTEMS, *IG-500A Sub-miniature AHRs User Manual*, SBG Systems, France, 2009.

- [9] HONEYWELL INTERNATIONAL INC, *Heavy Duty Pressure Sensors/ Transducer Line Guide*, Honeywell International Inc., USA-Golden Valley, 2013.

Agradecimientos

Agradezco a las fundaciones Capes y FAPESP del Ministerio de Educación de Brasil por el apoyo en la realización de este trabajo.