

LOCALIZACIÓN ASISTIDA POR GPS PARA ROBOTS MÓVILES EN CONFIGURACIÓN ACKERMANN DE RECURSOS LIMITADOS

Leonardo Marín, Ángel Soriano, Vicent Mayans, Marina Vallés, Ángel Valera, Pedro Albertos
email: {leomarpa,ansovi,vimaro,mvalles,giuprog,pedro}@ai2.upv.es
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática
Instituto Universitario de Automática e Informática Industrial
Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España

Resumen

En el presente trabajo se expone la implementación de un algoritmo de fusión de datos provenientes de un sistema de posicionamiento global (GPS) con la estimación de la posición mediante sensores inerciales con el fin de mejorar la localización de robots móviles de recursos computacionales limitados. Para ello, se hace una revisión de las técnicas existentes para la fusión de datos para localización basada en GPS, con especial interés en las basadas en el filtro de Kalman. El algoritmo propuesto utiliza un filtro de Kalman y un modelo cinemático de un robot móvil de configuración Ackermann junto con una actualización de la posición basada en eventos. El evento se define con base en la covarianza del error de estimación, realizando la actualización del filtro cuando el evento supera un nivel preestablecido. Se incluye además la información de la cantidad de satélites disponibles en el GPS para mejorar la precisión de la estimación. La estrategia basada en eventos permite la implementación del método en un robot de recursos limitados ya que utiliza menor ancho de banda y menos tiempo de procesador que las soluciones existentes. El método propuesto se prueba en un robot móvil LEGO NXT en exteriores con resultados satisfactorios.

Palabras clave: Robots móviles, localización, fusión de datos, filtros de Kalman, sistema de posicionamiento global, sistemas basados en eventos, recursos limitados, *LEGO NXT*.

1. INTRODUCCIÓN

El proceso de localización, el determinar la posición y orientación en el espacio (postura), es un aspecto fundamental en robótica móvil. Sin esta información el robot no sería capaz de seguir una trayectoria, navegar en el entorno, ir a una posición meta o volver al punto de inicio del movimiento, lo cual reduce la mayoría de las funciones

del robot móvil. Este aspecto ha sido ampliamente estudiado en la literatura ([19],[21]) y su solución no es trivial, debido a que la información del movimiento del robot se obtiene de sensores con ruido y no-linealidades. Este aspecto debe ser tomado en cuenta por el método de localización para evitar el crecimiento desmedido en la incertidumbre de la estimación de la postura.

Existen distintos métodos de localización según la fuente de información utilizada. Si la posición inicial del robot antes de iniciar el movimiento es conocida, la postura del robot se estima utilizando la información *local* de movimiento del robot para calcular la distancia recorrida desde el punto inicial mediante el procedimiento conocido como *odometría*, *navegación por estima* ([19] y [16]) o *estimación local* de la postura [11]. Este procedimiento tiene la ventaja de un tiempo de respuesta bajo pero el inconveniente de que el error crece indefinidamente. Por el contrario, se puede utilizar un sensor complejo para obtener directamente la postura absoluta del robot en el entorno [8], empleando un sensor global como el GPS sin tener que usar la información local. Este procedimiento es conocido como *estimación global* de la postura, cuenta con buena precisión dependiendo del sensor utilizado pero tiene la gran desventaja de tener un tiempo de respuesta elevado.

Ambas estrategias, local y global, se combinan con el fin de mejorar el tiempo de respuesta del método de localización, el cual debe ser lo suficientemente rápido para el buen funcionamiento del algoritmo de navegación del robot. Generalmente se utiliza la información local como principal fuente de información y se corrige el error en la estimación cuando está disponible la información global ([10], [21]). La integración de ambos métodos se realiza habitualmente mediante un esquema de fusión basado en alguna versión del filtro del Kalman (KF) tal como el KF lineal, el extendido (EKF) o el unscented (UKF) (ver algoritmos en [9], [22], [12] y [20]). Estos métodos toman en cuenta las distintas precisiones de los sensores disponibles (ruido aso-

ciado) y un modelo de movimiento del robot para realizar la fusión de forma óptima e incrementar la precisión de la localización ([13],[4] y [6]).

Existen múltiples ejemplos de métodos de fusión sensorial utilizando el KF y la información proveniente del GPS para el caso de un robot o vehículo en configuración Ackermann. Éstos se resumen a continuación junto con la teoría básica de los sensores GPS.

2. TECNOLOGÍA GPS PARA LOCALIZACIÓN ASISTIDA

El sistema de posicionamiento global (GPS) es un sistema basado en satélites que se emplea para localizar cualquier punto en la Tierra. Provee información sobre la posición 3D de forma continua y en tiempo real permitiendo la navegación y sincronización por todo el planeta. Este sistema está formado por tres segmentos [7]. El segmento espacial consta de 29 satélites orbitando alrededor de la Tierra, con cuatro relojes atómicos cada uno. Cada satélite envía una señal de radio de baja frecuencia a 300.000 km/s con su información de posición y tiempo, además de un código único que permite su identificación en el receptor. El segmento de control consta de una estación de control principal junto con cuatro adicionales no tripuladas, que realizan el rastreo de los satélites y redirigen su posición en caso de que difiera con la trayectoria preestablecida. Finalmente el segmento de usuario, formado por los receptores GPS, los cuales proveen el posicionamiento utilizando las señales recibidas por los satélites ya tratadas.

Para calcular su posición, los receptores miden la distancia hasta cada satélite rastreando, utilizando el tiempo que tarda la señal del satélite en llegar a la superficie terrestre (satellite ranging). Esto es posible gracias a la sincronización entre satélites y receptor. Al multiplicar este tiempo por la velocidad de transmisión se obtiene la distancia requerida. Con éstas se determina la posición absoluta del receptor mediante triangulación. El primer satélite forma una esfera, con centro en su posición y radio la distancia con el receptor, en la que se sabe que éste se encuentra. Un segundo satélite genera su esfera, estrechando el espacio donde se localiza el receptor. Por último, con la de un tercer satélite la incógnita se reduce a dos puntos, de los cuales uno se rechaza porque generalmente no estará en la Tierra. Un cuarto satélite ayuda a corregir errores de medición del tiempo del reloj.

Existen diversas fuentes de error que afectan la precisión de la posición calculada por el sensor GPS. Aparte de los factores ambientales que pue-

den afectar los tiempos de transmisión y disminuir la intensidad de las señales recibidas, existen problemas inherentes a la navegación en medios urbanos. Por ejemplo la interferencia electromagnética que puede afectar los receptores GPS. Además, una pequeña variación o error latente en el reloj del receptor puede suponer una diferencia considerable en el cálculo de la posición. Finalmente si la señal del satélite se refleja en la superficie de algún edificio, se pueden recibir en el receptor dos señales, la reflejada y la que viene directo del satélite. Esto genera el problema conocido como error multiruta o multicamino [21].

Como se mencionó con anterioridad, con el fin de mitigar los problemas inherentes al sistema GPS y de mejorar la precisión en la medición de la postura del robot, se utilizan los esquemas de fusión KF. Para el caso de robots con configuración Ackermann en [5] se equipa un vehículo con una unidad inercial (IMU) de alta precisión junto con un GPS de doble antena para estimar la postura del robot utilizando un KF para estimar los parámetros necesarios del modelo. En [24] se utiliza un EKF para realizar la fusión con la ayuda de una red neuronal con buenos resultados sobre la carretera. De forma similar, en [3] se utilizan dos GPS cinemáticos de tiempo real con tres antenas y una IMU para estimar la postura del vehículo utilizando un EKF adaptativo que toma en cuenta las condiciones reales de operación para reducir el error de estimación. En [18] se utiliza un algoritmo que adapta la estructura del modelo utilizado en línea mientras se encuentra disponible la señal GPS. Se utiliza en cascada con un KF, en las extensas pruebas en carretera se obtienen buenos resultados ante fallos en el GPS. Finalmente en [21] se puede encontrar una revisión bastante completa de los métodos de navegación y localización para robots y vehículos de configuración Ackermann.

Todos estos ejemplos comparten aspectos en cuanto a la implementación de la fusión basada en KF. La mayoría de los algoritmos propuestos son costosos en cuanto a consumo de recursos computacionales (necesitan inversión y manipulación de matrices grandes), ancho de banda y baterías. Este aspecto impide la implementación en plataformas de bajo coste y recursos limitados. Con el objetivo de solucionar esta limitación, se propone en el presente trabajo un algoritmo basado en fusión KF apto para plataformas de este tipo. Este algoritmo continúa el trabajo previo realizado para robots de configuración diferencial en interiores [15].

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. En la siguiente sección se presenta el modelo del robot en configuración Ackermann utilizado

en la fusión sensorial. En la sección 4, se muestra el filtro EKF propuesto para mejorar la estimación de la postura utilizando la actualización global por eventos. En la sección 5 se presentan la implementación y pruebas realizadas con el robot en exteriores y finalmente, en la última sección, se plantean las conclusiones del presente trabajo.

3. MODELO DE UN ROBOT EN CONFIGURACIÓN ACKERMANN

Un robot en configuración Ackermann consiste en un cuerpo rígido con centro de masa y gravedad P_0 , radio de rotación R_G , masa M_G y un momento de inercia I_G con dos ruedas traseras no deformables y no orientables (fijas) separadas una distancia b entre ellas y a una distancia l de dos ruedas delanteras orientables (también a una distancia b entre ellas) tal y como se muestra en la figura 1(a). La dirección Ackermann modifica la orientación de las ruedas delanteras de tal forma que, a bajas velocidades, todas las ruedas cumplen con la condición de rodamiento puro sin deslizamiento lateral [23]. Esto se produce debido a que, a baja velocidad, cada rueda sigue una trayectoria curva con radios distintos pero con un centro instantáneo de rotación común C_r (Fig. 1(a)). Esta configuración se analiza utilizando el modelo de la bicicleta ([23], [17]) mostrado en la figura 1(b) suponiendo que el movimiento se restringe a un plano.

El modelo cinemático de esta configuración representa la evolución de las velocidades del robot en un marco inercial fijo. La *postura* del robot se define mediante las coordenadas del punto $P_0 = (x, y)$ y el ángulo de avance θ en el marco de referencia *global* (X_G, Y_G) en la fig. 1(a). Conociendo las velocidades lineales y angulares (v y ω) en el marco de referencia local (X_L, Y_L) , la velocidad global del robot se define como

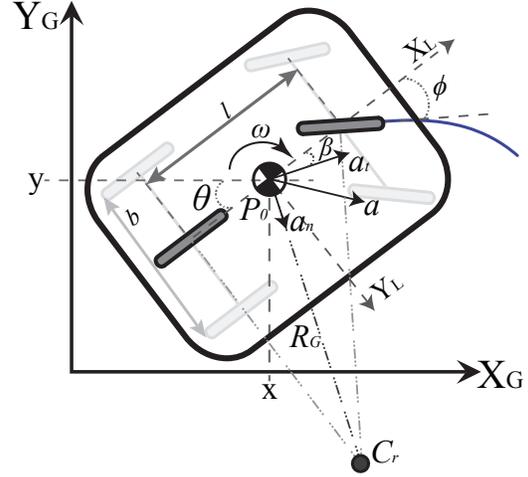
$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \omega \end{bmatrix} \quad (1)$$

Discretizando e integrando recursivamente (1) con el tiempo de muestreo T_s , se obtiene la *postura global* del robot \mathbf{L}

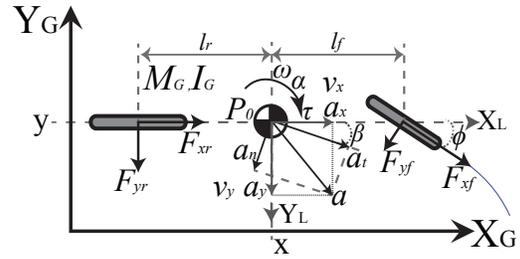
$$\mathbf{L}_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}_{k-1} + T_s \begin{bmatrix} \cos \theta_{k-1} & -\sin \theta_{k-1} & 0 \\ \sin \theta_{k-1} & \cos \theta_{k-1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \omega \end{bmatrix}_{k-1} \quad (2)$$

La aceleración lineal absoluta de P_0 en el marco de referencia global a , con componentes (a_x, a_y) se expresa en términos de las aceleraciones (\dot{v}_x, \dot{v}_y) y velocidades en el marco local utilizando sus componentes normal y tangencial (a_n, a_t) [23]

$$\begin{aligned} a_x &= \dot{v}_x - v_y \omega \\ a_y &= \dot{v}_y + v_x \omega \end{aligned} \quad (3)$$



(a) Cinemática



(b) Dinámica

Figura 1: Robot en configuración Ackermann

La relación cinemática entre ϕ y ω se muestra en

$$\omega = (v_x \tan \phi) / l \quad (4)$$

El modelo formado por las ecuaciones (2) a (4) se utiliza en el algoritmo de fusión propuesto, el cual se expone a continuación.

4. ALGORITMO DE FUSION BASADO EN EVENTOS

El algoritmo propuesto parte del EKF [20] mostrado en la figura 2 para un sistema con entrada $\mathbf{u}_k \in \mathbb{R}^u$, medición $\mathbf{z}_k \in \mathbb{R}^m$ y estado $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$. El modelo se representa mediante las funciones no lineales \mathbf{f} que relaciona el estado en el instante k con el instante anterior $k-1$ y \mathbf{h} que relaciona \mathbf{x}_k con \mathbf{z}_k . Los términos \mathbf{w}_k , \mathbf{v}_k representan los ruidos del proceso y medición en el instante k , los cuales se consideran con distribución de probabilidad independiente, blanca y normal con media cero. El filtro realiza la fusión sensorial en cada instante de tiempo k utilizando las matrices de covarianza del ruido del proceso \mathbf{Q}_k y de la medición \mathbf{R}_k para obtener el estado estimado $\hat{\mathbf{x}}_k$ (la postura del robot) y la covarianza del error de esta estimación \mathbf{P}_k . Se considera que el estado a utilizar en el filtro es la postura junto con las velocidades locales del

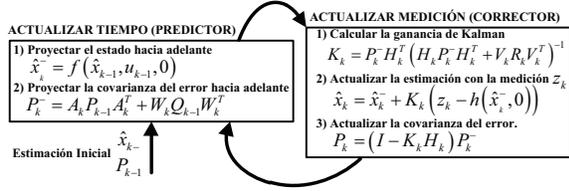


Figura 2: Algoritmo del filtro de Kalman Extendido [22]

modelo propuesto. Además, las mediciones disponibles en los sensores son ϕ , $v_{x,enc}$, $v_{y,enc}$ y ω_{enc} de los encoders, ω_{gyr} de un giróscopo, ω_{comp} de una brújula, a_x , a_y obtenidos como el promedio de la medición de dos acelerómetros distintos y la postura global $L_{GPS} = (x, y, \theta)_{GPS}$ obtenida por el GPS.

El algoritmo propuesto reduce la carga computacional (procesador y memoria) al separar z_k en los componentes local y global. Con esto se determina la postura del robot cada instante k utilizando el modelo del robot con $z_k = [\phi \ v_{x,enc} \ v_{y,enc} \ \omega_{enc} \ \omega_{gyr} \ \omega_{comp} \ a_x \ a_y]^T$ y únicamente se utiliza L_{GPS} para corregir la estimación local en instantes determinados (no en todo k). L_{GPS} se utiliza como una medición adicional de la postura cuando el error en la estimación local es suficientemente grande, indicado por un evento que utiliza la sección de la postura de P_k en el EKF. Esta $P_{k,x,y}$ se utiliza para obtener el área de los elipsoides de error con intervalo $3 - \sigma$, utilizando la ecuación (5) siendo a_σ y b_σ los ejes de los elipsoides y $l = 3$ para el error $3 - \sigma$. Con esto, el evento se genera utilizando la razón R_A del área de los elipsoides A_{ellip} con el área del robot Ackermann A_{ACK} . Este es un indicador normalizado del momento en el cual el error de la postura estimada es igual que el tamaño del robot. Por ejemplo, cuando R_A sobrepasa un nivel determinado, por ejemplo 1,5 (indicando que el área del error es 1,5 veces el área del robot) se utiliza L_{GM} para corregir la postura del robot. Este límite se escoge como un compromiso entre el número de actualizaciones que se realizan (consumo de ancho de banda, procesador y energía) y la precisión deseada en la estimación de la postura.

Como condición adicional, se realiza la actualización utilizando la información del GPS si el número de satélites utilizados por el sensor es mayor a un valor mínimo preestablecido (por ejemplo 6 satélites). Con esto se busca garantizar una mayor precisión en la fusión sensorial. Esto se incorpora en la fusión modificando los valores correspondientes en la matriz R de forma dinámica, utilizando una función inversamente proporcional, es decir, si el número de satélites es alto entonces los valores correspondientes a L_{GPS} en la matriz R deben ser bajos (de esta forma el EKF da mayor importancia a estos datos) y viceversa. Explicado el método

de fusión propuesto se procede a exponer su implementación y pruebas realizadas

$$P_{k,x,y} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy}^2 \\ \sigma_{xy}^2 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad a_\sigma = \sqrt{\frac{2l^2 |P_{xy}|}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + T_\sigma}} \quad (5)$$

$$T_\sigma = \sqrt{\sigma_x^4 + \sigma_y^4 - 2\sigma_x^2 \sigma_y^2 + 4\sigma_{xy}^2} \quad b_\sigma = \sqrt{\frac{2l^2 |P_{xy}|}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 - T_\sigma}}$$

$$A_{ACK} = b \cdot c \quad A_{ellip} = \pi a_\sigma b_\sigma$$

5. IMPLEMENTACIÓN Y PRUEBA DEL ESQUEMA DE FUSIÓN DE DATOS

El esquema de fusión propuesto se implementa en un robot móvil en configuración Ackermann LEGO como plataforma de recursos limitados para realizar la fusión sensorial y una tarjeta IGEP para almacenar los datos de la prueba y permitir el acceso al GPS mediante la conexión USB. Se utiliza un HUB USB para conectar el LEGO a la IGEP (GPS) y para proveer la alimentación a la IGEP utilizando la batería LiPo (con un convertidor DC-DC a 5V).

5.1. DESCRIPCIÓN DEL LEGO @NTX

LEGO Mindstorms @NTX es una plataforma de robot móvil de bajo coste. Incorpora la unidad de control NXT, basada en un microcontrolador ARM7 de 32-bits, con 256 Kbytes FLASH y 64 Kbytes de RAM. Cuenta además con un puerto USB 2.0 y un dispositivo inalámbrico Bluetooth clase II, V2.0. La nueva unidad de control tiene 4 entradas (una de ellas proporciona una expansión IEC 61158 Tipo 4/EN 50 170 para usos futuros) y 3 salidas analógicas. La versión básica del LEGO proporciona 4 tipos de sensores: contacto, luz, sonido y distancia. Pero, además de estos, actualmente se pueden comprar una gran variedad de distintos tipos de sensores como, por ejemplo, cámaras para aplicaciones de visión, brújula, acelerómetros, giróscopos, buscadores de infrarrojos, etc. [2]. Otros componentes LEGO muy importantes son los actuadores, los cuales consisten en motores de corriente continua que incorporan encoders integrados y de 360 grados de resolución por vuelta. Se puede encontrar una descripción más detallada de los motores de LEGO Mindstorms NXT en [2]. El robot LEGO NXT usado en las pruebas con configuración Ackermann se muestra en la figura 3. Los sensores usados para el esquema de fusión son dos acelerómetros, un giróscopo, una brújula magnética y los encoders de las ruedas. Se utiliza además un diferencial para regular las velocidades de las ruedas traseras durante el giro.

5.2. DESCRIPCIÓN DE LA TARJETA IGEP

La tarjeta IGEPv2 de ISEE [1] es un sistema embebido con un tamaño poco superior al de una tarjeta de crédito que, mediante una arquitectura TI OMAP3530, incorpora un microprocesador ARM CORTEX A8 core a 720MHz. y un DSP TMS320C64x+. La IGEPv2 incorpora además un acelerador gráfico hardware, administrador de energía TPS65950, 512MB de memoria RAM y Flash, así como de diversos sistemas de comunicaciones, como Ethernet, Wi-Fi, Bluetooth, 2 puertos USB, DVI-D/HDMI, etc. Ésta se observa colocada sobre el LEGO en la figura 3. Para programarla se emplea el IDE Eclipse para escribir las aplicaciones en C++, las cuales son transferidas a la IGEP mediante la tarjeta microSD incorporada. Al tener instalada una distribución GNU/Linux como sistema operativo en la misma, se puede compilar mediante el compilador g++ y ejecutar sin problemas. Para realizar estas acciones se establece previamente conexión con el software PuTTY mediante ssh vía Wi-Fi, lo cual proporciona el control del entorno de consola de la IGEP desde un PC remoto. Esta tarjeta se programó para transmitir los mensajes con la posición del GPS IG-500N de SBG Systems al LEGO NXT y además para servir de supervisor y almacenar los datos provenientes del LEGO y del GPS. La IGEP no se utiliza para realizar los cálculos asociados a la fusión sensorial del filtro propuesto, ya que esta función la realiza el LEGO NXT.

5.3. PRUEBAS CON EL LEGO ®NXT

Para mostrar el funcionamiento del método propuesto, se establece que el robot siga una trayectoria como referencia cuadrada en interiores, utilizando un control por punto descentralizado [14] para el control de trayectoria y un controlador P para el accionamiento de los motores. En lugar de GPS se utiliza una cámara cenital para medir la trayectoria real seguida por el robot. Esta prueba se muestra en la figura 4 en donde se observa que el algoritmo propuesto tiene un comportamiento adecuado, estimando la postura de forma similar a la medida por la cámara lo que produce un seguimiento suave de la trayectoria cuadrada.

Para la prueba en exteriores se realiza el control mediante un mando a distancia ya que aún falta por implementar la evasión de obstáculos en el robot. Se realiza un recorrido sobre una pista deportiva de superficie plana utilizando el GPS IG-500N sobre el LEGO como fuente de información global. Además se mide la trayectoria seguida por el LEGO con un GPS diferencial con el fin de obtener con mayor precisión la trayectoria seguida en el re-

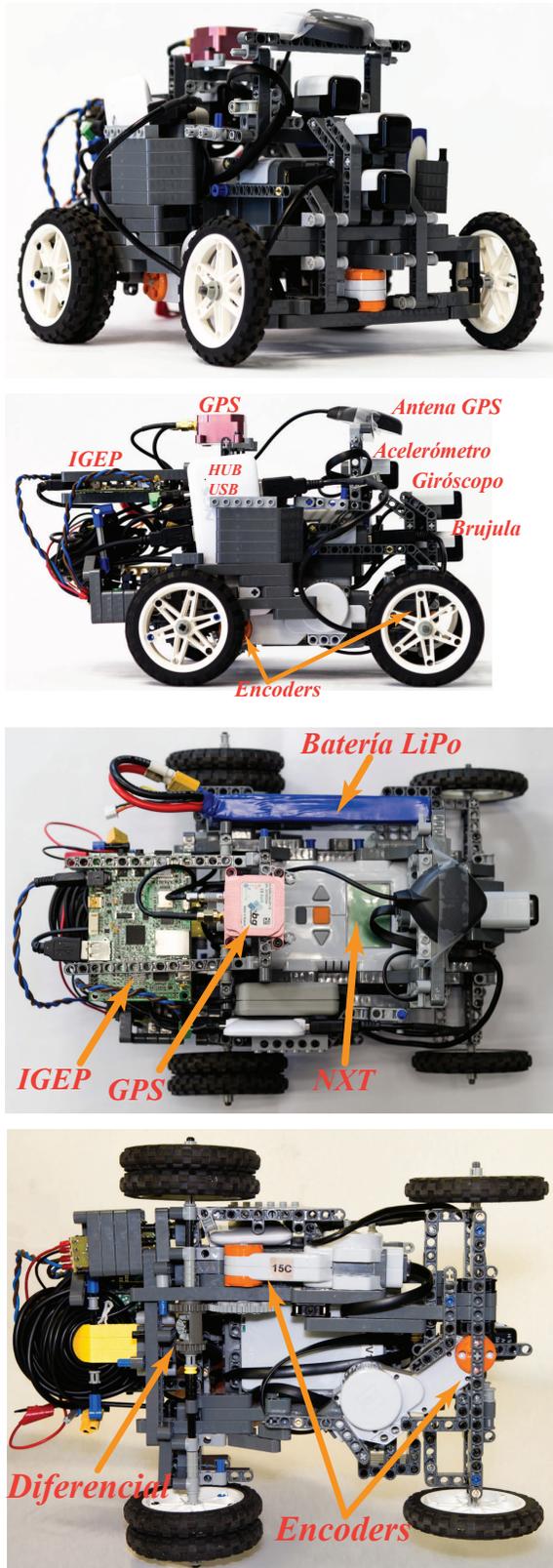


Figura 3: LEGO NXT en configuración Ackermann utilizado en las pruebas experimentales

corrido. Los resultados de esta prueba y el robot modificado con el receptor del GPS diferencial se muestran en la figura 4. Se observa que la estimación del algoritmo por eventos sigue aproximadamente la del GPS, según aumenta el error en la estimación (covarianza del error de la postura del robot) se genera el evento que produce la actualización utilizando información global y por lo tanto se elimina el bias característico del método de estimación local. Esto manteniendo una precisión aceptable y sin necesidad de actualizar constantemente la estimación utilizando la información del GPS y por lo tanto usando más recursos de los necesarios. A pesar del buen comportamiento se observa que el GPS utilizado no es tan preciso como el GPS diferencial por lo que, aunque se utiliza información global, existe un error inherente al sensor utilizado y que se traslada a la estimación del algoritmo. Cabe destacar que la actualización se puede hacer de forma más frecuente para eliminar el bias de forma más regular, esto se realiza según los requerimientos de la aplicación.

6. CONCLUSIONES

Se ha presentado un esquema de fusión EKF basado en eventos y eficiente desde el punto de vista de utilización de recursos computacionales para incorporar la información global de un GPS a la estimación local basada en odometría utilizando un robot de configuración Ackermann. Los resultados muestran que la respuesta del método es adecuada tanto en interiores (utilizando una cámara en lugar del GPS) como en exteriores manteniendo acotado el error de estimación y utilizando adecuadamente la información del GPS. Existen varias formas de mejorar el presente aporte, mejorando las funciones de ajuste del EKF según en número de satélites para incorporar más información relevante al GPS para detectar problemas de multiruta y desvío de la señal por condiciones atmosféricas. Se pueden incorporar sensores más precisos e inclusive implementar un filtro para el GPS dentro de la IGEP que actualice en cascada al filtro dentro del LEGO con el fin de detectar la pérdida de la señal de los satélites. Como trabajo futuro se está trabajando en la utilización del robot con capacidad de posicionamiento global para localizar a un grupo de robots de recursos limitados sin acceso a información global pero con medios de comunicación y detección mutua.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento al Ministerio de Ciencia e Innovación de España por la financiación parcial de este trabajo bajo los proyectos de investigación DPI2011-28507-C02-01 y DPI2010-20814-C02-02. Además se agradece el so-

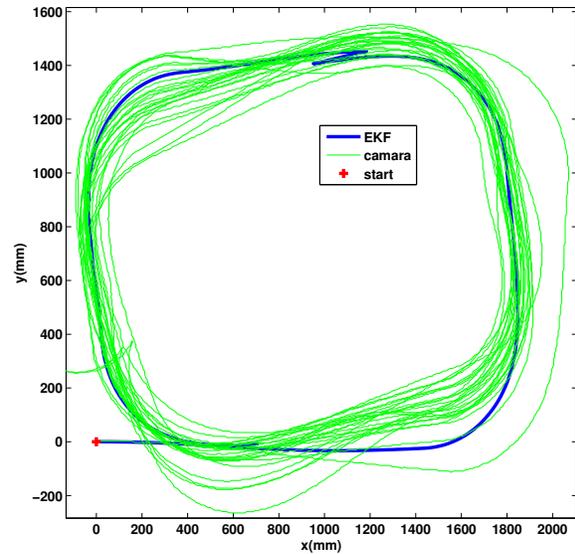


Figura 4: Prueba en interiores con cámara cenital

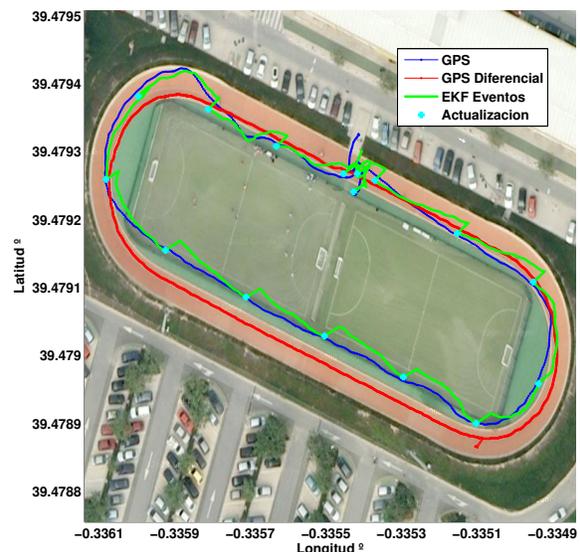
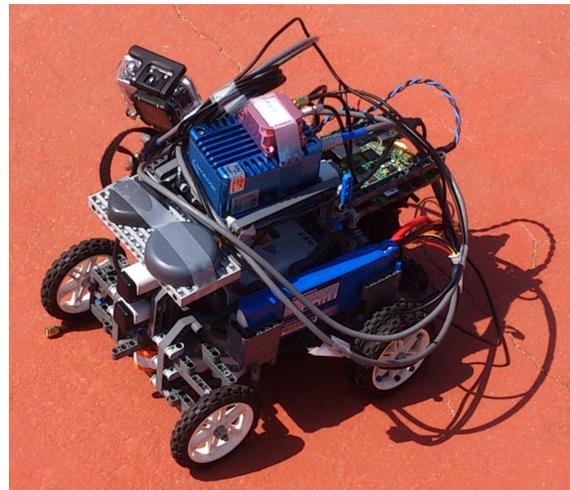


Figura 5: Prueba en exteriores con GPS diferencial

porte financiero por parte de la Universidad de Costa Rica y el apoyo recibido por Instituto U. de Automática e Informática Industrial (ai2) de la U. Politècnica de València con el Plan de Ayudas a la I+D+i 2012.

Referencias

- [1] Información en línea de la igep (isee) disponible en: <http://www.igep-platform.com/>.
- [2] Información en línea del lego nxt (2011), disponible en: <http://www.mindsensors.com/> y <http://www.hitechnic.com/> motores del lego nxt: <http://www.philohome.com/motors/motorcomp.htm>.
- [3] F. Aghili and A. Salerno. Driftless 3-d attitude determination and positioning of mobile robots by integration of imu with two rtk gpss. *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on*, 18(1):21–31, feb. 2013.
- [4] Ángel Valera, M. Weiss, M. Vallés, and J. L. Diez. Bluetooth-networked trajectory control of autonomous vehicles. *Eight IFAC Symposium on Cost Oriented Automation*, 8, 2007.
- [5] D. Bevly, J. Ryu, and J. Gerdes. Integrating ins sensors with gps measurements for continuous estimation of vehicle sideslip, roll, and tire cornering stiffness. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 7(4):483–493, dec. 2006.
- [6] M. Boccadoro, F. Martinelli, and S. Pagnottelli. Constrained and quantized kalman filtering for an rfid robot localization problem. *Autonomous Robots*, 29:235–251, 2010.
- [7] P. Enge and P. Misra. Special issue on global positioning system. *Proceedings of the IEEE*, 87(1):3–15, 1999.
- [8] C. Fuchs, N. Aschenbruck, P. Martini, and M. Wieneke. Indoor tracking for mission critical scenarios: A survey. *Pervasive and Mobile Computing*, 7(1):1–15, 2011.
- [9] M. S. Grewal and A. P. Andrews. *Kalman Filtering: Theory and Practice Using Matlab*. John Wiley & Sons, 2001.
- [10] N. Houshang and F. Azizi. Accurate mobile robot position determination using unscented kalman filter. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, pages 846–851, 2005.
- [11] D. Hyun, H. S. Yang, H.-S. Park, and H.-J. Kim. Dead-reckoning sensor system and tracking algorithm for 3-d pipeline mapping. *Mechatronics*, 20(2):213–223, 2010.
- [12] S. Julier, J. Uhlmann, and H. Durrant-Whyte. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 45:477–482, mar 2000.
- [13] J. Kim, Y. Kim, and S. Kim. An accurate localization for mobile robot using extended kalman filter and sensor fusion. In *Neural Networks, 2008. IJCNN 2008. IEEE International Joint Conference on*, pages 2928–2933, june 2008.
- [14] L. Marín, M. Vallés, Ángel Valera, and P. Albertos. Control de trayectorias en el robot móvil e-puck. *XXXI Jornadas Automatica JAEN*, 2010.
- [15] L. Marín, M. Vallés, Ángel Valera, and P. Albertos. Mejora en la navegación de robots con recursos limitados mediante fusión de datos de distintos sensores. *XXXII Jornadas Automatica SEVILLA*, 2011.
- [16] O. Michel, F. Rohrer, N. Heiniger, and wikibooks contributors. *Cyberbotics'Robot Curriculum*. Cyberbotics Ltd. and Wikibooks contributors, http://en.wikibooks.org/wiki/Cyberbotics\%27_Robot_Curriculum, 2009.
- [17] R. Rajamani. *Vehicle Dynamics And Control*. Mechanical Engineering Series. Springer US, 2012.
- [18] Z. Shen, J. Georgy, M. J. Korenberg, and A. Noureldin. Low cost two dimension navigation using an augmented kalman filter/fast orthogonal search module for the integration of reduced inertial sensor system and global positioning system. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19(6):1111–1132, 2011.
- [19] R. Siegwart and I. Nourbakhsh. *Introduction to autonomous mobile robots*. The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England, 2004.
- [20] D. Simon. *Optimal State Estimation: Kalman, H_∞ , and Nonlinear Approaches*. John Wiley & Sons, 2006.
- [21] I. Skog and P. Handel. In-car positioning and navigation technologies - a survey. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 10(1):4–21, march 2009.
- [22] G. Welch and G. Bishop. An introduction to the kalman filter, 2007.
- [23] J. Wong. *Theory of Ground Vehicles*. John Wiley & Sons, 2008.
- [24] T. Zhang and X. Xu. A new method of seamless land navigation for gps/ins integrated system. *Measurement*, 45(4):691–701, 2012.