

SISTEMA DE LOCALIZACIÓN AUTÓNOMA PARA ROBOTS MÓVILES BASADO EN FUSIÓN DE SENSORES PROPIOCEPTIVOS

Manuel Alejandro Olivares Ávila¹; José Alberto Gallardo Arancibia²

¹ Ingeniero Civil en Computación e Informática, Licenciado en Ciencias de la Ingeniería, Profesor del Departamento de Ingeniería de Sistemas y Computación, Universidad Católica del Norte.

Correo electrónico: manuel.olivares@ucn.cl

² Ingeniero en Electrónica, Doctor en Computación e Informática, Profesor del Departamento de Ingeniería de Sistemas y Computación, Universidad Católica del Norte. Correo electrónico: jgallardo@ucn.cl

Universidad Católica del Norte, Casa Central. Angamos #0610, Antofagasta, Chile.

RESUMEN

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar un sistema de localización autónoma capaz de entregar mejores estimaciones de posición en comparación a un sistema exclusivamente odométrico mediante un algoritmo de fusión sensorial. Un robot móvil recorre una trayectoria previamente programada para proporcionar datos sensoriales al sistema. Se define una arquitectura de fusión que trabaja con datos de odómetros, acelerómetros y giroscopio. El modelo de movimiento del robot, el modelo de medición y los datos sensoriales se fusionan empleando un filtro de Kalman extendido. Los resultados muestran que en todos los casos evaluados, el sistema registra una mejora del 38% en comparación a un sistema de localización determinístico estándar. Por otra parte, los datos revelan que la variable θ es la más influyente en el proceso. En conclusión, los resultados satisfacen el objetivo planteado, sin embargo, pueden ser mejorados incorporando sensores adicionales y ajustando las matrices de incertidumbre R y Q.

Palabras clave: Robótica, Localización, Fusión Sensorial, Robot Móvil, Localización de un Robot Móvil, Filtro de Kalman Extendido, Estimación de Posición.

Recibido: 15 de Septiembre de 2015. Aceptado: 17 de Octubre de 2015

Received: September 15th, 2015. Accepted: October 17th, 2015

AUTONOMOUS LOCATION SYSTEM BASED ON PROPIOCEPTIVE SENSOR FUSION FOR MOBILE ROBOTS

ABSTRACT

The main objective of this study is to develop an autonomous localization system capable of delivering better position estimates compared to an exclusively odometer system by means of a sensor fusion algorithm. A mobile robot travels a pre-programmed path to provide sensory data to the system. A fusion architecture is define that works with odometers, accelerometers and gyroscope data. The robot movement model, the measurement model and the sensory data are using an Extended Kalman Filter. The results show that in all the cases that were evaluated the system records an improvement of 38% compared to a standard deterministic localization system. The data show that the θ variable is the most influential in the process. In conclusion, the results satisfy the stated objective, nevertheless, it can be improved by incorporating additional sensors and adjusting the uncertainty matrices R and Q.

Keywords: Robotics, Localization, Sensor Fusion, Mobile Robot, Mobile Robot Localization, Extended Kalman Filter, Position Estimation.

Cómo citar este artículo: M. A. Olivares y J. A. Gallardo, "Sistema de localización autónoma para robots móviles basado en fusión de sensores propioceptivos," *Revista Politécnica*, vol. 11, no. 21, pp. 75-84, 2015.

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad existen diversos sistemas de localización para robots móviles que utilizan diferentes estrategias. La versión más simple de este tipo de sistemas consiste en una estrategia de seguimiento de posición en la cual el sistema sigue la pista de una posición de partida conocida, analiza los movimientos realizados y calcula la posición actual. En estos casos es muy común utilizar modelos determinísticos para estimar la posición los cuales ignoran por completo la imprecisión inherente de los movimientos y mediciones realizadas. En este contexto el enfoque de fusión sensorial aparece como una forma de hacer frente a la imprecisión. Claramente un sistema de localización que considere una formulación para el error, tendrá un impacto en la calidad de la estimación obtenida.

La auto-localización es la capacidad que tiene un robot para localizarse en forma automática en un entorno particular. En general, la tarea de localizar un robot móvil consiste en determinar su pose con respecto a un sistema de coordenadas establecido. La pose es un vector que determina completamente la posición donde se encuentra el robot y en el caso más simple, corresponde al arreglo (x, y, θ) con respecto a un sistema de referencia cartesiano en el plano. Dado que no existe un sensor que pueda medir directamente estas variables, se debe acudir a procedimientos de estimación que infieran sus valores a partir de la información disponible.

En este contexto, los problemas de localización difieren en su nivel de dificultad. En [1] se presentan cuatro dimensiones para clasificar la dificultad de los problemas de localización, donde los factores de mayor influencia son el conocimiento inicial y la naturaleza del ambiente.

1. Localización local versus localización global. Se centra en la cantidad y tipo de conocimiento previo. Se distinguen tres tipos de problemas cada uno más difícil que el anterior: Seguimiento de posición (Tracking), localización global y el problema del secuestro.
2. Ambientes estáticos versus ambientes dinámicos. La complejidad se centra en la dinámica del entorno. El caso más simple es un entorno estático donde lo único que se mueve es el robot, mientras que en un entorno

complejo, existen muchos objetos en movimiento.

3. Enfoques pasivos versus enfoques activos. La complejidad se centra en el nivel de intervención sobre las acciones del robot. De esta manera un enfoque pasivo no interviene sobre las acciones del robot, mientras que uno activo establece un sistema de control para mantener al robot en rumbo.
4. Robot único versus múltiples robots. La complejidad se focaliza en la cantidad de robots utilizados. Localizar múltiples robots plantea desafíos interesantes para resolver el problema desde un punto de vista colaborativo.

Por otra parte, el enfoque de Fusión Sensorial trabaja sobre la idea que múltiples sensores son capaces de entregar una mejor medición que la obtenida por un único sensor. Estos sistemas combinan datos de múltiples sensores y fuentes de información, para conseguir inferencias más específicas. Formalmente se define como "un proceso multi-nivel capaz de asociar, correlacionar y combinar datos de múltiples fuentes para refinar la detección y estimación de una entidad" [2]. Una definición más actual [3] establece que "fusión sensorial es el estudio de métodos eficientes, para una transformación, automática o semi-automática de información proveniente de diferentes fuentes o instantes de tiempo, creando una representación que ofrece un apoyo efectivo para la toma de decisiones tanto humanas como automatizadas".

En general, un sistema de fusión sensorial puede aportar seis ventajas clave en la percepción [4] [11]:

1. Tolerancia a fallos y confiabilidad. Múltiples sensores permiten la recuperación de las fallas. Por ejemplo, en caso de privación de un sensor, los datos necesarios se pueden obtener a partir de otro sensor, manteniendo el sistema en funcionamiento. Esta característica hace que el sistema sea más confiable.
2. Ampliación de la cobertura espacial y temporal. El uso de múltiples sensores aumenta el campo de visión (cobertura espacial), realizando observaciones en lugares donde otro sensor no puede.
3. Incremento de la confianza. Se puede conseguir mayor confianza en las mediciones al

realizar confirmaciones de la medida utilizando más de un sensor que cubran el mismo dominio.

4. Reducción de la ambigüedad y la incertidumbre. Permite eliminar interpretaciones ambiguas de una medición.
5. Robustez contra inferencias. Utilizar sensores de diferente tecnología que miden el mismo fenómeno permite fortalecer el sistema frente a interferencias ambientales. Por ejemplo, un sensor ultrasónico y un sensor infrarrojo pueden trabajar en conjunto para superar problemas como interferencias sonoras o de iluminación y seguir midiendo correctamente un fenómeno empleando una estrategia de fusión complementaria.
6. Mejora en la resolución. Cuando se fusionan múltiples medidas independientes de la misma entidad, la resolución del resultado es mejor que de las medidas por separado.

En particular, las características del enfoque de fusión sensorial encuentran gran utilidad en aplicaciones de robótica móvil tales como navegación, planificación y localización. En [5] se emplea un sistema basado en fusión sensorial para resolver la versión más complicada de localización hasta el momento: la localización y construcción de mapas en forma simultánea (SLAM). En el contexto de localización global, [6] propone un sistema de planificación sensorial basado en fusión mediante un filtro de partículas. Por otra parte [7] aborda el problema de la localización de un robot móvil en ambientes estructurados, utilizando un filtro de Kalman extendido aplicado a un robot móvil de cuatro ruedas. En [12] se utiliza fusión sensorial mediante un filtro de Kalman para reducir la imprecisión en los encoders debido a deslizamiento de ruedas sobre el terreno, obteniendo buenos resultados en un ambiente de simulación. Finalmente en [13] se desarrolla un sistema de localización autónoma para distancias largas fusionando datos sensoriales de un escáner laser y un odómetro que mejora significativamente los resultados en comparación al enfoque de localización con un único sensor odométrico. Los trabajos anteriores dan muestra cómo el enfoque de fusión sensorial aporta una cuota de precisión importante en diversos sistemas y aplicaciones relacionadas con robótica móvil.

El presente trabajo tiene por objetivo desarrollar un sistema de localización autónomo que entregue mejores estimaciones de posición para un robot móvil en comparación a un sistema odométrico tradicional. Se implementa un algoritmo de fusión sensorial que representa las mediciones y modelos matemáticos en términos probabilísticos mediante un filtro de Kalman extendido. La investigación considera la realización de un conjunto de pruebas en un ambiente controlado de laboratorio con la finalidad de estudiar la efectividad del algoritmo utilizado y los principales factores de imprecisión en el sistema.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

ROBOT MÓVIL

Para el desarrollo de este trabajo, se construye un robot utilizando el Kit educativo LEGO NXT, que a su vez es compatible con el software matemático MATLAB. El robot cuenta con un sistema de locomoción diferencial compuesto por dos ruedas motrices y una rueda de apoyo. La Figura 1 muestra el robot y la disposición de los sensores.

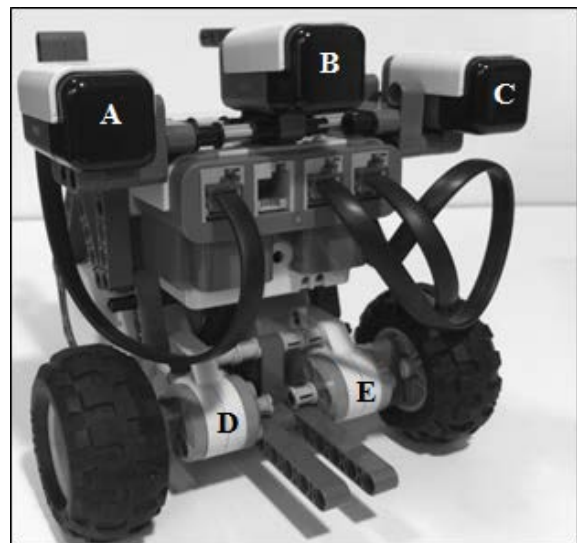


Fig. 1. Disposición de sensores sobre el robot.

A: acelerómetro derecho, B: giroscopio, C: acelerómetro izquierdo, D: odómetro derecho, E: odómetro izquierdo.

SENSORES

En esta implementación se utilizan los siguientes sensores:

1. Sensor odométrico. Este sensor se encuentra embebido en el motor servo LEGO NXT 9842. Su precisión es de +/- 1 grado de rotación.
2. Acelerómetro Hitechnic NAC1040. Es capaz de medir aceleraciones en el rango de -2g a 2g, donde g es la aceleración de gravedad de la tierra.
3. Giroscopio Hitechnic NGY1044. Este sensor mide velocidad angular en el rango de -360 a +360 grados por segundo.

SOFTWARE

Para el desarrollo de este sistema fue necesario contar con el siguiente software:

1. Sistema operativo Microsoft Windows 7.
2. Mathworks Matlab R2013b.
3. RWTH - Mindstorms NXT Toolbox.
4. Sistema de Localización basado en Fusión Sensorial desarrollado en esta investigación.

ENTORNO DE PRUEBAS

Para evaluar el sistema de fusión se construye el entorno de prueba que muestra la Figura 2.

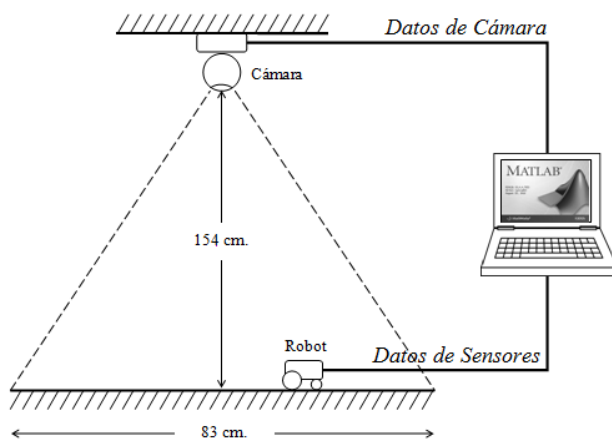


Fig. 2. Esquema del escenario de prueba.

El entorno está compuesto de una superficie plana, una cámara y un computador.

RUTA DE NAVEGACIÓN

Se utiliza una ruta de navegación predefinida con forma cuadrada, donde el robot describe un desplazamiento lineal de 30 centímetros y giros de 90 grados sobre su propio eje en sentido antihorario.

RESTRICCIONES

1. Las pruebas se realizan en un contexto local. Las percepciones sensoriales provienen de sensores propioceptivos a bordo del robot.
2. Se trabaja en un ambiente estático donde el robot es la única entidad que se mueve.
3. El sistema de localización no ejerce acciones de control para corregir el rumbo del robot. La finalidad del sistema es estimar la posición real del robot aun cuando este presente desviaciones con respecto a la trayectoria preestablecida.
4. El sistema se centra en la localización de un único robot.

PROCEDIMIENTO

El robot se ubica en la zona de prueba dentro del campo de visión de la cámara. Al iniciar su movimiento, envía la información sensorial a un computador central para su almacenamiento. Simultáneamente la cámara registra imágenes de 640x480 pixeles que también son almacenadas para luego ser procesadas. La adquisición de imágenes se realiza para obtener información sobre la verdadera trayectoria descrita por el robot.

Al finalizar el proceso se analizan los datos obteniendo que corresponden a los siguientes tres conjuntos:

1. P_{Cam} : Conjunto de poses obtenidas luego de analizar las imágenes provenientes de la cámara mediante un algoritmo de visión artificial.
2. P_{Odom} : Conjunto de poses obtenidas empleando los datos odométricos registrados a

lo largo del tiempo y el modelo de movimiento odométrico (determinístico).

3. P_{Kal} : Conjunto de poses obtenidas usando el sistema de localización basado en fusión sensorial.

Los datos del conjunto P_{Cam} se obtienen procesando las imágenes antes adquiridas usando un algoritmo de visión por computador que reconoce marcas y que es capaz de calcular (x_t, y_t, θ_t) para cada instante de tiempo t . La Figura 3 muestra las marcas utilizadas.

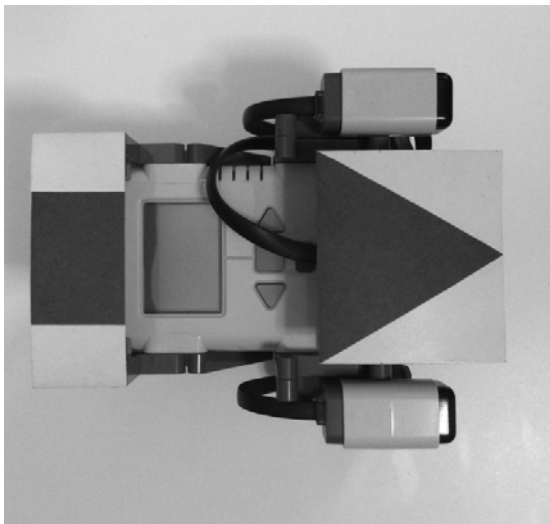


Fig. 3. Marcas de referencia sobre el robot.

El conjunto P_{Odom} se obtiene utilizando los datos odométricos proveniente de los sensores y un modelo de estimación determinístico llamado modelo odométrico, el cual se representa en las ecuaciones (1), (2) y (3).

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta s \cos\left(\theta_{k-1} + \frac{\Delta\theta}{2}\right) \\ \Delta s \sin\left(\theta_{k-1} + \frac{\Delta\theta}{2}\right) \\ \Delta\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\Delta s = \left[(\phi_{Der,k} - \phi_{Der,k-1}) + (\phi_{Izq,k} - \phi_{Izq,k-1}) \right] \frac{r}{2} \quad (2)$$

$$\Delta\theta = \left[(\phi_{Der,k} - \phi_{Der,k-1}) - (\phi_{Izq,k} - \phi_{Izq,k-1}) \right] \frac{r}{b} \quad (3)$$

Donde: Δs es el desplazamiento lineal, $\Delta\theta$ es el desplazamiento angular, ϕ_{Der} es el ángulo de rotación de la rueda derecha, ϕ_{Izq} es el ángulo de rotación de la rueda izquierda, r es el radio de la rueda y b la distancia entre las ruedas [10].

Finalmente el conjunto P_{Kal} se obtiene utilizando todos los datos sensoriales disponibles junto con los modelos matemáticos probabilísticos y el Filtro de Kalman Extendido. La Figura 4 muestra cómo se relacionan todos estos elementos para obtener la estimación de la posición.

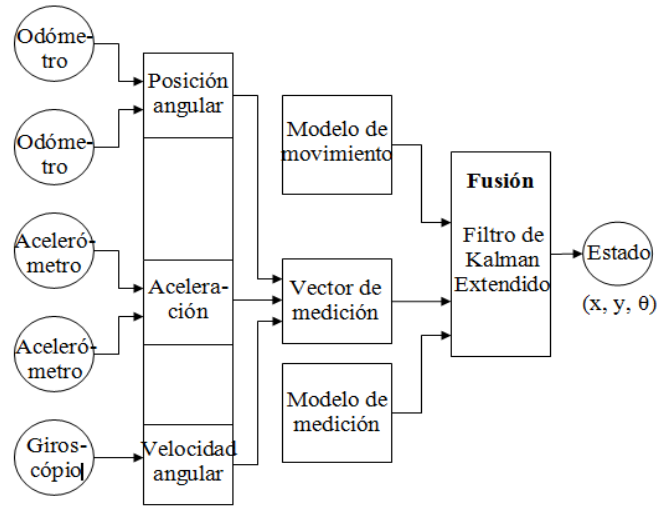


Fig. 4. Arquitectura de fusión.

El algoritmo de fusión utilizado se muestra en la Tabla 1 [1].

Donde: μ_{k-1} es el estado estimado en el instante de tiempo anterior, Σ_{k-1} es la incertidumbre de la estimación del estado en el instante de tiempo anterior, u_k son parámetros de control que se utilizan como valores de entrada para el modelo de movimiento del robot y z_k es el vector de medición que contiene datos sensoriales o datos derivados de datos sensoriales [1].

Tabla 1. Filtro de Kalman Extendido.

1:	EKF($\mu_{k-1}, \Sigma_{k-1}, u_k, z_k$):
2:	$\bar{\mu}_k = g(u_k, \mu_{k-1})$
3:	$\bar{\Sigma}_k = G_k \Sigma_{k-1} G_k^T + R_k$
4:	$K_k = \bar{\Sigma}_k H_k^T (H_k \bar{\Sigma}_k H_k^T + Q_k)^{-1}$
5:	$\mu_k = \bar{\mu}_k + K_k (z_k - h(\bar{\mu}_k))$
6:	$\Sigma_k = (I - K_k H_k) \bar{\Sigma}_k$
7:	return μ_k, Σ_k

Tras obtener estos tres conjuntos de datos se continúa con la evaluación de precisión. Este proceso toma como base de comparación el conjunto P_{Cam} . Mediante el empleo de métricas se determina el error tanto de P_{Odom} como P_{Kal} con respecto a P_{Cam} .

MODELAMIENTO

1. Modelo de movimiento $\bar{\mu}_k$

$$\bar{\mu}_k = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \\ v_{k-1} \\ \omega_{k-1} \end{bmatrix} + T_s \begin{bmatrix} v_{k-1} \cos\left(\theta_{k-1} + \frac{T_s \omega_{k-1}}{2}\right) \\ v_{k-1} \sin\left(\theta_{k-1} + \frac{T_s \omega_{k-1}}{2}\right) \\ \omega_{k-1} \\ a_k \\ \alpha_k \end{bmatrix} \quad (4)$$

Donde: v_{k-1} es la velocidad lineal del robot en el instante anterior, ω_{k-1} es la velocidad angular en el instante anterior y T_s es el Tiempo de muestreo [9].

2. Modelo de medición $h(\bar{\mu}_k)$

$$h(\bar{\mu}_k) = \begin{pmatrix} \hat{v}_{odom} \\ \hat{\omega}_{odom} \\ \hat{\omega}_{giro} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{v}_k \\ \bar{\omega}_k \end{pmatrix} \quad (5)$$

Donde: \hat{v}_{odom} es la estimación de la velocidad lineal usando los odómetros, $\hat{\omega}_{odom}$ es la estimación de la velocidad angular usando los odómetros, $\hat{\omega}_{giro}$ es la estimación de la velocidad angular usando el giroscopio, \bar{v}_k es la velocidad lineal del estado estimado y $\bar{\omega}_k$ es la velocidad angular del estado estimado [9].

3. Vector de mediciones

$$z_k = \begin{pmatrix} v_{odom} \\ \omega_{odom} \\ \omega_{giro} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{((\Delta\theta_{Der} + \Delta\theta_{Izq}) \cdot r)}{2T_s} \\ \frac{(\Delta\theta_{Der} - \Delta\theta_{Izq}) \cdot r}{bT_s} \\ \omega_{giro} \end{pmatrix} \quad (6)$$

Donde: v_{odom} es la velocidad lineal usando los odómetros, ω_{odom} es la velocidad angular usando los odómetros, ω_{giro} es la velocidad angular usando el giroscopio, θ_{Der} es la medición angular del odómetro derecho, θ_{Izq} es la medición angular del odómetro izquierdo, r es el radio de la rueda del robot, $\Delta\theta_{Der}$ es la diferencia $\theta_{Der,k} - \theta_{Der,k-1}$ y $\Delta\theta_{Izq}$ es la diferencia $\theta_{Izq,k} - \theta_{Izq,k-1}$ [9].

4. Incertidumbre del movimiento y la percepción.

Se modela utilizando las matrices R_k y Q_k que son parte de la formulación del filtro de Kalman extendido. En particular las matrices de las ecuaciones (7) y (8) se pueden obtener siguiendo un procedimiento descrito en [9].

$$R_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$Q_k = \begin{bmatrix} 0,1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0,01 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Donde: R_k corresponde a la incertidumbre asociada al modelo de movimiento y Q_k a la incertidumbre del modelo de medición [9].

MÉTRICAS

Para evaluar la precisión se utilizan las siguientes métricas:

1. Distancia entre dos puntos. Calcula el error cuadrático medio entre una trayectoria estimada y una trayectoria de referencia (real).

$$d = \sqrt{(x - x_{Ref})^2 + (y - y_{Ref})^2} \quad (9)$$

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - x_{iRef})^2 + (y_i - y_{iRef})^2} \quad (10)$$

2. Error marginal. Similar al anterior excepto que ahora el error se calcula componente a componente.

$$|\mathcal{E}| = \begin{pmatrix} \sqrt{(x - x_{Ref})^2} \\ \sqrt{(y - y_{Ref})^2} \\ \sqrt{(\theta - \theta_{Ref})^2} \end{pmatrix} \quad (11)$$

$$prom(|\mathcal{E}|) = \frac{1}{n} \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x - x_{Ref})^2} \\ \sum_{i=1}^n \sqrt{(y - y_{Ref})^2} \\ \sum_{i=1}^n \sqrt{(\theta - \theta_{Ref})^2} \end{pmatrix} \quad (12)$$

La trayectoria real o de referencia corresponde al conjunto P_{Cam} .

3. RESULTADOS Y ANALISIS

Graficando las trayectorias estimadas mediante el modelo odométrico y el sistema de fusión, junto con la trayectoria de referencia, se obtiene la Figura 5.

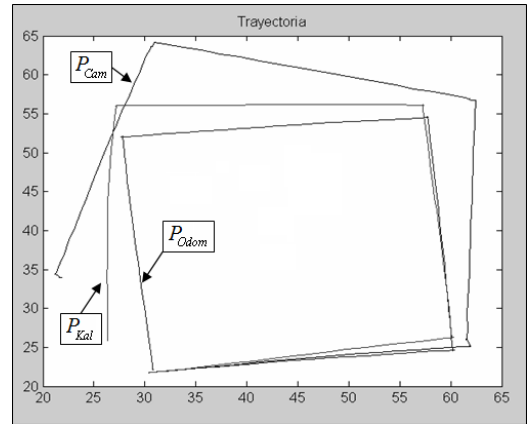


Fig. 5. Gráfica de posición vs. tiempo de los conjuntos de datos P_{Cam} , P_{Odom} y P_{Kal} .

El conjunto P_{Cam} muestra la trayectoria que realmente siguió el robot. Por otra parte P_{Odom} describe una trayectoria rectangular prácticamente perfecta, la cual difiere bastante de la realidad. Finalmente la trayectoria P_{Kal} realiza un recorrido que gráficamente se encuentra en una posición intermedia entre la trayectoria de referencia y la odométrica.

Por otra parte al graficar los datos angulares correspondientes a la tercera componente de cada tupla se obtiene la gráfica de la Figura 6.

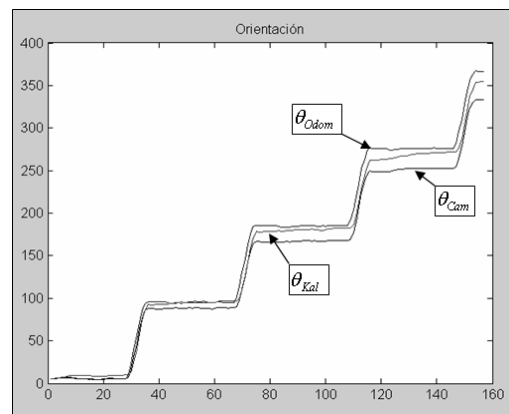


Fig. 6. Gráfica de la orientación vs. tiempo de los conjuntos de datos P_{Cam} , P_{Odom} y P_{Kal} .

Esta forma escalonada en ascenso corresponde a la orientación del robot durante la trayectoria. Se puede observar como ésta va cambiando en incrementos de 90 grados aproximadamente en cada giro realizado.

Al aplicar las métricas (9), (10), (11) y (12) se obtiene la Tabla 2.

Tabla 2. Resultados al aplicar las métricas de precisión.

Métricas		Odometría	Kalman	Mejora
d		14,87	9,21	38%
	$ \varepsilon_x $	9,08	4,62	49%
$ \varepsilon $	$ \varepsilon_y $	11,78	7,96	32%
	$ \varepsilon_\theta $	32,80	20,78	37%
\bar{d}		7,30	5,31	27%
	$prom(\varepsilon_x)$	3,66	3,15	14%
$prom(\varepsilon)$	$prom(\varepsilon_y)$	5,87	3,67	37%
	$prom(\varepsilon_\theta)$	14,83	9,73	34%

La Tabla 2 muestra cómo en el punto final del recorrido, el error con respecto a la referencia alcanza los 14,87 centímetros para la estimación odométrica y 9,21 centímetros para la estimación fusionada, reportando una mejora relativa del 38%. A su vez el error se reduce 49% en la componente x , 32% en la componente y y 37% en la componente θ .

Por otra parte, los datos indican que a lo largo del recorrido, el error promedio con respecto a la referencia alcanza los 7,30 y 5,31 centímetros para la estimación obtenida mediante el modelo odométrico y el sistema de fusión sensorial respectivamente, logrando una mejora de 27% en la precisión global. En este contexto, el sistema de fusión logra mejorar la precisión 14% en la componente x , 37% en la componente y y 34% en la componente θ .

El análisis anterior prueba que el sistema de fusión sensorial desarrollado en este trabajo, entrega

mejores estimaciones de la posición del robot tanto en el punto de llegada como a lo largo de la trayectoria.

Una revisión geométrica de la trayectoria permite identificar a la orientación θ como la variable de estado más influyente. El error en la orientación para la estimación fusionada bordea un valor cercano a los 10 grados, lo que sumado a la forma cuadrada de la trayectoria implica una desviación significativa durante el tramo recto posterior al giro, produciendo inevitablemente un error de precisión en las otras dos variables de estado x e y . Este hecho, plantea una oportunidad de mejora al incorporar un nuevo sensor angular al sistema.

Una de las desventajas evidentes que arrojan los resultados, es que el error en la estimación no es aceptable para trabajar en aplicaciones reales, por lo cual se necesita hacer ajustes que permitan reducirlo. Tomando en cuenta lo simple de la trayectoria, la poca distancia recorrida y las condiciones favorables del entorno, el desempeño del robot aún no es el adecuado para enfrentar ambientes más complejos. En las condiciones actuales una meta satisfactoria sería alcanzar un error de a lo más 1 centímetro en la estimación.

Una de las ventajas de utilizar un sistema de fusión sensorial, es que fácilmente se pueden incluir nuevos sensores, por lo cual es posible obtener una mejora en la precisión por esta vía.

4. CONCLUSIÓN

El principal logro de este trabajo fue traer a la práctica uno de los principales temas de investigación en el estado del arte, como es la localización robótica, y al mismo tiempo desarrollar la primera versión de un sistema de localización basado en fusión sensorial.

Las pruebas demuestran que el sistema de fusión sensorial implementado en este trabajo, mejora la estimación de la pose del robot en el contexto de auto-localización que se plantea. Esto se comprueba tanto en forma cualitativa, mediante el análisis de gráficas, como en forma cuantitativa, mediante el

cálculo de métricas. En este contexto, los resultados obtenidos son buenos porque satisfacen el objetivo planteado al inicio de este trabajo. Sin embargo, pensando en un objetivo mayor como es su utilización en aplicaciones reales, los resultados obtenidos actualmente dejan de ser satisfactorios. En este sentido, este nuevo enfoque crea una oportunidad de mejora mediante el análisis y estudio de diferentes variables posibles de intervenir para alcanzar mejores resultados. Ante todo, se considera que el trabajo realizado establece un inicio sólido en el desarrollo de un sistema de auto-localización más preciso y robusto.

Algunos de los elementos clave para el desarrollo de este sistema son los siguientes:

- La arquitectura de fusión que se utilice debe considerar las características del robot, las características del entorno, los sensores disponibles y los objetivos de la aplicación. En general, una arquitectura de fusión no es reutilizable.
- Las matrices R_k y Q_k tienen un impacto directo sobre el desempeño del filtro de Kalman extendido. El ajuste de estas matrices es primordial para establecer cuanta confianza se deposita en el modelo de movimiento y en las mediciones sensoriales respectivamente.
- Los resultados obtenidos revelan que la variable de orientación θ es la más influyente en la estimación. La imprecisión de esta variable durante los giros causa desviaciones en la trayectoria, que a su vez hace que el error de las variables x e y crezca.
- El sistema de fusión sensorial presentado, fácilmente puede ser ampliado para incorporar nuevos tipos de sensores. En particular, la incorporación de una brújula como sensor adicional para estimar la orientación θ , serviría para mejorar la estimación en los giros del robot. La incorporación de nuevos sensores implica realizar cambios menores al modelo matemático.

Algunos trabajos derivados de este podrían explorar métodos de ajuste para las matrices R_k y Q_k utilizando desde enfoques numéricos hasta inteligencia artificial. Por otro lado, también es posible crear una versión de este sistema para ser utilizado en otros robots móviles, tal vez como parte de un sistema embebido que utilice fusión en tiempo real. También es posible utilizar este sistema en proyectos de navegación robótica. Un sistema de localización híbrido que combine las bondades de la estimación local de este sistema con la recopilación de datos de posición globales, podría reducir significativamente el error acumulado.

5. AGRADECIMIENTOS

En primer lugar el autor agradece la invaluable colaboración de Jorge Olivares Ávila, quién aportó su experiencia en visión artificial y desarrolló íntegramente el módulo de visión utilizado en este trabajo.

Se agradece el apoyo brindado por los profesores José Gallardo Arancibia y Ricardo Pérez Sánchez, quienes aportaron orientación académica durante todo el desarrollo del trabajo.

Se agradece al proyecto UCN1108 por financiar la pasantía académica realizada en el Politécnico Colombiano Jaime Isaza Cadavid en Medellín, que permitió adquirir competencia práctica.

Se agradece al Politécnico Colombiano Jaime Isaza Cadavid por el apoyo brindado y en especial al profesor Gustavo Acosta Amaya por su valioso aporte como tutor.

Finalmente se agradece a la Universidad Católica del Norte por el apoyo brindado a la investigación en robótica, el acceso a materiales y laboratorios.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] S. Thrun, W. Burgard, y D. Fox. "Probabilistic Robotics". MIT press. Massachusetts, EEUU. 647p. 2006.

- [2] F. E. White. "Data fusion lexicon". The Joint Directors of Laboratories, Technical panel for C3 NOSC. 1991.
- [3] H. Boström, S. F. Andler, M. Brohede, R. Johansson, A. Karlsson, J. Van Laere, y T. Ziemke. "On the definition of information fusion as a field of research". University of Skövde, School of Humanities and Informatics. 2007.
- [4] J. R. Raol. "Multi-Sensor Data Fusion with MATLAB". CRC Press. Boca Raton, EEUU. 570p. 2010.
- [5] J. Z. Sasiadek, A. Monjazez, y D. Neculescu. "Navigation of an autonomous mobile robot using EKF-SLAM and FastSLAM". Control and Automation, 2008 16th Mediterranean Conference, IEEE, 517-522. 2008.
- [6] H. Zhou, y S. Sakane. "Sensor Planning for Mobile Robot Localization, A Hierarchical Approach Using a Bayesian Network and a Particle Filter". Robotics, IEEE Transactions on, 24(2), 481-487. 2008.
- [7] L. Teslic, I. Skrjanc, y G. Klančar. "EKF-based localization of a wheeled mobile robot in structured environments". Journal of Intelligent and Robotic Systems, 62(2), 187-203. 2011.
- [8] J. A. López. "Integración y fusión multisensorial en robots móviles autónomos". Tesis de Doctorado. Universidad Complutense de Madrid, España. 370p. 1998.
- [9] L. Marín. "Navegación de un robot móvil de configuración diferencial basada en fusión sensorial". Tesis de Maestría. Universidad Politécnica de Valencia. España. 84p. 2012.
- [10] R. Negenborn. "Robot localization and Kalman filters - On finding your position in a noisy world". Tesis de Maestría. Utrecht University. Holanda. 156p. 2003.
- [11] Khaleghi, B., Khamis, A., Karray, F. O., y Razavi, S. N. "Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art." Information Fusion. 2013.
- [12] Yoon, S. W., Park, S. B., & Kim, J. S. "Kalman Filter Sensor Fusion for Mecanum Wheeled Automated Guided Vehicle Localization". Journal of Sensors. 2015.
- [13] Zhou, B., Qian, K., Fang, F., Ma, X., & Dai, X. "Multi-sensor fusion robust localization for indoor mobile robots based on a set-membership estimator". In Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), 2015 IEEE International Conference on (pp. 157-162). IEEE.