

Estimación de posición de una silla de ruedas utilizando EKF y Partículas Aleatorias a partir de visión.

Raúl Chávez*, Juan Antonio Cárdenas, Mauro Eduardo Maya, Luis Alberto González Murillo.
Centro de Investigación y Estudios de Posgrado, Facultad de Ingeniería,
Universidad Autónoma de San Luis Potosí
Av. Dr. Manuel Nava #8 Edificio P
Zona Universitaria, CP 78290
San Luis Potosí, S.L.P. México

Resumen— En este trabajo se presentan dos métodos de estimación de la posición de una silla de ruedas a partir de información obtenida a partir de marcas visuales. Los métodos están basados en los algoritmos del Filtro de Kalman Extendido (EKF, por sus siglas en inglés) y el de Partículas Aleatorias. Se utilizó el paradigma de enseñanza-repetición que tradicionalmente es utilizado en los brazos robóticos industriales. Se realizaron experimentaciones para los métodos propuestos y los resultados son analizados y comparados utilizando una silla de ruedas eléctrica como plataforma experimental.

Palabras clave: Manipulación en espacio de cámara móvil, EKF, partículas aleatorias, robot móvil.

I. INTRODUCCIÓN

Diferentes grupos de investigación han tratado de desarrollar sillas de ruedas autónomas enfocadas a usuarios con lesiones severas o enfermedades que les impide realizar un manejo adecuado. Por ejemplo la NavChair desarrollada por La Universidad de Michigan, entre 1993 y 2002 posee diferentes formas de manejo como seguimiento de paredes y evasión de obstáculos (Levine, et al., 1999). De 1992 a 2010 la Universidad de Metz, Francia; ha trabajado con el proyecto VAHM (Véhicule Autonome pour Handicapé Moteur) cuya primera versión fue construida sobre la base de un robot móvil, el cual era guiado en base a un mapa interno y poseía dos comportamientos semiautónomos: Seguimiento de paredes y evasión de obstáculos. La segunda versión del VAHM se instaló sobre una silla de ruedas, contando ahora con navegación autónoma (Grasse R., 2010). De 1994 a 2006, la Universidad de Notre Dame desarrolló la silla CCPWNS (Computer-Controlled Power Wheelchair Navigation System). El usuario podía reproducir rutas “enseñadas” al sistema de manera manual, llevando la silla desde un punto inicial hasta un punto final. Por medio de visión, se realiza la identificación de marcas en un entorno estructurado (Del Castillo, et al., Dec 2006). Uno de los problemas recurrentes en estos desarrollos es el de la localización de la silla de ruedas dentro de su entorno. Esta etapa es vital para el éxito de la aplicación considerada.

En (Skaar, et al., 1991) se considera una silla de ruedas eléctrica equipada con cámaras digitales y encoders. Por medio de las cámaras el sistema es capaz de detectar marcas pasivas que se encuentran en los extremos de la ruta deseada.

Para poder utilizar las marcas como retroalimentación del sistema, Baumgartner, (1992) utiliza un EKF (Crassidis & Junkins, 2012) para realizar la integración de los sensores odométricos con los de visión. En (Del Castillo, 2004) y (Del Castillo, et al., Dec 2006) se hacen mejoras en el pivoteo y en la evasión de obstáculos de la CCPWNS respectivamente. Debido a la no-linealidad del sistema no-holonómico la etapa de estimación se vuelve compleja y costosa computacionalmente.

Por otra parte, el algoritmo de Filtro de Partículas Aleatorias se utiliza actualmente de manera común en la detección de objetos en imágenes (Gordon, Salmond, & Smith, 1993) (Jain, Nandy, Ray, & Shome, 2011) y puede ser utilizado para estimar la posición de un sistema de visión a partir de las señales de este tipo de sensor. Este trabajo va en esa dirección.

Con este objetivo y aplicación en mente, en este trabajo se desarrolla un algoritmo de estimación de la posición de una silla de ruedas basado en un Filtro de Partículas Aleatorias y se compara contra el resultado obtenido usando un EKF. La silla es utilizada según el paradigma de “enseñanza-repetición” comúnmente utilizado en robots industriales. Inicialmente, la silla es entrenada al ser guiada por una persona; el conductor va grabando la secuencia deseada y en la etapa de repetición la silla se desplaza de manera automática siguiendo la secuencia ya grabada, lo que trae como ventaja una planeación de ruta fuera de línea. En ambas etapas se requiere hacer una estimación de las posiciones alcanzadas por la silla.

Para poder realizar la estimación de la posición de la silla es necesario tener un modelo cinemático del desplazamiento de la silla, que en función de los incrementos angulares de cada una de las ruedas, permita hacer el cálculo de posición de la misma. Este modelo al no considerar los fenómenos de deslizamiento o irregularidades de las ruedas requiere de una corrección basada en información visual. La actualización de la posición se basa en una función de observación que a partir del modelo cinemático y de una función basada en el modelo de cámara de agujero, se obtiene un mapeo entre el espacio de cámara y el espacio tridimensional para producir una estimación de la ubicación de la marca en el espacio de cámara (Rendon-Mancha, et al., 2010).

En la sección de Desarrollo se describe el experimento, la plataforma de pruebas, el modelo cinemático y la ecuación de observación; además se explica la obtención de los parámetros de visión, y se describe como se realiza la

* Tel. (+52) 427 130 7101, email: raulcr2010@gmail.com

estimación de la posición de la silla de ruedas por medio del EKF y como se estima la posición de la silla de ruedas por medio de Partículas Aleatorias. En la sección Resultados se contrastan las mediciones obtenidas con ambos métodos, y en la sección Conclusiones se indican las ventajas y desventajas del método propuesto.

II. DESARROLLO

A. Modelo cinemático.

En la Figura 1 se muestra un esquema de la silla de ruedas. Para caracterizar la posición de la silla se define un punto $P(x_p, y_p)$, el cual corresponde al centro del eje de las ruedas.

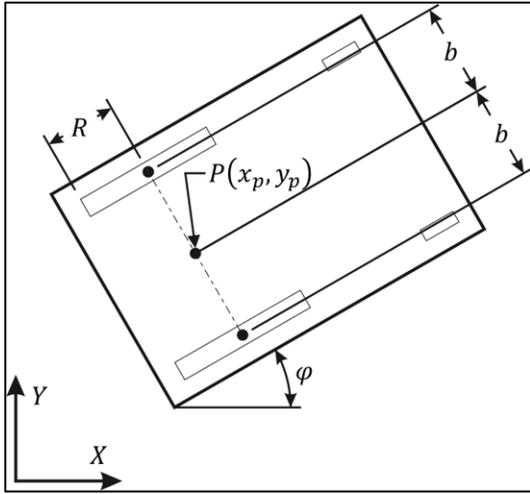


Figura 1: Esquema cinemático de silla de ruedas

La ubicación del punto $P(x_p, y_p)$ se obtiene de las ecuaciones de la cinemática del sistema, ecuación (1).

$$\begin{aligned} \frac{dx}{d\alpha} &= R \cos \varphi \\ \frac{dy}{d\alpha} &= R \sin \varphi \\ \frac{d\varphi}{d\alpha} &= \frac{R}{s} u \end{aligned} \quad (1)$$

Donde (1) es un sistema independiente del tiempo debido al cambio de variables que se muestra en (2) y (3).

$$\alpha = \frac{\theta_I + \theta_D}{2} \quad (2)$$

$$u = \frac{d\theta_D - d\theta_I}{d\theta_D + d\theta_I} \approx \frac{\Delta\theta_D - \Delta\theta_I}{\Delta\theta_D + \Delta\theta_I} \quad (3)$$

siendo θ_D y θ_I el ángulo de giro de la rueda derecha e izquierda de la silla respectivamente.

B. Función de observación.

Para las observaciones basadas en visión se recurre al modelo de cámara de agujero que se describe en la Figura 2 donde el parámetro C_1 es una aproximación de la distancia del plano de imagen al foco medida sobre el eje focal, C_2 es una aproximación de la distancia ortogonal entre el eje focal y el punto de interés $P(x_p, y_p)$, C_3 es una aproximación de la

distancia proyectada entre el punto $P(x_p, y_p)$ y el foco y por último C_4 es una aproximación del ángulo que existe entre el eje de las ruedas y el eje focal.

Para ajustarse al modelo de agujero el origen del plano de imagen ha sido cambiado de la esquina superior izquierda al centro de la imagen capturada por la cámara, ver Figura 2.

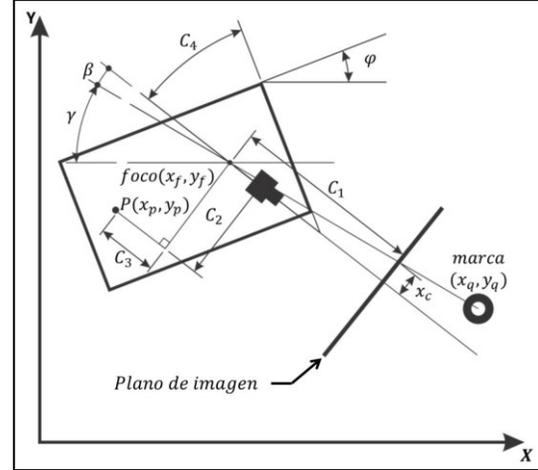


Figura 2: Descripción de los parámetros de visión utilizados en las observaciones.

En base a la Figura 2, se obtiene la ecuación (4), donde x_c se considera negativo por aparecer al lado izquierdo del centro del plano de imagen.

$$\tan \beta = \frac{-x_c}{C_1} \quad (4)$$

Despejando se obtiene (5)

$$x_c = -C_1 \tan \beta \quad (5)$$

El ángulo β es aquel que se forma entre el eje focal y el eje de proyección de la marca observada, γ es el ángulo formado entre el eje X y el eje de proyección de la marca observada, y el ángulo φ es el ángulo de orientación de la silla, ver Figura 2. Sumando C_4 a estos tres ángulos se tiene que:

$$\beta = \frac{\pi}{2} - (\gamma + \varphi + C_4) \quad (6)$$

Sustituyendo (6) en (5) se encuentra (7).

$$x_c = -C_1 \tan \left[\frac{\pi}{2} - (\gamma + \varphi + C_4) \right] \quad (7)$$

Mediante manipulación trigonométrica se llega a (8),

$$x_c = -C_1 \frac{\cos(\varphi + C_4) - \sin(\varphi + C_4) \tan \gamma}{\sin(\varphi + C_4) + \cos(\varphi + C_4) \tan \gamma} \quad (8)$$

La ecuación (9) se obtiene a partir de la Figura 2.

$$\tan\gamma = \frac{-(y_q - y_f)}{(x_q - x_f)} \quad (9)$$

Al sustituir (9) en (8) se obtiene:

$$x_c = -C_1 \frac{(x_q - x_f)\cos(\varphi + C_4) + \dots}{(x_q - x_f)\sin(\varphi + C_4) - \dots} \dots \frac{(y_q - y_f)\sin(\varphi + C_4)}{\dots (y_q - y_f)\cos(\varphi + C_4)} \quad (10)$$

Donde (x_q, y_q) y (x_f, y_f) son respectivamente las coordenadas de la marca observada y del foco de la cámara respecto al marco de coordenadas fijo (X, Y) .

Las coordenadas del foco de cámara (x_f, y_f) se pueden calcular por medio de la ecuación (11) que al ser sustituido en (10) nos da como resultado (12). La ecuación (12) es la función de observación que realizará el mapeo del espacio tridimensional en el que se mueve la silla, al espacio de cámara.

$$\begin{aligned} x_f &= x_p + C_3 \sin(\varphi + C_4) + C_2 \cos(\varphi + C_4) \\ y_f &= y_p + C_3 \cos(\varphi + C_4) + C_2 \sin(\varphi + C_4) \end{aligned} \quad (11)$$

$$x_c = -C_1 \frac{(x_q - x_f)\cos(\varphi + C_4) + \dots}{(x_q - x_f)\sin(\varphi + C_4) - \dots} \dots \frac{(y_q - y_f)\sin(\varphi + C_4) - C_3 \sin[2(\varphi + C_4)] - C_2}{\dots (y_q - y_f)\cos(\varphi + C_4) + C_3 \cos[2(\varphi + C_4)]} \quad (12)$$

Se hace notar que solamente se utiliza la coordenada horizontal x_c del plano de imagen, ya que la coordenada vertical de la marca en el plano de imagen no es relevante para la estimación de la posición de la silla.

C. Descripción de la plataforma de pruebas.

Se utilizó la silla de ruedas eléctrica P9000XDT fabricada por INVACARE. Esta silla es comandada por medio de un joystick que permite controlar desplazamientos y velocidades, ver Figura 3.



Figura 3: Silla de ruedas eléctrica P9000XDT

A la silla P9000 XDT, le fueron colocados en el eje de cada rueda encoders incrementales de dos canales modelo HEDS-5600#B06 de Avagon Technologies®, Figura 4.

La silla P9000 XDT cuenta con dos motores de CD con escobillas los cuales junto con los encoders se conectan directamente a una tarjeta de control de movimiento DMC-4040 Galil Motion Control®.

Para la retroalimentación por visión se colocaron dos cámaras con una definición de 640×480 pixeles. Finalmente se agregó un botón de paro de emergencia. Los accesorios mencionados se muestran en la Figura 4.

Para la programación se utilizó Microsoft Visual C++ 2010 en conjunto con las utilerías de libre acceso OpenCV 2.3, compiladas por medio de Cmaker 2.8. El sistema operativo es Windows 7 home Premium ejecutándose en una laptop Toshiba con procesador Core i5 a 2.5GHz y 4GB de memoria RAM.



Figura 4: Fotografía de silla con sensores.

D. Descripción del experimento.

El experimento se realizó en el Laboratorio de Proyectos Mecatrónicos de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de San Luis Potosí.



Figura 5: Silla de ruedas al inicio de la ruta.

Se define la posición inicial y la ruta por donde la silla deberá pasar, tramo recto de 7m. A lo largo de la ruta en posiciones (x_{qi}, y_{qi}) conocidas se colocan marcas visuales pasivas (círculos concéntricos) que sirven de retroalimentación al sistema, como se muestra en la Figura 5.

El experimento se divide en una etapa de enseñanza y en otra de repetición. En la etapa de enseñanza la silla es conducida por una persona. La silla es llevada por cada una de las

posiciones donde las cámaras pueden detectar marcas visuales, al desplazarse la silla de una marca a otra se calcula su posición por medio de la odometría utilizando la ecuación (1). Los valores arrojados por la odometría se ingresan a la ecuación de observación (12) que predice donde se ubica la marca en el plano de imagen. La diferencia entre esta predicción realizada con la ecuación de observación y la medición utilizando el sensor de visión alimenta al filtro que hace el cálculo de la posición actual de la silla por medio del algoritmo de estimación. Esta información es guardada en una base de datos. En la etapa de repetición, el programa carga la base de datos generada en la etapa de enseñanza y la utiliza como información de entrada para el controlador. El controlador lleva la silla por cada una de las posiciones preestablecidas donde se observa la marca. Al igual que en la etapa de enseñanza en cada marca se realiza la estimación de la posición actual de la silla por medio de la odometría y de la observación con el sensor de visión. El filtrado actualiza la posición de la silla y entonces determinan las maniobras necesarias para alcanzar la siguiente posición guardada en memoria.

E. Estimación de los parámetros de visión

Los parámetros C_1 al C_4 permiten que la función de observación (12) establezca un mapeo entre el vector de posición de la silla en el espacio tridimensional y el espacio de cámara. Para estimar estos parámetros se realiza un proceso de entrenamiento, el cual consiste en llevar la silla por diferentes posiciones del espacio tridimensional donde se observe una marca por la cámara. Se registra la posición de la silla en el espacio tridimensional así como la posición del centro de la marca tanto en el espacio tridimensional como en el espacio de cámara. Con esta información se realiza un ajuste no-lineal a la ecuación (12) para estimar los parámetros de visión, como se describe en (Baumgartner, 1992).

F. Estimación de posición de la silla de ruedas por medio de EKF

Para la estimación de la posición de la silla se considera un sistema de n ecuaciones diferenciales que son válidas para todos los valores de la variable independiente α , y un conjunto de m ecuaciones de observación que son válidas sólo en valores discretos de la variable independiente α_a , ambos conjuntos corrompidos por ruido $\underline{w}(\alpha)$ y $\underline{v}(\alpha)$ respectivamente, es decir:

$$\frac{d\hat{\underline{x}}(\alpha)}{d\alpha} = \underline{f}(\hat{\underline{x}}(\alpha), u(\alpha)) + \underline{w}(\alpha) \quad (13)$$

$$\underline{z}(\alpha_a) = \underline{h}(\bar{\underline{x}}(\alpha_a)) + \underline{v}(\alpha_a) \quad (14)$$

Asumiendo que $\underline{w}(\alpha) \sim N(0, Q(\alpha))$ y $\underline{v}(\alpha) \sim N(0, R(\alpha))$; donde ambos ruidos son no correlacionados.

Para el presente proyecto se utilizó la formulación de EKF propuesta por (Baumgartner, 1992) la cual hace las siguientes consideraciones:

1. Estimación de estado, $\hat{\underline{x}}(\alpha)$ (posición y orientación del vehículo respecto a un marco fijo de referencia), y la

matriz de covarianza del error de estimación $P(\alpha)$, son inicializadas en $\alpha = 0$

2. La estimación del estado y la matriz de covarianza de la estimación del error son propagados cuando las observaciones no están disponibles por medio de las siguientes expresiones:

$$\frac{d\hat{\underline{x}}(\alpha)}{d\alpha} = \underline{f}(\hat{\underline{x}}(\alpha), u(\alpha)) \quad (15)$$

$$\frac{dP(\alpha)}{d\alpha} = F(\hat{\underline{x}}(\alpha), u(\alpha))P(\alpha) + \dots P(\alpha)F^T(\hat{\underline{x}}(\alpha), u(\alpha)) + Q(\alpha) \quad (16)$$

La ecuación (15) es resuelta al considerar los incrementos de ángulo de las ruedas cuando la silla avanza, mientras que la ecuación (16) es resuelta por medio de un esquema de integración numérica de primer orden. Las ecuaciones de la (17) a la (19) son las adecuaciones utilizadas para la estimación por medio de EKF.

$$\hat{\underline{x}}(\alpha_a|\alpha_a) = \bar{\underline{x}}(\alpha_a) + K(\alpha_a) [\underline{z}(\alpha_a) - \underline{h}(\bar{\underline{x}}(\alpha_a))] \quad (17)$$

$$P(\alpha_a|\alpha_a) = [I - K(\alpha_a)H(\bar{\underline{x}}(\alpha_a))] P(\alpha_a) \quad (18)$$

$$K(\alpha_a) = P(\alpha_a)H^T(\bar{\underline{x}}(\alpha_a)) \cdot \dots [H(\bar{\underline{x}}(\alpha_a))P(\alpha_a)H^T(\bar{\underline{x}}(\alpha_a)) + R(\alpha_a)]^{-1} \quad (19)$$

donde:

$\underline{x}(\alpha_a) = [x, y, \varphi]^T$: vector de posición de la silla.

$\bar{\underline{x}}(\alpha_a)$: vector de posición estimada antes de la corrección por visión.

$\hat{\underline{x}}(\alpha_a|\alpha_a)$: vector de posición estimada después de la corrección por visión.

$u(\alpha)$: variable de control.

$\underline{w}(\alpha)$: es un vector de ruido.

$\underline{z}(\alpha_a)$: posición horizontal del centro de la marca detectada en el plano de imagen.

$\underline{h}(\bar{\underline{x}}(\alpha_a))$: estimación de la posición horizontal del centro de la marca detectada en el plano de imagen. La única componente del vector \underline{h} es x_c que se calcula con la ecuación (12).

$K(\alpha_a)$: ganancia de Kalman

$P(\alpha)$: matriz de covarianzas de error de estado.

$$H(\bar{\underline{x}}(\alpha_a)) = \left. \frac{\partial \underline{h}(\bar{\underline{x}})}{\partial \bar{\underline{x}}} \right|_{\bar{\underline{x}}=\bar{\underline{x}}(\alpha_a)}$$

G. Estimación de posición de la silla de ruedas por medio de Partículas Aleatorias.

Para la estimación de la posición de la silla de ruedas se utilizan Partículas Aleatorias, las cuales son un conjunto de n posiciones aleatorias distribuidas alrededor de la coordenada tridimensional $\bar{\underline{x}}(\alpha_a)$, ver Figura 6.

Cada una de estas partículas desde \underline{x}_{p_1} hasta \underline{x}_{p_n} es tomada como parámetro para la ecuación de observación (12) con lo que se obtiene n estimaciones diferentes de la posición horizontal de la marca detectada. De la ecuación (20) se

indica que estas estimaciones son comparadas con la observación del sensor de visión $\underline{z}(\alpha_a)$ y se elige la partícula que genere menor error, como corrección de la posición de la silla (Gordon, et al., 1993).

$$\hat{\underline{x}}(\alpha_a|\alpha_a) = \underline{x}_{p_j} \quad (20)$$

cuando $\min \left\{ \left| \underline{z}(\alpha_a) - \underline{h}(\underline{x}_{p_j}) \right| \right\}, j = 1, 2, \dots, n$

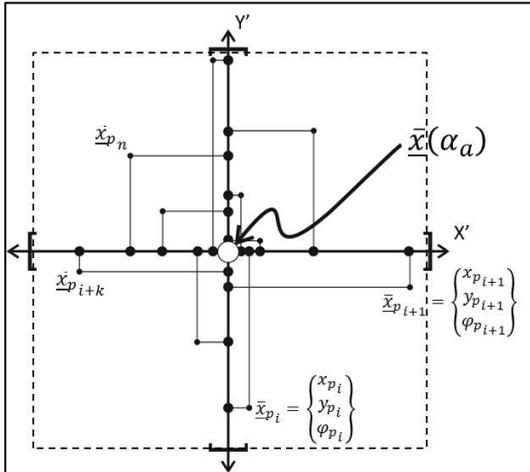


Figura 6: Generación de partículas aleatorias alrededor de $\bar{\underline{x}}(\alpha_a)$

H. Datos adicionales sobre el experimento

Los valores de los diferentes parámetros utilizados en los experimentos que se reportan se describen a continuación. En Tabla 1 se muestran los parámetros de visión. La Cámara1 y la Cámara2 detectan las marcas visuales que se encuentran a la izquierda y a la derecha de la silla respectivamente.

Tabla 1: Parámetros de visión de cada cámara

	C_1 [mm]	C_2 [mm]	C_3 [mm]	C_4 [rad]
Cámara1	1570	200	45	-0.576
Cámara2	1440	313	10	0.349

Los valores iniciales de la matriz de covarianza del error $P(\alpha_0)$ y de la estimación inicial de la posición $\hat{\underline{x}}(\alpha_0)$ se muestran a continuación:

$$P(\alpha_0) = \begin{bmatrix} 5000mm^2 & 0 & 0 \\ 0 & 5000mm^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1rad^2 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\underline{x}}(\alpha_0) = [0 \ 0 \ 0]^T$$

Las partículas aleatorias son distribuidas en una región de 20mm en el eje X' , 20mm en el eje Y' y de 0.002rad en el eje Φ' centrados en la posición $\bar{\underline{x}}(\alpha_a)$. El número de partículas utilizadas es de 1000.

III. RESULTADOS

Los resultados obtenidos se muestran en la Figura 7. En esta figura se puede observar que para cualquiera de los métodos de estimación empleados tanto en la enseñanza como en la

repetición la silla se mueve de manera muy cercana a la ruta ideal.

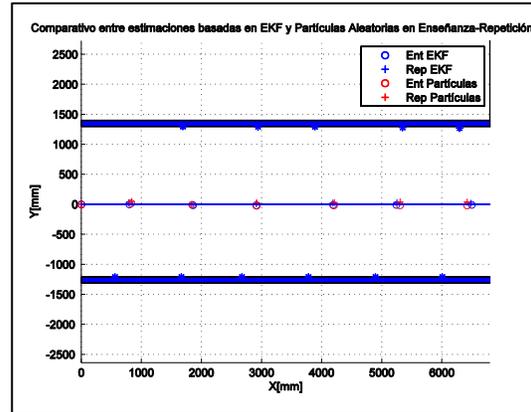


Figura 7: Comparativo entre estimaciones basadas en EKF y Partículas Aleatorias en Enseñanza-Repetición.

En la Figura 8 se muestra el recorrido de la silla basado sólo en la odometría, sin la utilización de los filtros para la corrección de la posición. La imagen permite observar que para este tipo de sistemas las mediciones odométricas no resultan suficientes para que el vehículo siga la ruta de manera adecuada. Aunque la estimación de la posición en la enseñanza y en la repetición son bastante cercanas, la posición real de la silla tiene un error de hasta 300mm sobre el eje y en un recorrido de 7m.

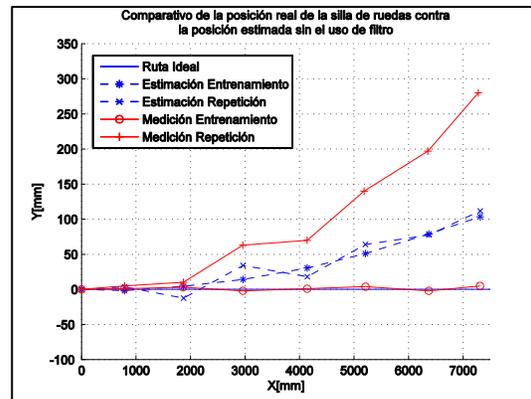


Figura 8: Comparativo de la posición real de la silla de ruedas contra la posición estimada sin filtro (sólo odometría).

En la Figura 9 y Figura 10 se aprecia con mayor detalle lo ocurrido durante el experimento. En la Figura 9 se muestran los resultados obtenidos al estimar la posición de la silla de ruedas utilizando EKF. Las posiciones estimadas se contrastan con la posición real de la silla al realizar la estimación correspondiente. Se puede apreciar en la gráfica que al utilizar EKF la silla termina un recorrido de más de 7m con un error real de 40mm lo que en porcentaje es una mejoría del 85%.

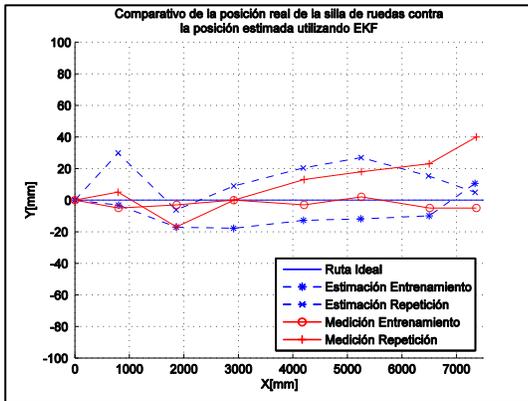


Figura 9: Comparativo de la posición real de la silla de ruedas contra la posición estimada utilizando EKF.

De igual manera en la Figura 10 tenemos la posición estimada y la posición real de la silla en la enseñanza-repetición. En esta figura se aprecia que existe una desviación real máxima de $-40mm$.

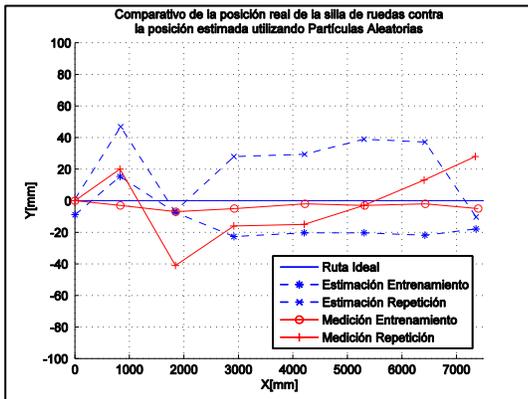


Figura 10: Comparativo de la posición real de la silla de ruedas contra la posición estimada utilizando Partículas Aleatorias.

En la Figura 11 se muestra el error promedio entre la posición de la silla y la ruta ideal medido sobre el eje Y método de estimación en enseñanza-repetición.

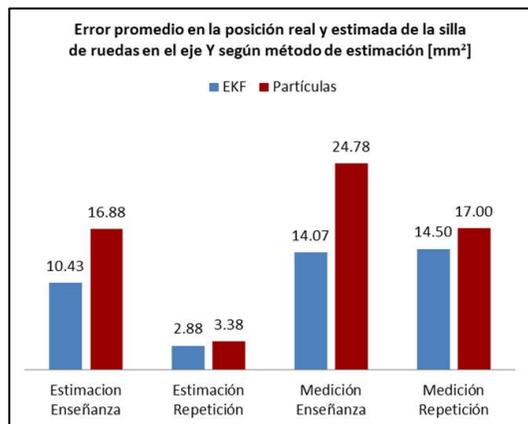


Figura 11: Error promedio según método de estimación en enseñanza-repetición.

En la Figura 11, se aprecia que la estimación con EKF tiene errores promedio menores que la estimación con Partículas CNCA 2013, Ensenada B.C. Octubre 16-18

Aleatorias. Sin embargo, al hacer mediciones de la posición real de la silla en la repetición, encontramos que la diferencia es $2.5mm$ para un recorrido de más de $7m$.

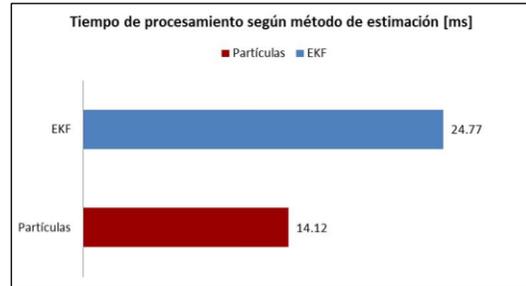


Figura 12: Tiempo promedio de procesamiento según método de estimación.

Por último en la Figura 12 se muestran los valores promedio del tiempo de procesamiento computacional para la estimación de la posición de la silla según el método de estimación que se utiliza, es decir, después de que se ha adquirido toda la información de los sensores, el tiempo que le toma a la PC encontrar la actualización de la posición. Aunque la estimación por Partículas Aleatorias posee un error promedio mayor, el tiempo de procesamiento sólo utiliza un 57% del tiempo que necesita la estimación por EKF.

IV. CONCLUSIONES

En este artículo se presenta una comparativa entre el método de estimación EKF y una adecuación de un método de Partículas Aleatorias para la estimación de la posición de una silla de ruedas utilizando.

El sistema estima la posición de la silla durante una etapa de entrenamiento de la silla, y durante una etapa de recorrido automático. Para ambas etapas se utilizaron los dos métodos aquí mencionados. Ambos métodos funcionan de manera satisfactoria llevando a la silla hasta el final de su recorrido.

Los resultados obtenidos se contrastan con mediciones físicas de la silla en cada una de las posiciones donde una estimación se realiza. Se calculó el error promedio de las estimaciones sobre el eje Y. La estimación con EKF es mejor que la estimación por Partículas Aleatorias.

Por último se midió el tiempo promedio de procesamiento de cada uno de los métodos. El tiempo de procesamiento al realizar una estimación de la posición de la silla utilizando EKF es 43% mayor que el consumido al estimar con Partículas Aleatorias utilizando 1000 partículas.

Aunque ambos métodos no divergen notablemente en los resultados, es posible considerar la estimación por Partículas como una buena alternativa ya que tiene un menor tiempo de procesamiento y su implementación es relativamente sencilla. Se tiene como trabajo futuro hacer mejoras a la estimación con Partículas Aleatorias buscando igualar o incluso superar las estimaciones con EKF, ya que el algoritmo para utilizar Partículas Aleatorias es fácil de implementar y representa una mejora en el tiempo de procesamiento. También se tiene considerado elaborar rutas más complejas donde se pueda poner a prueba el método por Partículas Aleatorias utilizando diferente número de partículas y la integración de diferentes sensores que puedan disminuir la incertidumbre en la

estimación de la posición de la silla para tener un mejor manejo.

Skaar, S. B., Chen, W. Z. & Miller, R. K., 1991. *High-Resolution Camera-Space Manipulation*. s.l.:Proceedings of the 1991 ASME Design Automation Conference.

V. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido patrocinado de manera parcial por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología de México (CONACYT); La Universidad Autónoma de Zacatecas; El Fondo de apoyo a la investigación de la UASLP (FAI) fondo C10-FAI-05-35.62 y Fondo PROMEP para el desarrollo del CA 78 2012-2014 UASLP-CA-78.

REFERENCIAS

Baumgartner, E. T., 1992. *An Autonomous Vision-Based Mobile Robot*. Notre Dame, Indiana: University of Notre Dame.

Crassidis, J. . L. & Junkins, J. . L., 2012. *Optimal Estimation of Dynamic Systems*. New York: CRC Press.

Del Castillo, G., 2004. *Autonomous, Vision-Based, Pivoting Wheelchair With Obstacle*. Indiana: Notre Dame University.

Del Castillo, G., Skaar, S., Cárdenas, A. & Fehr, L., Dec 2006. A Sonar Approach to Obstacle Detection for a Vision-Based Autonomous Wheelchair. *Robotics and Autonomous Systems*, Volumen 54, pp. 967-981.

Gordon, N., Salmond, D. & Smith, A., 1993. Novel approach to non-linear/non-gaussian Bayesian state estimation. *IEEE Proc. - F Radar, Sonar Navig.*, Volumen Vol 140, pp. pp. 107-113,...

Grasse R., M. Y. P. A., 2010. Assisted Navigation for Persons with Reduced Mobility: Path Recognition Through Particle Filtering (Consensation Algorithm). *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, pp. 19-57.

Jain, S., Nandy, S., Ray, R. & Shome, S. N., 2011. Application of Particle Filtering Technique for Sensor Fusion in Mobile Robotics. *Proceedings of the 2011 IEEE, International Conference on Mechatronics and Automation*, pp. 2285-2290.

Levine, S. y otros, 1999. The NavChair Assistive Wheelchair Navigation System. *Rehabilitation Engineering*, pp. 443-451, V7.

Rendon-Mancha, J. M. y otros, 2010. Robot Positioning using Camera-Space Manipulation with Linear Camera Model. *IEEE Transactions on Robotics*. Vol26(4), pp. 726-733.

Simpson, R. C., 2005. Smart wheelchairs: A literature review. *Journal of Rehabilitation Research & Development*, 42(4), pp. 423-436.