

# Tamaño óptimo de la ventana en un filtro de media móvil para RSSI: mejorando la estimación de la distancia con Bluetooth

Diego Ordóñez-Camacho, Estevan Gómez, Héctor Ávalos

Facultad de Ciencias de la Ingeniería e Industrias, Universidad Tecnológica Equinoccial, Quito, Ecuador  
dordonez@ute.edu.ec, estevan.gomez@ute.edu.ec, havalos@ute.edu.ec

**Resumen**—Estimar la distancia a partir de la intensidad de la señal RSSI tiene varias complicaciones, especialmente al usar dispositivos no especializados o de consumidor. La señal es muy inestable y presenta importantes niveles de ruido; es fuertemente afectada por las condiciones del entorno y de los mismos dispositivos. En este artículo, en primer lugar se caracterizan experimentalmente diferentes condiciones de este ruido, luego se analizan distintas parametrizaciones del filtro de media móvil simple, para estabilizar y suavizar la señal; finalmente, se calcula mediante el Óptimo de Pareto, el valor de ventana que hace las veces de punto de equilibrio para todos los datasets analizados. Los resultados experimentales muestran que el filtro de media móvil tiene notables beneficios al estimar la distancia a partir de la señal RSSI.

**Palabras Clave**—RSSI, Bluetooth, filtros de señal, media móvil, sistemas de posicionamiento en interiores.

**Abstract**—Estimating distance from RSSI is not a straightforward task, especially when using consumer devices. The signal presents large levels of noise, and it is heavily affected by the conditions of the environment and by the devices themselves. In this paper we characterize experimentally different conditions of this noise, then we analyze different parameter values for the simple moving average filter used for signal smoothing and stabilization; finally, we calculate the Pareto Optimum to find the window size acting as equilibrium point for all the datasets. The experimental results showed that the moving average filter has notorious benefits on precision when estimating distance based on the RSSI signal.

**Keywords**—RSSI, Bluetooth, Signal filter, Moving Average, Indoor positioning system.

## I. INTRODUCCIÓN

Los *Indoor Positioning Systems* (IPS) [1], se diseñaron para determinar la ubicación cuando el uso del GPS no es posible. Pueden usarse emisores de Radio Frecuencia (RF) para difundir una señal; los equipos receptores capturan y procesan dicha señal para poder estimar su distancia del emisor. Para calcular la distancia a partir de señales de RF deben presentarse al menos dos condiciones: la ubicación precisa de los emisores debe ser conocida por los equipos receptores y la potencia de la señal debe disminuir al aumentar la distancia. La disminución de la potencia en la señal de RF es intrínseca en sistemas de comunicación tales como WiFi o Bluetooth [2].

En la actualidad Bluetooth está presente en prácticamente todo teléfono inteligente. Esta disponibilidad hace que esta sea una buena alternativa para construir sistemas experimentales de posicionamiento en interiores [3]. Al poner el componente Bluetooth de un dispositivo Android en

modo visible, este empieza a emitir una señal de RF que puede ser capturada por aquellos receptores en los cuales se haya activado el modo de detección. De esta manera un dispositivo receptor puede extraer información acerca de un emisor, como por ejemplo nombre, dirección de red y el *Received Signal Strength Indication* (RSSI). El RSSI es un valor que representa la intensidad de la señal emitida y teóricamente se encuentra en el rango entre 0 y -100 dBm; este valor disminuye al aumentar la distancia entre emisor y receptor [4].

Una de las principales problemáticas en este campo es aquella de estimar la distancia entre dos dispositivos mediante RSSI. La señal se ve afectada por las condiciones específicas del entorno y por los mismos dispositivos. Pequeñas variaciones en el entorno pueden producir lecturas muy diferentes e, inclusive cuando las condiciones son iguales, la señal es *per se* ruidosa e inestable [5]. Estudios previos, sin embargo, han demostrado que ciertos filtros digitales de suavizado de señal, como los filtros de media móvil tipo *Simple Moving Average* (SMA), pueden tener un efecto positivo al ser aplicados a la señal RSSI, aumentando, por ende, la calidad de la estimación de la distancia [6]; el SMA requiere parametrizar el tamaño de la ventana para el cálculo del promedio, de lo cual depende su efectividad

Varios estudios relacionados se han efectuado alrededor de esta temática y a continuación se describen los que, hasta donde se ha podido observar, son probablemente los más relevantes con respecto al problema analizado. En el campo de las balizas Bluetooth Low Energy, Heo y Kwon [7] usan teléfonos inteligentes como receptores y proponen un algoritmo que mediante compensación de la señal del giroscopio es utilizado para reducir el ruido en la señal RSSI. Cabrera et al. [8]–[10] generan un prototipo de sistema IPS utilizando RSSI, Bluetooth y dispositivos Android de consumidor en el cual prueban filtros de media móvil con pequeñas ventanas y proponen el filtro de banda pasante con límites adaptativos. Onofre et al. [11] usan lógica difusa para solventar el problema de la inexactitud en la estimación. Kuxdorf et al. [12] calibran la señal mediante un sistema bidireccional que se vale tanto del emisor como del receptor. Jadidi et al. [13] hacen uso de clasificación mediante procedimientos gaussianos para definir un modelo predictivo de aprendizaje. Otra de las tecnologías frecuentemente utilizadas en este campo son las redes ZigBee. Yu y Guo [14] estudian cómo se puede mejorar la precisión a partir de la señal RSSI mediante el uso de filtros de Kalman, mientras que Aykaç et al. [15] lo hacen utilizando filtros de partículas. Lin et al. [16] proponen un

método iterativo de mínimos cuadrados para reducir el error y optimizar la relación entre los nodos. El uso de la infraestructura de redes WiFi está también difundido. Luo et al. [17] proponen un sistema distribuido de trazas de señal para reducir el error en la estimación de la distancia. Xue et al. [18] se concentran en disminuir la interferencia por trayectoria múltiple mediante un número variable de medidas RSSI máximas. Finalmente, Nagaraju et al. [19] hacen uso de un nodo único equipado con antena sectorial, el cual estima la distancia al nodo objetivo exclusivamente dentro del sector de análisis.

El objetivo final de este trabajo es, entonces, encontrar un tamaño de ventana que pueda considerarse óptimo de manera general para los diferentes equipos utilizados, en el contexto de una optimización multiobjetivo, permitiendo obtener un filtro SMA que mejore la estimación de la distancia a partir de la señal RSSI. Sobre la base del contexto presentado, se proponen las siguientes contribuciones:

- Una caracterización experimental del ruido y la inestabilidad en la señal RSSI, en dispositivos Android de consumidor, y su relación con la distancia;
- La aplicación de los filtros SMA a la señal RSSI recolectada, estudiando cómo el tamaño de la ventana móvil afecta al error de cálculo de la distancia entre emisor y receptor;
- El cálculo de un tamaño de ventana SMA óptima para satisfacer a varios datasets manteniendo una precisión satisfactoria en la estimación de la distancia por RSSI.

## II. METODOLOGÍA

Para el levantamiento de datos se utilizaron 4 dispositivos móviles tipo teléfono inteligente, con sistema operativo Android:

- p500h, Bluetooth 2.1, API 8 (LGP)
- i9300, Bluetooth 4.0, API 18 (S3)
- n9005, Bluetooth 4.0, API 21 (N3)
- f8132, Bluetooth 4.2, API 23 (SXXP)

Los equipos se seleccionaron, de entre un grupo de dispositivos disponibles, para maximizar la variabilidad en cuanto a versión Bluetooth y API, acorde con [8]. Para activar el modo de descubierta en los emisores, e iniciar el envío de la señal, se utilizaron las facilidades proporcionadas por el sistema operativo. Para el modo de recepción, se desarrolló una aplicación personalizada que permitió en cada etapa indicar los nombres de los emisores a escanear, la distancia real, el número de tomas a realizar, el tiempo máximo de espera y finalmente capturar la señal RSSI y registrar los datos en un archivo de log, según [9].

El experimento se realizó en el espacio tipo donde se implementará el sistema en vivo: al interior de un edificio de oficinas, en un corredor de 28 metros de largo por 3 metros de ancho, con línea de vista entre los extremos y sin circulación de gente al momento de realizar la toma de datos, siguiendo los lineamientos en [10]. Se seleccionaron aleatoriamente los equipos emisores y receptores y se efectuaron cuatro rondas de toma de datos de acuerdo a la siguiente distribución de parejas emisor-receptor:

- LGP-N3
- LGP-SXXP
- S3M-N3

- S3M-SXXP

En cada una de las rondas se procedió de la misma manera, consistentemente con [20]:

- Se hicieron 27 recolecciones de tomas de datos, con intervalos de 1 metro cada una, ubicando el emisor, en modo descubierta, en un extremo del corredor y desplazando el receptor desde una distancia de 1 m con relación al emisor, hasta los 27 metros, al otro extremo del corredor;
- Se configuró la aplicación del receptor para hacer hasta 20 muestreos en cada recolección (posición/distancia), con un tiempo máximo de recepción de 1 minuto.

Como resultado de las 4 rondas, con 27 recolecciones y 20 muestreos, se recopilaron 1715 muestras en total, obteniendo un dataset más grande que el Miskolc IIS [21].

Para estudiar el efecto de los filtros SMA se construyeron 4 datasets de base, uno por cada ronda (pareja emisor-receptor). Mediante el software estadístico R[22], versión 3.5 y el paquete *pracma* (*Practical Numerical Math Functions*) se aplicaron 300 filtros de media móvil, variando para cada uno la ventana de datos, entre 1 (señal en bruto, sin filtrar) y 300 (o el número máximo de muestras en aquellos datasets con menos de 300).

Una vez aplicados los filtros se construyó un quinto dataset global que consolidó los otros cuatro. Para cada uno de los cinco datasets resultantes, mediante el paquete de R, *caret* (*Classification And REgression Training*), se calculó, por cada filtro, una regresión lineal simple, recolectando luego el *Root Mean Squared Error* (RMSE) [23], [24], calculado con validación cruzada de 10 iteraciones (*K-fold*) [25], [26].

Para encontrar el tamaño de filtro que mejor se ajuste a los cinco datasets, se normalizaron los valores de error reportados por cada uno y, con todos ellos, se calculó el Óptimo de Pareto [27], [28] para encontrar el tamaño adecuado de la ventana del filtro, mediante el paquete de R, *rPref* [29]. Finalmente se calcularon los valores de error promedio tanto de la señal en bruto como de la filtrada y se compararon los resultados.

## III. ANÁLISIS DE RESULTADOS

A continuación podemos observar en la Figura 1, el resultado de aplicar, para cada uno de los cuatro datasets de base (LGP-N3, LGP-SXXP, S3M-N3, S3M-SXXP) y para el dataset consolidado (ALL), los filtros SMA con una ventana que varía de 1, datos en bruto, a la extrema izquierda del gráfico, hasta 300, a la derecha del gráfico.

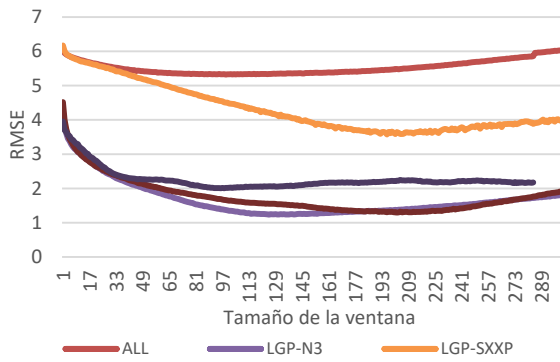


Fig. 1. RMSE según el tamaño de la ventana por cada dataset

En todos los casos podemos ver que ventanas muy pequeñas o muy grandes no se comportan de manera adecuada, mientras que hacia el tercio al medio del gráfico se encuentran los mejores resultados y existe una reducción importante del RMSE.

Para cada grupo de datos se ubican los mejores resultados (RMSE mínimo) los cuales se presentan en la Tabla I. Por cada dataset podemos comparar el valor sin filtrado (Raw) con el filtro de menor error, junto al cual se indica el tamaño de la ventana que se aplicó. Al extremo derecho de la tabla puede observarse el porcentaje de reducción del error al aplicar el filtro.

La ganancia, o reducción del RMSE, en el dataset de referencia o global (ALL) es de 12 %, mientras que en los datasets de base pueden apreciarse reducciones muy importantes que van del 42 % al 71 %, las cuales se muestran altamente competitivas si se comparan con [30], [31]. Hay que destacar sin embargo que los datasets de base hacen referencia al emparejamiento de equipos específicos por lo que dichos datos no son generalizables, mientras que los resultados del dataset global lo son.

TABLA I  
VENTANA MÓVIL CON RMSE MÍNIMO POR DATASET

Dataset	RMSE			Gain
	Raw	Min	Window	
ALL	6.069	5.322	(99)	12%
LGP-N3	4.249	1.238	(125)	71%
LGP-SXXP	6.169	3.576	(196)	42%
S3M-N3	4.518	1.298	(202)	71%
S3M-SXXP	3.955	2.006	(98)	49%
<b>Average</b>	4.992	2.688		46%

Los datos, tal y como se presentan luego de la aplicación de los filtros no son comparables puesto que presentan distintos patrones de error. Para poder establecer la comparación, entonces, el siguiente paso es normalizar los resultados, mediante unidad tipificada, lo cual puede verse en la Figura 2.

Esta normalización nos permite calcular un punto de equilibrio común para todos los datasets. Para calcular este punto utilizamos el Óptimo de Pareto.

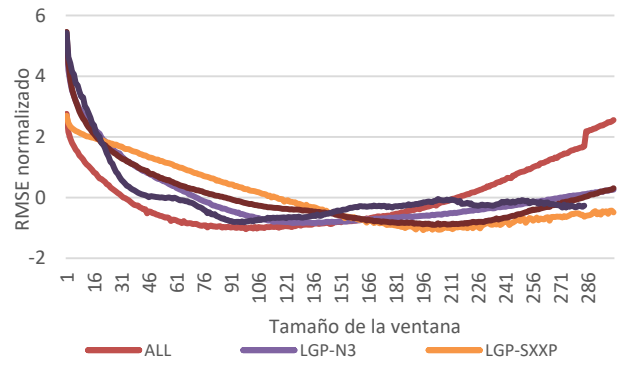


Fig. 2. RMSE normalizado según el tamaño de la ventana por cada dataset

Los datos pueden observarse en la Tabla II, donde por cada dataset podemos establecer la comparación entre el RMSE con el valor en bruto, y el filtro óptimo, con una ventana de 94.

TABLA II  
RMSE CON ÓPTIMO DE PARETO POR DATASET (VENTANA DE 94)

Dataset	RMSE		Gain
	Raw	Óptimo (94)	
ALL	6.069	5.330	12%
LGP-N3	4.249	1.409	67%
LGP-SXXP	6.169	4.579	26%
S3M-N3	4.518	1.695	62%
S3M-SXXP	3.955	2.009	49%
<b>Average</b>	4.992	3.005	40%

La ganancia que se obtiene con el punto óptimo sigue siendo del 12% para el dataset de referencia con un promedio global del 40% en la reducción del error. Hay una pérdida del 6 % con respecto a la ventana mínima en los datasets de base, pero esta puede considerarse razonable. El principal beneficio de este cálculo es haber obtenido un punto de equilibrio entre todos los datasets, mediante la optimización multiobjetivo, con una reducción de error equilibrada, que no va en detrimento de ninguna combinación de equipos [32] y que sin embargo mantiene una importante mejora del 40% en la exactitud en la estimación de la distancia, superando ampliamente los resultados de trabajos previos donde la ventana se asignaba ad-hoc [8]-[10].

#### IV. CONCLUSIONES

En este artículo se analizó cómo la inestabilidad de la potencia de la señal RSSI, al usar Bluetooth en dispositivos Android de consumidor, en las funciones tanto de emisor como de receptor, afectan a un sistema de posicionamiento en interiores reduciendo la precisión al calcular la distancia. Se confirmó que la intensidad de la señal RSSI está relacionada inversamente con la distancia y se encontró que distintos dispositivos, al emparejarse como emisor-receptor, presentan diferentes patrones en la amplitud de la señal, que inducen errores que pueden ir de los 3.9 a los 6.1 metros (sin aplicar ningún filtro).

Se aplicó el filtro SMA a los datos recolectados, utilizando un rango de 1 a 300 en el tamaño de ventana; se midió el error mediante una regresión lineal con validación cruzada de 10 iteraciones y se encontró que los tamaños de ventana a los extremos inferiores o superiores del rango no son aconsejables, mientras que el error se reduce

significativamente en el tercio medio del rango. Finalmente, mediante el Óptimo de Pareto se calculó el tamaño óptimo de la ventana que satisfaga de la mejor manera a todos los datasets utilizados, el cual se estableció en 94. La reducción en el RMSE, para esta ventana óptima, fue del 12 % en el dataset global de referencia. En general, al considerar este problema como una optimización multiobjetivo, la mejora en la exactitud de la estimación de la distancia fue del 40 %.

#### REFERENCIAS

- [1] L. Mainetti, L. Patrono, y I. Sergi, "A survey on indoor positioning systems", en *Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM), 2014 22nd International Conference on*, 2014, pp. 111–120.
- [2] S. Hara *et al.*, "Propagation characteristics of IEEE 802.15. 4 radio signal and their application for location estimation", en *Vehicular Technology Conference, 2005. VTC 2005-Spring. 2005 IEEE 61st*, 2005, vol. 1, pp. 97–101.
- [3] R. Piyare, "Internet of things: ubiquitous home control and monitoring system using android based smart phone", *Int. J. Internet Things*, vol. 2, núm. 1, pp. 5–11, 2013.
- [4] "IEEE Standard for Information technology–Telecommunications and information exchange between systems Local and metropolitan area networks–Specific requirements Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications", *IEEE Std 80211-2012 Revis. IEEE Std 80211-2007*, pp. 1–2793, mar. 2012.
- [5] R.-H. Wu, Y.-H. Lee, H.-W. Tseng, Y.-G. Jan, y M.-H. Chuang, "Study of characteristics of RSSI signal", en *Industrial Technology, 2008. ICIT 2008. IEEE International Conference on*, 2008, pp. 1–3.
- [6] P. Bellavista, A. Corradi, y C. Giannelli, "Evaluating filtering strategies for decentralized handover prediction in the wireless internet", en *Computers and Communications, 2006. ISCC'06. Proceedings. 11th IEEE Symposium on*, 2006, pp. 167–174.
- [7] J. Heo y Y. Kwon, "Improved Indoor Positioning System Using BLE Beacons and a Compensated Gyroscope Sensor", en *Intelligent Robotics and Applications, 2017*, pp. 69–76.
- [8] E. Cabrera-Goyes y D. Ordóñez-Camacho, "Towards a Bluetooth Indoor Positioning System with Android Consumer Devices", en *2017 International Conference on Information Systems and Computer Science (INCISCOS)*, 2017, pp. 56–59.
- [9] E. Cabrera-Goyes y D. Ordóñez-Camacho, "Posicionamiento en espacios interiores con Android, Bluetooth y RSSI", *Enfoque UTE*, vol. 9, núm. 1, pp. 118–126, mar. 2018.
- [10] D. Ordóñez-Camacho y E. Cabrera-Goyes, "An Adaptive-Bounds Band-Pass Moving-Average Filter to Increase Precision on Distance Estimation from Bluetooth RSSI", en *Proceedings of the International Conference on Information Technology & Systems (ICITS 2018)*, 2018, pp. 823–832.
- [11] S. Onofre, B. Caseiro, J. P. Pimentão, y P. Sousa, "Using Fuzzy Logic to Improve BLE Indoor Positioning System", en *Technological Innovation for Cyber-Physical Systems*, 2016, pp. 169–177.
- [12] N. Kuxdorf-Alkirata, T. Werthwein, A. Heinemann, y D. Brückmann, "A self-calibrating bidirectional indoor localization system", en *2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2017, pp. 3276–3280.
- [13] M. G. Jadidi, M. Patel, y J. V. Miro, "Gaussian processes online observation classification for RSSI-based low-cost indoor positioning systems", en *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2017, pp. 6269–6275.
- [14] Z. Yu y G. Guo, "Improvement of Positioning Technology Based on RSSI in ZigBee Networks", *Wirel. Pers. Commun.*, vol. 95, núm. 3, pp. 1943–1962, ago. 2017.
- [15] M. Aykaç, E. Erçelebi, y N. B. Aldin, "ZigBee-based indoor localization system with the personal dynamic positioning method and modified particle filter estimation", *Analog Integr. Circuits Signal Process.*, vol. 92, núm. 2, pp. 263–279, ago. 2017.
- [16] K. H. Lin, C. C. Lu, H. M. Chen, H. F. Li, y C. F. Chuang, "A modified least squares iteration for indoor positioning system", en *2017 IEEE International Conference on Consumer Electronics - Taiwan (ICCE-TW)*, 2017, pp. 109–110.
- [17] Q. Luo *et al.*, "DEDF: lightweight WSN distance estimation using RSSI data distribution-based fingerprinting", *Neural Comput. Appl.*, vol. 27, núm. 6, pp. 1567–1575, ago. 2016.
- [18] W. Xue, W. Qiu, X. Hua, y K. Yu, "Improved Wi-Fi RSSI Measurement for Indoor Localization", *IEEE Sens. J.*, vol. 17, núm. 7, pp. 2224–2230, abr. 2017.
- [19] S. Nagaraju, L. J. Gudino, B. V. Kadam, R. Ookalkar, y S. Udeshi, "RSSI based indoor localization with interference avoidance for Wireless Sensor Networks using anchor node with sector antennas", en *2016 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, 2016, pp. 2233–2237.
- [20] J. A. Jayakody, S. Lokuliyana, D. Chathurangi, y D. Vithana, "Indoor positioning: Novel approach for Bluetooth networks using RSSI smoothing", *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 137, núm. 13, 2016.
- [21] Z. Tóth, "ILONA: indoor localization and navigation system", *J. Locat. Based Serv.*, mar. 2016.
- [22] T. Rahlf, *Data Visualisation with R*. New York: Springer International Publishing, 2017.
- [23] T. Chai y R. R. Draxler, "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature", *Geosci Model Dev*, vol. 7, núm. 3, pp. 1247–1250, jun. 2014.
- [24] G. Brassington, "Mean absolute error and root mean square error: which is the better metric for assessing model performance?", presentado en *EGU General Assembly Conference Abstracts*, 2017, vol. 19, p. 3574.
- [25] P. Refaeilzadeh, L. Tang, y H. Liu, "Cross-Validation", en *Encyclopedia of Database Systems*, Springer, New York, NY, 2016, pp. 1–7.
- [26] M. T. Ribeiro, S. Singh, y C. Guestrin, "'Why Should I Trust You?': Explaining the Predictions of Any Classifier", en *Proceedings of the 22Nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, NY, USA, 2016, pp. 1135–1144.
- [27] D. V. Balandin y M. M. Kogan, "Pareto suboptimal solutions in control and filtering problems under multiple deterministic and stochastic disturbances", en *2016 European Control Conference (ECC)*, 2016, pp. 2263–2268.
- [28] L. Tock y F. Maréchal, "Decision support for ranking Pareto optimal process designs under uncertain market conditions", *Comput. Chem. Eng.*, vol. 83, pp. 165–175, dic. 2015.
- [29] P. Rooks, "Computing pareto frontiers and database preferences with the rPref Package", *RJ*, vol. 8, núm. 2, pp. 393–404, 2016.
- [30] A. Singh y R. Mehra, "Adaptive RLS-Received Signal Strength Algorithm in Wireless Network Area for Multi-Mobile Nodes Location Estimation System", *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 64, núm. 15, pp. 12–15, feb. 2013.
- [31] R. Mehra y A. Singh, "Real time RSSI error reduction in distance estimation using RLS algorithm", en *2013 3rd IEEE International Advance Computing Conference (IACC)*, 2013, pp. 661–665.
- [32] H. Aziz, J. Lang, y J. Monnot, "Computing Pareto Optimal Committees", en *Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI 2016*, New York, United States, 2016, pp. 60–66.