

ALGORITMOS AVANZADOS DE POSICIONAMIENTO EN INTERIORES UTILIZANDO LA COMBINACIÓN DE DISTINTOS TIPOS DE SENSORES

ADVANCED ALGORITHMS FOR INDOOR POSITIONING THROUGH THE COMBINATION OF DIFFERENT TYPES OF SENSORS

Alejandro J. Pérez^{a,b}, Franco A. Stramana^{a,b}, Agustín Cejas^c, Andrés Chardon^c y Aldo J. Rubiales^{a,b}

^aPLADEMA, Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires

^bCICPBA, Comisión de Investigaciones Científicas

^cUNCPBA, Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires

Palabras clave: Posicionamiento en interiores, Grandes datos, Internet de las cosas.

Resumen. El seguimiento de la posición en interiores con precisión menor a un metro es un tema activo de investigación. En el posicionamiento en interiores se utilizan señales de rango corto (Wi-Fi, radio, ultrasonido o señales Bluetooth) que se ven afectadas por perturbaciones en el ambiente. Existen ya productos comerciales que utilizan una comunicación inalámbrica entre varios dispositivos para determinar la ubicación de un teléfono móvil en estos ambientes, pero en muchos de esos casos son imprecisos ya sea por la tecnología o por la técnica de posicionamiento utilizada. En este trabajo, se propone un método que utiliza sensores inerciales y señales de dispositivos Bluetooth de bajo consumo energético (Beacon) en una implementación basada en filtro de partículas para mejorar la precisión del posicionamiento y seguimiento. El desempeño del seguimiento en el método propuesto es evaluado para tres implementaciones diferentes del algoritmo de filtro de partículas usando mapas de radio, algoritmos de trilateración y distancias a los Beacon. Se desarrolló una aplicación Android para implementar estos tres enfoques y se realizaron diversos experimentos en un área de pruebas. El mejor enfoque de estos alcanza una precisión de posicionamiento medio de 0.296 m con un desvío estándar de 0.519 m.

Keywords: Indoor Positioning, Big Data, Internet of Things.

Abstract. Indoor location tracking with less than a meter precision is an active research topic. Short range signals (Wi-Fi, radio, ultrasound or Bluetooth) affected by perturbations within the environment, are used for indoor positioning. Commercially available products using multiple wireless devices to track mobile phones location already exist, but in many cases they are imprecise because of the technology or the positioning method. In this paper, we propose a method using inertial sensors and Bluetooth Low Energy devices signals (Beacon) in a particle filter based tracking implementation. Three different implementations of particle filter using radio maps, trilateration algorithms and distance from Beacons are used for evaluation. The best of these three achieves a mean positioning precision of 0.296 m with a standard deviation of 0.519 m

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años el problema de localización ha tomado gran relevancia. Debido a que servicios de navegación satelitales como GPS ya funcionan con mucha precisión en exteriores, es lógico pensar que el siguiente paso es aplicar una tecnología similar para posicionamiento en interiores (indoor tracking). Dado que en ambientes cerrados la precisión de los satélites es muy baja, surge la necesidad de considerar tecnologías alternativas como Wi-Fi o Bluetooth.

Existen ya varios productos comerciales que utilizan una comunicación inalámbrica entre varios dispositivos para determinar la ubicación de un teléfono móvil. Los métodos que se basan en mediciones de potencia de señal recibida (RSSI) en redes Wi-Fi suelen ser muy imprecisos debido a la gran variación de la señal medida en cada instante (Díaz-Ambrona Tabernilla, 2008). También existen métodos que utilizan mediciones de RSSI de dispositivos Bluetooth Low Energy (BLE), un subconjunto de Bluetooth, materializados principalmente en unos dispositivos llamados Beacons. Junto a técnicas como trilateración, triangulación o fingerprinting se logra mejorar muchos aspectos respecto a las técnicas que emplean Wi-Fi (Faragher y Harle, 2015). En particular, los Beacons resultan atractivos por su bajo costo, su reducido consumo energético y su sencilla y flexible instalación.

Este trabajo tiene como objetivo la exploración de métodos para posicionamiento en interiores, basado en la combinación de distintos tipos de sensores. Los puntos principales a considerar son: el análisis de los métodos utilizados actualmente en el ámbito de localización indoor y el desarrollo de una aplicación móvil que permita ejecutar en tiempo real los algoritmos de localización propuestos, y que sea capaz de proveer resultados sobre la precisión de los mismos.

2. TECNOLOGÍAS PARA POSICIONAMIENTO

El principal inconveniente de la navegación satelital es que necesita una línea de visión directa entre el dispositivo receptor y al menos cuatro satélites, y existen situaciones donde este requisito no puede cumplirse, por ejemplo, dentro de edificios, en túneles, o incluso en el exterior en áreas rodeadas de muchos edificios (Modsching et al., 2006).

Las redes Wi-Fi suelen ser utilizadas para la localización en interiores ya que permiten aprovechar la infraestructura existente en edificios (puntos de acceso) pero tienen como desventaja que el protocolo 802.11 no fue diseñado con este objetivo.

En el caso de BLE, un dispositivo periférico emite mensajes anunciando su presencia y de este modo, mediante el escaneo continuo de los advertisement channels, se pueden detectar dispositivos BLE cercanos. Debido al bajo costo que poseen, es posible adquirir cierta cantidad de ellos y montar un sistema de capacidades BLE con una pequeña inversión. Por este motivo, la tecnología BLE es frecuentemente utilizada para soluciones de posicionamiento indoor. Debido a factores externos que afectan a las ondas de radio como las interferencias, los valores de RSSI tienden a oscilar. Cuanto más lejos esté el dispositivo del emisor, más inestable será el valor de RSSI (Hossain y Soh, 2007).

Por último, los estándares como GSM, UMTS y LTE permiten rastrear la posición de dispositivos móviles determinando el identificador de la celda de la red a la que el móvil se encuentra conectado actualmente, junto a la intensidad de la señal (Wang et al., 2008). La precisión de este método es muy variable ya que depende del tamaño de la celda en cuestión. Debido a esto, un sistema de posicionamiento basado exclusivamente en el uso de la red móvil no puede competir en el área de posicionamiento.

3. MÉTODOS DE LOCALIZACIÓN EN INTERIORES

Si bien existen diversos métodos de localización en interiores, que combinados con la tecnología correcta han logrado demostrar resultados aceptables, hoy en día siguen siendo un tema de investigación continua.

3.1. Triangulación

La técnica de triangulación se basa en determinar la posición de un objeto o nodo objetivo en base al ángulo de llegada (AOA, del inglés angle of arrival) de señales inalámbricas. Asumiendo que puedan ser medidos los ángulos desde al menos dos dispositivos emisores, la posición del nodo objetivo puede ser calculada matemáticamente sin mayores complicaciones.

Si bien es un método sencillo y eficiente, requiere de hardware adicional para su aplicación en entornos reales, ya que las antenas Wi-Fi o Bluetooth no son suficientes para estos cálculos. Además, se requiere una línea de visión directa entre las antenas emisoras y las receptoras, lo cual hace que sea inviable como método de localización en interiores (Wang et al., 2013).

3.2. Trilateración

La trilateración es una técnica para determinar la posición que involucra únicamente la distancia entre varios puntos. Para que la misma sea aplicable en un plano bidimensional, es necesario conocer las distancias entre la posición a determinar y al menos otros tres puntos preestablecidos.

Si dibujamos círculos imaginarios alrededor de cada uno de los puntos, siendo el radio de cada uno de ellos su correspondiente distancia hasta el punto a determinar, concluimos que éste se encuentra en la intersección entre todos los círculos.

En el contexto de localización indoor, los puntos fijos son Beacons BLE, puntos de acceso o dispositivos de los cuales se pueda medir el RSSI. Sabiendo la posición de los dispositivos y realizando un cálculo para obtener la distancia entre el punto a determinar y ellos (Ec. 1), se puede aplicar la técnica de trilateración.

$$d = 10^{\frac{T_x Power - RSSI}{10n}}, \quad (1)$$

Siendo n una constante que depende del entorno donde se desarrolla la medición, $T_x Power$ un valor preestablecido para el dispositivo emisor que representa el valor esperado de RSSI a un metro de distancia, y $RSSI$ el valor actual medido.

El problema que presenta esta técnica, es que la distancia entre el punto y los dispositivos emisores no es exacta, y por ende las intersecciones entre los círculos no serán puntos, sino zonas. Si bien se obtiene un margen de error amplio (Rusli et al., 2016), la sencillez de su implementación hace que sea uno de los métodos de localización en interiores más utilizados.

3.3. Fingerprinting

Esta técnica consiste en dividir un mapa en varios segmentos o zonas con ciertas propiedades que los hacen inequívocamente diferenciables entre sí. En una primera instancia, se identifican estas zonas, generalmente observando el valor RSSI, para luego poder determinar la ubicación resultante, dada por la zona cuyo RSSI promedio sea el más cercano a lo medido.

Debido a su alta disponibilidad, las señales de Wi-Fi son las más utilizadas para este método de localización indoor (Zegeye et al., 2016), sin embargo los Beacons BLE también son utilizados para esta técnica ya que pueden ser colocados en varios puntos de un edificio sin mayores

complicaciones (Faragher y Harle, 2015).

3.4. Sensores internos de teléfonos móviles

Pedestrian Dead Reckoning (PDR) es una técnica que aproxima la posición de un sujeto a partir de un conjunto de sensores (acelerómetro y giroscopio) de un teléfono móvil. Para obtener la ubicación resultante, se emplea la Ec (2), donde Θ_{k+1} marca la orientación del dispositivo, S_{k+1} la distancia caminada y el par (X_k, Y_k) indica la posición actual del sujeto en el mapa.

$$\begin{pmatrix} X_{k+1} \\ Y_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_k \\ Y_k \end{pmatrix} + S_{k+1} \begin{pmatrix} \sin(\Theta_{k+1}) \\ \cos(\Theta_{k+1}) \end{pmatrix} \quad (2)$$

Varios estudios sobre este método de localización en interiores han demostrado que obtiene muy buenos resultados. Su punto débil consiste en que el error generado por la medición de un sensor crece exponencialmente con el tiempo. (Mezentsev et al., 2005).

3.5. Filtro de partículas

A menudo los algoritmos de posicionamiento mencionados fallan en determinar de manera precisa la ubicación, debido a interferencias o anomalías en los datos. Por estos motivos, surge la necesidad del empleo de mecanismos capaces de mejorar estos comportamientos (Lin y Sheng, 2010).

Los métodos de filtros de partículas son un conjunto de algoritmos Monte Carlo utilizados para solucionar problemas de filtrado en el procesamiento de señales e interferencia estadística Bayesiana. El problema de filtrado consiste en estimar el estado interno de sistemas dinámicos basados en observaciones parciales y donde se encuentran perturbaciones aleatorias tanto en los sensores como en el sistema dinámico. El objetivo es computar la distribución a posteriori de dichos sistemas. Aplicado al problema de localización, el filtro de partículas es el procedimiento más eficiente y robusto para resolver esta clase de problemas (Yang et al., 2005).

4. MÉTODO PROPUESTO DE POSICIONAMIENTO INDOOR HÍBRIDO

Como fue descrito en la Sección 3.4, el sistema de navegación en interiores más confiable es el proceso de PDR. A pesar de la poca confiabilidad de las mediciones RSSI de dispositivos BLE, éstos pueden asistir en la corrección de la ubicación resultante. Combinando ambos enfoques en un algoritmo híbrido resultará en un sistema de posicionamiento más preciso.

Como se describe en YuTian et al. (2015), la combinación de un sistema PDR con fingerprinting y un filtro de partículas da un resultado aceptable para el rastreo de un dispositivo móvil. A su vez, en Röbesaat et al. (2017) se demuestra que un sistema que fusiona las técnicas de trilateración y PDR también obtiene buenos resultados.

4.1. Entradas del sistema

Se proponen dos algoritmos basándose un teléfono móvil con acelerómetro, giroscopio y Bluetooth. Además será necesario disponer de: un mapa de la locación, Beacons colocados en posiciones estratégicas del edificio, mediciones de fingerprints y punto de inicio o posición inicial.

4.2. Descripción general

Ambos algoritmos propuestos se basan en un filtro de partículas, combinando a su vez una solución de PDR, junto a mediciones de RSSI de Beacons BLE. Partiendo de un punto inicial

se utilizará la información de los sensores para actualizar el sistema y luego valorar las partículas. El pseudocódigo en Algoritmo (1) resume el funcionamiento del algoritmo de filtro de partículas, donde I es el punto de inicio, P el conjunto de partículas y L el punto resultante que retornará el algoritmo.

Algoritmo 1: Secuencia de ejecución de un filtro de partículas.

```

1  $I \leftarrow$  Punto de inicio ;
2  $P \leftarrow$  Generar N partículas alrededor de  $I$  utilizando ruido gaussiano ;
3 foreach step do
4    $P' \leftarrow$  Desplazar las partículas  $P$  de acuerdo a PDR ;
5    $P' \leftarrow$  Valorar( $P'$ ) ;
6    $P' \leftarrow$  Resampling( $P'$ ) ;
7    $P \leftarrow P'$  ;
8    $L \leftarrow$  Promedio( $P$ ) ;
9 end

```

4.2.1. Generación de partículas

En esta etapa, se procede a generar un número determinado de partículas en posiciones aleatorias en el área alrededor del punto inicial. El número de partículas utilizado es de 200 y son generadas en el área de $0,5 \text{ m}^2$ alrededor de el punto de inicio. Esto permite que las partículas generadas, que luego serán utilizadas para determinar la posición del usuario, cuenten con una posición aproximada bastante cercana a la real.

4.2.2. Detección de pasos

Utilizando los sensores internos del teléfono, una aceleración disparará el reconocedor de pasos del algoritmo PDR que determinará si se trata en verdad de un paso en base al valor de aceleración obtenido.

4.2.3. Desplazamiento de las partículas

Ante cada uno de estos pasos, con la aceleración calculada y el ángulo medido, se calcula el movimiento relativo en el plano en cada eje. Con esta información, cada una de las partículas del conjunto P es “desplazada”.

4.2.4. Valoración

En esta etapa las nuevas partículas son “pesadas” o “valoradas” de acuerdo al algoritmo seleccionado. A continuación se explican ambas alternativas: punto de referencia y distancias a los Beacons.

Punto de referencia: El primer algoritmo desarrollado utiliza un denominado “punto de referencia” para valorar las partículas que utiliza los valores de RSSI de cada Beacon para determinar un punto aproximado al real. Considerando que el método de trilateración es uno de los más imprecisos, se optó en primer instancia por implementar un algoritmo de Fingerprinting y a su vez se desarrolló una variación del mismo con la idea de corregir su comportamiento en situaciones donde el resultado no fuera correcto.

Fingerprints: A partir de un mapa de zonas de Fingerprinting con los valores promedio de RSSI de cada Beacon, basta con utilizar las mediciones actuales de RSSI para determinar cuál es la zona en la que se encuentra actualmente el usuario, según la fórmula Ec. (3).

$$V = \sum_{n=1}^N ((RSSI_n - F_n)^2 * C_n) \quad (3)$$

Utilizando esta fórmula se le asigna un valor a cada zona en base a la diferencia entre el valor RSSI medido actual y el almacenado en la zona, para cada Beacon BLE, de forma que las zonas con menos valor son las más probables de ser las zonas resultado. Para evitar “saltos” entre zonas muy alejadas que puedan llegar a tener valores promedio de RSSI similares, se efectúa una revaloración de las zonas en base a la distancia entre la zona previa y cada una de las zonas, véase Ec. (4).

$$V' = V + R * \left(\frac{Distancia}{DistanciaMax} \right)^2 \quad (4)$$

Donde V es el valor de la zona a revalorar, R una constante establecida en 20. Finalmente, como punto de referencia, se retorna el punto central de dicha zona.

FP-Trilat La alternativa desarrollada a Fingerprinting fue un algoritmo propio denominado *FP-Trilat*. Es una estrategia que utiliza el resultado del método de Fingerprinting con una corrección sobre el mismo basada en trilateración. Dado que las zonas de Fingerprint pueden ser bastante amplias, usar su punto central no siempre es la opción más adecuada. Este algoritmo intenta corregir el punto de referencia desplazando el punto resultado del centro, pero siempre dentro de los límites de la zona de Fingerprint resultado. El límite establecido fue de 1,5 metros.

Utilizando la fórmula Ec (1) para cada valor RSSI actual, se puede determinar la distancia a la que se encuentra el punto central del Beacon correspondiente. Haciendo una relación entre esa distancia y el radio de la Fingerprint puede establecerse a qué porcentaje de la distancia corresponde el radio de la zona. Obtenido el porcentaje, multiplicarlo por el radio de la zona resulta en la distancia a desplazar. Como orientación del desplazamiento se emplea la dirección hacia el Beacon, formando un vector. Dado que éste procedimiento es realizado para cada Beacon, como resultado se tendrán tantos vectores como cantidad de Beacons presentes. Por último, el punto resultado (Pf) es calculado sumando todos los vectores, véase ejemplo en Figura 1.

Distancias a los Beacon: El segundo algoritmo propuesto no utiliza ninguno de los algoritmos de localización basados en RSSI explicados en la sección 3. En su lugar, a la hora de calcular el peso de cada partícula, utiliza directamente la fórmula de la distancia utilizando RSSI Ec. 1, considerando un $TxPower = -60$ y la constante $N = 40$. Comparando la distancia entre la partícula y cada Beacon, con la distancia a cada Beacon según la fórmula, se calcula el peso total.

En los dos métodos de valoración desarrollados, se debe normalizar el peso de cada partícula dividiéndolo por el peso máximo detectado. Esta acción se realiza para mantener siempre el valor de cada partícula en el rango [0, 1].

4.3. Resampling

Una vez pesadas todas las partículas, se genera un nuevo conjunto de partículas P' alrededor de las partículas ya existentes con un peso menor a una constante ya establecida. Para esto

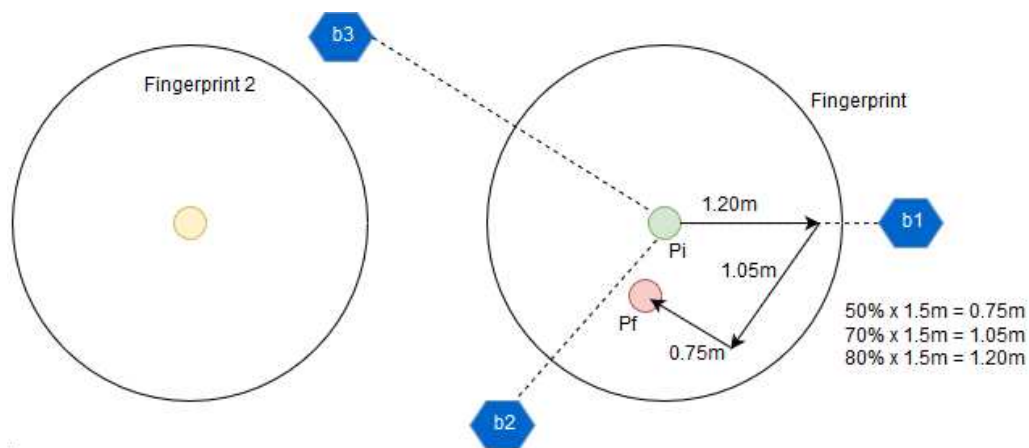


Figura 1: Ejemplo de desplazamiento resultante del algoritmo FP-Trilat.

se recorre el conjunto de partículas y cuando alguna supera el peso máximo establecido, es descartada. En su lugar, se genera una partícula nueva en base a la última partícula válida, en una posición aleatoria en el área de un metro cuadrado alrededor de ella. El peso máximo establecido es de 0.9. Luego se ejecuta nuevamente la etapa de valoración y normalización de pesos.

4.4. Ubicación resultante

Finalmente, el filtro de partículas calcula la posición que dará como resultado en cada ejecución. La misma se obtiene calculando el punto medio entre todas las partículas existentes, considerando su peso actual.

5. EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

La aplicación desarrollada funciona en cualquier dispositivo móvil con Android 5.0 o superior, soporte para Bluetooth 4.0 y giroscopio. Todas las pruebas y simulaciones de la aplicación fueron realizadas con el dispositivo Google Pixel 2 (2017, Android 9.0). Se trabajó con cuatro Beacons BLE de los siguientes fabricantes: iBKS (2 unidades), EM Microelectronic, Social Retail.

5.1. Ambiente de prueba

Se realizaron pruebas en un área aproximada de 18 m^2 del edificio del Instituto PLADEMA ubicado en el Campus Universitario de la Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires en la ciudad de Tandil.

Para la creación de Fingerprintings, se decidieron crear un total de 21 zonas en una grilla utilizando el valor promedio RSSI de los Beacons distribuidos en el centro del edificio durante un intervalo de 20 segundos.

Los datos de prueba (*dataset*s) fueron recolectados transitando dos escenarios. Cada escenario consta de un punto de inicio y uno de fin y puntos intermedios (*checkpoints*) cuya ubicación real (x, y) es conocida.

5.2. Simulación

Contando con el plano del edificio, sus dimensiones y las zonas de Fingerprint y los datasets, se puede proceder a simular la ejecución de todos los algoritmos desarrollados. El simulador se

encarga de ejecutar el algoritmo seleccionado para cada intervalo de información recolectada. En cada uno de estos intervalos, se calcula el error entre la posición estimada y la posición real.

5.3. Progresión de los algoritmos propuestos

Ninguno de los algoritmos que utilizan exclusivamente mediciones RSSI a los Beacons (trilateración y fingerprinting) da un resultado aceptable o confiable. El algoritmo de PDR implementado presenta en cambio resultados aceptables, por lo que a fin de intentar mejorar el mismo se desarrolló el algoritmo de filtro de partículas propuesto. En su primera versión, se empleó la zona resultante de Fingerprinting como punto de referencia para la función de valoración de partículas. Debido al grado de semejanza que se podía dar entre zonas no necesariamente contiguas, se desarrolló el algoritmo FP-Trilat, buscando corregir el punto de referencia. Sin embargo, no se consiguieron los resultados esperados con esta variante pudiendo atribuirse el error al algoritmo de Fingerprinting.

La versión final del algoritmo excluyó completamente al método de Fingerprinting por los problemas previamente mencionados y empleó la Ec. (1) para el cálculo de la distancia a cada Beacon a partir de los valores RSSI medidos. De esta manera, se buscó corregir las imprecisiones del algoritmo PDR, guiando las partículas en la dirección correcta según esas aproximaciones de distancias. Los resultados obtenidos con este algoritmo son los que presentan menor error medio. Un análisis de los mismos se detalla a continuación en la Sección 5.4.

5.4. Comparación entre algoritmos

La simulación fue ejecutada para ambos recorridos con todos los algoritmos. Debido al factor de aleatoriedad que posee el filtro de partículas, los resultados presentados contienen el valor promedio resultado de ejecutar 30 veces el algoritmo.

5.4.1. Recorrido “Zigzag”

Ambas ejecuciones del filtro de partículas corrigen lo mencionado sobre PDR. En el caso de Fingerprints, si bien los puntos obtenidos son más cercanos a los reales en relación a PDR, el recorrido pierde forma sobre extremos. En el segundo caso (distancia a los Beacons), se aprecia la mejor aproximación hacia los puntos reales considerando las tres simulaciones, conservando la forma del recorrido en casi su totalidad.

Desde el punto de vista numérico (Tabla 1), los tres métodos obtuvieron buenos resultados, con un error menor a 0.5 metros. La segunda versión mencionada del filtro de partículas tuvo un 14 % más de precisión si consideramos el error medio respecto de PDR, y un 11 % más respecto de su contraparte con Fingerprints. Considerando la mediana, la diferencia fue de 10 % y 16 %, respectivamente.

5.4.2. Recorrido “rectángulo”

En el caso del segundo recorrido, PDR comienza con resultados muy cercanos a los reales, pero presenta algunas dificultades a la hora de hacer el segundo giro. Esto ocasiona que cerca de la finalización del recorrido, los puntos finales queden bastante alejados de lo esperado. Las dos variantes de filtro de partículas consiguen acercarse más al resultado real. Sin embargo, en la versión de Fingerprints el recorrido se distorsiona en la parte inferior, presentando erróneas ondulaciones. La versión con distancia a los Beacons muestra el recorrido más realista.

	Promedio	Mediana	Máximo	Desv. Estándar
FP-Trilat	1,0340	3,5181	9,4198	2,2282
Fingerprinting	0,8607	2,7846	8,5962	1,8601
Trilateración	0,6833	2,6459	4,8478	1,0921
PDR	0,3707	1,3790	2,4729	0,6457
Filtro de partículas (Fingerprints)	0,3109	1,0556	2,5670	0,7313
Filtro de partículas (distancias)	0,3137	1,1808	2,4598	0,6301

Tabla 1: Error (metros) de la ejecución de los algoritmos en el recorrido "Zigzag".

	Promedio	Mediana	Máximo	Desv. Estándar
FP-Trilat	0,8681	3,1136	8,2006	2,1088
Trilateración	0,7588	3,0109	4,8898	1,1727
Fingerprinting	0,6122	2,1100	6,5333	1,8530
PDR	0,3104	1,2761	1,8991	0,4660
Filtro de partículas (distancias)	0,2782	1,0952	2,1927	0,4077

Tabla 2: Error (metros) de la ejecución de los algoritmos en el recorrido "Rectángulo".

Como se ve en la Tabla 2, existen diferencias respecto del recorrido anterior: en este caso, PDR obtuvo resultados ligeramente superiores al filtro de partículas en su versión con Fingerprints. Coincidentemente con el recorrido anterior, el filtro de partículas con distancia a Beacons presenta el menor valor de error con una diferencia de 15 % con la otra alternativa del filtro y de 11 % con PDR.

5.4.3. Resultados finales

Teniendo en cuenta ambos recorridos, es posible observar que la mejor alternativa resulta ser el filtro de partículas en su variante de distancia a los beacons, véase la Tabla 3.

	Promedio	Mediana	Máximo	Desv. Estándar
FP-Trilat	0,951	3,316	8,810	2,169
Trilateración	0,736	2,447	7,565	1,857
Fingerprinting	0,721	2,828	4,869	1,132
PDR	0,341	1,328	2,186	0,556
Filtro de partículas (fingerprints)	0,314	1,131	2,518	0,581
Filtro de partículas (distancias)	0,296	1,138	2,236	0,519

Tabla 3: Resultados de errores promediados con los recorridos.

6. CONCLUSIONES

La localización en interiores utilizando Bluetooth Low Energy ha sido evaluada en diversos escenarios, combinando múltiples algoritmos ampliamente utilizados en el área de posicionamiento. El objetivo de este trabajo ha sido analizar su viabilidad en ambientes reales. Se optó por realizar las pruebas en una oficina con constante movimiento de gente y variadas interferencias. A su vez, la única información de la locación con la que se trabajó fueron sus dimensiones, un plano de la misma, y la posición de los Beacons. Los resultados obtenidos por el algoritmo

fueron positivos, y presentan una mejora por sobre el simple algoritmo de Pedestrian Dead Reckoning. Con un error máximo de hasta dos metros, la aplicación desarrollada provee una solución al problema de *indoor tracking* de sencilla instalación y adaptable a cualquier edificio. El algoritmo de filtro de partículas es, sin lugar a dudas, un elemento recomendado para la realización de un sistema de posicionamiento en interiores. La precisión del algoritmo podría mejorar significativamente con la inclusión de más información de la locación tal como la ubicación de mobiliario, paredes o cualquier obstáculo (Kapoor, 2011). Esto evitaría movimientos imposibles por el algoritmo tales como atravesar paredes. Sin embargo, la inclusión de información de este estilo agregaría complejidad a la instalación de este sistema, y pasaría a ser una solución más adaptada a cada caso particular.

REFERENCIAS

- Díaz-Ambrona Tabernilla L. Sistema de localización en interiores. 2008.
- Faragher R. y Harle R. Location fingerprinting with bluetooth low energy beacons. *IEEE journal on Selected Areas in Communications*, 33(11):2418–2428, 2015.
- Hossain A.M. y Soh W.S. A comprehensive study of bluetooth signal parameters for localization. En *2007 IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, páginas 1–5. IEEE, 2007.
- Kapoor D. A particle filter based scheme for indoor tracking on an android smartphone. 2011.
- Lin M. y Sheng L. Multi-sensor information fusion extended kalman particle filter. En *2010 2nd International Conference on Advanced Computer Control*, volumen 4, páginas 417–419. IEEE, 2010.
- Mezentsev O., Collin J., y Lachapelle G. Pedestrian dead reckoning—a solution to navigation in gps signal degraded areas? *Geomatica*, 59(2):175–182, 2005.
- Modsching M., Kramer R., y ten Hagen K. Field trial on gps accuracy in a medium size city: The influence of built-up. En *3rd workshop on positioning, navigation and communication*, volumen 2006, páginas 209–218. 2006.
- Röbesaat J., Zhang P., Abdelaal M., y Theel O. An improved ble indoor localization with kalman-based fusion: An experimental study. *Sensors*, 17(5):951, 2017.
- Rusli M.E., Ali M., Jamil N., y Din M.M. An improved indoor positioning algorithm based on rssi-trilateration technique for internet of things (iot). En *2016 International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCE)*, páginas 72–77. IEEE, 2016.
- Wang S., Min J., y Yi B.K. Location based services for mobiles: Technologies and standards. En *IEEE international conference on communication (ICC)*, volumen 19. 2008.
- Wang Y., Yang X., Zhao Y., Liu Y., y Cuthbert L. Bluetooth positioning using rssi and triangulation methods. En *2013 IEEE 10th Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, páginas 837–842. IEEE, 2013.
- Yang N., Tian W.F., Jin Z.H., y Zhang C.B. Particle filter for sensor fusion in a land vehicle navigation system. *Measurement science and technology*, 16(3):677, 2005.
- YuTian Q., Liu F., y Danqing S. Integrated bluetooth fingerprinting and pedestrian dead reckoning for indoor positioning on apple’s ios platform. En *2015 4th International Conference on Mechatronics, Materials, Chemistry and Computer Engineering*. Atlantis Press, 2015.
- Zegeye W.K., Amsalu S.B., Astatke Y., y Moazzami F. Wifi rssi fingerprinting indoor localization for mobile devices. En *2016 IEEE 7th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON)*, páginas 1–6. IEEE, 2016.