

Sistema Bayesiano de Localización de Trenes Basado en Medidas GNSS y Sensores Inerciales

Bayesian Railway Localization System Based on Raw GNSS Measurements and Inertial Sensors

Omar García Crespillo*

Instituto de Comunicación y Navegación, Centro Aeroespacial Alemán (DLR)
Dpto. de Ingeniería de Comunicaciones, E.T.S.I. Telecomunicación, Universidad de Málaga

Resumen

Los sistemas actuales de localización de trenes están basados en equipos instalados tanto en el tren como a lo largo de las vías ferroviarias, y por lo tanto suponen un alto coste en instalación y mantenimiento proporcionando sólo un posicionamiento discreto en la red de vías. Los Sistemas Globales de Posicionamiento por Satélite (GNSS), pueden proporcionar una localización global a un coste mucho más reducido, ya que sólo necesita de una antena y un receptor a bordo. Sin embargo, debido a entornos con poca visibilidad, las señales GNSS pueden estar bloqueadas y el uso de información adicional sobre el mapa de las vías y sensores adicionales, como sensores inerciales, es necesario. En este artículo se propone un sistema probabilístico de localización de trenes basado en GNSS y sensores inerciales, capaz de proporcionar un posicionamiento incluso en situaciones de baja visibilidad de satélites.

Palabras clave: Localización Ferroviaria, Sistema Global de Navegación por Satélite (GNSS), Unidad de Medida Inercial (IMU), Estimación Bayesiana, Filtro de Partículas.

Abstract

Current railway localization systems rely on both track side and train side sensors, providing only a discrete positioning of the trains at a high cost in deployment and maintenance. On the other hand, Global Navigation Satellite Systems (GNSS) can provide a world-wide positioning at a lower cost since it requires only an antenna and a receiver on board. However, due to disadvantageous environments, the GNSS signals may get blocked and the use of additional sensor and information of the railway map is necessary to achieve a robust positioning. In this article, we propose a probabilistic localization system for trains using raw measurements from GNSS, inertial sensors and a digital railway map. The combination of these sensors in our algorithm can achieve a robust localization even in low visibility situations.

Keywords: Railway localization, Global Navigation Satellite System (GNSS), Inertial Measurement Unit (IMU), Bayesian estimation, particle filter.

* Omar.GarciaCrespillo@dlr.de

1. Introducción

Hoy en día se producen de media un accidente de tren cada dos días en la Unión Europea¹, dejando más de dos mil fallecimientos o personas gravemente heridas cada año². En la mayoría de estos accidentes están involucradas las limitaciones de los sistemas actuales de localización y navegación de los trenes ya que sólo pueden ofrecer un posicionamiento en ciertos puntos discretos de la red. Esta información no es suficiente por tanto, para ajustar el control del tren en curvas o detectar una posible colisión en cualquier punto de la red ferroviaria.

Además, estos sistemas se basan principalmente en balizas montadas en tierra que requieren de un alto coste en instalación y mantenimiento, y que se comunican a través de lazos inductivos o magnéticos con el tren.

Por este motivo, los Sistemas Globales de Navegación por Satélite (GNSS) —de los cuales el Sistema de Posicionamiento Global (GPS) es el más conocido [1]— se han presentado como una opción que puede ofrecer un posicionamiento continuo a un coste mucho más reducido, ya que no necesita de infraestructura previa en tierra. En particular, con la llegada del nuevo sistema Europeo Galileo, se podrá ofrecer servicios para ciertas aplicaciones que requieran mayor grado de integridad y robustez, los llamados “Safety-of-Life systems”.

Sin embargo, la precisión que pueden garantizar como único sistema no es suficiente para distinguir entre dos posibles vías paralelas (Figura 1) y, por tanto, tampoco pueden garantizar la posición del tren después de una bifurcación. Por este motivo, se ha sugerido en la literatura el uso de otros tipos de sensores instalados también a bordo como complemento a GNSS. Uno de los más utilizados tradicionalmente han sido los sensores inerciales, de hecho la información que puede proporcionar sus giróscopos cuando el tren gira en una bifurcación, puede ser utilizada en combinación con el vector velocidad estimado con GNSS para detectar el camino tomado tras una bifurcación. Además, el uso complementario de un mapa digital de las vías puede mejorar la precisión y permitir una localización directamente en el dominio topológico de la red.

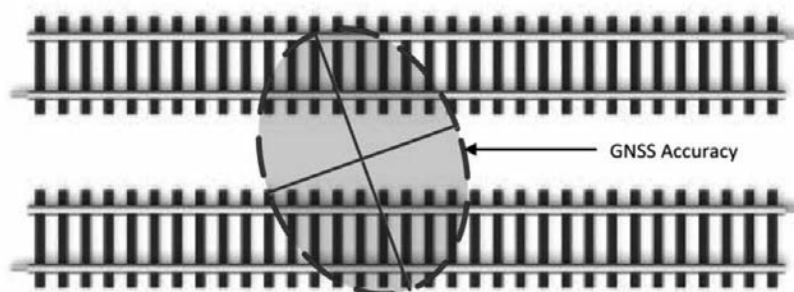


Fig. 1 La precisión que GNSS puede garantizar no es suficiente para diferenciar entre dos vías en situación de vías paralelas o tras cruzar una bifurcación

Este artículo, presenta en primer lugar el concepto general de localización de trenes mediante GNSS y sensores inerciales, así como introduce brevemente las principales características de ambos sensores. A continuación se presenta el diseño probabilístico teórico utilizado y se explica el algoritmo implementado (filtro de partículas) para la estimación de la posición topológica del tren. Después, el contexto en el que se obtuvieron las medidas utilizadas para validar el método es mencionado. Finalmente, los resultados obtenidos son analizados para distintas situaciones y geometrías de los satélites y las conclusiones son presentadas.

¹ Fuente: European Railway Agency [10]

² Fuente: Eurostat (rail_ac_catvict) [9]

2. Localización de trenes multi-sensor

En este artículo se propone un sistema de localización para trenes que hace uso de una antena GNSS colocada en el techo del vehículo, un receptor para procesar las señales GNSS, una Unidad de Medida Inercial (IMU) colocada cerca del eje de las ruedas e información sobre el mapa digital de las vías ferroviarias.

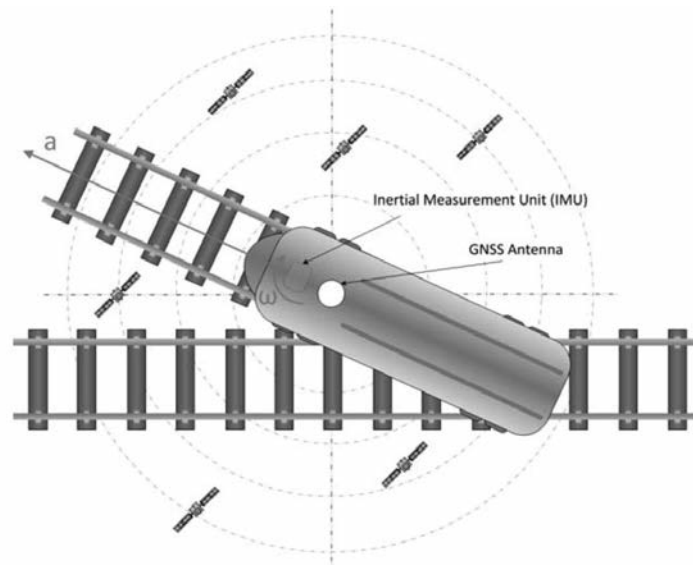


Fig. 2 Sistema de localización de trenes mediante GNSS, sensor inercial y mapa digital de las vías

A continuación se presentan los sistemas utilizados para obtener medidas.

2.1. Sistemas Globales de Navegación por Satélite (GNSS)

Los sistemas GNSS, de entre los cuales el Sistema Global de Posicionamiento (GPS) es el más conocido actualmente, son capaces de calcular una posición mediante señales radio recibidas de varios satélites. En general, un receptor GNSS es capaz de calcular el tiempo que ha necesitado una señal para viajar desde el satélite hasta el usuario, y multiplicando por la velocidad de la luz se puede conocer por tanto la distancia a la que está el satélite, esta medida obtenida se conoce como pseudorange [2]. Ya que la posición de los satélites se puede calcular mediante las efemérides transmitidas en la señal, el usuario es capaz de calcular su posición usando la distancia a varios satélites mediante trilateración. Se necesitan al menos 4 satélites para calcular la posición ya que las incógnitas son la posición en tres dimensiones del usuario y la desincronización del reloj del receptor con el reloj del satélite [1].

Además, los receptores GNSS son capaces de medir la frecuencia Doppler de la señal recibida. Esta medida proporciona información sobre la velocidad relativa receptor-satélite y por lo tanto se puede utilizar para calcular la velocidad del usuario [3].

Aunque este sistema es capaz de proporcionar buena precisión en la posición, esta precisión puede no ser suficiente para diferenciar entre dos vías paralelas, ya que la distancia entre ellas es inferior a la que en general se puede garantizar con GNSS. Además, esta precisión depende altamente del número de satélites visibles, llegando a no poder calcular ninguna posición con menos de cuatro. De modo que en entornos hostiles como zonas urbanas o bosques, las limitaciones de este sistema funcionando como sistema único son evidentes.

2.2. Unidad de Medida Inercial (IMU)

Los sensores inerciales o Unidades de Medida Inercial (IMU), contienen en general sensores que registran en 3 direcciones ortogonales las aceleraciones a las que está sometido el sensor y las tasas de giro que este experimenta [4]. Por lo tanto las medidas que proporciona son medidas relativas al movimiento del vehículo al que está sujeto el sensor. Si se conoce una posición de referencia, mediante integración de las tasas de giro y aceleraciones es posible calcular la velocidad, posición y orientación a lo largo del tiempo. Sin embargo, los errores que las aceleraciones y tasas de giro presentan, se acumulan a lo largo del tiempo y no es un sistema de navegación estable por sí mismo para tiempos de operación largos.

Por el contrario, el sensor sólo depende de la dinámica del vehículo y por lo tanto funciona de igual modo en exteriores o interiores. Para nuestro objetivo, las aceleraciones nos darán información del desplazamiento del tren a lo largo de la vía, y los giróscopos nos proporcionarán información muy importante para detectar giros en las bifurcaciones entre vías y por tanto estimar correctamente la vía en la que nos encontramos.

3. Filtro Bayesiano para navegación

Como se ha explicado anteriormente, cada sensor utilizado presenta una serie de ventajas e inconvenientes. Es por esto por lo que la integración de las distintas medidas en un único algoritmo es fundamental para obtener un sistema que complemente las deficiencias que tienen por separado. Sin embargo, debido a la distinta naturaleza de las medidas, el diseño de este algoritmo es el problema más complejo. A continuación se estudia a un nivel teórico como las distintas variables se relacionan entre sí.

3.1. Red dinámica bayesiana

En este trabajo, en primer lugar, modelamos el problema de la integración de las medidas GNSS, las medidas inerciales y el mapa de las vías mediante un red bayesiana dinámica (Fig. 3). Una red dinámica bayesiana es una herramienta conceptual gráfica que nos permite representar las distintas variables que intervienen en nuestro sistema, y más importante, permite mostrar mediante flechas las dependencias casuales entre ellas y su evolución temporal [5]. En la Fig. 3 podemos ver la red bayesiana dinámica diseñada para este trabajo. En ella podemos distinguir los estados de movimiento del tren a estimar (**D**), que es el desplazamiento unidimensional a lo largo de la vía, la velocidad y la aceleración; los estados de posición del tren en la vía (**T**), que es la posición topológica y geográfica; como utilizamos las medidas en bruto GNSS, necesitamos conocer también la desincronización del reloj del receptor con el tiempo del sistema GPS, esto son los estados bias y drift en **C**; a continuación las variables observables de nuestro sistema son las medidas provenientes del sensor inercial (Z^{IMU}), los pseudorangos (Z^{PR}) y las medidas Doppler (Z^{DO}); finalmente el entorno del mapa está representado como **M**.

3.2. Filtro de Partículas

Nuestro objetivo es estimar la posición topológica del tren (**T**), para esto será también necesario estimar el movimiento del tren (**D**) y la desincronización del reloj del receptor GNSS (**C**). Esta estimación puede representarse de manera probabilística haciendo inferencia de la red bayesiana dinámica, y representándose como la siguiente distribución multidimensional [6]:

$$p(\{D, T, C\}_{0:k} | \{Z^{IMU}, Z^{PR}, Z^{DO}\}_{1:k}, M) \quad (1)$$

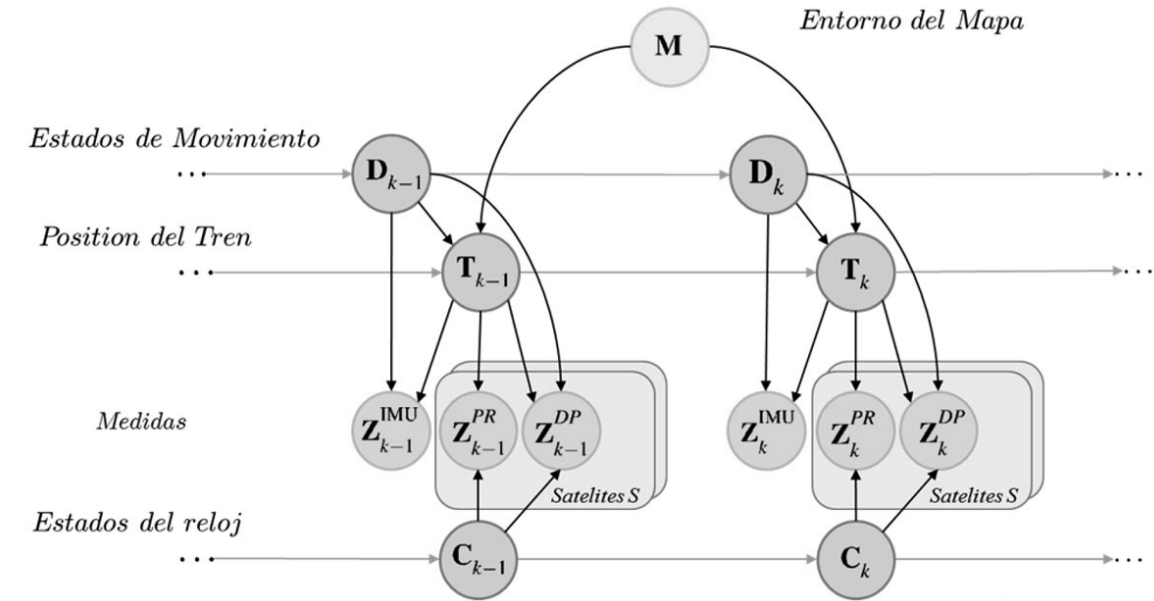


Fig.3. Red bayesiana dinámica

Existen diversos filtros bayesianos para implementar y estimar esta distribución. Los más conocidos son los filtros de Kalman [7], utilizados para estimar recursivamente por ejemplo la posición de un usuario usando medidas ruidosas. Sin embargo, debido a las no linealidades que presentan los sensores inerciales y principalmente al carácter altamente no lineal y discreto del mapa en las bifurcaciones, los filtros de Kalman no pueden usarse y es por eso que en este trabajo se decide utilizar un filtro de partículas [8]. Los filtros de partículas aproximan la distribución de la Ecuación (1) por un número determinado de hipótesis (partículas) que son propagadas haciendo simulaciones de Monte Carlo. Cada partícula es por tanto una realización de cada uno de los estados o variables que queremos estimar.

El filtro de partículas estima de manera recursiva, sometiendo a cada partícula a las siguientes dos fases:

- 1. Predicción:** En esta fase cada partícula es propagada usando los modelos de transición para cada estado. Por ejemplo, en términos de posición a lo largo de la vía, la partícula es desplazada usando un modelo rectilíneo uniformemente acelerado.
- 2. Actualización:** En esta fase, a cada partícula se le asigna un peso en función de las medidas recibidas. Por ejemplo, las partículas que estén más cerca de la posición GNSS recibirán un peso mayor.

Cuando existe mucha diferencia entre los pesos de las partículas, las partículas con pesos menores son descartadas y las de mayor peso son clonadas. En la Fig. 4 se presenta un esquema donde se puede ver un ejemplo del funcionamiento.

La solución final del filtro consiste en una media ponderada de todas las partículas.

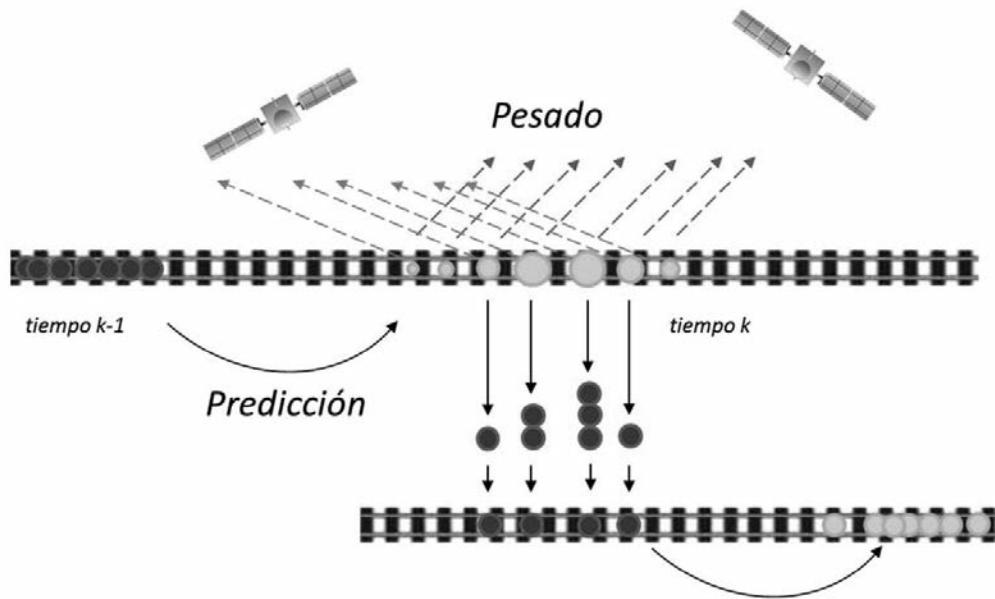


Fig. 4 Filtro de partículas para localización de trenes

4. Validación con medidas reales

El algoritmo propuesto en este artículo ha sido validado con datos reales grabados durante una campaña de medida realizada por el Centro Aeroespacial Alemán (DLR) en 2011 en Braunschweig. En concreto, el equipo utilizado consistió en el vehículo RailDrIVE®, capaz de rodar por los raíles ferroviarios (Fig. 5, Fig. 6) y preparado para grabar medidas de distintos sensores. Para el objetivo de este artículo, se utilizaron medidas provenientes de un receptor GNSS PolarRx3 y medidas de un sensor inercial de bajo coste Xsens MTx. Para poder disponer de una posición de referencia con la que evaluar los resultados, se utilizó también un taquímetro Leica TCRP 1201 con una base inteligente ATX1230, esta unidad era capaz de seguir un prisma colocado en el vehículo y calcular su posición con precisión de centímetros. Las medidas del taquímetro fueron además utilizadas para la creación del mapa digital de las vías usado en el filtro.



Fig. 5 Ruedas adicionales para desplazarse por las vías

Fig. 6 Instalación para la campaña de medidas

5. Resultados y análisis

En primer lugar se analiza la capacidad del filtro de detectar la vía correcta tras una bifurcación, En la Fig. 7, se observa la evolución de la probabilidad de la vía estimada al pasar tras dos bifurcaciones (Switch). Se puede observar como al llegar a una bifurcación la probabilidad cae al 0.5, ya que las partículas se dividen por igual hacia una vía o la otra. Después, al llegar medidas del sensor inercial sobre el giro, las partículas en la vía incorrecta reciben menos peso y finalmente quedan descartadas.

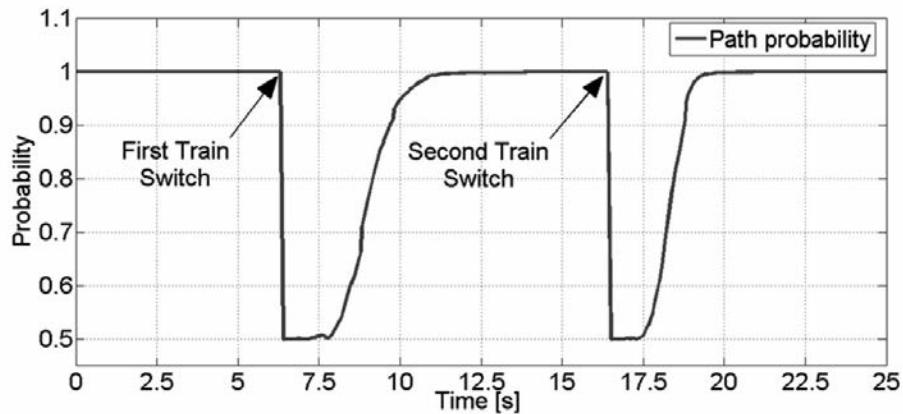


Fig. 7 Evolución de la probabilidad de la vía estimada

Una vez que la vía correcta ha sido detectada, queremos evaluar la precisión que es posible obtener en la posición en la vía. Para ello se analizan tres situaciones diferentes, donde el vehículo pasó por dos bifurcaciones en cada una de ellas. En primer lugar, podemos ver la evolución del error cuadrático medio para el primer recorrido en la Fig. 8, también se ha representado la desviación estándar obtenida, dándonos una idea de la incertidumbre en la posición mediante el nivel de dispersión de las partículas. En la Tabla 1, podemos ver los resultados numéricos para los tres recorridos analizados. Podemos observar cómo se obtiene para todos los casos una precisión media por debajo del metro de error.

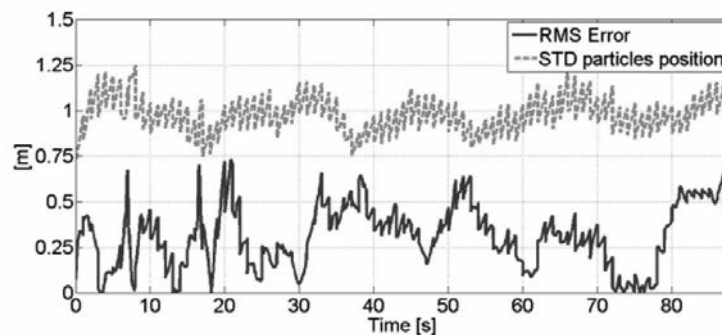


Fig. 8 Error y desviación estándar de la estimación basada en el filtro de partículas para recorrido 1

Tabla 1 Resultados para 3 recorridos con usando todos los satélites en vista

	Error Medio Cuadrático	Error Máximo
Recorrido 1	0.32 m.	1.38 m.
Recorrido 2	0.60 m.	1.46 m.
Recorrido 3	0.73 m.	1.37 m.

Una de las grandes ventajas de utilizar directamente las medidas en bruto del receptor GNSS (pseudoranges y medidas Doppler), es que podemos seguir utilizando esta información aun cuando tenemos menos de 4 satélites a la vista. A continuación se pretende evaluar las prestaciones del algoritmo cuando se usan las medidas de menos de cuatro satélites en el filtro. Para ello se utiliza, el escenario presentado en la Fig. 9, donde se han escogido dos grupos de tres satélites, que geoméricamente contribuyen perpendicularmente con respecto a la dirección media de la vía. De estos grupos también se analiza el algoritmo con sólo dos satélites.

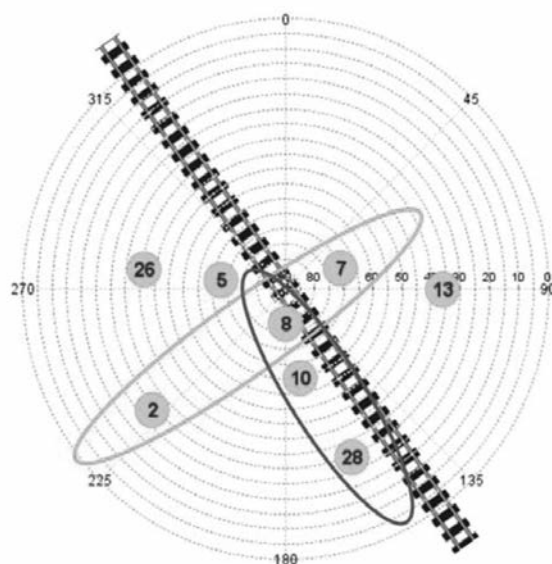


Fig. 9 Posición de los satélites con respecto a la vía en el escenario seleccionado. Escogemos dos grupos de satélites geoméricamente diferentes

En la Tabla 2, podemos ver los resultados obtenidos en términos de error cuadrático medio y máximo error. En primer lugar, las bifurcaciones en todos los casos han sido resueltas satisfactoriamente y la vía correcta detectada usando solamente dos y tres satélites. Se observa una diferencia dependiendo de la geometría de los satélites elegidos. Es muy relevante que aquellos grupos de satélites que están alineados con la dirección de la vía, son capaces de mantener una precisión media por debajo de 1 metro, incluso con dos satélites. Mientras que los grupos de satélites perpendiculares a la vía presentan peores prestaciones. Este hecho es muy beneficioso para la localización de trenes, ya que las situaciones ferroviarias donde las señales de satélites queden bloqueadas serán mayormente por los lados, quedando el cielo más despejado a lo largo de la vía normalmente.

Tabla 2 Resultados en la precisión obtenida para grupos de tres y dos satélites

		Error Medio Cuadrático (RMS)	Error Máximo
Tres satélites	Satélites #: 2, 7, 8	8.37 m.	12.71 m.
	Satélites #: 8, 10, 28	0.72 m.	2.83 m.
Dos satélites	Satélites #: 2,8	11.68 m.	15.70 m.
	Satélites #: 8, 28	0.99 m.	3.34 m.

6. Conclusiones

En este trabajo, la integración entre GNSS y sensores inerciales se ha propuesto como una opción apropiada y con gran potencial para los futuros sistemas de localización ferroviaria. Con esta combinación se ha probado que se puede detectar la vía correcta tras una bifurcación gracias principalmente a los sensores inerciales. Precisiones por debajo de un metro se han obtenido lo que demuestra las altas prestaciones que se pueden llegar a obtener. Los resultados han mostrado también que se puede conseguir una localización robusta incluso con menos de 4 satélites a la vista, lo que aumenta considerablemente las posibilidades y entornos en los que puede ser utilizado, tales como urbanos o montañosos, donde las señales de los satélites pueden estar bloqueadas. Precisamente, la diferencia en los resultados obtenidos para distintas geometrías muestra una situación beneficiosa para entornos ferroviarios donde el cielo a lo largo de la vía suele estar más despejado de obstáculos.

7. Referencias

- [1] B. W. Parkinson and J. J. Spilker Jr., *Global Positioning System: Theory and Applications*, American Institute of Aeronautics and Astronautics, 1996.
- [2] E. D. Kaplan, *Understanding GPS, Principles and Applications*, Artech House, 2005.
- [3] P. Misra and P. Enge, *Global Positioning System: Signals, Measurements, and Performance*, Ganga-Jamuna Press, 2006.
- [4] D. Titterton and J. Weston, *Strapdown Inertial Navigation Technology*, 2nd ed., Institution of Electrical Engineers, 2004.
- [5] D. Koller and N. Friedman, *Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques*, The MIT Press, 2010.
- [6] O. Garcia Crespillo, O. Heirich and A. Lehrer, "Bayesian GNSS/IMU Tight Integration for Precise Railway Navigation on Track Map," in *IEEE/ION PLANS*, Monterey, CA, 2014.
- [7] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, 2005.
- [8] M. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon and T. Clapp, "A Tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking," *Signal Processing, IEEE Transactions*, vol. 50, no. 2, pp. 174-188, February 2002.
- [9] Eurostat, 2012.
- [10] European Railway Agency (ERA).
- [11] O. Garcia Crespillo, "Map Based Multisensor Railway Localization Enhanced by Raw GNSS Data," 2013.