

Centralized indoor positioning system using bluetooth low energy

Derlis Garcete A.
Facultad Politécnica, UNA
San Lorenzo, Paraguay
derlis@twonary.com

José Luis Vázquez Noguera
Facultad Politécnica, UNA
San Lorenzo, Paraguay
jlvazquez@pol.una.py

Cynthia Villalba
Facultad Politécnica, UNA
San Lorenzo, Paraguay
cvillalba@pol.una.py

Abstract—Locating objects or people in an indoor environment quickly, accurately and at low cost is a great need nowadays and in different scenarios. Some examples are the location of products in a warehouse or the quick location of patients, medical personnel or equipment in a hospital. A location system is necessary for health care, home care, stock control or inventory. In this context, this paper presents the design and implementation of a low-cost centralized indoor location system that uses BLE technology (Bluetooth Low Energy) together with the particle filter algorithm. Experimental results show that the system can achieve an accuracy of 1.8 m, at best, with an accuracy of 74% within 3 m. The cost of the infrastructure goes hand in hand with the number of objects or people to be located.

keywords: indoor, location, centralized, BLE, particle filter

I. INTRODUCCIÓN

La necesidad de localizar objetos o personas en un entorno *indoor* está aumentando [21]. Ejemplos de esta necesidad aparecen en el interior de edificios como museos, hospitales, centros comerciales, aeropuertos, entre otros, donde tener localizado un aparato o una persona puede ser muy importante en determinadas circunstancias, además de poder ofrecer servicios de valor añadido que hagan uso de la localización [33].

Los sistemas de localización en tiempo real (*Real Time Location Systems*, RTLS) se utilizan para la identificación y el rastreo de la posición de activos o personas en tiempo real [20]. Un RTLS consiste en sensores (también denominados receptores o lectores) que reciben señales de las etiquetas adjuntas a objetos de interés o personas, para determinar dónde se encuentran [20]. El ejemplo más destacado de un RTLS es el sistema de posicionamiento global (*Global Positioning System*, GPS) [20]. El GPS permite determinar en la tierra la posición de personas u objetos con una precisión de hasta centímetros [23]. Sin embargo, presenta algunos errores de precisión y exactitud en ambientes interiores porque requiere una visión en línea recta a las personas u objetos y por lo tanto deja de funcionar cuando la visión en línea recta no está disponible [30]. Para realizar la localización dentro de los edificios se utilizan los sistemas de localización en interiores (*Indoor Positioning System*, IPS) [25]. Los IPS permiten detectar la ubicación de productos en un almacén, de pacientes o personal médico o equipos en un hospital [38]. Además, se pueden utilizar para fines de seguridad: evitar secuestros de niños recién nacidos [8], para el cuidado de la

salud y del hogar [20], entre otros. Los sistemas que llevan el control, de manera centralizada, de la ubicación de todas las etiquetas registradas, se denominan IPS centralizados [22].

Los sistemas de localización *indoor* centralizados fueron estudiados en conjunto con varias tecnologías que pueden encontrarse en los trabajos de Nuaimi K. et al. [30], Koyuncu H. et al. [23], Liu H. et al. [25]. También, se han utilizado diversas técnicas como la trilateración [14], [36], *fingerpint* [12], entre otros.

Cantón et al. [11], presenta una arquitectura centralizada que utiliza dispositivos con módulos BLE como etiquetas y raspberry pi con los mismos módulos BLE como sensores. Obtiene una exactitud de 1,82 m con 90% de precisión con la fusión de dos algoritmos de localización: trilateración y el filtro de Kalman. Además, menciona que los trabajos que caracterizan el escenario obtienen mayor precisión en los resultados. La caracterización consiste en realizar mediciones previas del área a monitorear, tales como la toma de *fingerpint* [12] o variables del modelo de propagación. En caso de nuevos escenarios, incluyendo modificaciones en escenarios ya caracterizados, se requiere de una nueva caracterización. Topak et al. [37] presenta una arquitectura centralizada con un teléfono móvil como sensor y etiquetas adheridas a la pared. Utiliza el algoritmo de *k-nearest neighbor* con la que obtienen una exactitud de 1,8 m con una precisión de 70%. Shao et al. [35] presenta una arquitectura similar al de Topak et al. Utiliza la combinación de tres algoritmos *magnetic fingerprint*, filtro de partículas y *dynamic time warping* (DTW) con la que obtiene una exactitud menor de 1 m y con precisión de 80%. Rodas et al. en [32] presenta una arquitectura centralizada con sensores fijos y un teléfono móvil que actúa como etiqueta. Utiliza filtro de partículas y *bluetooth* versión v2.0 con la que obtiene una exactitud de 3,5 m en la localización de personas sin movimiento.

Otro tipo de arquitectura es orientado a la privacidad en la que los cálculos de la posición se realizan a cada instante en el dispositivo que lleva consigo la persona. Un trabajo que utiliza esta arquitectura es Røbesaat et al. [34]. Específicamente, utiliza dispositivos con módulos BLE como etiquetas y un teléfono móvil como sensor. Además, para la localización hace uso de los algoritmos de trilateración, filtro de Kalman y *dead reckoning* con la que obtiene una exactitud de 1 m. Otro trabajo orientado a la privacidad es el de Radoi et al. [31].

En ella, presenta una arquitectura similar al de Röbesaat et al. y compara el uso de BLE con el filtro de partículas y la toma de *fingerprint*. Los resultados de *fingerprint* superan a los resultados del filtro de partículas en superficies pequeñas (específicamente 1,5 m x 12 m). Mientras que los resultados de filtro de partículas, con una exactitud de 3 m y precisión de 90%, son mejores para superficies de mayor porte (8 m x 6 m).

Este trabajo, propone el diseño y la implementación de un IPS centralizado que utiliza la tecnología BLE junto con el algoritmo de filtro de partículas. Se utiliza una arquitectura similar a la de Cantón et al. [11] y a diferencia de Shao et al. [35], utiliza sensores fijos y etiquetas adheridas al objeto o persona a localizar. Específicamente, se plantean los siguientes objetivos:

- Examinar las características principales de BLE y evaluar su aplicabilidad en IPS centralizados.
- Analizar e implementar el algoritmo de localización de filtro de partículas utilizando BLE en IPS centralizados.
- Evaluar el IPS propuesto en cuanto a exactitud, precisión, tiempo de respuesta, escalabilidad y costo.

El resto del documento está organizado como sigue: en la sección II se presenta el concepto de IPS, la clasificación de los mismos, se describe la tecnología Bluetooth y se introducen los filtros bayesianos y el filtro de partículas; en la sección III se presenta el IPS propuesto; en ella se hace referencia al diseño y la implementación del sistema propuesto. En la sección IV se presenta la evaluación y resultados del IPS en dos escenarios; finalmente en la sección V se presentan las conclusiones y los trabajos futuros.

II. SISTEMA DE LOCALIZACIÓN INDOOR

Un IPS consiste en sensores de localización y etiquetas (también denominadas transmisores). Los sensores reciben señales inalámbricas de las etiquetas unidas a objetos de interés o personas, para determinar dónde están ubicadas las entidades etiquetadas dentro de un edificio o algún otro confinado espacio [23]. Cada etiqueta transmite su propia identificación única (ID). El ID de la etiqueta se asocia con el activo o la persona y se registra en una base de datos. Las etiquetas transmiten periódicamente su ID y, dependiendo de la tecnología elegida, el sistema localiza las etiquetas (y por lo tanto, las entidades marcadas) dentro del espacio monitoreado [30]. De acuerdo a [22], la estructura del sistema de localización puede ser centralizada u orientada a la privacidad. La clasificación se realiza en base a donde se realiza la localización.

- Centralizada: la localización de las personas u objetos se realiza de manera centralizada en el servidor.
- Orientada a la privacidad: la localización se realiza en los dispositivos que las personas llevan consigo y solamente estas personas pueden tener acceso a su ubicación. Está más bien orientado para la navegación indoor.

Los IPS pueden implementarse con varias tecnologías como, por ejemplo: Rfid, Bluetooth, Zigbee, Wifi, Infrarrojo,

Ultrasonido, entre otros [30]. Varios tipos de algoritmos pueden utilizarse para la localización, como por ejemplo la triangulación, redes neuronales, filtro de partículas [25]. A su vez, los algoritmos de localización determinan la ubicación, haciendo uso de varios tipos de medición de la señal como el TOF (*Time Of Flight*, tiempo de vuelo), AOA (*Angle Of Arrival*, ángulo de llegada), el RSSI (*Received Signal Strength Indicator*, indicador de fuerza de la señal recibida) [26].

En este trabajo se utiliza BLE para enviar y recibir las señales RSSI provenientes de las etiquetas que son colocadas a los objetos o personas. Esta tecnología es seleccionada por el bajo consumo de energía, exiguo costo, baja latencia en el intercambio de datos y singularidad de cada etiqueta [27]. Además, puede utilizarse con N dispositivos BLE conectados al mismo tiempo. Para realizar la localización de las etiquetas, el IPS utiliza el filtro de partículas que es un algoritmo bayesiano y utiliza con eficiencia las variaciones de la propagación de la señal en el entorno de medición de la señal [16]. El filtro de partículas procesa los RSSI enviados por los dispositivos BLE para así estimar la ubicación de las etiquetas.

A. Bluetooth Low Energy

La versión de baja energía de bluetooth (*Bluetooth Low Energy*, BLE) que se especifica en la versión 4 es conocida como bluetooth *smart* [2]. BLE utiliza la banda de 2.4 GHz y tiene 40 canales de comunicación. La separación entre los 40 canales utilizados es de 2 MHz (numerados de 0 a 39 y de 1 MHz de anchura cada uno).

El protocolo está diseñado para intercambiar piezas pequeñas de datos para reducir el consumo de energía [2]. Estos mensajes pueden ser de datos o mensajes publicitarios. Estos últimos son mensajes de difusión que se utilizan para el descubrimiento de dispositivos, aunque tienen una carga que se puede utilizar para transmitir información como el RSSI o para cambiar el estado del sensor.

En BLE existen 3 canales dedicados para los mensajes publicitarios y 37 para la transmisión de datos. Los canales 37, 38, y 39 son usados sólo para el envío de mensajes publicitarios y son llamados canales de publicidad. El resto son usados para el intercambio de datos durante la conexión.

Durante el descubrimiento de dispositivos se envían mensajes de publicidad periódicamente en cada uno de los tres canales de publicidad. El intervalo de tiempo que separa el envío de estos mensajes es la suma de un intervalo fijo y un retardo aleatorio. El intervalo fijo se puede configurar entre 20 ms y 10,24 s. El retardo es un valor aleatorio entre 0 ms y 10 ms que se añade automáticamente. Este último valor ayuda a reducir colisiones entre mensajes de publicidad de diferentes dispositivos. De esta manera, BLE mejora la robustez del protocolo haciendo más fácil la búsqueda de los paquetes de información por parte del sensor.

Por otro lado, el número reducido de señales de radio por unidad de tiempo es una característica especial de Bluetooth y representa un problema para los IPS que utilizan esta tecnología. La frecuencia con la cual se emiten señales, que

permiten obtener los RSSI, varían de los milisegundos a decenas de segundos, y son completamente aperiódicas [15].

En general, el RSSI varía de forma aleatoria dependiendo de las características del entorno, específicamente, en caso de que, en la trayectoria de la señal se encuentren obstáculos o interferencias. Las variaciones pueden interpretarse por medio de modelos de propagación de la señal que representan estadísticamente el cambio en el nivel de la señal.

En este trabajo, el modelo de propagación de la señal se basa en la pérdida de trayecto producida con la distancia [32]. Es importante tener en cuenta que este modelo es solo una aproximación, ya que no considera los efectos causados por el desvanecimiento multitrayecto. El modelo se define como:

$$r_j^m = d_0 * 10^{\left(\frac{RSSI_0 - RSSI}{10n}\right)}, \quad (1)$$

donde r_j^m es la distancia entre la etiqueta m-ésima y la posición del nodo de referencia j-ésimo. Donde d_0 es una distancia de referencia, $RSSI_0$ el valor de fuerza de la señal a la distancia r_0 , y el exponente de pérdidas de trayecto (n) se determina experimentalmente. Como este trabajo no considera la caracterización del entorno, (n) toma el valor constante de 1, el cual asume escenarios sin interferencias ni obstáculos, con línea de visión directa entre el sensor y la etiqueta.

B. Algoritmos de Localización

El trabajo de Cinefra [13] clasifica los algoritmos de localización *indoor* que utilizan la medición de la señal RSSI en los siguientes grupos:

- *Range-based*: los algoritmos basados en rangos utilizan RSSI para estimar las distancias entre sensores y etiquetas, usando modelos de propagación de la señal. No requieren una caracterización del entorno para realizar la medición.
- *Range-free*: en los algoritmos sin rango, la localización se realiza mediante *fingerprint*, la cual, obtiene los resultados de la ubicación, a través de técnicas de mapeo de los RSSI y requiere construir un mapa de las intensidades de la señal recibida en el área de interés. En caso de nuevos escenarios, incluyendo modificaciones en las áreas mapeadas, se requiere de un nuevo mapeo que a veces podría ser inviable.

Los algoritmos que utilizan la medición de la señal RSSI pueden ser métodos probabilísticos, *k-nearest neighbors* (kNN), redes neuronales, *support vector machine* (SVM) y *smallest M-vertex polygon* (SMP) [25]. Dentro de los métodos probabilísticos se encuentra el filtro de partículas basado en rangos, el cual se utiliza en este trabajo.

El algoritmo de filtro de partículas es un método de Monte Carlo (MC) para la aplicación del filtro bayesiano recursivo [15]. Desde un punto de vista matemático, el filtro de partículas representa un método que se utiliza para la estimación de una variable desconocida u oculta basada en ciertas mediciones proporcionadas por el sistema que se denominan variables observadas [31]. En este trabajo, la variable desconocida consiste en la posición de la etiqueta,

mientras que las variables observadas son las distancias entre los sensores y las etiquetas, característica presente en los algoritmos basados en rango.

El algoritmo de filtro de partículas presentado a continuación se basa en el trabajo de Rodas et al. en [32]. La diferencia radica en la arquitectura propuesta y en que este trabajo elimina las mediciones de la velocidad y dirección porque las etiquetas no cuentan con sensores que capten esas magnitudes.

El filtro de partículas está basado en un conjunto de muestras aleatorias, denominadas partículas, asociadas a diferentes pesos que representan una función de densidad de probabilidad (pdf). Básicamente, el objetivo es construir la pdf *a posteriori* recursivamente, $p(s_i(t)|z(t))$, donde $s_i(t)$ es el estado de la partícula i y $z(t)$ es la observación que tenemos en el instante t [32].

El estado de la partícula X_i está compuesto por su posición en coordenadas x_i e y_i , ver ecuaciones (2 y 3). Además, cada partícula tiene su peso asociado w_i que está directamente relacionado con la pdf *a posteriori*.

El algoritmo inicializa N_p partículas con estados aleatorios y pesos idénticos $w_i = 1/N_p$. Periódicamente, el algoritmo realiza iteraciones sucesivas y cada una tiene los siguientes pasos:

- Paso de predicción: el nuevo estado de cada partícula es determinado mediante el uso de un modelo dinámico que actualiza la posición x_i e y_i , ver ecuaciones (2 y 3).

$$x_i(t) = x_i(t-1) + \eta_x \Delta t, \quad (2)$$

$$y_i(t) = y_i(t-1) + \eta_y \Delta t, \quad (3)$$

$$\eta_x \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{(pos)}), \quad (4)$$

$$\eta_y \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{(pos)}), \quad (5)$$

donde $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$ representa una distribución Gaussiana con media μ , desviación típica σ y Δt es el intervalo de tiempo entre las iteraciones.

En este trabajo no se tiene información sobre el movimiento de la etiqueta. Sin embargo, el modelo dinámico asume que la etiqueta se mueve con una velocidad máxima de v m/s. Entonces, después de Δt segundos, la misma, pudo haberse desplazado en cualquier punto de un círculo con radio e m (ver ecuación 6), que tiene su centro en la posición previa de la etiqueta. Se asume el valor de $v \approx 1,3$ m/s que es la velocidad máxima del caminar humano [9].

$$e = v \cdot \Delta t \quad (6)$$

- Paso de actualización: los pesos de las partículas w_i en el instante t se actualizan de la siguiente manera:

III. IPS PROPUESTO

En esta sección se describe el diseño y la implementación del IPS propuesto.

En la Figura 1 se muestra el esquema propuesto para el IPS y las herramientas utilizadas para la implementación de la arquitectura. El esquema propuesto está compuesto por etiquetas que envían los RSSI, que son captados y enviados al *middleware*, por los sensores. El *middleware*, por medio de una LAN, envía los RSSI en forma de datos llamada *señal* a un servidor central en la que se calcula la posición del objetivo a través del algoritmo de filtro de partículas. Los clientes consultan la posición de cada una de las etiquetas para mostrarlas en sus respectivas pantallas (Ver Figura 1).

A. Diseño del IPS

El diseño de la arquitectura del IPS se realiza en base a los requerimientos establecidos: sistema de localización indoor centralizado, utilizando la tecnología BLE y el algoritmo filtro de partículas.

En la Figura 2 se puede observar el diagrama de componentes del diseño de la arquitectura del IPS propuesto y la interacción entre cada componente. El sistema resultante comprende cuatro componentes:

- Cliente: es un navegador *web* que se encuentra en la capa de presentación. El cliente realiza consultas al servidor sobre las posiciones de las etiquetas y muestra la ubicación de las etiquetas en un mapa.
- Servidor de localización: se encuentra en la capa de lógica de negocio y está encargado de realizar la configuración del sistema, ejecutar el algoritmo de localización y de enviar los datos al servidor de base de datos. Los datos que reciben provienen del *middleware*.

Los servicios del servidor de localización son:

- Router: obtiene las peticiones http que llegan al servidor y los dirige hacia uno de los siguientes servicios del servidor.
- Configuración: realiza las configuraciones iniciales del servidor como el registro de los sensores, la cantidad de partículas a utilizar, entre otros. También sirve para registrar, modificar o eliminar etiquetas que serán localizadas por el sistema.
- Localización: obtiene todos los objetos insertados en la base de datos y pasa al algoritmo de filtro de partículas, para así estimar la localización de las etiquetas.
- Insertar señal: recibe los datos enviados por el *middleware* y los encapsulan en una estructura de datos llamadas *Señal* y se lo pasa el servidor de base de datos.

- Red de sensores: incluye las etiquetas, los sensores y el *middleware*.

Las etiquetas son los dispositivos electrónicos adjuntos a alguien o algo con el propósito de identificación o para dar otra información como la intensidad de la señal. En el IPS propuesto, las etiquetas envían su identificador y

$$w_i(t) = \bar{w}_i(t-1)p(z(t)|X_i(t)), \quad (7)$$

$$\bar{w}_i t = \frac{w_i(t)}{\sum_{j=1}^{N_p} w_j(t)}, \quad (8)$$

donde $\bar{w}_i t$ representa el peso normalizado de la partícula i . La función de verosimilitud $p(z_k(t)|X_i(t))$ es definida mediante el modelo de propagación de la señal y de las observaciones. En este caso, las observaciones son gaussianas y, por lo tanto, podemos expresar esta función para el sensor k de la siguiente manera:

$$p(z_k(t)|X_i(t)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j}} \exp\left[-\frac{(r_j^m - d_j^i)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (9)$$

donde $(d_j^i)^i$ es la distancia euclidiana entre la posición de la partícula i y la posición del sensor j . Y r_j^m es la distancia entre la etiqueta m y la posición del sensor j y se calcula mediante la ecuación (1).

Teniendo en cuenta la probabilidad de los K diferentes sensores, la pdf total es el producto de todas las pdf obtenidas para la etiqueta desde los distintos sensores, ver ecuación (10):

$$p(z(t)|X_i(t)) = \prod_{k=1}^K p(z_k(t)|X_i(t)) \quad (10)$$

- Paso de estimación: la estimación de la posición x e y en el instante t del objeto es hecha por medio del peso. La posición se obtiene de la suma del producto del peso por la posición de cada partícula.

$$x(t) = \sum_{i=1}^{N_p} \bar{w}_i(t)x_i(t) \quad (11)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^{N_p} \bar{w}_i(t)y_i(t) \quad (12)$$

- Paso de remuestreo: después de algunas iteraciones, muchas partículas degeneran al obtener pesos insignificantes. Ante esta situación es necesario generar nuevas partículas. La idea principal es generar N_p nuevas partículas mediante el uso de un esquema de remuestreo que elimina partículas con pesos insignificantes y replica partículas con pesos significantes. Para ello, se calcula el número efectivo de partículas \hat{N}_{eff} .

$$\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_i(t))^2} \quad (13)$$

El remuestreo debe realizarse si $\hat{N}_{eff} < N_{thr}$ donde N_{thr} es un umbral del número efectivo de partículas y se calcula de acuerdo al trabajo de Shi [40]. Las nuevas partículas se generan aleatoriamente de acuerdo al modelo dinámico. Solamente son seleccionadas partículas cuya posición x e y estén dentro del radio de desplazamiento de la etiqueta, ver ecuación (6).

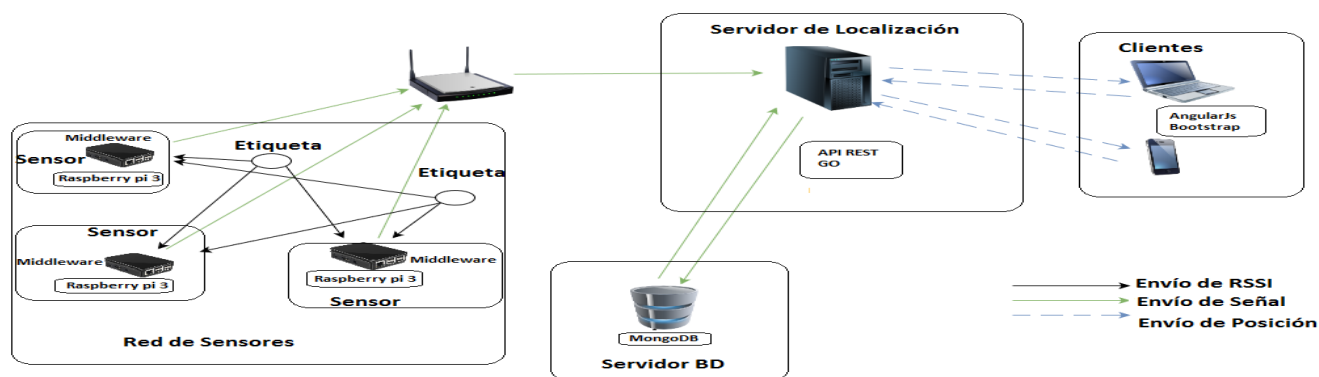


Figura 1: Esquema del IPS propuesto y las herramientas utilizadas para la implementación de la arquitectura.

el RSSI (Ver Figura 1).

Los sensores son los encargados de recolectar los datos que envían las etiquetas. A los datos que recibe el sensor de las etiquetas le agrega su identificador como sensor y los pasan al *middleware* para su posterior procesamiento (Ver Figura 1).

El *middleware* filtra los datos que recibe del sensor dejando pasar solamente los datos de las etiquetas identificadas previamente en el *middleware*. El filtro consiste en obtener el listado de todas las etiquetas registradas en el sistema y solo deja pasar los datos de las etiquetas que coincide con algún elemento del listado. El identificador de la etiqueta, el identificador del sensor y el RSSI son enviados al servidor por parte del *middleware* (Ver Figura 1).

- Servidor de base de datos: se encuentra en la capa de datos. El servidor de base de datos recibe del servidor de localización el identificador de la etiqueta, el identificador del sensor y el RSSI. El servidor de base de datos guarda los datos recibidos. Posteriormente, estos datos son devueltos al servidor de localización para su utilización en la estimación de la ubicación de las etiquetas.

B. Implementación del Prototipo

Las herramientas son agrupadas de acuerdo a las capas de la arquitectura cliente/servidor y la red de sensores. Las capas del modelo cliente/ servidor y la red de sensores son:

- Capa de presentación: la interfaz del cliente es web, que facilita el acceso al sistema desde cualquier ordenador o dispositivo móvil. Se utiliza Html5 [17] junto con bootstrap [3] y AngularJs [1]. Una de las funcionalidades principales de AngularJs es el *two-way-data-binding*, que permite que las variables del modelo y la vista estén relacionadas y se actualicen en tiempo real.
- Capa de negocios: el servidor de localización ofrece sus servicios como un API REST y está escrito en Go [4]. Los servicios web REST tienen mejores rendimientos que los servicios web basados en SOAP [29]. Go tiene la particularidad de ser tan eficiente como C, que lo

convierten en un lenguaje muy potente facilitando la escalabilidad de etiquetas a localizar.

- Capa de datos: para la persistencia de los datos se utiliza MongoDB [6] que es una base de datos NoSQL. La base de datos NoSQL tienen mejor rendimiento que las bases de datos SQL [24]. MongoDB soporta *auto-sharding* que divide las colecciones de datos y almacena las particiones entre los servidores disponibles. Lo que permite un *balanced load* dinámico. Además, es una de las bases de datos NoSQL que tiene mejor rendimiento [24].
- Red de sensores: tres raspberry pi son utilizados como sensores en el sistema. Para poder utilizar como sensor un raspberry pi, se le instala un módulo de *NodeJs* llamado *Bleno*. El *middleware* está escrito en javascript y en él se implementa la lógica para filtrar los datos (*Señal*) enviados por sensores. Posteriormente, estos datos son enviados al servidor de localización para su utilización.

IV. EVALUACIÓN DEL IPS

Para realizar la evaluación del IPS se realizan experimentos. Los experimentos se denominan investigaciones en pequeña escala, ya que están relacionados con un alcance limitado y, en la mayoría de los casos, se realizan en un entorno de laboratorio [28]. Para hacer un experimento, se deben considerar cinco pasos. Estos pasos forman el proceso de ejecución del experimento sugerido por Wohlin et al. [39]. A continuación, se detallan las partes del proceso:

- Definición: el objetivo del experimento se define en esta fase. Basado en la plantilla GQM (*Goal Question Metric*) de Wohlin et al. [39], el experimento puede resumirse como: evaluar el IPS propuesto en cuanto a exactitud, precisión, tiempo de respuesta, escalabilidad y costo.
- Planificación: esta fase se lleva a cabo para responder cómo se realiza y controla el experimento. Los experimentos se llevan a cabo en dos áreas distintas, una sala de laboratorio y un depósito de automóviles.

La sala del laboratorio cuenta con una dimensión de 29 m x 16 m (464 m²) y divisiones de mamparas de 3 cm de grosor y 3 m de altura, las cuales no llegan hasta el techo de la edificación. Dentro de la sala se quiere

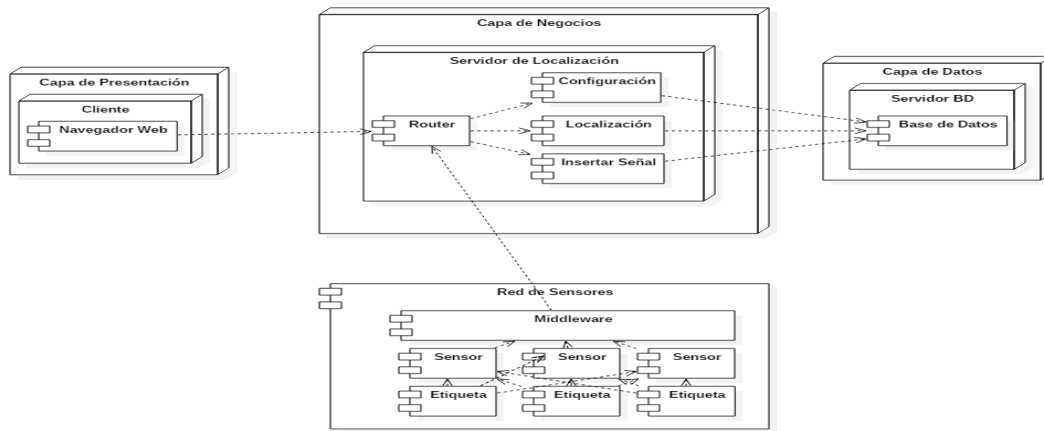


Figura 2: Diagrama de Componentes. Interacción entre los distintos componentes del IPS.

localizar personas, así como objetos de gran valor.

El depósito de vehículos cuenta con una dimensión de 24 m x 46 m (1104 m²) y no tiene divisiones en sectores. En este local, se quiere localizar automóviles. Ya que actualmente, localizar un automóvil, sin ayuda de ningún tipo de mecanismo de localización, lleva al menos 30 minutos de tiempo. Cabe destacar que no se realiza ninguna caracterización del entorno en donde se realizan los experimentos de manera a evaluar la adaptabilidad del IPS.

La variable independiente consiste en el algoritmo de filtro de partículas, con y sin tener en cuenta la condición del escenario como un parámetro; la exactitud, precisión, tiempo de respuesta, escalabilidad son las variables dependientes.

La exactitud se calcula utilizando el error cuadrático medio (ECM) entre la posición estimada y la posición verdadera (ver ecuación (14)).

$$ECM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{X}_i - X_i)^2. \quad (14)$$

En este trabajo se utiliza la distribución normal del ECM para medir la precisión (Ver ecuación (15)).

$$P(ECM) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2} \quad (15)$$

Para medir el tiempo de respuesta del sistema, se tiene en cuenta tres tiempos; tiempo transcurrido entre que la etiqueta envía una señal y el sensor lo capta, tiempo de envío de los RSSI al servidor por parte del *middleware* y tiempo de procesamiento de los cálculos de la posición. La escalabilidad se mide en cuanto al espacio dimensional del sistema. El IPS se evalúa en el espacio 2-D.

El costo se mide obteniendo el precio de los dispositivos multiplicado por la cantidad de cada uno de ellos.

- Operación: en esta fase, la planificación se aplica a los objetos de los experimentos. Se presentan el *hardware* y una parte del *software* utilizado. También se prepara las

herramientas relevantes para medir las señales RSSI y la distancia, el método de recopilación de datos. Además, el entorno experimental está controlado (nadie puede entrar o moverse en la sala para alterar las señales de la antena a menos que se haya definido en la fase de planificación) para mejorar la validez de los datos recopilados. Además, se filtran los RSSI de las etiquetas no registradas en el IPS (Ver Sección IV-B).

- Análisis: esta fase se realiza después de la recopilación de datos para interpretar los datos obtenidos en los experimentos. Las pruebas estadísticas y técnicas de visualización gráfica se han utilizado en esta fase. El resultado del análisis se presenta en la sección IV-B.
- Presentación y difusión: esta fase se realiza al final para preparar el informe final de los experimentos.

A. Diseño de los experimentos

Esta sección se centra en diferentes experimentos y los resultados de los mismos, correspondiente a la fase de operación y análisis del método de Wohlin et al. [39]. Dado que algunos experimentos se han llevado a cabo en diferentes condiciones, los resultados de los experimentos con la misma situación se han agrupado para ofrecer una mejor posibilidad de comparación y análisis.

Para el diseño de los experimentos del IPS, se utilizan cuatro etiquetas BLE, tres sensores BLE y un servidor. Los sensores se colocan en puntos estratégicos y a una altura de 2,5 m, de tal forma a cubrir el área a monitorear. A continuación, se describen los dispositivos utilizados:

- Etiquetas: conformadas por etiquetas BLE *Ibeacon Bluetooth Broadcasting Sensor Near field Positioning Sensor Wireless Low Energy Device Power Saving Coin Battery Swbt 105 Built in Lithium Battery replaceable*.
- Sensores: constituidos por raspberry pi versión 3 [5] con un procesador Quad-Core 1,2 GHz y 1GB. de memoria RAM. Cabe mencionar que los raspberry pi tienen incorporados antenas BLE, pero el alcance efectivo de los mismos es de 10 m y es unidireccional. Razón

por la cual, se añade antenas BLE al sensor. Todos los raspberry pi están en una misma red y se comunican con el servidor central.

- Antenas BLE: antenas bluetooth 4.0 omnidireccional, modelo Parani-UD100a con potencia de transmisión de +19dB que opera en la banda ISM de los 2.4 GHz y tiene un alcance de 300 m [7].
- Servidor: el servidor es una MacBook Air con 8 GB de memoria ram, con dos procesadores Intel Core i5 con una velocidad de 1,8 GHz cada una.

Los resultados se logran mediante un servidor REST que se presenta en la sección III-B. Una vez puesto en funcionamiento el IPS, son activadas las etiquetas BLE para enviar las señales RSSI. Los RSSI son recolectados y enviados por los sensores al *middleware*. EL *middleware* filtra los RSSI y los pasa al servidor. En el servidor se ejecuta el algoritmo de filtro de partículas que localiza las etiquetas de acuerdo a los RSSI (Ver Sección II-B).

Antes de iniciar los experimentos, se debe realizar la puesta a punto del sistema, la cual consta de los siguientes pasos:

- 1) Paso 1: determinar la relación distancia y RSSI. Antes de aplicar el filtro de partículas para calcular la posición, es necesario estimar las distancias entre la etiqueta y, al menos, un sensor. El cálculo se basa en la relación de la distancia con el RSSI. Se utiliza la ecuación (1) para calcular la distancia entre el sensor y la etiqueta. La misma puede variar dependiendo de las características técnicas, marcas del hardware o por fenómenos de desvanecimiento y *multipath* de la señal. Si se realiza algún cambio de hardware se debe calcular nuevamente esta relación para mantener calibrados todos los componentes del sistema de localización. Se realizan diez pruebas a una distancia de 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9 y 10 m entre el sensor y la etiqueta en línea recta.
- 2) Paso 2: determinar la ventana de tiempo. La duración de la ventana es un equilibrio para asegurar que se obtengan suficientes señales RSSI para la mitigación de los efectos de la propagación multitrajecto; colisiones que pueden ocurrir en el canal de publicidad y de las interferencias electromagnéticas. Para obtener la ventana de tiempo se activa un sensor que recibe la señal RSSI enviada por la etiqueta. La ventana de tiempo se determina por el promedio de tiempo que transcurre desde que se activa la etiqueta hasta que se recibe una señal RSSI. Para este experimento, también se realizan 10 pruebas.
- 3) Paso 3: obtener el número de partículas. El número de partículas se calcula una vez para cada escenario a evaluar, con el objetivo de obtener la cantidad óptima de partículas para ejecutar el algoritmo de filtro de partículas en el servidor. El número de partículas se obtiene del promedio de los resultados de la localización de las etiquetas BLE que están ubicadas a 1 m de distancia del sensor. Se realizaron diez pruebas de localización para 50, 100, 150, 200, 250, 300, 350, 400, 450, 500, 550, 600, 650, 700, 750, 800, 850, 900, 950

y 1000 partículas.

A continuación, se citan los experimentos realizados:

- Experimento 1: evaluar la precisión y exactitud en posicionamiento estático. Este grupo incluye ciento diez pruebas de localización en ambos escenarios. Para este experimento se considera que las etiquetas a localizar están fijas en un lugar determinado ya que el IPS está enfocado a localizar automóviles en un depósito.
- Experimento 2: evaluar la precisión y exactitud en posicionamiento dinámico. Al igual que el experimento anterior, se realizan ciento diez pruebas de localización. El experimento se realiza en ambos escenarios y tiene como objetivo estimar las rutas seguidas y determinar qué habitaciones han visitado las etiquetas. Las etiquetas son colocadas en la cintura de una persona y se asume que la persona se mueve a 1,3 m/s, que es la velocidad máxima del caminar humano [9].
- Experimento 3: determinar el tiempo de respuesta. Se realizan dos tipos de experimentos para medir esta métrica. El primer experimento mide el tiempo de respuesta del sistema que es la suma de la ventana de tiempo más el tiempo de envío de los datos más el tiempo de ejecución del servidor del IPS. Este experimento se realiza en un ambiente real y se localiza cuatro etiquetas. En la segunda evaluación se mide el tiempo de ejecución del servidor del IPS en la que se simulan cien etiquetas que envían señales. Así, obtenemos la curva que define la tendencia del tiempo de respuesta del sistema a medida que aumentamos la cantidad de etiquetas a localizar.

B. Resultados

A continuación se presentan los resultados de la puesta a punto del sistema y los resultados de los experimentos.

- Paso 1: en la Figura 3 se puede observar a medida que aumenta la distancia entre la etiqueta y el sensor, disminuye la intensidad que recibe el sensor. Para una distancia de 1 m el RSSI capturado por la antena BLE utilizada en este IPS, es de -40 dB y para una distancia de 10 m el RSSI recibido es de -100 dB. Los valores de los RSSI fluctúan, llegando a tener la misma intensidad en algunas distancias distintas. Las propiedades como el ángulo y los obstáculos tienen un gran impacto en valores medidos.

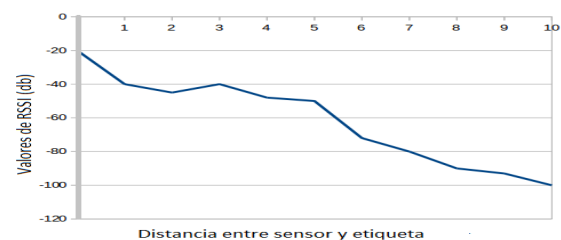


Figura 3: Relación entre la distancia de los sensores a una etiqueta y el RSSI captado.

- Paso 2: el valor para la ventana de tiempo para cuatro etiquetas que se obtiene para este trabajo es de 800 ms. El tiempo mínimo para la ventana de tiempo fue de 350 ms y el tiempo máximo fue de 1250 ms.
- Paso 3: las Figuras 4 y 5, muestran los resultados de las pruebas en relación a la cantidad de partículas, el ECM y el tiempo de respuesta. En ellas se observan a medida que aumenta la cantidad de partículas disminuye el ECM de la localización hasta estabilizarse. Además, se observa que al aumentar la cantidad de partículas aumenta linealmente el tiempo de respuesta del servidor afectando el rendimiento del sistema. También, se tiene que el ECM promedio de los trabajos relacionados es de 2 m y que se requiere la ubicación de las etiquetas cada 1 segundo. Entonces, se toma el valor del umbral de 250 para las restricciones citadas anteriormente.

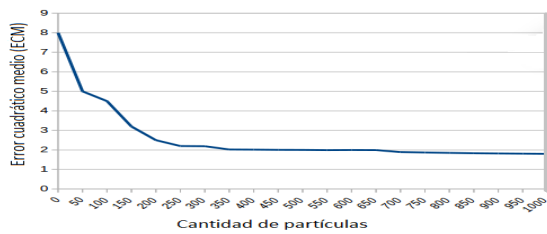


Figura 4: Relación entre cantidad de partículas y ECM

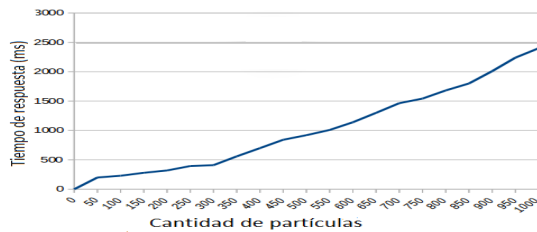


Figura 5: Relación entre cantidad de partículas y tiempo de respuesta

- Experimento 1: los resultados de los experimentos que se realizaron en el laboratorio, muestran una exactitud de 2,34 m, una precisión de 67% dentro de los 3 m. Se realizaron 110 pruebas de localización en posiciones aleatorias, en toda la superficie (23 salas, además, de las áreas de circulación). En la Figura 6 se puede observar los porcentajes y las distancias de los errores. De las 110 pruebas, 18% de errores de 1 m, 30% de errores de 2 m, 19% de errores de 3 m, 9% de errores de 4 m, 12% de errores de 5 m, 6% de errores de 6 m, 2% de errores de 7 m, 2% de errores de 8 m, 1% de errores de 9 m y 1% de errores de 10 m. Cabe mencionar, que estos resultados no son los mismos que los realizados en puesta a punto del sistema, ya que los objetos están a distancias mayores que 1 m de los sensores y las señales son afectadas por ruido. De los experimentos que se realizaron en el depósito de vehículos, se obtuvo una exactitud de 1,87 m, una

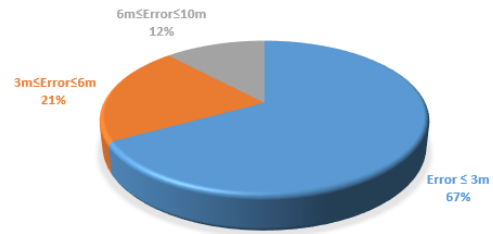


Figura 6: Errores de Localización en el laboratorio

precisión de 74% dentro de los 3 m. Se realizaron también, 110 pruebas de localización en posiciones aleatorias.

En la Figura 7 se puede observar los porcentajes y las distancias de los errores. De las 110 pruebas, 26% de errores de 1 m, 32% de errores de 2 m, 16% de errores de 3 m, 10% de errores de 4 m, 7% de errores de 5 m, 3% de errores de 6 m, 2% de errores de 7 m, 2% de errores de 8 m, 1% de errores de 9 m y 1% de errores de 10 m.

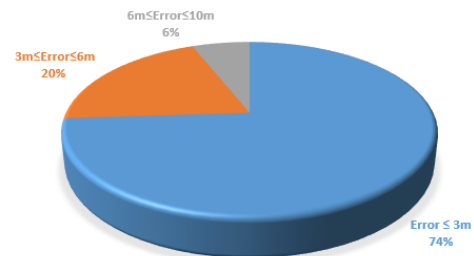


Figura 7: Errores de Localización en el depósito de vehículos

- Experimento 2: las Figuras 8 y 9, muestran los resultados de las pruebas en relación de la función de distribución acumulada (*Cumulative Distribution Function, CDF*) y el ECM. En el laboratorio, el ECM obtenido del conjunto de las trayectorias experimentales fue de 5,609 m del 94% de las pruebas, ampliamente inferior a las cifras de la localización estática. En el depósito de vehículos se obtiene un ECM 5,427 m del 73% de las pruebas, este resultado también es inferior a los resultados de la localización estática. El problema se debe al desajuste de tiempo que se produce desde que se envían los RSSI hasta que son capturados. Además, a una distancia superior a los 6 m, entre las etiquetas y los sensores, la exactitud disminuye drásticamente.
- Experimento 3: en la Figura 10 podemos ver el tiempo de respuesta del sistema. A medida que va aumentando la cantidad de etiquetas, el tiempo de respuesta del sistema, también va aumentando. De igual modo, el tiempo de ejecución del servidor para las simulaciones de 25, 50, 75, 100 etiquetas, aumenta linealmente.

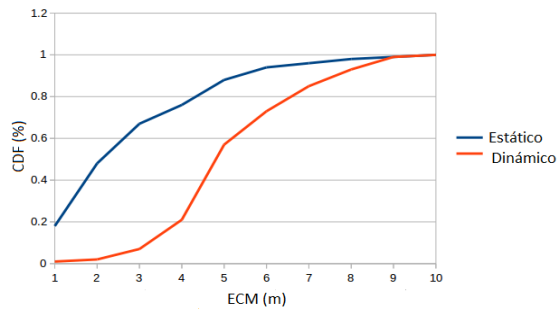


Figura 8: CDF comparada del ECM de localización estática y la localización dinámica obtenida en el laboratorio

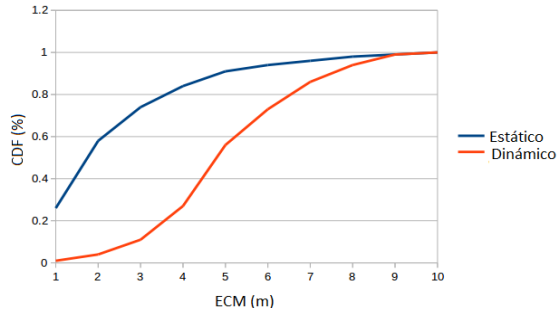


Figura 9: CDF comparada del ECM de localización estático y la localización dinámica obtenida en el depósito

C. Discusión

A continuación, se realiza las discusiones de los resultados en base a las métricas evaluadas.

- Exactitud y precisión: los resultados obtenidos en el depósito de vehículos, para estas dos métricas, fueron mejores que los obtenidos en el laboratorio, tanto para la localización estática como para la dinámica. Esto se debería a las características del depósito que permiten que exista una línea directa entre los sensores y los objetos a localizar.

A medida que las etiquetas se alejan del sensor, la intensidad de la señal que llega al sensor disminuye. La calidad de la señal se ve afectada por paredes, interferencias electromagnéticas. La exactitud y la precisión están directamente relacionadas con calidad de

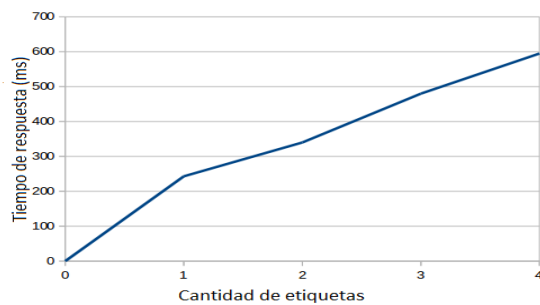


Figura 10: Tiempo de respuesta del sistema para cuatro etiquetas BLE.

la señal, la intensidad de la señal está relacionada a la distancia y esto repercute en los resultados de estas dos métricas.

Comparando el resultado obtenido de la exactitud con el resultado presentado en el trabajo de Topak et al. [37] en la que se obtiene una exactitud de alrededor de 1,8 m, el IPS propuesto tiene un buen rendimiento. Además, en el trabajo de Gu et al. [18] concluye que los sistemas de posicionamiento basados en bluetooth tienen una exactitud de entre 2 a 3 m. Entonces los resultados obtenidos en este trabajo se encuentran entre lo esperado, en el promedio de los resultados de trabajos similares.

Además, los resultados obtenidos son suficientes para localizar objetos de tamaño similares a un automóvil. Para objetos de tamaño menores a las de un auto, los resultados, no son satisfactorios. Antes de optar por esta tecnología y este algoritmo, se debe evaluar el escenario ya que debe existir una línea directa entre el sensor y las etiquetas.

- Tiempo de respuesta: aumenta linealmente para cada etiqueta que se agrega al IPS. Para las simulaciones de las etiquetas, el tiempo aumentó linealmente. Debido a los procesamientos de cálculos del servidor. Estos resultados se encuentran entre los esperados debido a la complejidad computacional del filtro de partículas que es $O(\max(N,M))$ [10], donde N y M son la cantidad de entrada y salida de partículas del procedimiento de remuestreo. Otro de los factores que influyen en el tiempo de respuesta, es la ventana de tiempo. Se debe esperar un intervalo de tiempo para obtener los RSSI emitidos por las etiquetas. Esto es debido al modo de funcionamiento de las etiquetas BLE y las interferencias que pueden ocurrir con las señales electromagnéticas, las cuales inciden en la efectividad de la ventana de tiempo. El valor del tiempo de respuesta obtenido es mayor a 1 segundo lo que dificulta que se realice el rastreo de objetos cada 1 segundo.
- Costo: el costo de la infraestructura del IPS para tres sensores, tres antenas BLE y cuatro etiquetas BLE es de 234\$. Comparando este costo con el costo de otros sistemas de localización como, por ejemplo: Ubisense que tiene un costo de 18.354\$ para cuatro sensores y cinco etiquetas [18]; con el Firefly que tiene un costo de 27.000\$ para un sensor y treinta y dos etiquetas [18], el IPS propuesto es de muy bajo costo. Además, en [19] usan 44 sensores que implican una solución más costosa en comparación con los tres sensores utilizados en este trabajo. Además del costo, su sistema es altamente dependiente de la caracterización, como cualquier otro enfoque de toma de huellas digitales, mientras que el IPS propuesto no necesita caracterización.

Los problemas relacionados a la calidad de la señal influyen en los resultados de la exactitud y precisión obtenidos con el algoritmo de filtro de partículas. Por lo tanto, el IPS propuesto no se adapta a los cambios continuos que pueda sufrir un

escenario. Sin embargo, el IPS es un aporte importante y útil, que brinda un progreso significativo en el control de los activos de una compañía, permitiendo la localización de los bienes y ayudando a disminuir la inexactitud del inventario.

V. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Este trabajo presentó un sistema de localización *indoor* que utiliza la tecnología BLE (*Bluetooth Low Energy*) junto con el algoritmo de filtro de partículas. El sistema consiste en un servidor central, tres sensores y cuatro etiquetas BLE distribuidas en el área a monitorear.

El filtro de partículas permite evitar complejos modelos de propagación en ambientes interiores. Con este algoritmo, se logró una exactitud de 1,8 m en el mejor de los casos y 10 m en el peor de los casos, acorde con otros sistemas basados en Wireless. El sistema propuesto arroja mejores resultados en ambientes cuyos objetos a localizar no tengan movilidad y cuyas divisiones interiores no sean de materiales rígidos.

El IPS propuesto es de bajo costo, escalable en el plano 2-D y no requiere caracterización del entorno. Tales características permiten alcanzar el objetivo principal (localizar objetos o personas).

REFERENCIAS

- [1] Angularjs - superholic javascript mvw framework. <https://angularjs.org/>, note = Accessed: 2017-11-12.
- [2] bluetooth.com. <https://www.bluetooth.com/what-is-bluetooth-technology/bluetooth-technology-basics/low-energy>, note = Accessed: 2016-02-18.
- [3] Bootstrap is the most popular html. <http://getbootstrap.com/>, note = Accessed: 2017-11-12.
- [4] The go programming language. <https://golang.org/>, note = Accessed: 2017-11-12.
- [5] raspberrypi.org. <https://www.raspberrypi.org>, note = Accessed: 2016-02-18.
- [6] Reinventando la gestión de datos. <https://www.mongodb.com/es>, note = Accessed: 2017-11-12.
- [7] senanetworks.com. http://www.senanetworks.com/products/industrial_bluetooth/ud100.php, note = Accessed: 2016-02-18.
- [8] Deogun J.S. Al, N. Radio frequency identification applications in smart hospitals. In *Twentieth IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'07)*, pages 337–342. IEEE, 2007.
- [9] Johnson Nicholas L. B, David C. Realistic human walking paths. In *Proceedings of the 16th International Conference on Computer Animation and Social Agents (CASA 2003)*, CASA '03, pages 94–, Washington, DC, USA, 2003. IEEE Computer Society.
- [10] Djurić P.M. Hong S. Bolić, M. Resampling algorithms for particle filters: A computational complexity perspective. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2004(15):403686, Nov 2004.
- [11] Calveras Augé A. Paradells Aspas J. Pérez Bullones M. A Cantón Paterna, V. A bluetooth low energy indoor positioning system with channel diversity, weighted trilateration and kalman filtering. *Sensors*, 17(12):2927, 2017.
- [12] P. Kuusniemi H. Chen Y. Kröger T. Chen R. Chen L., Ling. Bayesian fusion for indoor positioning using bluetooth fingerprints. In *Wireless Personal Communications*, volume 70, pages 1735–1745. Springer US, 2013.
- [13] N. Cinefra. An adaptive indoor positioning system based on bluetooth low energy rssi. Master's thesis, Politecnico Di Milano, Milán, Italia, 2012-2013.
- [14] R. d. A. Soares R. B. Nakamura E. F. Figueiredo C. M. S. Diaz J. J. M., Maues. Bluepass: An indoor bluetooth based localization system for mobile applications. In *Computers and Communications (ISCC), 2010 IEEE Symposium on*, pages 778–783. IEEE, 2010.
- [15] . Godsill S. Adrieu C. Doucet, A. On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering. *Statistics and Computing*, page 197–208, 2000.
- [16] Thrun S. Burgard W. Dellaert F. Fox, D. Particle filters for mobile robot localization. *Browse Journals and Magazines*.
- [17] J. D Gauchat. *El gran libro de HTML5, CSS3 y Javascript*. Marcombo ed, 2012.
- [18] Lo A. Niemegeers I. Gu, Y. A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks. *IEEE Communications surveys & tutorials*, 11(1):13–32, 2009.
- [19] Mori T. Uchiya T. Takumi I. Matsuo H. Kajioaka, S. Experiment of indoor position presumption based on rssi of bluetooth le beacon. In *Consumer Electronics (GCCE), 2014 IEEE 3rd Global Conference on*, pages 337–339. IEEE, 2014.
- [20] Berry G. Kamel Boulos MN. Real-time locating systems (rtls) in healthcare: a condensed primer. Jun 2012.
- [21] Aikaterini Koutsou. Localización de personas en entornos interiores mediante la tecnología rfid. Master's thesis, Universidad de Alcalá, 2009.
- [22] Aikaterini Koutsou. *Localización de personas en entornos interiores mediante la tecnología RFID*. Tesis de máster, 2009.
- [23] S. H. Koyuncu H., Yang. A survey of indoor positioning and object locating systems. In *International Journal of Computer Science and Network Security*, volume 5, 2010.
- [24] Manoharan S. Li, Y. A performance comparison of sql and nosql databases. In *Communications, Computers and Signal Processing (PACRIM), 2013 IEEE Pacific Rim Conference on*, pages 15–19. IEEE, 2013.
- [25] Darabi H. Banerjee P. Liu J. Liu, H. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 37(6):1067–1080, 2007.
- [26] J. Liu. Survey of wireless based indoor localization technologies. 2014.
- [27] Gupta S. Jain H. Narula H. Lodha, R. Bluetooth smart based attendance management system. *Procedia Computer Science*, 45:524–527, 2015.
- [28] Douglas C. Montgomery. *Design and Analysis of Experiments*. John Wiley Sons Inc, Mishawaka, IN, U.S.A., 4 edition, 1997.
- [29] Padiya P. Mumbaikar, S. Web services based on soap and rest principles. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 3(5), 2013.
- [30] H. Nuaimi K. Al, Kamel. A survey of indoor positioning systems and algorithms. pages 185–190. IEEE, 2011.
- [31] Gutu G. Rebedea T. Neagu C. Popa M. Radoi, I. Indoor positioning inside an office building using ble. In *2017 21st International Conference on Control Systems and Computer Science (CSCS)*, pages 159–164, May 2017.
- [32] C. J. Iglesia D. I. Rodas J., Escudero. Bayesian filtering for a bluetooth positioning system. In *Wireless Communication Systems. 2008. ISWCS '08. IEEE International Symposium on*, pages 618 – 622. IEEE, 2008.
- [33] Antonio Jesús Ruiz Ruiz. Sistemas de localización geográfica en entornos de interior basados en tecnologías de comunicación inalámbricas. 2009.
- [34] Zhang P. Abdelaal M. Theel O. Röbesaat, J. An improved ble indoor localization with kalman-based fusion: an experimental study. *Sensors*, 17(5):951, 2017.
- [35] Luo H. Zhao F. Wang C. Crivello A. Tunio M. Z. Shao, W. Mass-centered weight update scheme for particle filter based indoor pedestrian positioning. In *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2018 IEEE*, pages 1–6. IEEE, 2018.
- [36] H. Rozyyev A. Bakhsh S.T. Subhan F., Hasbullah. Indoor positioning in bluetooth networks using fingerprinting and lateration approach. In *Information Science and Applications (ICISA), 2011 International Conference on*, pages 1–9, 2011.
- [37] Pekerçli M. K. Tanyer A. M Topak, F. Technological viability assessment of bluetooth low energy technology for indoor localization. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 32(5):04018034, 2018.
- [38] Chen W-H. Ong C-S. Liu L. Chuang Y-W Wang, S-W. Rfid application in hospitals: a case study on a demonstration rfid project in a taiwan hospital. In *Proceedings of the 39th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, volume 8, page 184a. IEEE, 2006.
- [39] Runeson P. Höst-M. Ohlsson M.-BjrnRegnell Wesslén A. Wohlin, C. Introduction to experimentation in software engineering, 2000.
- [40] X. Bian Z.-G. Shi, Y. Zheng and Z. Yu. Threshold-based resampling for high-speed particle phd filter. 136:369–383, 2013.