

Localización personal en entornos interiores con tecnología RFID

Fernando Seco*, Katerina Koutsou, Francisco Ramos, Antonio R. Jiménez

Grupo LOPSI: Localización y Exploración en Entornos Inteligentes, Centro de Automática y Robótica (CAR)
Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC)-UPM, Ctra. de Campo Real km 0,200 La Poveda, 28500 Arganda del Rey, Madrid, España

Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, vol. 10, no. 3, pp. 313-324 (2013)

Abstract

Este trabajo presenta un sistema de posicionamiento local (LPS) para personas en entornos interiores basado en la combinación de tecnología RFID activa y una metodología bayesiana de estimación de la posición a partir de la fuerza de las señales de RF recibidas. La complejidad inherente a la propagación de las ondas de RF en entornos interiores causa grandes fluctuaciones en el nivel de la fuerza de la señal, por lo que las técnicas bayesianas, de naturaleza estadística, tienen ventajas significativas frente a métodos de posicionamiento más comunes, como multilateración, minimización cuadrática o localización por fingerprinting. En la validación experimental del sistema RFID-LPS se consigue un error de posicionamiento medio de 2.10 m (mediana de 1.84 m y 3.89 m en el 90 % de los casos), en un área abarcada de 475 m² con 29 tags RFID, y con velocidades de desplazamiento de hasta 0.5 m/s, prestaciones iguales o superiores a otros sistemas del estado del arte. Aunque existen precedentes en Robótica móvil, la combinación de métodos bayesianos y tecnología RFID activa usada en este trabajo es original en el marco de los sistemas de localización de personas, cuyos desplazamientos son generalmente más impredecibles que los de los robots. Otros aspectos novedosos investigados son la posibilidad de alcanzar una estimación conjunta de posición y orientación de un usuario con dos métodos distintos (uso de antenas directivas y aprovechamiento de la atenuación de la señal de RF por el cuerpo humano), la escalabilidad del sistema RFID-LPS, y la estimación de la posición por técnicas bayesianas en sistemas simples que pueden detectar los marcadores RFID, pero no medir su fuerza de señal. *Copyright © 2013 CEA. Publicado por Elsevier España, S.L. Todos los derechos reservados.*

Keywords:

Sistemas de posicionamiento local (LPS), tecnología RFID, estimación bayesiana.

1. Introducción

El Sistema de Posicionamiento Global (GPS) ha conseguido que sea posible determinar la posición de una persona u objeto en cualquier lugar del globo terráqueo con un error de unos pocos metros; sin embargo, dado el requisito de línea de visión directa entre el receptor y la constelación de satélites GPS, el sistema no suele estar operativo en entornos interiores, donde, por otra parte, transcurre una gran parte de la actividad cotidiana de las personas. Por este motivo, existe actualmente una gran actividad científica y tecnológica dirigida a obtener un sistema que permita localizar a personas u objetos en entornos interiores, compartiendo las características de estandarización, precisión, robustez y bajo coste del GPS. Para estos Sistemas de Posicionamiento Local se ha acuñado el acrónimo LPS.

Existen numerosos ámbitos de aplicación para la tecnología LPS: guía de personas en grandes superficies, monitorización de ancianos o personas con movilidad reducida, asistencia a trabajadores en situación de riesgo (bomberos o fuerzas de seguridad), etc. El conjunto de aplicaciones y servicios aportados a las

personas por entornos sensorizados conscientes de su presencia y posición se conocen como Servicios Basados en la Localización (*Location Based Services*, o LBS) (Hazas et al., 2004).

1.1. Sistemas de posicionamiento local basados en RF

La localización en interiores de personas, robots móviles o vehículos autónomos se ha abordado con muy diversas tecnologías: ultrasonidos, infrarrojos, sensores láser, visión, odometría y señales de radiofrecuencia, entre otras (Liu et al., 2007). El extraordinario crecimiento de los sistemas de comunicación inalámbricos en los últimos años, con la consiguiente estandarización y abaratamiento de la tecnología, ha propiciado la investigación en sistemas de localización por radiofrecuencia (RF-LPS).

Los sistemas RF-LPS tienen dos grandes ventajas en entornos interiores. La primera es que las ondas de RF poseen la capacidad de penetrar hasta cierto punto las paredes y obstáculos que pueden encontrarse en un edificio y, por tanto, un número moderado de emisores de RF pueden abarcar un área mayor que lo que sería posible con el mismo número de emisores de ultrasonidos o infrarrojos. La segunda ventaja es la alta ubicuidad de dispositivos de comunicación por RF, tanto como balizas como en dispositivos portátiles (ordenadores, teléfonos móviles o ta-

* Autor en correspondencia.

Email address: fernando.seco@csic.es (Fernando Seco)

URL: <http://www.car.upm-csic.es/lopsi> (Fernando Seco)

blets), lo cual facilita el desarrollo de aplicaciones. Respecto a los sistemas de localización basados en el reconocimiento de marcas visuales, el uso de nodos de RF no requiere de condiciones de iluminación determinadas, no precisa el enfoque del dispositivo de visión a las marcas, y el tiempo de procesamiento es considerablemente menor que el necesario para el tratamiento de imágenes. Como desventaja, podemos mencionar que la alta velocidad de propagación de las señales de RF hace difícil la estimación precisa del rango, e incluso la consecución de sincronía entre emisores y receptores no es trivial, de forma que las técnicas de multilateración que se usan en LPS ultrasónicos o en GPS resultan poco precisas. Además, la propagación de las ondas RF en interiores se ve afectada por el multicamino, y la reflexión, difracción y atenuación causadas por los obstáculos. En la práctica, esto conlleva que el comportamiento de las magnitudes observables, como el tiempo de vuelo, ángulo de llegada, o intensidad de la señal, presenten fluctuaciones impredecibles con la posición que deben tratarse de forma estadística.

1.2. Estado del arte

La literatura sobre sistemas RF-LPS es muy abundante y es difícil sintetizarla en un espacio corto; en este apartado haremos un breve repaso referido a dos aspectos: la tecnología de soporte para LPS, y el método matemático de estimación de posición, mencionando algunos de los sistemas más relevantes.

Respecto a la tecnología de RF empleada, numerosos investigadores optan por sistemas de comunicación de datos ya presentes en muchos entornos (principalmente WLAN y Bluetooth). El sistema Zigbee es asimismo una alternativa interesante debido a su bajo consumo y diseño orientado a redes de sensores inalámbricos. Por otro lado, la radio de banda ultra-ancha (UWB) ha sido específicamente desarrollada para el posicionamiento (Gezici et al., 2005), y es la tecnología más precisa hasta la fecha: puede obtener errores inferiores a 1 m en áreas diáfanas con visibilidad directa entre emisor y receptores de las señales RF; sin embargo, los requisitos de sincronización de los sensores mediante cableado, y su elevado coste restringen su uso para localización. Por último, mencionamos la tecnología de identificación por radiofrecuencia (RFID), en la que un conjunto de etiquetas o *tags* transmiten, periódicamente o por petición, una señal de radiofrecuencia con un código de identificación individual (tag ID) (Roussos and Kostakos, 2009). Estas señales son decodificadas por un lector, que detecta así la presencia e identidad de los marcadores en un área cercana, y, en la mayoría de los sistemas, mide la intensidad de la señal RF recibida (*received signal strength* o RSS). El rango de transmisión de los marcadores RFID varía desde decenas de metros (marcadores activos con baterías propias) a menos de un metro (marcadores pasivos sin baterías). En este trabajo elegimos la tecnología RFID activa frente a otras posibilidades porque, dado su bajo coste y facilidad de mantenimiento, es posible alcanzar un sistema muy escalable y que compense la incertidumbre inherente a las medidas de RF, con el despliegue de numerosos tags RFID por el entorno.

Existen varias técnicas matemáticas para la estimación de la posición basándose en la fuerza de señal recibida (Seco et al., 2009). Una estimación simple de la posición del móvil es el

baricentro de todos los nodos fijos desde los que es detectado, con pesos proporcionales a las RSS correspondientes; un ejemplo de este enfoque es el sistema Landmarc (Ni et al., 2004), que emplea marcadores RFID activos en una habitación y combina las medidas recogidas por una red de lectores con las de etiquetas de referencia.

Otra posibilidad consiste en emplear un modelo analítico semiempírico para la atenuación del RSS de la señal RF con el rango (*log distance path loss*) y estimar la posición mediante multilateración, aunque los resultados no son muy precisos (Bahl and Padmanabhan, 2000). El problema de este enfoque es que la complejidad de la propagación de las ondas de RF en interiores introduce un gran error en la estimación de los rangos, como se discutirá más adelante en este trabajo.

Otro conjunto de métodos para localización con RF se basan en el uso de huellas (*fingerprints*), comparando los valores de RSS medidos en tiempo real desde una posición desconocida con los previamente almacenados en una base de datos obtenida en la calibración del sistema, y estimando la posición más probable mediante técnicas de aprendizaje automático. Por ejemplo, el sistema RADAR (Bahl and Padmanabhan, 2000), uno de los trabajos pioneros de localización en interiores mediante RF, usa *fingerprint* con medida de la intensidad de señales wifi procedentes de 3 puntos de acceso, y el método del vecino más cercano en el espacio de la señal para la estimación de la posición. Otros investigadores han empleado otras técnicas de aprendizaje automático, por ejemplo (Roos et al., 2002), que evalúa métodos basados en un *kernel* y otra basada en histogramas, o (Brunato and Battiti, 2005) donde se describe un sistema basado en las Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), que estima las coordenadas espaciales de un usuario y clasifica la habitación en la que se encuentra. En general, los métodos *fingerprint* obtienen una gran precisión de posicionamiento, pero necesitan una calibración laboriosa, y el resultado es sensible a las modificaciones del entorno de trabajo.

Por último, los métodos bayesianos (Fox et al., 2003) modelan probabilísticamente la imprecisión inherente a los procesos sensoriales, y se emplean con éxito en terrenos afines a la localización personal, como la navegación y el reconocimiento de entornos en Robótica (Thrun, 2002). A pesar de su gran potencia, estas técnicas permanecen infrautilizados en el área de los sistemas LPS en interiores, con relativamente pocos trabajos publicados (Haeberlen et al., 2004). El presente trabajo pretende contribuir al uso de las técnicas bayesianas en aplicaciones de localización personal.

1.3. Objetivos del presente trabajo

En trabajos previos del grupo Lopsi se ha realizado localización personal mediante filtros de partículas aplicados a medidas de fuerza de señal de tags RFID (Koutsou et al., 2007), obteniéndose buenos resultados de posicionamiento en áreas restringidas, con distinción de zonas con o sin visión directa (LOS/NLOS). En (Seco et al., 2010) se contemplan técnicas de regresión para mejorar los modelos de RSS con la posición, pero el posicionamiento se evalúa sólo en situaciones estáticas. Finalmente, también se han empleado sensores RFID para mejorar la estimación de la localización por odometría con sen-

sores inerciales, consiguiéndose acotar la deriva usual en esas técnicas (Jiménez et al., 2012).

El objetivo del trabajo es el uso de técnicas bayesianas para la estimación óptima de la posición de una persona en entornos interiores a partir de señales provenientes de emisores RFID activos, combinación novedosa en sistemas de localización personal. El sistema está diseñado para el uso en zonas extensas donde la transmisión RF será predominantemente NLOS, sin recurrir a sensores adicionales para el posicionamiento, dado que en muchas situaciones el usuario no estará equipado con sensores inerciales. Otras novedades significativas son el estudio de la respuesta dinámica del sistema, y la introducción de modelos sensoriales bayesianos que combinen rango y ángulo relativo entre tag y el lector, permitiendo determinar conjuntamente la posición y orientación espacial del usuario, lo que resulta fundamental para aplicaciones de guiado.

El siguiente apartado presenta los fundamentos teóricos de la localización bayesiana usada en este trabajo; en la sección 3 se describe el sistema RFID con el que se realiza la experimentación, y se detalla su calibración. Los resultados de posicionamiento estáticos y dinámicos obtenidos con el sistema RFID-LPS se ofrecen en la sección 4, en la que también se analiza su escalabilidad y la posibilidad de estimar la orientación espacial del usuario. Al final del artículo se resumen las aportaciones del trabajo, y se apunta a futuras líneas de investigación.

2. Localización bayesiana

2.1. Teoría

La localización bayesiana modela la posición del usuario en el instante t , \mathbf{x}_t , como una variable aleatoria cuya distribución de probabilidad $p(\mathbf{x}_t)$ se estima a partir del conjunto de medidas recibidas hasta el instante actual: $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t$.

$$p(\mathbf{x}_t) = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t). \quad (1)$$

En el sistema RFID-LPS descrito en este trabajo, las medidas \mathbf{z}_t corresponden a las lecturas de fuerza de señal de diferentes balizas RFID recibidas en el intervalo de tiempo $t - T$ hasta t .

La estimación de la densidad de probabilidad $p(\mathbf{x}_t)$ se actualiza con el tiempo de forma iterativa en dos etapas, denominadas de *predicción* y de *corrección*. En la etapa de predicción la posición actual (instante t) se calcula a partir de la posición anterior ($t - T$) mediante el llamado modelo de movimiento:

$$p^-(\mathbf{x}_t) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-T}, \mathbf{u}_{t-T}) p(\mathbf{x}_{t-T}) d\mathbf{x}, \quad (2)$$

donde el signo menos indica que la estimación obtenida es a priori (respecto de la medida experimental), y la variable \mathbf{u}_t representa información sensorial sobre el desplazamiento del usuario. Por ejemplo, en el caso de un robot móvil, medidas odométricas de las ruedas del robot; para el desplazamiento de una persona, pueden realizarse medidas con sensores inerciales. En los experimentos descritos en este artículo no se usan sensores de movimiento, con lo que el modelo de movimiento se simplifica a $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-T})$.

Tras la etapa de predicción, la etapa de corrección mide la correspondencia entre las medidas sensoriales esperadas en la posición estimada y las recibidas experimentalmente (\mathbf{z}_t). Según el teorema de Bayes, la probabilidad a posteriori se obtiene como:

$$p^+(\mathbf{x}_t) = a_t p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p^-(\mathbf{x}_t), \quad (3)$$

multiplicando la probabilidad a priori por el llamado modelo de observación, $p(\mathbf{z} | \mathbf{x})$, que cuantifica la probabilidad de recibir la medida \mathbf{z} si el usuario se encuentra en la posición \mathbf{x} . El modelo de observación debe generarse previamente al proceso de estimación a partir de un conjunto de medidas empíricas obtenidas experimentalmente en distintos puntos del espacio de trabajo. En la ecuación 3, a_t se introduce como una constante de normalización tal que la integral de la probabilidad en toda la región de posibles desplazamientos sea la unidad.

Nótese que en el término $p(\mathbf{z} | \mathbf{x})$ usado en la ecuación 3, \mathbf{z}_t corresponde en general a varias medidas individuales z_t^1, \dots, z_t^n procedentes de sensores distintos y recibidas en el intervalo $t - T$ a t . Calcular la probabilidad conjunta de dichas medidas es matemáticamente complicado, por lo que asumiremos que las medidas z_t^j son condicionalmente independientes, y por tanto:

$$p(z_t^1, \dots, z_t^n | \mathbf{x}) = \prod_{j=1}^n p(z_t^j | \mathbf{x}). \quad (4)$$

Las ecuaciones 2 y 3 se aplican consecutivamente cada intervalo de tiempo T , y, en circunstancias normales, tras unas pocas iteraciones la distribución de probabilidad dada por la ecuación 1 se concentrará en torno de la posición real del usuario.

2.2. Implementación de la localización bayesiana

En la práctica, la localización bayesiana puede implementarse de varias formas (Thrun, 2002). El ejemplo más conocido es el filtro de Kalman, en el que se supone que la probabilidad de posición $p(\mathbf{x})$ tiene una distribución normal en torno a la posición real. Para problemas de localización en interiores, es más flexible permitir que $p(\mathbf{x})$ adopte una forma arbitraria.

Una implementación directa del posicionamiento bayesiano consiste en particionar el espacio de posibles desplazamientos en una rejilla (*grid*) de elementos discretos, en cada uno de los cuales se evalúa y actualiza $p(\mathbf{x})$ mediante las ecuaciones de predicción y corrección anteriores. Alternativamente, puede calcularse $p(\mathbf{x})$ sólo en un conjunto reducido de posiciones fijas, organizadas como los vértices de un grafo (Liao et al., 2003), estimando también las probabilidades de transición entre los mismos. Finalmente, en el filtro de partículas (Gustafsson et al., 2002), la distribución de probabilidad se evalúa en un conjunto finito de puntos móviles (denominados partículas), cuyas posiciones se van acercando de forma iterativa a la posición real del móvil. En este trabajo elegimos el método de la rejilla dada su facilidad de implementación y que permite una fácil visualización de las distribuciones de probabilidad, aunque no sea óptimo en cuanto a recursos o velocidad de computación.

La figura 1 ilustra algunos detalles de la implementación de rejilla de la localización bayesiana. La rejilla empleada se

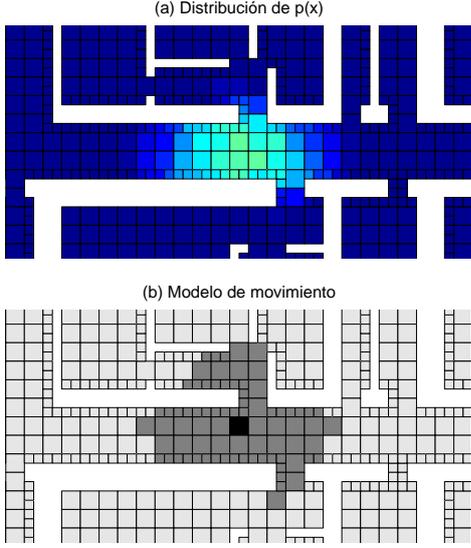


Figura 1: (a) Distribución de la densidad de probabilidad $p(\mathbf{x})$ en la rejilla en un momento del desplazamiento; (b) región accesible (sombreada) desde un punto dado (color negro), según el modelo de movimiento, ($\text{dist}(x_i, x_j) \leq v_{\max} \cdot T$).

genera automáticamente a partir de un mapa vectorial del edificio (sede del Centro de Automática y Robótica). La superficie del mismo es 910 m^2 , y es teselada mediante 1829 elementos cuadrados de dos tamaños: $0.80 \times 0.80 \text{ m}$ y $0.40 \times 0.40 \text{ m}$. En las áreas más grandes del edificio se usa la rejilla de mayor tamaño, reduciéndose al paso más pequeño para poder unir los puntos en las regiones más estrechas, como pasillos y puertas, y formar una rejilla conexas. En la figura 1, parte (a) se muestra la probabilidad de posicionamiento evaluada en un momento determinado del desplazamiento del usuario por uno de los pasillos del edificio.

2.3. Modelos de medida y de movimiento

El **modelo de medida** expresa la probabilidad condicionada $p(z | \mathbf{x})$ de obtener una medida determinada z del sistema RFID desde la posición \mathbf{x} . Dicho modelo se debe extraer de un conjunto de medidas de calibración (\mathbf{x}, RSS) , obtenidas en puntos conocidos del espacio de trabajo.

Aunque idealmente desearíamos conocer $p(z | \mathbf{x})$ con la máxima resolución espacial posible, existen dos circunstancias que lo impiden. La primera es que el valor de la fuerza de señal recibida (RSS) de una señal de RF fluctúa en entornos interiores cuando nos desplazamos una distancia del orden de la longitud de onda (0.7 m), debido a la interferencia entre la señal propagada directamente y sus múltiples reflexiones. La segunda es que el número de muestras recogidas en la calibración es finita y no pueden cubrir exhaustivamente todas las posibles posiciones del móvil. Por estos motivos, es conveniente realizar aproximaciones que recojan el comportamiento esencial del sistema pero tengan forma manejable. El enfoque seguido en este trabajo es suponer que la fuerza de señal depende únicamente de la distancia entre tag y receptor (r), y dividir el área que rodea al emisor en N_k zonas discretas, para cada una de las cuales se obtiene un modelo único. En consecuencia, la zona k -ésima es

un anillo dado por $(k - 1) \cdot \Delta r \leq r < k \cdot \Delta r$, $k = 1, \dots, N_k$, donde el ancho de los anillos Δr es un valor de compromiso entre la resolución espacial del sistema de posicionamiento y el número de muestras de calibración necesarias para obtener una estadística fiable. Este modelo es válido, con limitaciones, para lectores RFID con antenas omnidireccionales. En el apartado 4.3.1 veremos un modelo de medida distinto para antenas de panel, en las cuales la fuerza de señal depende también del ángulo θ entre el tag y el eje de la antena.

Para completar el modelo de medida, debemos considerar la probabilidad de detectar a un marcador colocado en cada una de las zonas k definidas, que denominaremos $P_{\text{det}}(\text{zona}_k)$. De esta forma, el modelo de medida completo para la detección de señales RFID que emplearemos en este trabajo resulta:

$$p(z | \text{zona}_k) = \begin{cases} P_{\text{det}}(\text{zona}_k) \cdot \mathcal{N}(\text{RSS}; \mu_{\text{RSS}k}, \sigma_{\text{RSS}k}^2) & \text{tag detectado (RSS)} \\ 1 - P_{\text{det}}(\text{zona}_k) & \text{tag no detectado,} \end{cases} \quad (5)$$

donde se ha considerado que la densidad de probabilidad $p(\text{RSS} | \text{zona}_k)$ en la zona k -ésima es una distribución normal de media μ_k y varianza σ_k^2 .

Por otro lado, el **modelo de movimiento** especifica los puntos que son accesibles en el siguiente instante temporal desde una posición determinada. Como el sistema descrito en este trabajo no dispone de sensores de movimiento, se supondrá que la persona puede desplazarse con idéntica probabilidad a cualquier punto de un círculo de radio $v_{\max} \cdot T$ en torno de la posición anterior, siendo v_{\max} una velocidad máxima de desplazamiento, y T el intervalo entre estimaciones consecutivas de la posición. Para implementar un modelo de movimiento válido para entornos no diáfanos, hemos obtenido la distancia $\text{dist}(x_i, x_j)$ entre todos los elementos de la rejilla tratándola como un grafo y usando el algoritmo de Floyd-Warshall (Khuller and Raghavachari, 1998). La distancia así calculada no corresponde a la distancia euclídea entre dos elementos de la rejilla sino a la longitud del trayecto posible más corto que los une. Esto permite considerar correctamente la presencia de puertas y paredes del edificio, como se muestra en el área de desplazamiento gris de la figura 1, parte (b).

La tabla 1 muestra la implementación en pseudocódigo del algoritmo que seguiremos en el presente trabajo. Se comienza por inicializar la probabilidad $p^+(\mathbf{x}_i)$ de manera uniforme en la rejilla. Posteriormente el modelo de movimiento realiza una predicción de la probabilidad a priori ($p^-(\mathbf{x}_i)$) considerando los posibles desplazamientos del usuario (región R) desde cada punto de la rejilla (ver figura 1, parte (b)). En la etapa de corrección se obtiene la probabilidad a posteriori a partir de las medidas recogidas, englobadas en el término p_{Bayes} . Tras la normalización de la probabilidad a posteriori, se obtiene la estimación de la posición, $\hat{\mathbf{x}}_i$, como el baricentro de la región donde $\sum p^+(\mathbf{x})$ es máxima. El periodo de repetición del bucle de estimación de la posición (etapas de predicción/corrección bayesiana de $p(\mathbf{x})$) se toma igual a la frecuencia de emisión de los tags RFID ($T = 1.7 \text{ s}$), de forma, que, en principio, se dispone

Inicializamos $p^+(x_i) = 1/N_{\text{grid}}, i = 1, \dots, N_{\text{grid}}$

- ▶ Bucle de estimación de posición (cada T s)
 - Etapa de predicción (modelo de movimiento)**
 - Inicializamos $p^-(x_i) = 0, i = 1, \dots, N_{\text{grid}}$
 - ▶ Bucle para cada punto de la rejilla, $i = 1, \dots, N_{\text{grid}}$
 - ▶ Bucle para $R = \{x_j, \text{ tal que } \text{dist}(x_i, x_j) \leq v_{\text{max}} \cdot T\}$

$$p^-(x_j) = p^-(x_j) + p^+(x_i)/\text{numelementos}(R)$$
 - ◀ Fin del bucle sobre R
 - ◀ Fin del bucle sobre la rejilla
 - Recogida de medidas RFID en el intervalo $(t - T, t]$.
 - Etapa de corrección**
 - ▶ Bucle para cada punto de la rejilla, $i = 1, \dots, N_{\text{grid}}$
 - Inicializa corrección bayesiana: $p_{\text{Bayes}} = 1$
 - ▶ Bucle para cada tag RFID, $j = 1, \dots, N_{\text{tags}}$
 - Calcula zona_k para $r = \|x_i - x_j\|$
 - Si el tag j -ésimo ha sido detectado con RSS_j

$$p_{\text{Bayes}} = p_{\text{Bayes}} \cdot P_{\text{det}}(\text{zona}_k) \cdot p(\text{RSS}_j | \text{zona}_k)$$
 - en caso contrario**
 - $$p_{\text{Bayes}} = p_{\text{Bayes}} \cdot (1 - P_{\text{det}}(\text{zona}_k))$$
 - ◀ Fin del bucle sobre todos los tags
 - Probabilidad a posteriori $p^+(x_i) = p_{\text{Bayes}} \cdot p^-(x_i)$
 - ◀ Fin del bucle sobre la rejilla
 - Normalización: $p^+(x_i) = p^+(x_i) / \sum_i p^+(x_i)$
 - Estimación de posición \hat{x}_i a partir de $p^+(x)$
 - ◀ Fin del bucle de estimación de posición



Figura 2: Parte superior: sistema RFID adquirido a la empresa Wavetrend: (a) antenas de tipo panel (direccionales); (b) marcadores (tags) activos; (c) antenas omnidireccionales con lector. Parte inferior: PDA iPAQ de HP con el sistema de localización basado en RFID en funcionamiento.

Tabla 1: Pseudocódigo del algoritmo de localización bayesiana implementado sobre una rejilla usado en este trabajo.

de una medida de cada tag RFID por periodo de actualización. En el caso de que no se reciban lecturas de tags, el algoritmo de localización seguirá realizando predicciones de la distribución de la probabilidad de posicionamiento, pero, al no disponer de la corrección bayesiana, éstas se degradarán con rapidez. Para aumentar la velocidad de procesamiento del sistema, en la implementación no se actualizan todos los elementos de la rejilla en cada iteración, sino únicamente se procesan aquellos en los que la probabilidad a priori supera un valor umbral.

3. Descripción y calibración del sistema RFID

3.1. Descripción física del sistema RFID

Para las pruebas experimentales descritas en este trabajo, hemos empleado un sistema RFID comercial de la empresa Wavetrend, cuyos componentes se muestran en la parte superior de la figura 2. El sistema consta de varias decenas de tags activos del modelo L-TG800, que emiten un mensaje de identificación de forma autónoma (es decir, sin ser interrogados por un lector), a intervalos regulares de 1.7 s durante toda la vida del tag (aproximadamente 5 años, según el fabricante). La señal de RF tiene

una frecuencia de portadora de 433 MHz. Uno o varios lectores RFID, del modelo L-RX201, pueden conectarse mediante el puerto RS232 a un ordenador. Los lectores llevan antenas de tipo cilíndrico (*stub*) omnidireccionales, o de panel (*patch*), con un lóbulo de detección frontal de aproximadamente 90 grados de anchura. La información recibida por el lector consta del código de identificación (ID) del tag detectado, el valor de un contador con las emisiones realizadas desde su puesta en funcionamiento, y la medida del nivel de fuerza de señal recibido (*RSS: received signal strength*). Experimentalmente, el alcance máximo de detección entre emisor y receptor en entornos interiores como nuestro edificio, queda limitado a unos 40 m. El lector puede registrar las señales procedentes de varias decenas de tags de forma casi simultánea.

Un dispositivo móvil como un ordenador portátil o PDA, se conecta mediante el puerto serie al lector, recoge las señales RFID detectadas por el mismo, estima la posición del usuario y la muestra por la interfaz gráfica. En la parte inferior de la figura 2 podemos ver el software de localización desarrollado funcionando en una PDA iPAQ de Hewlett-Packard.

El sistema RFID-LPS descrito corresponde a una configuración de *privacidad*, en la cual es el propio usuario quien determina su posición a partir de la infraestructura existente, de forma análoga a como haría un dispositivo GPS. La configuración opuesta (*centralizada*), en la cual el usuario porta un tag RFID, y es detectado por red de lectores fijos, también es posible, aunque, debido al mayor coste de los lectores y la dificultad del cableado de comunicación y alimentación, es menos esca-

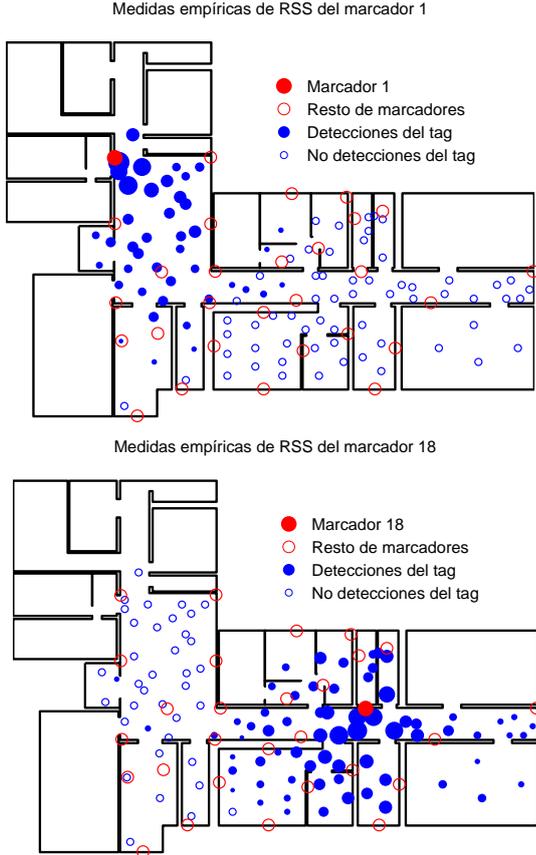


Figura 3: Disposición de los marcadores (color rojo) y puntos de calibración (color azul) del sistema RFID-LPS, con medidas correspondientes a los tags 1 y 18. Los círculos azules huecos corresponden a puntos donde el marcador correspondiente no fue detectado; los círculos llenos a puntos con detección, y el tamaño del círculo es proporcional al RSS medido.

lable.

3.2. Calibración del sistema

Tras colocar 29 marcadores RFID en un área de trabajo constituida por 15 habitaciones del edificio del Centro de Automática y Robótica (abarcando 475 m² del área total del edificio, como se ve en la figura 3), se obtuvieron medidas de RSS en 103 puntos del entorno, recogiendo las señales de todos los tags dentro del rango de detección. Como ejemplo, los datos recibidos de dos tags determinados se muestran en la figura 3. En cada posición el usuario giró sobre sí mismo varias veces, para obtener un modelo de observación menos dependiente de la orientación espacial del cuerpo, aspecto sobre el que volveremos en el apartado 4.3. El lector RFID estaba colocado en un costado de la persona y a la altura de la cintura.

La figura 4 muestra los datos experimentales agregados de todos los tags y puntos de calibración como una gráfica de la fuerza de la señal RSS frente al rango r entre el tag RFID y el lector. La ley empírica que relaciona la atenuación de la fuerza de la señal con la distancia (*log path-loss law*) (Seidel and Rappaport (1992)) es conocida:

$$RSS_{PL}(r) = RSS_0 - 10\alpha \log_{10} \frac{r}{r_0} + e, \quad (6)$$

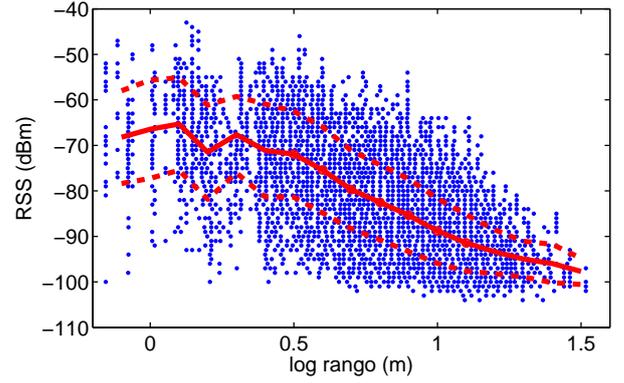


Figura 4: Dependencia de la fuerza de señal recibida (RSS) con el logaritmo del rango entre el tag y el receptor RFID. Puntos azules: medidas experimentales; líneas rojas: ajuste de la media y la desviación estándar, $\mu_{RSS} \pm \sigma_{RSS}$.

donde RSS_{PL} es la fuerza de la señal en escala logarítmica (dBm), r_0 es una distancia de referencia, y el valor de fuerza de señal (RSS_0) a la distancia r_0 y el exponente de pérdidas (α) se determinan experimentalmente. El término de ruido e es una variable aleatoria que tiene en cuenta las fluctuaciones de la señal causadas por la propagación multicamino de la señal, así como las interferencias y reflexiones múltiples. Experimentalmente se observa que e sigue aproximadamente una distribución normal con media cero y varianza σ_n^2 . Del ajuste cuadrático a los datos experimentales, obtenemos $RSS_0 = -56$ dBm para $r_0 = 1$ m, $\alpha = 3.2$ dBm y $\sigma_n = 8.1$ dBm. Para tener conciencia de cómo el ruido afecta a la estimación de posición, pensemos que suponiendo un rango real de $r = 10$ m entre emisor y receptor, el RSS medido sería -88 ± 8.1 dB ($\mu_{RSS} \pm \sigma_{RSS}$), equivalente a un rango *estimado* entre 5.6 y 17.9 m. Esta gran incertidumbre de los rangos calculados a partir de las RSS medidas da idea de lo difícil que resulta la aplicación de los algoritmos de multilateración que se emplean con éxito en sistemas LPS ultrasónicos, una dificultad ya reseñada en los primeros trabajos de localización en interiores con RF (Bahl and Padmanabhan, 2000). Recientemente, algunos autores (Mazuelas et al., 2008) han propuesto usar la redundancia de las medidas de RSS para calcular dinámicamente los exponentes de pérdidas α_j de cada baliza, y aumentar la precisión de la estimación de la posición. Las técnicas bayesianas, sin embargo, asumen como inevitables las grandes fluctuaciones en las medidas experimentales, y tratan de extraer la máxima información por combinación de las mismas.

3.3. Obtención del modelo de medida

Como se comentó en la sección 2, en el modelo de observación se toma como variable independiente el rango entre el marcador RFID y el detector, dividiéndose en $N_k = 12$ zonas, en intervalos de 2 m: así, la primera zona corresponde a $0 < r \leq 2$ m, la segunda a $2 < r \leq 4$ m, etc, hasta la duodécima zona, para la cual $r > 22$ m. El número de zonas es un compromiso entre la resolución espacial de posicionamiento y el número de muestras obtenidas para cada zona durante el proceso de calibración. En la práctica, hemos observado que la precisión de la estimación de posición no depende excesivamente del tamaño de las

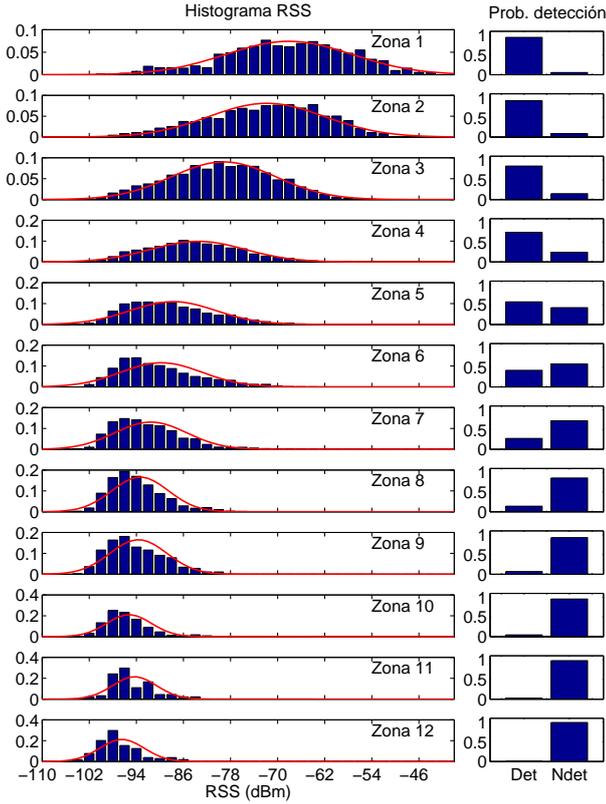


Figura 5: Modelo de observación usado para la localización bayesiana con el sistema RFID-LPS. La columna izquierda muestra los histogramas $p(\text{RSS} | \text{zona}_k)$ de distribución del RSS en las doce zonas definidas en la sección 3.3, y la curva de la distribución gaussiana ajustada a los mismos (en rojo). La columna derecha muestra la probabilidad de detección de un tag en cada zona, $P_{\text{det}}(\text{zona}_k)$.

zonas, dentro de un conjunto de valores relativamente amplio. En la figura 5 se muestran los histogramas con la distribución del RSS en las diferentes zonas del modelo, así como la distribución normal ajustada a cada uno, que es la que emplearemos como modelo de medida, por producir mejores estimaciones de la posición (Haerberlen et al., 2004). La figura también muestra la probabilidad de detección de los tags en cada zona.

Cabe destacar que el modelo estadístico ha sido obtenido agrupando los datos de todos los tags, y por tanto, es común a todos ellos. Aunque en principio este procedimiento es menos preciso del que podría obtenerse si se determinara un modelo de medida individual para cada tag, tiene la ventaja de que nuevos tags RFID pueden ser incorporados al sistema sin más que anotar su posición en la base de datos, es decir, sin necesitar una recalibración, lo cual aumenta mucho la escalabilidad del sistema RFID-LPS.

4. Evaluación del sistema RFID-LPS

Este apartado describe la experimentación realizada para evaluar el sistema RFID-LPS en el posicionamiento estático y en el seguimiento de la trayectoria de una persona en nuestro edificio. Para obtener la posición auténtica o “groundtruth” empleamos como referencia el embaldosado del suelo del edificio

(el tamaño de baldosa de 40×40 cm es suficientemente preciso para nuestros fines). Todos los experimentos utilizan medidas distintas de las empleadas en el proceso de calibración del apartado 3.2.

4.1. Posicionamiento estático

Para evaluar la precisión en posicionamiento estático, el usuario se desplazó a varios puntos del edificio, permaneciendo en ellos por un tiempo determinado con una orientación de su cuerpo aleatoria pero constante en cada punto. El sistema produce una estimación independiente de la posición cada 1.7 s (correspondiente al periodo de emisión de los tags), combinando las medidas recibidas de todos los tags detectados en dicho intervalo (el valor promedio son 15 detecciones). Los resultados para una muestra de puntos se recogen en la figura 6, en la que se han sombreado en gris las habitaciones que contienen al menos un tag. Para los puntos contenidos en dicha área (parte (a) de la figura 6), el error de posicionamiento medio es de 2.10 m, la mediana es 1.84 m, y el correspondiente al 90 % de las medidas es de 3.89 m. La habitación en la que se encuentra el usuario puede determinarse buscando el máximo de la integral de la PDF de la posición ($P_{\text{habitacion}} = \int_{\text{habitacion}} p^+(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$). La tasa de acierto resultó del 77 %, y en casi todos los fallos, la estimación incorrecta fue de una habitación contigua a la verdadera.

El error total cuadrático de la estimación de la posición es:

$$\mathbf{E} = \mathcal{E}\{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{\text{real}})(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{\text{real}})^T\} = \|\mathbf{b}\|^2 + \mathbf{R}_{\mathbf{x}}, \quad (7)$$

donde

$$\mathbf{b} = \mathcal{E}\{\mathbf{x}\} - \mathbf{x}_{\text{real}} \quad (8)$$

es el bias o error sistemático, y

$$\mathbf{R}_{\mathbf{x}} = \mathcal{E}\{(\mathbf{x} - \mathcal{E}\{\mathbf{x}\})(\mathbf{x} - \mathcal{E}\{\mathbf{x}\})^T\} \quad (9)$$

es la covarianza del error. Vemos que, en algunas ocasiones, el bias de la posición calculada supera a la propia dispersión de las estimaciones, un efecto que revela las limitaciones del modelo de medida propuesto en la sección anterior. Este efecto es más perceptible cuando el usuario está fuera de la zona sombreada (figura 6, parte (b)), en los que se obtiene un error medio de 3.97 m, mediana del error de 3.81 m, y error del 90 % igual a 7.14 m. Observamos además que el bias de las estimaciones de la posición está dirigido hacia el interior de la región donde están colocados los tags. Por este motivo, para mantener la máxima precisión de posicionamiento, los marcadores RFID deberían instalarse de forma que su envolvente convexa abarque completamente la región de desplazamiento.

La precisión de posicionamiento del RFID-LPS depende del área abarcada, el número de marcadores desplegados, y la geometría de sus posiciones, como establece el criterio de Crámer-Rao (Gustafsson and Gunnarsson, 2005). Para un edificio determinado, y suponiendo una distribución uniforme de los tags por el mismo, el error de posicionamiento depende inversamente de la raíz cuadrada del número de medidas independientes de RSS, es decir, $e \approx 1/\sqrt{n_{\text{tags}}}$. Podemos verificar que esta relación se

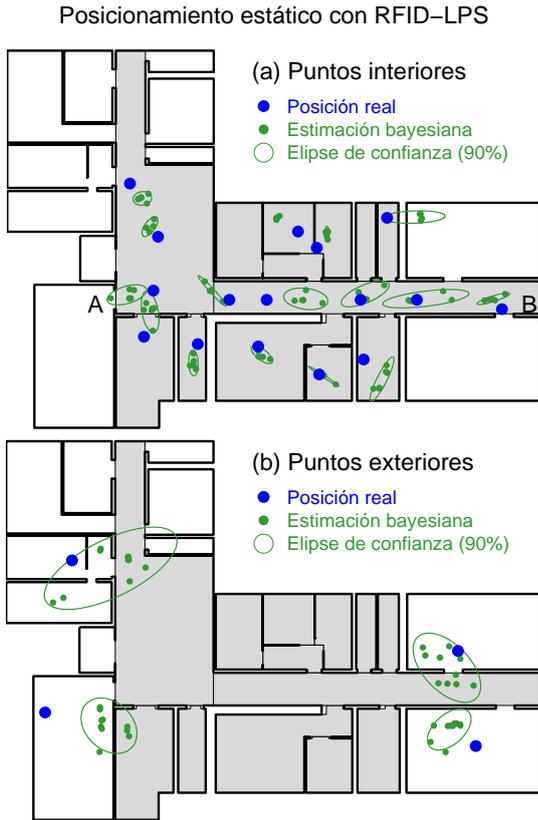


Figura 6: Localización en puntos estáticos con el sistema RFID-LPS: (a) puntos interiores al área sombreada donde están colocados los marcadores RFID (475 m²); (b) puntos exteriores a dicha área. Las dimensiones máximas del edificio son 45.40×32.40 m, y su área total de 910 m².

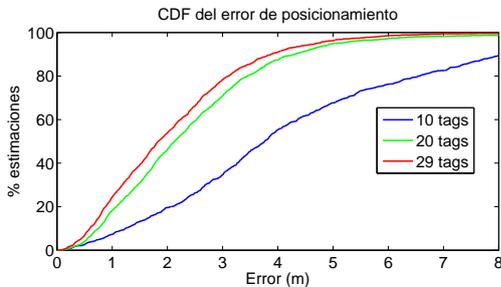


Figura 7: Dependencia de la precisión de posicionamiento estático con el número de tags RFID colocados en el entorno (sólo se consideran los puntos en la región sombreada de la figura 6).

cumple de forma aproximada a partir de la función de distribución acumulada del error (*cumulative distribution function* o CDF), que mide el porcentaje de medidas cuyo error es inferior a un valor dado, y es empleada habitualmente para estudiar las prestaciones de los sistemas de posicionamiento. Las CDF del error de posicionamiento estático con un subconjunto de los tags desplegados se muestran en la figura 7.

El modelo de medida de la ecuación 5 contempla la posibilidad de localizar al usuario únicamente mediante la información de la detección de los códigos identificadores de los tags, sin realizar medidas de RSS. En la figura 8, se compara el error

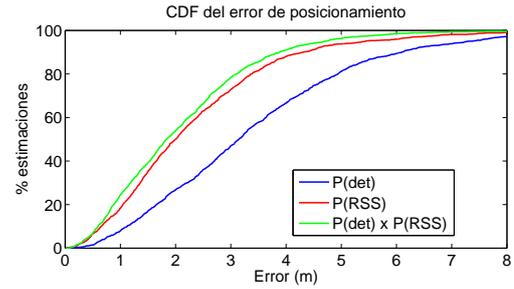


Figura 8: CDF comparada del error de posicionamiento estático obtenido con los diferentes términos del modelo de medida de la ecuación 5.

acumulado en el posicionamiento estático cuando se consideran como términos de la corrección bayesiana las probabilidades $P_{\text{det}}(\text{zona}_k)$, $p(\text{RSS} | \text{zona}_k)$, y $P_{\text{det}}(\text{zona}_k) \cdot p(\text{RSS} | \text{zona}_k)$. La precisión obtenida por la mera detección de los tags es: error medio de 3.43 m, mediana de 3.15 m y error del 90 % de 6.10 m. Por otro lado, la información añadida por la detección de los tags, cuando ya disponemos de la medida de RSS, es pequeña (una mejora de un 10 % aproximadamente). La conclusión es que, incluso en sistemas de RF sencillos sin capacidad de medir la RSS, pueden aplicarse los métodos bayesianos para obtener una estimación de la posición.

4.2. Posicionamiento dinámico (seguimiento de trayectorias)

De la misma forma, se evaluó la localización dinámica de una persona moviéndose por el edificio en varias trayectorias, tres de las cuales mostramos en la figura 9. La velocidad de la persona era inferior a 0.5 m/s, mientras que en el modelo de movimiento se adoptó $v_{\text{max}} = 2$ m/s. El sistema RFID-LPS consigue estimar de forma precisa las rutas seguidas y determinando correctamente qué habitaciones ha visitado. Cabe reseñar que los peores resultados de posicionamiento se dan en las regiones diáfanas de mayor tamaño, y por el contrario, el posicionamiento es más preciso en las zonas delimitadas por las paredes del edificio, como por ejemplo los pasillos.

En la figura 10 mostramos la CDF comparada del sistema RFID-LPS en localización estática y dinámica. El error medio obtenido en el conjunto de las trayectorias experimentales fue de 1.88 m, la mediana del error de 1.58 m, y el error del 90 % igual a 3.65 m, ligeramente inferior a las cifras del posicionamiento estático. Esta mejora se debe al efecto de promediado implícito a la estimación bayesiana iterativa. A partir de cierta velocidad, no obstante, el error de posicionamiento aumenta, al no corresponder las medidas tomadas entre el tiempo t y el $t+T$ a la misma posición espacial, es decir, por el retardo del sistema. Para cuantificar este error, se realizó una trayectoria de ida y vuelta en línea recta a lo largo del pasillo más largo (36 m) de nuestro edificio (entre los puntos A y B de la figura 6, a tres velocidades distintas, con una pausa de 30 s en cada punto. Las estimaciones de la posición lineal (sólo la coordenada x) se muestran en la figura 11. Se aprecia que el error en la posición aumenta con la velocidad, aunque sean necesarias velocidades relativamente elevadas ($v > 1$ m/s) para que este error supere al inherente al posicionamiento con RFID.

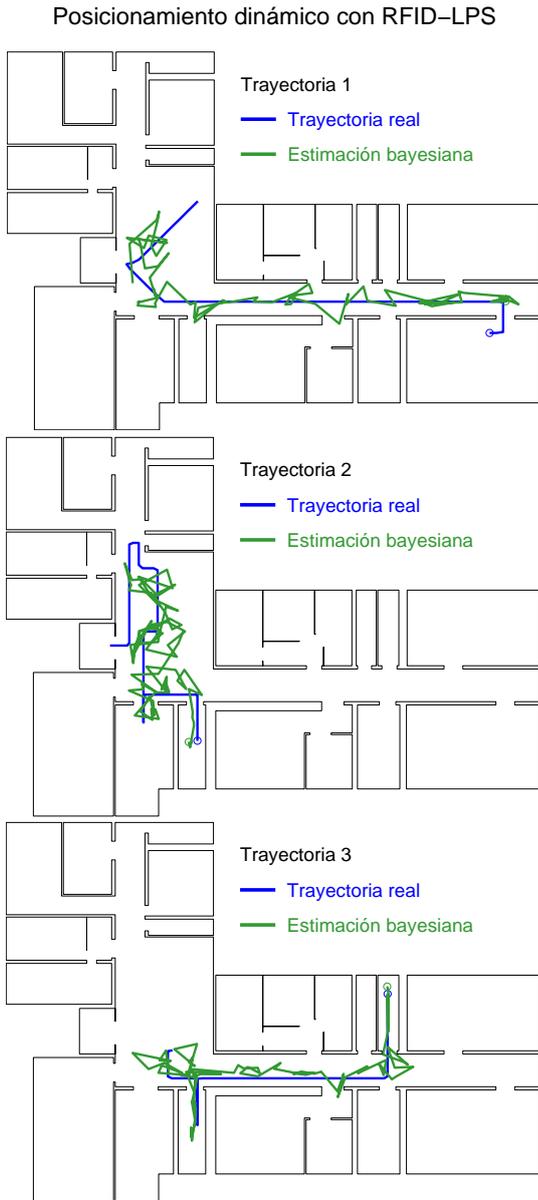


Figura 9: Localización dinámica con el sistema RFID-LPS: seguimiento de tres trayectorias.

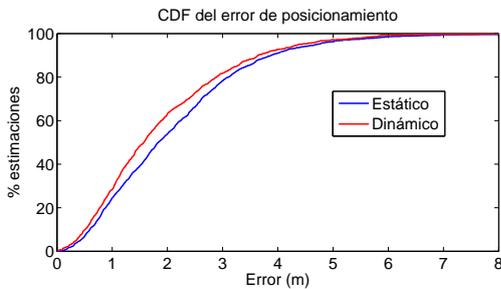


Figura 10: CDF comparada del error de posicionamiento estático y dinámico ($v < 0.5$ m/s) del sistema RFID-LPS.

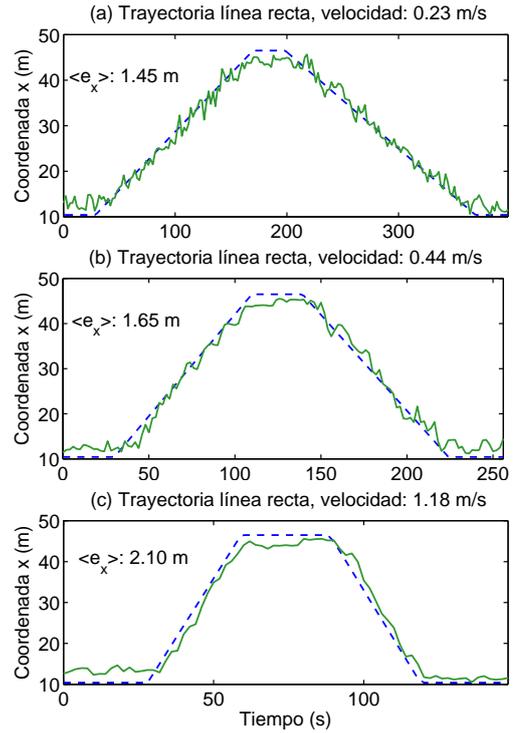


Figura 11: Desplazamiento entre los puntos A y B del edificio (ver figura 6) a tres velocidades distintas, y error medio en la posición lineal ($e_x = \hat{x} - x$).

4.3. Estimación de la orientación

En una aplicación de guía de personas es conveniente estimar conjuntamente la posición y la orientación del usuario en el entorno. La estimación de la orientación de personas es más complicada que la de robots móviles, debido a que las personas no suelen portar sensores odométricos, y a que sus movimientos resultan en general más impredecibles.

Desde el punto de vista de la estimación bayesiana, sería posible incorporar un modelo de medida dependiente de la orientación del usuario ($p(z | \theta)$), y, realizar una estimación conjunta de la posición y orientación espacial de la persona $\mathbf{x} = \{x, y, \theta\}$. A continuación indicamos dos posibles caminos para obtener información sobre la orientación.

4.3.1. Mediante antenas direccionales

Las antenas empleadas en el sistema RFID-LPS son de tipo cilíndrico, siendo su lóbulo de detección omnidireccional en el plano. Sin embargo, también disponemos de antenas de panel (ver la figura 2, parte superior) que poseen un lóbulo de detección de ancho 90° (-3 dB) dirigido según la dirección normal al plano de la antena, y por tanto la direccionalidad requerida para estimar la orientación espacial. Para aumentar la discriminación angular, hemos agrupado dos antenas con un ángulo relativo de 90° , y estudiado la diferencia entre las fuerzas de señal medidas por el panel izquierdo y el derecho ($\Delta\text{RSS} = \text{RSS}_{\text{izq}} - \text{RSS}_{\text{der}}$). Para ello, colocamos un sensor con doble antena en una de las paredes del receptor de nuestro centro, y medimos la RSS en varios puntos del mismo, desplazando un tag RFID sujeto a un mástil vertical, con los resultados mostrados en la figura 12.

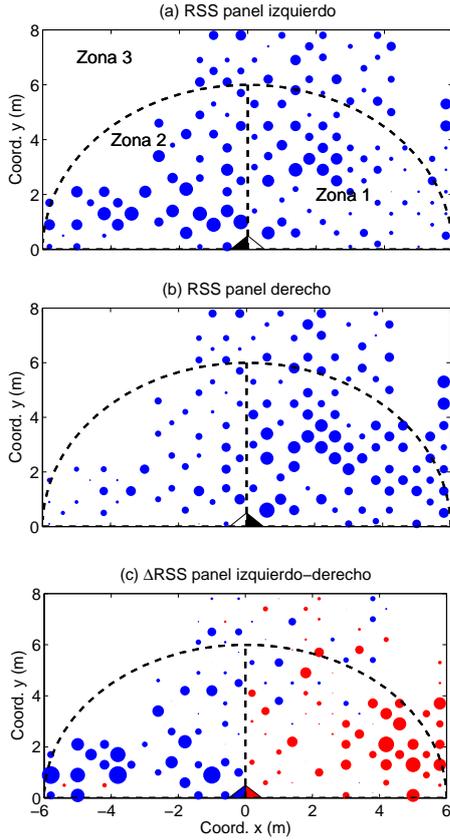


Figura 12: Medidas experimentales de fuerza de señal del sensor con dos antenas de panel, con orientación relativa de 90° . (a) y (b) RSS individuales medidas por los paneles izquierdo y derecho; (c) diferencia Δ RSS (diámetro de los círculos proporcional a $|\Delta$ RSS); color azul si Δ RSS $>$ 0 y rojo en caso contrario).

La figura 12 ilustra un simple modelo de observación con discriminación angular, en el que se ha dividido el espacio en tres zonas delimitadas por líneas puntuadas: a la izquierda y derecha del lector y distancia menor de 6 m, y en la zona lejana ($r > 6$ m). El histograma con la distribución de Δ RSS y la probabilidad de detección en cada zona obtenidos a partir de los datos experimentales se muestran en la figura 13, de la que se deduce que el sistema puede determinar la orientación relativa del tag RFID entre dos direcciones ortogonales con bastante certeza. Modelos de observación similares al mostrado se han usado en Robótica móvil para navegación y mapeado (Haehnel et al., 2004) o detección de obstáculos (Jia et al., 2006).

4.3.2. Por el apantallamiento de las señales de RF por el cuerpo humano

El cuerpo humano absorbe y refleja una parte significativa de la energía de las ondas de RF de 433 MHz emitidas por los tags RFID. De esta forma, la RSS procedente de un tag registrada por el lector RFID disminuye si el usuario está orientado de forma que su propio cuerpo se interponga entre tag y lector. Al igual que la variación de RSS con rango, la fluctuación con la orientación es de naturaleza aleatoria.

En el experimento mostrado en la figura 14 se estudia más detenidamente este fenómeno. Para ello, una persona se co-

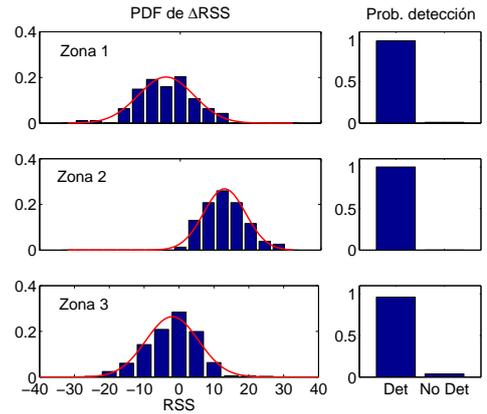


Figura 13: Modelo de observación del sensor con dos antenas de panel, obtenida de los datos de la figura 12. En la columna izquierda se muestran los histogramas de la pdf de la diferencia de fuerzas de señal $p(\Delta$ RSS | zona $_k$) y distribución normal ajustada al histograma; en la columna derecha, la probabilidad de detección del tag en cada zona, $P_{\text{det}}(\text{zona}_k)$.

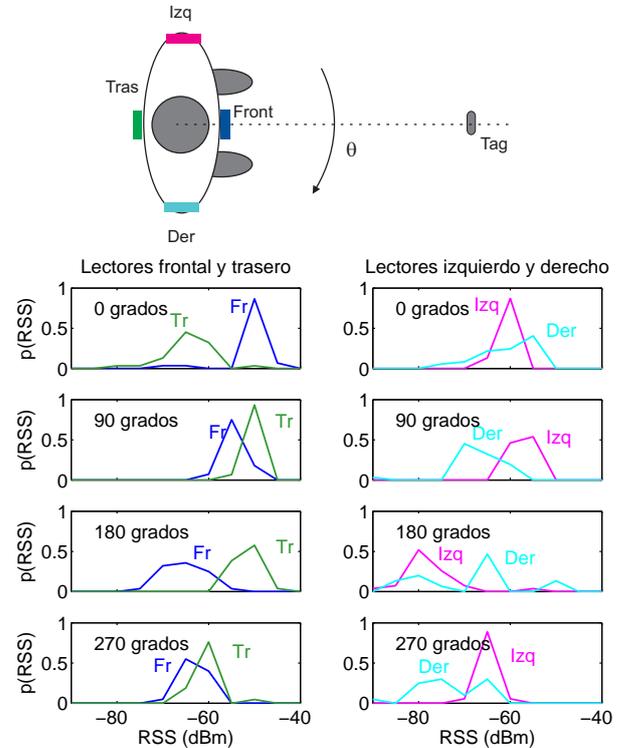


Figura 14: Efecto de la orientación sobre el RSS captado por los lectores.

locó a una distancia fija y cercana respecto a un tag RFID, y giró sobre sí mismo según cuatro orientaciones separadas 90° , detectando el tag con lectores RFID colocados en su cuerpo en cuatro posiciones (el pecho, la espalda, y los dos costados). La parte inferior de la figura muestra como la orientación relativa de la persona al tag cambia marcadamente la relación entre las RSS medidas por el lector delantero y trasero (columna izquierda), aunque el efecto es menos claro con los lectores izquierdo y derecho (columna derecha), debido a la menor sección transversal del cuerpo en esta orientación.

En todas las medidas descritas previamente en este trabajo, el lector RFID se ha colocado en un costado de la persona, pero una posibilidad para un sistema mejorado RFID-LPS con capacidad de posicionamiento y orientación sería disponer dos lectores, en la parte delantera y trasera del cuerpo.

5. Conclusiones y aportaciones del trabajo

En este trabajo se ha descrito un sistema LPS capaz de detectar la presencia, localizar y seguir el desplazamiento de una persona en entornos interiores, aplicando una metodología bayesiana para la estimación de posición a partir de la medida de la fuerza de señales de tags RFID activos colocados en el entorno. Aunque existen sistemas similares en Robótica, hasta donde nos consta, la combinación de tecnología RFID activa y metodología bayesiana descrita en este artículo, es novedosa en aplicaciones de localización personal.

Entre las ventajas de nuestro enfoque, podemos destacar su gran escalabilidad, debida al bajo coste y facilidad de instalación de los tags RFID (no cableados y provistos de alimentación propia), y al hecho de usar un modelo de medida genérico que no precisa recalibración. La ampliación del sistema a áreas más extensas únicamente requiere del despliegue de más tags RFID. La estimación bayesiana de la posición puede realizarse aunque sólo se disponga del dato de detección de los tags (sin medida de su fuerza de señal), aunque lógicamente con menor precisión que si contamos también con medidas de RSS. Por último la metodología descrita puede ser modificada para la estimación conjunta de la posición y orientación de la persona, y se ha apuntado a dos enfoques en esa dirección: el uso de antenas con direccionalidad angular, y el aprovechamiento de la atenuación de las ondas de RF introducida por el cuerpo humano.

Los resultados de posicionamiento de nuestro RFID-LPS se muestran en la tabla comparativa 2, junto a algunos de los sistemas mencionados en el estado del arte de la sección 1.2. Se aprecia que se ha alcanzado una precisión similar o superior a LPS que usan técnicas más comunes como multilateración, minimización cuadrática, o fingerprint. No obstante, la comparación debe tomarse con prudencia porque la metodología experimental no es homogénea entre los diferentes sistemas, en particular en dos aspectos relevantes: si se realiza o no separación de las fases de calibración y de estimación, y si la localización se produce en condiciones estáticas o dinámicas. Por otra parte, nuestro sistema, basado en tecnología RFID, posee mayor escalabilidad y menor coste de instalación que otros similares que emplean tecnología wifi.

Según la taxonomía de posicionamiento propuesta en (Hightower and Borriello, 2001), el sistema RFID-LPS descrito posee la capacidad de proporcionar localización *simbólica*, indicando la posición de una persona de forma cualitativa, con descriptores como “cerca de la puerta”, “en el centro de la sala”, etc. Aunque la precisión alcanzada (error medio de 2.1 metros) pueda ser suficiente para muchos de los servicios basados en la posición (LBS), sería deseable aumentarla hasta alcanzar la de sistemas de mayor coste como los basados en ultrasonidos o en radio UWB. Con este fin, se proponen las siguientes líneas de investigación para una futura versión del sistema RFID-LPS:

- Mejora del modelo de observación, considerando la anisotropía en la distribución de la fuerza de señal claramente observada en la figura 3. El uso de técnicas de regresión (Seco et al., 2010), permite obtener modelos $p(\text{RSS} | \mathbf{x})$ más ajustados a las distribuciones empíricas.
- El sencillo modelo de movimiento isótropo descrito en la sección 2 puede mejorarse con el uso de sensores inerciales (IMUs) portados por el usuario y técnicas de odometría personal (Jiménez et al., 2012), lo que redundará en una predicción más precisa según la ecuación 2.
- Determinar la precisión y robustez de las técnicas de estimación de orientación del usuario apuntadas en el apartado 4.3, así como la fusión mediante métodos bayesianos con la información aportada por un magnetómetro (habitualmente presente en los sensores inerciales).

English Summary

Personal indoor location with RFID technology

Abstract

This work presents an indoor Local Positioning System (LPS) based in the combination of active RFID technology and Bayesian techniques for positioning estimation, from the signal strength of the received RF signals. The complexity of indoor propagation of RF waves causes large fluctuations in the signal strength levels, which can be handled better by statistical Bayesian techniques, than by more common methods like multilateration, quadratic minimization, or fingerprinting. In the empirical validation of our RFID-LPS system we achieved an estimate of the user's location with an average error of 2.10 m, median value of 1.84 m, and 3.89 m for 90 % of the cases, in a displacement area of 475 m² (with 29 RFID tags), and with velocities up to 0.5 m/s; this performance is similar or improves the state of the art of this kind of positioning systems. Even though there exists a background in the field of Robotic Navigation, the combination of Bayesian methods and active RFID technology presented in this work is original within the framework of location systems for people, whose movements are less predictable than those of robots. Other novel aspects investigated are the possibility of joint estimation of the position and the orientation of the user, with two different techniques (use of directive antennas and employing the attenuation of RF signals by the human body), the system scalability, and the capacity of position estimation by mere detection of RFID tags, without signal strength measurements.

Keywords: Local positioning systems (LPS), RFID technology, Bayesian estimation.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por los proyectos Lemur (Ministerio de Ciencia e Innovación, ref. TIN2009-14114-C04-03) y UltraLPS (Consejo Superior de Investigaciones Científicas, ref. 200850I083).

Tabla 2: Comparativa de los resultados de posicionamiento obtenidos con varios sistemas LPS basados en medida de fuerza de señales de RF mencionados en la sección 1.2, y el RFID-LPS del presente trabajo.

Sistema	Tecnol.	Método	Area / Habitaciones	Balizas	Puntos de calibración	Error medio	Error 50 %	Error 90 %
RADAR, Bahl <i>et al</i> (2000)	Wifi	Fingerprint	980m ² / 50hab	3	70		2.94 m	~ 8,3 m
Roos et al. (2002)	Wifi	Clasificador bayesiano	640m ²	10	155	2.57 m	2.28 m	4.60 m
LANDMARC, Ni et al. (2004)	RFID	Comparación con tags de referencia	~ 50m ² / 1hab	4 bal + 16 ref			~ 1 m	~ 2 m
Brunato and Battiti (2005)	Wifi	Fingerprint	750m ² / 7hab	6	257	3.04 m	2.75 m	5.12 m
Mazuelas et al. (2009)	Wifi	Trilateración	1000m ² / > 40hab	8	-	3.97 m		~ 5 m
Schmid et al. (2011)	Zigbee	Filtro Kalman + modelo <i>path-loss</i>	1200m ² / 40 hab	60		2.5 m	-	-
Trabajo actual	RFID	Bayesiana	475m ² / 15hab	29	103	2.10 m	1.84 m	3.89 m

Referencias

- Bahl, P., Padmanabhan, V., 2000. Radar: An in-building RF-based user location and tracking system. In: INFOCOM, IEEE Conference on Computer Communications. Tel Aviv, Israel.
- Brunato, M., Battiti, R., 2005. Statistical learning theory for location fingerprinting in wireless LANs. *Computer Networks* 47 (6), 825 – 845.
- Fox, D., Hightower, J., Liao, L., Schulz, D., Borriello, G., 2003. Bayesian filtering for location estimation. *Pervasive computing* 2 (3), 24–33.
- Gezici, S., Tian, Z., Giannakis, G. B., et al., July 2005. Localization via ultrawideband radios: a look at positioning aspects for future sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine* 22 (4), 70–84.
- Gustafsson, F., Gunnarsson, F., July 2005. Mobile positioning using wireless networks. *IEEE Signal Processing Magazine* 22 (4), 41–53.
- Gustafsson, F., Gunnarsson, F., Bergman, N., Forssell, U., Jansson, J., Karlsson, R., Nordlund, P.-J., February 2002. Particle filters for positioning, navigation, and tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing* 50 (2), 425–437.
- Haeberlen, A., Flannery, E., Ladd, A. M., et al., 2004. Practical robust localization over large-scale 802.11 wireless networks. In: Proceedings of the 10th ACM conference on Mobile Computing and Networking. Philadelphia, USA.
- Haehnel, D., Burgard, W., Fox, D., Fishkin, K., Philipose, M., 2004. Mapping and localization with RFID technology. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. New Orleans, USA.
- Hazas, M., Scott, J., Krumm, J., 2004. Location aware computing comes of age. *IEEE Computer* 37 (2), 95–97.
- Hightower, J., Borriello, G., August 2001. Location systems for ubiquitous computing. *IEEE Computer* 34 (8), 57–66.
- Jia, S., Shang, E., Abe, T., Takase, K., 2006. Localization of mobile robot with RFID technology and stereo vision. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Luoyang, China.
- Jiménez, A., Seco, F., Prieto, J., Rosas, J. G., 2012. Accurate pedestrian indoor navigation by tightly coupling foot-mounted IMU and RFID measurements. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement* 61 (1), 178 –189.
- Khuller, S., Raghavachari, B., 1998. Algorithms and Theory of Computation Handbook. CRC Press, Ch. 6. Basic graph algorithms.
- Koutsou, A., Seco, F., Jiménez, A., et al., Oct. 2007. Preliminary localization results with an RFID based indoor guiding system. In: IEEE Int. Symp. on Intelligent Signal Processing (WISP). pp. 1–6.
- Liao, L., Fox, D., Hightower, J., Kautz, H., Schulz, D., 2003. Voronoi tracking: location estimation using sparse and noisy sensor data. In: Proceedings of the IROS. pp. 723–728.
- Liu, H., Darabi, H., Banerjee, P., Liu, J., Nov 2007. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part C* 37 (6), 1067–1080.
- Mazuelas, S., Lago, F., Gonzalez, D., et al., 2008. Dynamic estimation of optimum path loss model in a RSS positioning system. In: Proceedings of the IEEE Symposium on Position, Location and Navigation. pp. 679–684.
- Mazuelas, S., et al., Oct 2009. Robust indoor positioning provided by real-time RSSI values in unmodified WLAN networks. *IEEE Journal on selected topics in signal processing* 3 (5), 821–831.
- Ni, L., Yunhao, L., Cho, L. Y., Patil, A., 2004. LANDMARC: indoor location sensing using active RFID. *Wireless networks* 8 (6), 701–710.
- Roos, T., Myllymaki, P., Tirri, H., Misikangas, P., Sievanen, J., July 2002. A probabilistic approach to WLAN user location estimation. *International Journal of Wireless Information Networks* 9 (3), 155–164.
- Roussos, G., Kostakos, V., February 2009. RFID in pervasive computing: state-of-the-art and outlook. *Pervasive and Mobile Computing* 5 (1), 110–131.
- Schmid, J., et al., 2011. An experimental evaluation of position estimation methods for person localization in wireless sensor networks. In: Lecture Notes in Computer Science. Vol. 6567. pp. 147–162.
- Seco, F., Jiménez, A., Prieto, C., Roa, J., Koutsou, K., aug. 2009. A survey of mathematical methods for indoor localization. In: IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing (WISP). pp. 9–14.
- Seco, F., Plogemann, C., Jiménez, A., Burgard, W., 2010. Improving RFID-based indoor positioning accuracy using Gaussian processes. In: Int. Conf. on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Zurich, Switzerland.
- Seidel, S. Y., Rappaport, T. S., 1992. 914 MHz path loss prediction models for indoor wireless communications in multifloored buildings. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation* 40 (2), 207–217.
- Thrun, S., March 2002. Probabilistic robotics. *Communications of the ACM* 45 (3), 52–57.