

# Impacto del modelo de error en distancia en la simulación de sistemas de localización

Salvador Guardiola, Israel Martin-Escalona, Francisco Barcelo-Arroyo, Marc Ciurana

Departamento de Ingeniería Telemática  
 Universidad Politècnica de Catalunya (UPC)  
 c/ Jordi Girona 1-3, Edificio C3  
[imartin@entel.upc.es](mailto:imartin@entel.upc.es)

**Resumen-** Las redes inalámbricas han favorecido enormemente el interés de los usuarios, proveedores de servicio y operadores de red en el posicionamiento geográfico. Como consecuencia, se han propuesto mecanismos en la mayor parte de tecnologías de red inalámbrica con los que soportar la localización de usuarios. La evaluación de calidad ofrecida por dichas técnicas de localización, normalmente en términos de precisión, latencia y escalabilidad, recae en herramientas de simulación. Es esencial por tanto, que los modelos de error empleados en estas herramientas estén acordes a la realidad. Este hecho es si cabe más importante en el caso de emplear técnicas de localización basadas en medida de la distancia a partir de métricas temporales, como son el tiempo de llegada (TOA) o la diferencia entre tiempos de llegada (TDOA). Estas técnicas son especialmente sensibles a no disponer de visión directa entre los distintos elementos involucrados en la localización, por lo que la evaluación de sus capacidades suele hacerse bajo esas condiciones. El presente artículo compara bajo un mismo escenario, diversos modelos de error para las métricas empleadas en técnicas como TOA o TDOA. Los resultados concluyen que los modelos que no tienen en cuenta las distancias reales (que son los más habituales) tienden a proporcionar una estimación optimista el error de posicionamiento, cosa que no ocurre en el caso de modelos más complejos que sí tienen en cuenta esa información.

**Palabras Clave-** error en medidas de distancia, TOA, TDOA, NLOS, posicionamiento en interiores.

## I. INTRODUCCIÓN

Las redes móviles ad-hoc (MANETs) han concentrado gran parte del interés reciente por parte de la industria, principalmente debido a las grandes capacidades que ofrecen en cuanto a dinamismo y autoconfiguración. Su condición de móviles hace que este tipo de redes represente un reto en cuanto diseño y planificación, ya que los distintos protocolos deben tener en cuenta que los nodos que forman parte de la red pueden cambiar su posición y añadirse o abandonar de forma súbita la red. Debido a esto múltiples esfuerzos han sido dedicados a dotar de capacidades de posicionamiento a las distintas redes MANET. El conocimiento de la posición de los nodos en una MANET abre un mundo de posibilidades tanto en términos de servicios de valor añadido (normalmente proporcionado por terceras partes) como en términos de operación y mantenimiento de la red, tareas que pueden ser optimizadas de ser la localización un dato conocido. Este último caso es de especial relevancia en el caso de MANETs. Por ejemplo, los protocolos de encaminamiento destinados a gobernar el tráfico en este tipo

de redes sólo son escalables si la posición de los nodos es conocida [1].

El ámbito en el que las MANETs se despliegan, así como su propia naturaleza, hacen que la provisión de la información de posicionamiento sea un reto importante. En la actualidad existe un gran número de técnicas y algoritmos para el posicionamiento en redes ad hoc, como las basadas en huellas de señal [2, 3], en tecnologías Ultra Wide Band [4, 5] o en el ángulo de llegada [6]. Las técnicas basadas en métricas temporales proporcionan un excelente compromiso entre precisión, escalabilidad y coste de desarrollo y mantenimiento, por lo que son muy estimadas en el ámbito ad hoc.

El presente artículo se centra en dos de esas técnicas: tiempo de tránsito de ida y vuelta (2-way TOA) [7, 8] y diferencias de tiempos de llegadas (TDOA) en modo pasivo [9]. Ambas obtienen la posición de los distintos nodos aplicando algoritmos de multilateración a distancias estimadas a partir de métricas temporales. Estas técnicas presentan la ventaja de que habitualmente no requieren del desarrollo de hardware específico, ni de etapas previas al despliegue del sistema de localización. Sin embargo, las medidas temporales no siempre reflejan con la suficiente precisión la distancia entre los nodos implicados. Esta divergencia entre la distancia real y la estimada tiene su origen en múltiples causas. Entre otros, el ruido, obstáculos y propagación multicamino. Este último fenómeno, inherente a las comunicaciones inalámbricas, es de especial relevancia en el ámbito de redes ad hoc. Este tipo de redes con frecuencia es desplegado en escenarios donde la visibilidad directa entre nodos no existe (NLOS). En este tipo de situaciones la distancia estimada corresponde a un camino alternativo y no el directo entre los dos nodos, lo cual se traduce en una estimación de la distancia sensiblemente superior a la medida real.

Son múltiples los modelos presentados con el objetivo de reproducir el impacto de las condiciones NLOS en la estimación de la distancia (o del tiempo de tránsito). Dichas propuestas pueden agruparse en dos grandes bloques: los modelos que dependen de la distancia entre los dos nodos y los que no tienen en cuenta esta dependencia. Cada una de estas propuestas ha sido presentada en un contexto particular y por lo tanto su comparación resulta cuanto menos complicada. El presente artículo pretende cubrir este vacío y evaluar el impacto del modelo de error en las distancias estimadas. De esta forma se implementará un conjunto amplio de modelos y se cuantificará, bajo las mismas

condiciones, su impacto en técnicas 2-way TOA y passive-TDOA.

El resto del artículo se ha estructurado de la siguiente forma. La sección II presenta un breve estado del arte sobre los modelos de error de distancia. En la sección III se describen los modelos empleados en la evaluación y los escenarios sobre los que se procederá a simular dichos modelos. La sección IV por su parte presenta los resultados alcanzados en la evaluación del impacto de los distintos modelos en el cómputo de la distancia entre nodos y por ende de la posición del nodo. Finalmente, en la sección V se exponen las principales conclusiones alcanzadas en este estudio.

## II. MODELOS DE ERROR EN DISTANCIA

Existen múltiples propuestas para modelar el error en la estimación de la distancia entre dos nodos. Todos ellos terminan proporcionando una expresión como

$$e_r = \hat{d} - d, \quad (1)$$

donde  $d$  es la distancia real entre los nodos implicados,  $\hat{d}$  es la distancia estimada y  $e_r$  es el error cometido en la estimación. Debe tenerse presente que la Ecuación 1 puede expresarse tanto en términos de distancia como de tiempo, tan sólo con dividir por la velocidad de propagación (habitualmente la velocidad de la luz).

Una de las propuestas más simples es la presentada en [10], la cual consiste en modelar el error en distancia de forma uniforme. Sin embargo esta presunción de uniformidad parece muy alejada de la realidad. Es por ello que numerosos modelos aparecieron con posterioridad, con el objetivo de acercarse más al comportamiento esperado. Alavi *et al.* [11] propone un modelo de error en distancia basado en las condiciones de visibilidad entre nodos, hipótesis muy habitual en el ámbito del posicionamiento. La solución planteada consiste en una suma de dos variables aleatorias, con las que se pretende el modelado de las condiciones de visión directa (LOS) y no directa (NLOS). En el caso de LOS, el error viene caracterizado únicamente por la variable gaussiana, que presenta una media nula y una desviación típica  $\sigma$  a definir según las condiciones. Para el caso de NLOS, el error se computa mediante una suma ponderada de dos variables aleatorias. La primera de ellas es una gaussiana, que pretende caracterizar errores principalmente derivados del sistema de medidas. La segunda es una variable aleatoria exponencial, que pretende reproducir las condiciones derivadas del escenario NLOS. Sin embargo el modelado de NLOS mediante una variable exponencial presenta una importante deficiencia: el efecto cero. Este efecto consiste en que existe una alta probabilidad de obtener un error igual a cero, es decir, el esperado en situaciones LOS y por tanto absolutamente contrarias a las condiciones que se desean modelar. Con el objetivo de evitar este problema, Alavi *et al.* [12] y Xu *et al.* [13] proponen el uso de una variable gaussiana en lugar de la exponencial para el modelado de la componente NLOS del error en distancia.

Los trabajos mencionados se basan en la suposición común de que el error en distancia puede ser modelado mediante una variable aleatoria estacionaria, es decir, independiente del tiempo o la distancia. Sin embargo, propuestas recientes [12-16] muestran que se alcanzan modelos más realistas si la distancia real es tenida en cuenta para el cálculo del error, especialmente en el caso de

pretender la reproducción de condiciones NLOS. De esta forma, Xu *et al.* [13] propone ponderar la dependencia de la distancia en el error mediante la varianza de la variable gaussiana correspondiente a la componente LOS.

Marco *et al.* evalúan en [14] una técnica de localización empleando un modelo de error de distancia basado en una variable aleatoria exponencial cuya media es proporcional a la dispersión de retardo (*delay spread*). Dicha dispersión es modelada como una variable aleatoria lognormal cuya mediana aumenta conforme se incrementa la distancia de separación entre los nodos implicados en la medida. De acuerdo al modelo presentado en [17], la dispersión del retardo se expresa como

$$\tau_{rms} = T_l d^\epsilon y, \quad (2)$$

donde  $T_l$  es la mediana de la dispersión de retardo a 1 km de distancia,  $d$  es la distancia en kilómetros e  $y$  es una variable aleatoria lognormal, construida sobre una gaussiana de media 0 y desviación típica  $\sigma_y$ . De esta forma, cuanto más alejados se encuentre los nodos el uno del otro, mayor será el error cometido al estimar la distancia. Un mecanismo similar se propone en [15] para modelar el error en distancia, aunque en esta ocasión se emplea un valor determinista para caracterizar la dispersión de retardo (es decir, se elimina la variable  $y$  de la Ecuación 2).

Una aproximación distinta se sigue en [16], donde se definen tres tipos de entorno: LOS, NLOS<sup>1</sup> y NLOS<sup>2</sup>. Los dos últimos representan dos niveles de restricción en cuanto a propagación de señal en escenarios NLOS, siendo el escenario NLOS<sup>2</sup> mucho más restrictivo que el NLOS<sup>1</sup>. Los tres escenarios descritos son ajustados de acuerdo a medidas procedentes de estudios de campo. El modelo de error en distancia utilizado en [16] consiste en una suma ponderada del error cometido en cada uno de los tres escenarios, donde el peso de cada uno depende tanto de la probabilidad de que un nodo esté en un entorno de ese tipo como de la distancia real que separa a los nodos involucrados en el cálculo de la distancia. De esta forma, cuanto mayor sea la separación entre nodos, mayor será la probabilidad de incurrir en un escenario NLOS, aunque el error derivado del escenario NLOS siga siendo el mismo. En [12] se sigue con esta aproximación, definiendo dos escenarios: LOS y NLOS. El modelo asociado con LOS presenta una dependencia logarítmica con la distancia real, mientras que el modelo propuesto para NLOS no tiene en cuenta la dependencia con la distancia. El error final es una suma ponderada de los dos escenarios, donde la probabilidad de pertenecer a cada uno de los escenarios es nuevamente dependiente de la distancia real.

De esta forma, múltiples propuestas han sido presentadas para el modelado del error en distancia, si bien no se ha procedido a evaluar el impacto de cada una de ellas en el cálculo de la posición de una forma comparativa. Este artículo pretende cubrir esta carencia y cuantificar las diferencias en cuanto a precisión derivadas del uso en simulación de distintos modelos de error para la distancia.

## III. SIMULACIÓN Y ESCENARIOS

Los modelos de error en distancia planteados en este estudio son evaluados mediante simulación. Se han empleado dos técnicas de localización para el posicionamiento: tiempo de tránsito de ida y vuelta y TDOA pasivo [9]. El escenario simulado está formado por cuatro puntos de acceso

dispuestos en las esquinas de un área de simulación cuadrada, hipótesis muy habitual en evaluaciones de sistemas de posicionamiento. Sobre esta área se sitúan dos nodos, uno de ellos empleando una técnica de posicionamiento basada en el tiempo de tránsito de ida y vuelta (TOA); y otro implementando la técnica de TDOA pasivo. Ambas técnicas emplearán el algoritmo de mínimos cuadráticos no lineales propuesto por *Levenberg-Marquard* para estimar la posición del nodo. Debe tenerse presente que los errores derivados de la geometría (DOP) caen fuera del propósito de este estudio.

Tres son los modelos de error que han sido evaluados en este estudio: exponencial independiente de la distancia, exponencial dependiente de la distancia y gaussiano dependiente de la distancia. En el primero de ellos, el error en distancia se calcula mediante

$$e_{r_1} = w_1 N(0, \sigma) + w_2 \text{Exp}(\lambda), \quad (3)$$

donde  $N(0, \sigma)$  es una variable aleatoria gaussiana de media cero y desviación típica  $\sigma$ ,  $\text{Exp}(\lambda)$  representa una variable aleatoria exponencial de media  $\lambda^{-1}$  y  $w_1$  y  $w_2$  son los pesos de cada uno de esos dos componentes. Por su parte, los errores producidos por el modelo exponencial dependiente de la distancia se calculan mediante

$$e_{r_2} = w_1 N(0, \sigma) + w_2 \text{Exp}(\beta), \quad (4)$$

donde el valor medio  $\beta$  se calcula como

$$\beta = cT_1 d^\varepsilon y. \quad (5)$$

Finalmente, el modelo gaussiano dependiente de la distancia genera errores según

$$e_{r_3} = w_1 N(0, \sigma) + w_2 N(\beta, \rho \cdot \beta), \quad (6)$$

donde  $\rho$  representa el coeficiente de variación de la gaussiana, es decir, el ratio entre la desviación estándar y el valor medio de la variable aleatoria en cuestión. Tal y como puede observarse, todos los modelos planteados sólo difieren en el componente empleado para caracterizar la contribución en escenarios NLOS. De esta forma, se ha optado por seguir la tendencia marcada en otros estudios [9, 16] y dotar de más relevancia a la componente NLOS, adoptando 0.26 y 0.74 como valores para los pesos  $w_1$  y  $w_2$ .

La Tabla 1 presenta el resto de los parámetros empleados para los distintos modelos de error en distancia, donde  $\sigma_y$  representa la desviación típica de la variable lognormal y en la Ecuación 2. Esos valores han sido tomados de distintos estudios [9, 12, 15] y adaptados a condiciones de interior, puesto que dichas condiciones representan uno de los escenarios más restrictivos en términos de propagación de señal y por ende más perjudiciales para el sistema de localización. Bajo este escenario base, se ha procedido a alterar los valores de  $\lambda$  y  $\beta$ . Con ello se consigue alterar la raíz del valor cuadrático medio (RMS) del error en distancia (a través del valor del parámetro  $T_1$ ). Se han considerado valores de RMS para el error en distancia desde 0.1 hasta 2 metros, cifras normalmente propuestas para sistemas de localización en interiores (por ejemplo los basados en *ultra wide band*).

Para la simulación se utilizó el método de Montecarlo, calculándose la posición de los dos nodos anteriormente indicados en cada una de las iteraciones. El procedimiento seguido es el mismo que se detalla en [9] y que se resume a continuación:

$\sigma$	$\lambda^{-1}$	$T_1$	$\varepsilon$	$\sigma_y$	$\rho$
0.0129 m	0.1185 – 0.5561 m	1.57 – 23.41 ns	0.3	4.0	0.94

Tabla 1. Parámetros de simulación.

- i. Se sitúa el nodo TOA de forma aleatoria en el área de simulación.
- ii. Se sitúa el nodo TDOA de forma aleatoria en el área de simulación.
- iii. Se calculan la posición de cada uno de los nodos y el valor de los distintos errores que ellas se derivan.
- iv. Volver al paso ii) 1000 veces, es decir, manteniendo la posición del nodo TOA, obtener resultados para 1000 posiciones aleatorias del nodo TDOA.
- v. Volver al paso i) 1000 veces, es decir, repetir todo el proceso para 1000 posiciones aleatorias del nodo TOA.

Se emplearon áreas de simulación cuadradas desde 10 a 50 metros de lado. Debido a la similitud en los resultados y la restricciones de espacio, se ha decidido mostrar únicamente los resultados derivados del escenario de 20 metros de lado, que es una dimensión adecuada a los despliegues de red actuales con una densidad moderada de nodos.

#### IV. EVALUACIÓN DE LOS MODELOS DE ERROR

En esta sección se evalúa el impacto del modelo de error en distancia sobre el cálculo de la posición empleando técnicas basadas en métricas de distancia temporal, como son TOA y TDOA. La Fig. 1 muestra la evolución del RMS del error de posicionamiento con respecto al RMS del error en distancia. Las menciones a *Exponencial* y *Gausiano* en la Fig. 1 hacen referencia a los modelos dependientes de la distancia en los que la componente NLOS viene modelada por una variable aleatoria de ese tipo. Por su parte, *Independiente* hace referencia al modelo de error no dependiente de la distancia. Las posiciones son estimadas mediante el algoritmo de mínimos cuadráticos no lineal de *Levenberg-Marquardt* (LM) [18]. Para su inicialización se empleará la posición obtenida mediante el algoritmo de mínimos cuadráticos lineal (LLS).

La Fig. 1 recoge la precisión obtenida con cada una de estas posiciones. Tal y como puede observarse, en el caso de la técnica TOA, el modelo de error en distancia impacta de forma notable en el error de posicionamiento obtenido. Las líneas discontinuas en la Fig. 1 (a, b) representan el intervalo de confianza al 95% para las presiones obtenidas. Nótese como las diferencias son apreciables incluso teniendo en cuenta el margen suscitado por el intervalo de confianza, lo que subraya la importancia del modelo de error en distancia en el cálculo de la posición para este tipo de técnicas. Las técnicas basadas en TDOA por otro lado se muestran más insensibles al modelo de error en distancia, ofreciendo valores muy similares en los distintos modelos de error. El intervalo de confianza no ha sido incluido en el caso de técnicas TDOA puesto que ha resultado ser despreciable (menor que el 0.1% del valor obtenido en cada caso).

Cuando se emplea TOA como técnica de posicionamiento, el modelo de error independiente de la distancia produce errores menores a los derivados del resto de modelos

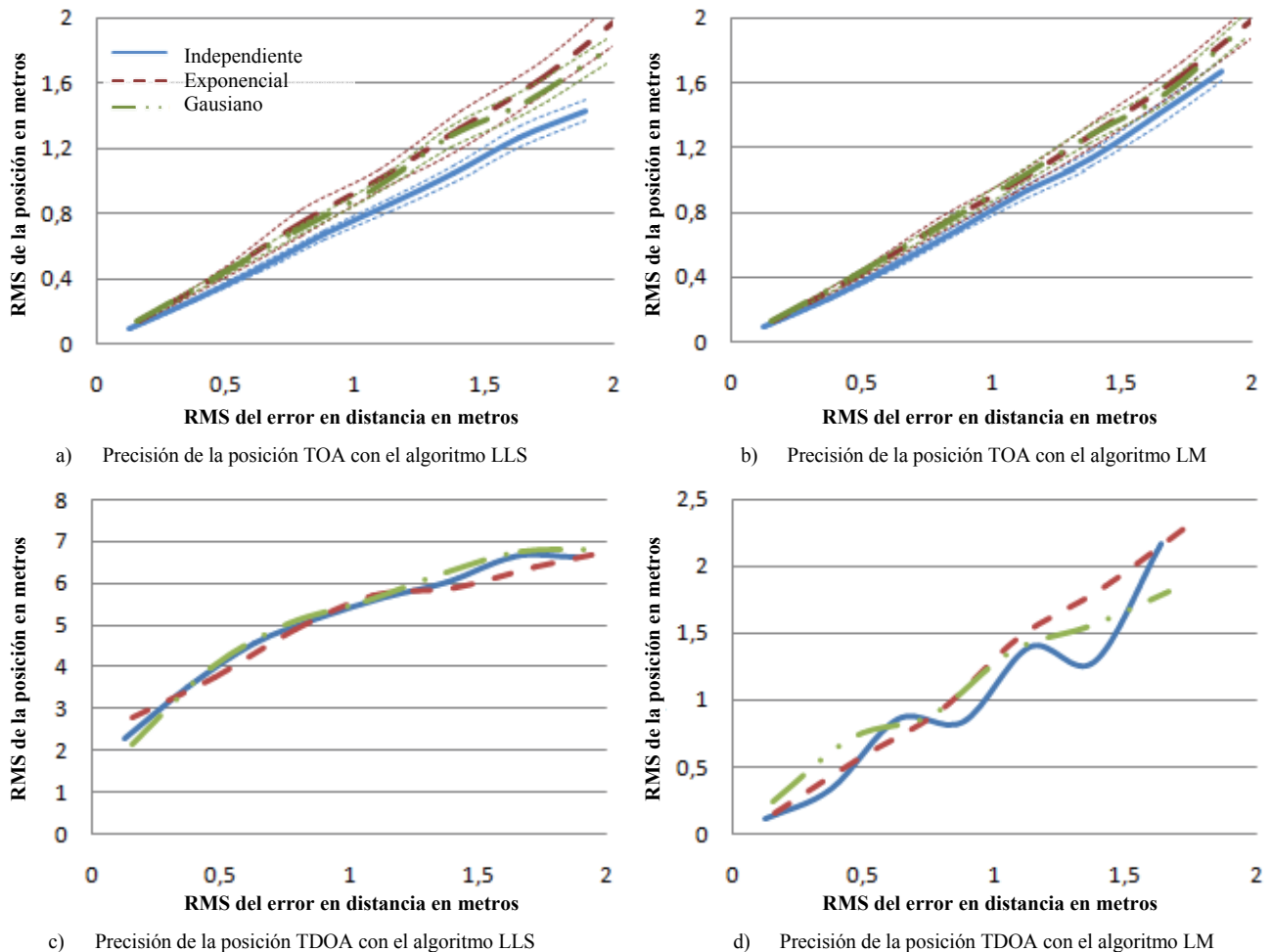


Fig. 1. Precisión alcanzada mediante las técnicas TOA (ida y vuelta) y TDOA y algoritmos de mínimos cuadrados

dependientes de la distancia, más cercanos a la realidad [12-16]. Es decir, proporciona resultados optimistas en términos de precisión. Además, esta diferencia entre el modelo independiente y los dependientes se muestra mayor cuanto mayor es el RMS del error en distancia. En cuanto a los modelos que tienen en cuenta la distancia real entre nodos, la diferencia entre los errores proporcionados por uno u otro es escasa, probablemente porque ambos modelos presentan momentos muy similares (misma media y desviación típica prácticamente idéntica). De esta forma, para el caso de la técnica *2-way TOA*, se puede afirmar que la precisión expresada en términos de RMS del error de posicionamiento no es sensible a la distribución de la componente NLOS del modelo de error en distancia.

Lo anterior no aplica al caso del TDOA pasivo, donde la técnica se muestra muy poco sensible al modelo de error en distancia seleccionado. Son escasas las diferencias entre los resultados derivados de cada uno de los modelos, con independencia de que consideren la distancia real o no. El motivo principal de la cercanía en resultados, así como de la variabilidad al aumentar la magnitud del error en distancia, estriba en el hecho de que el TDOA pasivo opera con medidas más ruidosas que la técnica TOA en la que se apoya. Es así ya que uno de los nodos de referencia tiene asociada una posición con un cierto error, cosa que no sucede en TOA. Ese error en la posición del nodo de referencia enmascara al

resto, haciendo mínimas las diferencias entre los modelos de error en distancia.

Los resultados en cuanto a precisión obtenidos mediante los algoritmos LLS y el LM empleando la técnica TOA son muy cercanos entre sí. Esta similitud viene explicada por el hecho de que los observables son suficientemente buenos como para operar de forma óptima empleando ambos algoritmos, de forma que sólo se producen diferencias entre ellos catalogables como estadísticas (es decir, derivadas del propio análisis). Este comportamiento sin embargo no es extensible a la técnica de TDOA pasivo, donde el algoritmo LLS muestra una evolución mucho más estable que para vislumbrada para el caso de LM. La explicación a este fenómeno fue ya introducida en párrafos anteriores y es el hecho de que el TDOA pasivo opera con medidas más ruidosas. Por lo tanto, aunque el resultado del LLS muestra una evolución muy consistente, el error cometido en el posicionamiento es muy superior al observado en técnicas TOA. Al alimentar al algoritmo de LM con un valor más pobre, se aumenta la probabilidad de que el algoritmo no alcance el valor óptimo en el número de iteraciones marcadas, observándose por tanto una evolución menos estable que en el caso del LLS o la reportada en el caso de TOA. Dependiendo de la situación, el valor óptimo no puede alcanzarse, aún aumentándose el número de iteraciones. En esos casos el algoritmo se limita a proporcionar un mínimo local, frecuentemente alejado del mínimo global buscado.

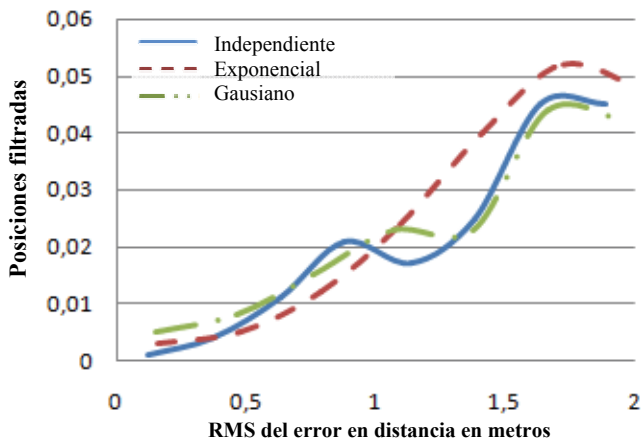


Fig. 2. Porcentaje de posiciones filtradas en TDOA pasivo empleando el algoritmo LM

Para evitar los errores aberrantes, se han eliminado todas aquellas posiciones cuyo error asociado era superior a la distancia entre dos puntos de referencia (es decir 20 metros). Este umbral coincide con dos veces el error proporcionado por técnicas basadas en la identificación de celda y por lo tanto puede ser considerado como parte de una hipótesis conservadora. La Fig. 2 muestra el porcentaje de posiciones TDOA que han sido rechazadas bajo este criterio (dicho porcentaje en la técnica TOA es 0 para todos los escenarios y modelos simulados). Tal y como se puede apreciar, la tasa de posiciones con consideradas es similar en los tres modelos de error. Sin embargo, el modelo exponencial dependiente de la distancia tiende a divergir con una mayor facilidad que el resto de modelos al aumentar el RMS del error en distancia.

Dos métricas ampliamente utilizadas en la evaluación de técnicas de localización son el percentil al 66% y al 95%. Los datos recogidos respecto a dichos percentiles muestran una evolución lineal con respecto al RMS del error en distancia. De esta forma, se puede llevar a cabo una regresión lineal sobre los datos recogidos de tal forma que pueda definirse el percentil como

(7)

donde  $e_p$  es el percentil del error de posicionamiento,  $RMS_r$  es el RMS del error en distancia y  $b_0$  y  $b_1$  son los parámetros que definen la regresión. La Tabla 2 muestra los parámetros derivados de la regresión lineal aplicada a los percentiles del 66% y 95% del error de posicionamiento en TOA y TDOA, así como el coeficiente de determinación  $R^2$  producto de la regresión. Tal y como puede apreciarse, la mayor parte de la variabilidad de los datos defiende la hipótesis de aproximación lineal para los distintos percentiles, con independencia del modelo de error seleccionado. Sin embargo, sí existen diferencias en los resultados de cada uno de los modelos. Concretamente, los modelos que tienen en consideración la distancia real entre nodos proporcionan percentiles con un valor mayor que el modelo que no contempla la distancia real, factor que indica que los modelos dependientes de la distancia aportan cifras más conservadoras en cuanto a error de posicionamiento. Esta aseveración está en consonancia con los resultados presentados con anterioridad para el RMS del error de posicionamiento. En cuanto a las diferencias entre los modelos dependientes de la distancia, puede observarse

Percentil	Modelo de error	Coeficientes		
		$b_0$	$b_1$	$R^2$
66% (TOA)	Independiente	-0,0789	0,8771	0,9900
	Exponencial	-0,0757	0,9027	0,9933
	Gausiano	-0,0766	0,9821	0,9948
66% (TDOA)	Independiente	-0,0306	0,8839	0,9975
	Exponencial	-0,0146	0,8916	0,9984
	Gausiano	-0,0202	0,9546	0,9990
95% (TOA)	Independiente	-0,1381	1,6871	0,9951
	Exponencial	-0,1598	1,9425	0,9958
	Gausiano	-0,0699	1,7544	0,9986
95% (TDOA)	Independiente	-0,0788	1,7663	0,9927
	Exponencial	-0,0334	1,8206	0,9959
	Gausiano	-0,1752	1,9877	0,9835

Tabla 2. Regresión lineal de los percentiles de acuerdo al modelo de error en distancia

como para percentiles bajos (ej. 66%), el modelo gaussiano parece expresar mejor la evolución lineal con respecto al RMS del error en distancia (es decir presenta  $R^2$  mayores). Para el percentiles mayores (ej. 95%), esta diferencia queda diluida. En cualquier caso, las diferencias entre uno y otro no son significativas.

La Fig. 3 muestra una estimación de la función de densidad de probabilidad del error de posicionamiento para los tres modelos de error simulados, de acuerdo a los valores recogidos. Tal y como puede apreciarse, todos los modelos tienen a producir formas similares en cuanto a la densidad de probabilidad. Sin embargo, existen diferencias notables si se comparan las funciones derivadas de los modelos dependientes de la distancia con los que no lo son. El modelo independiente de la distancia entre nodos tiende a concentrar la probabilidad de error en los valores más pequeños, presentando además una mayor variabilidad en cuanto a probabilidad que los modelos dependientes de la distancia. Este fenómeno es especialmente notable en el caso de la técnica TOA. Los modelos dependientes de la distancia presentan funciones de densidad de probabilidad más suaves en cuanto a transiciones se refiere, con formas más definidas y estables, que tienen a tener una caída más suave y prolongada que la mostrada para el caso del modelo no dependiente de la distancia. Este hecho no hace sino confirmar lo ya observado con anterioridad: el modelo independiente tiende a aportar valores más optimistas en cuanto a error de posicionamiento que los modelos dependientes en distancia, por lo que su uso debería ser relegado a tareas de evaluación o pruebas de concepto en favor de modelos más ricos como los dependientes de la distancia aquí presentados.

## V. CONCLUSIONES

Este artículo presenta una comparativa entre distintos modelos de error en distancia, empleados en el ámbito de la simulación para producir errores con los que evaluar diferentes técnicas de localización basadas en métricas temporales (ej. TOA de ida y vuelta y TDOA pasivo). Se han evaluado tres modelos de error bajo las mismas condiciones. En concreto se ha definido un escenario de interior al que se le han aplicado los distintos modelos y diversos valores de RSM para el error en distancia. Se han realizado simulaciones de Montecarlo, centrando el interés en

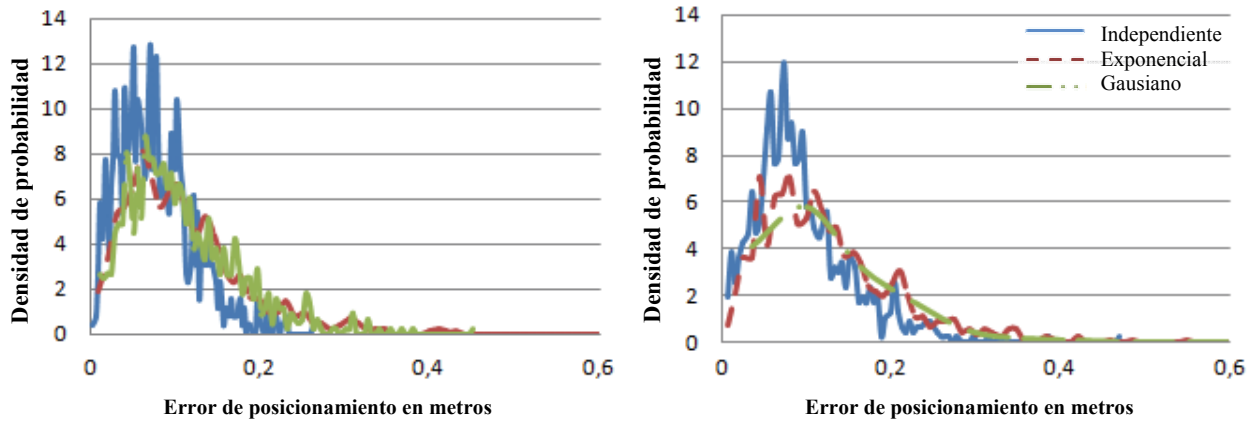


Fig. 3. Función de densidad de probabilidad empírica del error de posicionamiento en TOA (izquierda) y TDOA pasivo (derecha) con un RMS del error en distancia de 0.12 metros

cuantificar las diferencias entre modelos dependientes de la distancia entre nodos y aquellos que no lo son. Los resultados muestran como los errores derivados del modelo independiente de la distancia tienden a ser optimistas, proporcionando valores inferiores a los derivados del uso de modelos de error que tienen en consideración la distancia real entre nodos. Este hecho es especialmente notable en técnicas TOA, mientras que la técnica de TDOA pasivo parece no ser especialmente dependiente del modelo de error en distancia seleccionado.

Dado que el uso de modelos dependientes de la distancia no responde únicamente a un acto intuitivo, sino que está corroborado por múltiples estudios, puede concluirse que los modelos no dependientes de la distancia proporcionan métricas de rendimiento superiores a las que cabría esperar en despliegues reales del sistema. Por lo tanto se aconseja el uso de modelos dependientes de la distancia, a costa de un pequeño incremento en el coste computacional de la simulación.

#### AGRADECIMIENTOS

Este artículo ha sido parcialmente financiado por el gobierno español mediante el proyecto TEC2009-08198.

#### REFERENCIAS

- [1] I. Stojmenovic, "Position-based routing in ad hoc networks", *IEEE Communications Magazine*, vol. 40, no. 7. pp. 128-134, July 2002.
- [2] M. Brunato, R. Battiti, "Statistical learning theory for location fingerprinting in wireless LANs", *Elsevier Computer Networks*, vol. 47, issue 6, pp. 825-845, November 2004.
- [3] Widyawan, M. Klepal, D. Pesch, "Influence of Predicted and Measured Fingerprint on the Accuracy of RSSI-based Indoor Location Systems", *4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*, pp. 145-151, March 2007.
- [4] A. Hatami, K. Pahlavan, "Performance Comparison of RSS and TOA Indoor Geolocation Based on UWB Measurement of Channel Characteristics", *IEEE 17th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, pp. 1-6, September 2006.
- [5] K. Yu, I. Oppermann, "Performance of UWB position estimation based on time-of-arrival measurements", *International Workshop on Ultra Wideband Systems 2004*, pp. 400-404, May 2004.
- [6] S. Venkatraman, J.Jr. Caffery, "Hybrid TOA/AOA techniques for mobile location in non-line-of-sight environments", *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC 2004)*, vol. 1, pp. 274-278, March 2004.
- [7] M. Ciurana, F. Barcelo-Arroyo, F. Izquierdo, "A ranging system with IEEE 802.11 data frames", *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, pp. 2092-2096, March 2007.
- [8] D. Kang, Y. Namgoong, S. Yang, S. Choi, Y. Shin, "A simple asynchronous UWB position location algorithm based on single round-trip transmission", *International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*, vol. 3, pp. 20-22, 2006.
- [9] I. Martin-Escalona, Francisco Barcelo-Arroyo, "A new time-based algorithm for positioning mobile terminals in wireless networks", *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, pp. 1-10, 2008.
- [10] C. Yiu-Tong, T. Wing-Yue, S. Hing-Cheung, C. Pak-chung, "Time-of-Arrival Based Localization Under NLOS Conditions", *IEEE Transactions On Vehicular Technology*, vol. 55, no. 1, January 2006.
- [11] B. Alavi, K. Pahlavan, "Modeling of the Distance Error for Indoor Geolocation", *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, vol. 1, pp. 668-672, March 2003.
- [12] B. Alavi, K. Pahlavan, "Modeling of the TOA-based Distance Measurement Error Using UWB Indoor Radio Measurements", *IEEE Communications Letters*, vol. 10, No. 4, April 2006.
- [13] J. Xu, M. Ma, C. L. Law, "Theoretical Lower Bound for UWB TDOA Positioning", *IEEE Global Telecommunications Conference (Globecom)*, pp. 4101-4105, Nov. 2007.
- [14] A. Marco, R. Casas, A. Asensio, V. Coarasa, R. Blasco, A. Ibarz, "Least Median of Squares for Non-Line-of-Sight Error Mitigation in GSM Localization", *IEEE Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, pp. 1-5, Sept. 2008.
- [15] J. Schroeder, S. Galler, K. Kyamaky, K. Jobmann, "NLOS detection algorithms for Ultra-Wideband localization", *Positioning, Navigation and Communication, 4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*, pp. 159-166, March 2007.
- [16] B. Denis, N. Daniele, "NLOS Ranging Error Mitigation in a Distributed Positioning Algorithm for Indoor UWB Ad-Hoc Networks", *IEEE International Workshop on Wireless Ad-Hoc Networks*, pp. 356-360, June 2004.
- [17] L.J. Greenstein, V. Erceg, Y. Shuan Yeh, M.V. Clark, "A New Path-Gain/Delay-Spread Propagation Model for Digital Cellular Channels", *IEEE Transactions On Vehicular Technology*, vol. 46, no. 2, May 1997.
- [18] D.W. Marquardt, "An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters", *SIAM Journal on Applied Mathematics*, vol. 11, no. 2. pp. 431-441, 1963.