

Mejora del posicionamiento de vehículos de carretera en áreas de mala cobertura GPS

F. Jiménez Alonso¹, S. Monzón del Olmo², J. E. Naranjo Hernández³

¹INSIA. Universidad Politécnica de Madrid. felipe.jimenez@upm.es

²INSIA. Universidad Politécnica de Madrid. sergio.monzon3@gmail.com

³INSIA. Universidad Politécnica de Madrid. joseeugenio.naranjo@upm.

En este artículo se propone un algoritmo de map-matching que emplea las medidas de un sistema GNSS y de un sistema inercial fusionándolas mediante el empleo de un filtro de Kalman, lo que permite que se tenga posicionamiento del vehículo en el mapa digital de forma constante y precisa a pesar de encontrarse en entornos complejos. El algoritmo ha sido diseñado para funcionar en entornos agresivos para la señal GNSS, fundamentalmente entornos urbanos, donde se tienen frecuentes pérdidas o grandes deterioros de la señal GNSS. Además, el funcionamiento del filtro de Kalman ha sido pensado para intentar solucionar situaciones en las que la pérdida de señal GNSS es larga, durante las cuales se debe posicionar el vehículo únicamente con el sistema inercial, y también para intentar minimizar los errores que aparecen cuando, tras un largo tiempo sin señal GNSS, ésta se recupera y sus coordenadas se encuentran alejadas de la posición obtenida mediante el sistema inercial. Para conseguir datos más precisos del sistema inercial, se ha estudiado su comportamiento y su deriva y se corrigen, por tanto, las medidas de éste de forma variable durante su funcionamiento para obtener un posicionamiento más preciso del vehículo.

1. Introducción

El posicionamiento de los vehículos es un elemento clave para numerosos sistemas de asistencia al conductor y seguridad. En función de las aplicaciones concretas, se requieren mayores o menores niveles de precisión en dicho posicionamiento [1]. Aún en el caso de aplicaciones menos exigentes en cuanto a precisión como los sistemas de navegación, se observa que existen situaciones en las que se producen errores en el posicionamiento de un vehículo en el mapa digital.

En este artículo se abordan dos aspectos con el fin de mejorar dicho posicionamiento en entornos especialmente agresivos para la señal GPS.

En primer lugar, se analiza la combinación de las señales de GPS y sensores inerciales y se proponen mejoras sobre las soluciones convencionales de filtros de Kalman más habituales, adaptándose los algoritmos según un estudio en detalle del comportamiento de los sensores. La solución planteada pretende dar respuesta a las desviaciones que aparecen en el posicionamiento tras una pérdida de señal GPS larga, ya que las soluciones convencionales están más orientadas a pérdidas más cortas o deterioros de la señal durante intervalos breves.

Por otra parte, se presenta un algoritmo de map-matching que se ejecuta en tiempo real con el que se asigna un posicionamiento del vehículo a un punto del mapa electrónico. Está orientado a entornos especialmente agresivos para la cobertura de un GPS como, por ejemplo, entornos urbanos de calles estrechas. Además, requiere escasa información en el mapa digital y puede trabajar sin necesidad de sensores inerciales adicionales en el vehículo con lo que podría ser implementado en un navegador after-market, si bien el empleo de tales sensores, en caso de estar disponibles, mejoraría sus prestaciones. El algoritmo se prueba en un entorno urbano donde la señal de posicionamiento por satélite es muy pobre y se tienen frecuentes pérdidas. Los resultados resultan muy satisfactorios, alcanzando tasas de éxito elevadas, por encima o similares a las de otros métodos propuestos y que tienen mayor complejidad y carga computacional.

2. Mejora de la localización del vehículo

2.1. Definición del filtro de Kalman

El filtro de Kalman (FK) es una herramienta matemática que permite predecir los futuros estados de un sistema basándose en la información conocida de los estados previos del mismo y en las medidas de los instrumentos

empleados durante el ensayo, comparando los estados conocidos con éstas últimas. Por último, el filtro de Kalman permite realizar una estimación del estado actual del sistema mediante la corrección del valor predicho en un principio [2, 3].

A través del filtro de Kalman se modelizará el movimiento del vehículo mediante un vector de estados, que describe el comportamiento del vehículo mediante los parámetros contenidos en él, y que llamaremos el estado del sistema; y unas ecuaciones que denominaremos el modelo del sistema. El vector de estados elegido es el siguiente:

$$X = [x \ y \ \Psi \ v \ a \ \omega]^T \quad (1)$$

donde x e y son las coordenadas del vehículo en el sistema de referencia UTM, Ψ es el ángulo de guiñada del vehículo, v su velocidad, a su aceleración y ω su velocidad angular.

Dado que el tiempo de adquisición durante el ensayo es pequeño, es posible discretizar el modelo del sistema de la siguiente forma:

$$X_k^- = \Phi_{k-1} \cdot X_{k-1} \quad (2)$$

donde X_k^- es la estimación a priori del vector de estados para el instante k , X_{k-1} es la estimación a posteriori del vector de estados para el instante $k-1$ y Φ_{k-1} es la matriz de transición entre el estado $k-1$ y el estado k .

Es preciso mencionar que la matriz Φ_{k-1} es aquella que relaciona el estado $k-1$, para cada parámetro del vector de estados, con el estado k del mismo. Nótese que la matriz Φ lleva también el subíndice $k-1$, lo que implica que, aunque las ecuaciones de comportamiento del sistema en su interior no varíen, los valores obtenidos de estas ecuaciones sí pueden variar a cada instante.

Por otro lado, antes de continuar con el siguiente paso del FK, es conveniente fijarse en que aparecen dos estimaciones diferentes. La estimación a priori corresponde con una estimación del estado actual del sistema teniendo en cuenta únicamente el estado del sistema en el instante anterior, denominada estimación a posteriori.

Una vez se ha calculado la estimación a priori del sistema, se recibe, de los instrumentos de medida, el denominado modelo de medida. Este vector de medidas se relaciona con el vector de estados mediante una matriz H , llamada matriz de medidas, al igual que anteriormente se han relacionado los estados del sistema a priori y a posteriori mediante la matriz Φ .

Una vez obtenido el vector de medidas, el FK evalúa las diferencias entre la estimación a priori y la medida real del sistema.

$$\text{valor residual} \equiv z_k - H \cdot X_k^- \quad (3)$$

El último paso del FK es realizar una estimación definitiva, o a posteriori, del estado del sistema para el instante k . Para ello, tendrá en cuenta la estimación a priori y el valor residual y modificará la primera teniendo en cuenta el segundo y una ganancia, denominada K_k .

$$X_k = X_k^- + K_k \cdot (z_k - H \cdot X_k^-) \quad (4)$$

La matriz K_k , al igual que la matriz Φ , varía para cada iteración. Es una matriz que minimiza la covarianza del error estimado a posteriori. Su cálculo se realiza utilizando la siguiente fórmula [A]:

$$K_k = (P_k^- \cdot H^T) / (H \cdot P_k^- \cdot H^T + R) \quad (5)$$

donde P_k^- es la matriz de covarianza del error estimado a priori, P_k es la matriz de covarianza del error estimado a posteriori y R es la matriz de covarianzas del ruido de la medida.

Como el propósito del FK es fusionar la información generada por el receptor GNSS y por el sistema inercial, es importante saber cómo modificar la ganancia para que el sistema responda correctamente.

En el algoritmo que nos ocupa, el FK es utilizado para dos cosas fundamentalmente: primero, suavizar la trayectoria generada por el GNSS, ya que ésta, por las características inherentes al propio receptor contiene discontinuidades en forma de saltos o de pequeños desplazamientos laterales de las coordenadas, que hacen que la trayectoria forme una línea quebrada aunque el vehículo se desplace describiendo una trayectoria perfectamente rectilínea; y segundo, para ofrecer posicionamiento del vehículo cuando la señal GNSS no existe o se encuentra muy deteriorada. De esta forma se consigue aprovechar las características favorables de ambos sistemas.

A modo de resumen, se muestran las ecuaciones que componen el filtro de Kalman completo, que se repiten, con cada nueva medida, de forma cíclica [4]

Ecuaciones predictoras:

$$X_k^- = \Phi_{k-1} \cdot X_k \quad (6)$$

$$P_k^- = \Phi_{k-1} \cdot P_{k-1} \cdot \Phi_{k-1}^T + Q; \quad (7)$$

Ecuaciones correctoras:

$$K_k = P_k^- \cdot H^T \cdot (H \cdot P_k^- \cdot H^T + R)^{-1} \quad (8)$$

$$X_k = X_k^- + K_k \cdot (z_k - H \cdot X_k^-) \quad (9)$$

$$P_k = (1 - K_k \cdot H) \cdot P_k^- \quad (10)$$

donde Q es la matriz de covarianza del ruido del proceso y tanto ella como R y P₀ se han determinado de forma experimental hasta ajustar el filtro al comportamiento deseado.

En la Figura 1 se puede observar el comportamiento del filtro de Kalman en un tramo en que la cobertura de GNSS se pierde y produce saltos en paralelo respecto de la trayectoria real del vehículo. En ella se observa que la trayectoria estimada no presenta discontinuidades debidas a los saltos de la señal GNSS y tampoco acumula error por la deriva de los sensores inerciales, acercándose con relativa efectividad a la trayectoria marcada por el GNSS cuando éste es fiable.

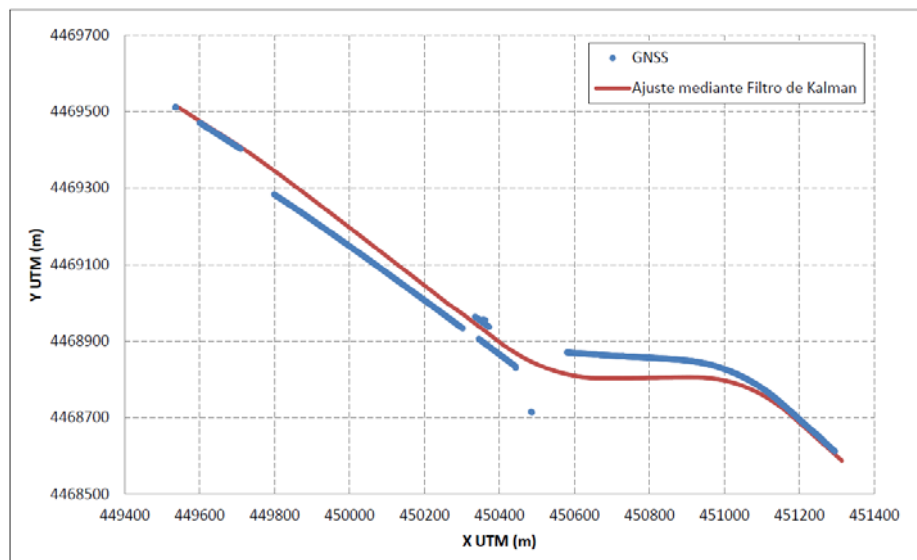


Figura 1. Ajuste mediante FK de la medida del sistema inercial ante pérdidas o deterioros de señal GNSS

2.2. Ajuste variable del ángulo de guiñada del giróscopo

Todo giróscopo empleado en el sistema inercial va acumulando un error de deriva a lo largo del tiempo que se encuentra en funcionamiento. Este error puede llegar a ser muy importante en sensores de bajo coste, pero, aún en los de mejores prestaciones, la deriva es considerable cuando debe ser integrada su señal para calcular la trayectoria [5]. Por ello, se ha estudiado una manera de tratar de corregirlo parcialmente, para mejorar el funcionamiento del filtro de Kalman cuando el sistema GNSS no se encuentra disponible durante un período largo de tiempo.

Se han realizado diferentes ensayos en pista cerrada para tratar de determinar los factores que afectan a la deriva del giróscopo, dado que ésta no se produce cuando el vehículo circula en línea recta sino al realizar giros. En los ensayos, por tanto, se han hecho trayectorias circulares, recorriéndolas en uno y otro sentido y se han analizado posteriormente los ángulos que estas trayectorias divergen, vuelta por vuelta, para hacerlas coincidir con la trayectoria obtenida por el sistema GNSS, siguiendo los mismos pasos que en [6].

Se han realizado ensayos en círculos de diferentes radios y a distintas velocidades, de forma que también se ha variado la aceleración lateral del vehículo y el giro de volante. Se muestra en la Tabla 1 los resultados, con el

promedio de desviación del ángulo de guiñada del giróscopo, que es la corrección que se ha tomado como válida. Los resultados finales indican que la deriva del giróscopo se puede estimar en radianes por radián girado por el vehículo, independientemente del radio de la curva o de la aceleración lateral del vehículo. Como ya se ha dicho, esta deriva varía cuando se gira en sentido antihorario u horario, por lo que habrá que ajustarla en consecuencia.

Tabla 1: Datos de corrección de las medidas del giróscopo para diferentes ensayos.

Ensayo	Radio (m)	Ac lateral (g)	rad/vuelta	rad/rad
Radio01_Lento	13.3	0.235	0.00505	8.04 E-04
Radio01_Rápido	13.3	0.766	0.00530	8.44 E-04
Radio02_Lento	21.4	0.259	0.00445	7.08 E-04
Radio02_Rápido	21.6	0.566	0.00420	6.68 E-04
Pista_Izquierdas	21.2	0.278	0.00595	9.48 E-04
Pista_Derechas	21.5	0.243	-0.00539	-8.57 E-04

De esta forma, cuando el vehículo gire, se aplicará la corrección propuesta en función del sentido en que realice el giro. Se ha observado experimentalmente que los resultados mejoran ligeramente la obtención de la trayectoria del vehículo mediante el sistema inercial, pero no es suficiente para garantizar altos niveles de precisión cuando la distancia recorrida sin corrección del posicionamiento por satélite es importante.

3. Algoritmo de Map-matching

3.1 Descripción

El map-matching es una solución muy interesante a la hora de conseguir el posicionamiento de vehículos sobre mapas digitales previamente almacenados [7]. Existen diferentes tipologías de algoritmos [8-10] incluyendo los geométricos, los topológicos, los probabilísticos y aquellos basados en herramientas avanzadas como lógica difusa.

El algoritmo propuesto es capaz de ser implementado en tiempo real, sin la necesidad de emplear sensores inerciales de medida, si bien es verdad que incorporando la información de la velocidad del vehículo se consiguen eliminar la mayoría de los errores que aparecen durante los ensayos. Esta información no necesariamente debe obtenerse de un sistema inercial, pudiéndose utilizar el odómetro del coche, ya que más que precisión lo que se busca es diferenciar cuándo el vehículo se encuentra parado o en movimiento.

Como se ha comentado, el algoritmo está pensado para funcionar en entornos agresivos para la señal GNSS, asumiendo que habrá constantes pérdidas. Esto provoca, evidentemente, que cuando la señal GNSS está muy deteriorada, el posicionamiento del vehículo resulte muy complicado y, en ocasiones, imposible. Por esta razón el filtro de kalman antes desarrollado resulta muy útil, ya que al integrar las medidas del receptor GNSS con las del sistema inercial genera una serie de puntos continuos de posicionamiento del vehículo. En los ensayos realizados, donde aproximadamente durante la mitad del tiempo de ensayo no se tiene señal GNSS, utilizar el FK supone una mejora considerable, ya que se pasa de localizar el vehículo unos breves segundos para después perder la señal otros tantos, a tener localización constante del vehículo.

El algoritmo de map-matching parte de las coordenadas de posición generadas por el FK y su función es asignar, para cada punto, una localización dentro del mapa digital, donde se estimará que se encuentra el vehículo. Para la localización se utiliza información topológica de la carretera e información histórica del recorrido anterior del vehículo. El mapa digital debe ser previamente creado y caracterizado. En él, cada calle está formada por distintos segmentos, que empiezan y acaban en sus intersecciones con otras calles y que, a su vez, se dividen en sub-segmentos formados por cada dos puntos consecutivos del mapa digital. El funcionamiento del algoritmo podría dividirse en cuatro pasos:

1. Definición de segmentos candidatos y de sus correspondientes sub-segmentos: Para cada posición generada por el FK, se crea una circunferencia de probabilidad, de radio definido por el usuario y con centro en la posición dada y se estudia qué segmentos del mapa digital se encuentran dentro de la circunferencia o la cruzan. Se estima, con una alta probabilidad que el vehículo se encuentra efectivamente dentro de esa circunferencia de probabilidad.

2. Selección previa del segmento en que se localiza el vehículo: Para todos los sub-segmentos candidatos a contener al vehículo se calculan una serie de parámetros que generan una puntuación final para cada segmento. El segmento con mayor puntuación será elegido como aquél en que se encuentra el vehículo.

Los parámetros que se evalúan para la puntuación de los sub-segmentos son los siguientes:

- Distancia perpendicular entre cada sub-segmento y el punto generado por el FK.
 - Ángulo formado entre la trayectoria de puntos generada por el FK anteriormente y las rectas formadas por cada sub-segmento.
 - Segmento en que se localizó el vehículo en los puntos anteriores y su relación con los sub-segmentos candidatos (si pertenecen a la misma calle, distinta calle con giro permitido, distinta calle con giro no permitido o físicamente inaccesible, etc.)
 - Se añade una pequeña valoración si la proyección perpendicular del punto generado por el FK sobre un sub-segmento se encuentra dentro de dicho sub-segmento.
3. Localización definitiva del vehículo: Para evitar ciertos errores inherentes a la utilización de algoritmos de map-matching, se proponen algunas soluciones que los corrijan de forma rápida en caso de que ocurran. Primero, dado que la puntuación que recibe un sub-segmento sólo por el hecho de pertenecer al mismo segmento por el que se venía circulando es muy grande, en ocasiones el algoritmo tarda en reconocer un cambio de segmento (giros en intersecciones). Para reducir este intervalo de tiempo, se calculan las puntuaciones de cada sub-segmento sin tener en cuenta esta relación entre segmentos, utilizando únicamente el resto de parámetros. De esta forma, si los parámetros de dirección y distancia indican que el vehículo se encuentra en un segmento diferente al que se ha seleccionado en el paso 2 se comienza a almacenar una variable de incertidumbre y pasados unos puntos en los que esto siga ocurriendo el algoritmo entiende que efectivamente se ha producido un cambio de segmento y la localización del vehículo se corrige.

Por otro lado, para solucionar algunos problemas que pueden producir las intersecciones en forma de Y, se permite al programa que durante algunos puntos después de haber efectuado un cambio de segmento rectifique su localización a otro segmento si considera que ha podido equivocarse. Para ello, pese a haber cambiado de segmento, la puntuación que reciben los sub-segmentos en función del recorrido previo del vehículo se sigue calculando con los valores que se tenían aguas arriba de la intersección (además de con los nuevos valores). Si de esta forma los resultados indican que el algoritmo se ha equivocado al elegir el nuevo segmento, empezará a almacenarse una variable de incertidumbre que acabará por corregir el error en la elección del segmento correcto. Esto es importante hacerlo ya que si al pasar la intersección el vehículo comienza a circular por un segmento, y el algoritmo se confunde asignando otro, le será muy difícil solucionar el problema, ya que el segmento real de circulación del vehículo pasará a ser un segmento inaccesible desde el segmento en que el algoritmo está estimando la posición del vehículo. Con este proceso se soluciona el problema de forma rápida sin que suponga un inconveniente para el usuario.

4. Localización del vehículo sobre el sub-segmento seleccionado: Para ello, si la proyección perpendicular del punto sobre los sub-segmentos candidatos pertenecientes al segmento elegido se encuentra dentro de alguno de ellos se escoge ese punto como estimación de la posición del vehículo. Si esto no ocurre, se elige el punto más cercano del mapa digital al punto del FK, siempre y cuando pertenezca al segmento elegido.

3.2 Resultados

En la Figura 2 se puede observar la diferencia entre utilizar sensores inerciales y el filtro de Kalman o no hacerlo a la hora de llevar a cabo el map-matching. En la primera gráfica se observan claras discontinuidades durante el trayecto, mientras que gracias al FK, en la segunda gráfica la información de posicionamiento es constante.

Para este último ensayo, el posicionamiento mediante el algoritmo de map-matching arroja mejores resultados que si el posicionamiento se realiza únicamente mediante GNSS. El porcentaje de acierto a la hora de posicionar el vehículo asciende a un 99.456% de los puntos analizados, mejorando el 99.291% (con información de la velocidad) y el 98.083% (sin información de la velocidad) que se obtenía antes de incorporar el filtro de Kalman [11].

Además, cabe destacar, como ya se ha comentado, que el número de puntos analizados cuando se integran las medidas GNSS con el sistema inercial mediante el FK (100% del trayecto) es muy superior al analizado si sólo

se tiene información del sistema GNSS (61.186% del trayecto) con lo que los valores absolutos de aciertos son considerablemente superiores con la incorporación del FK.

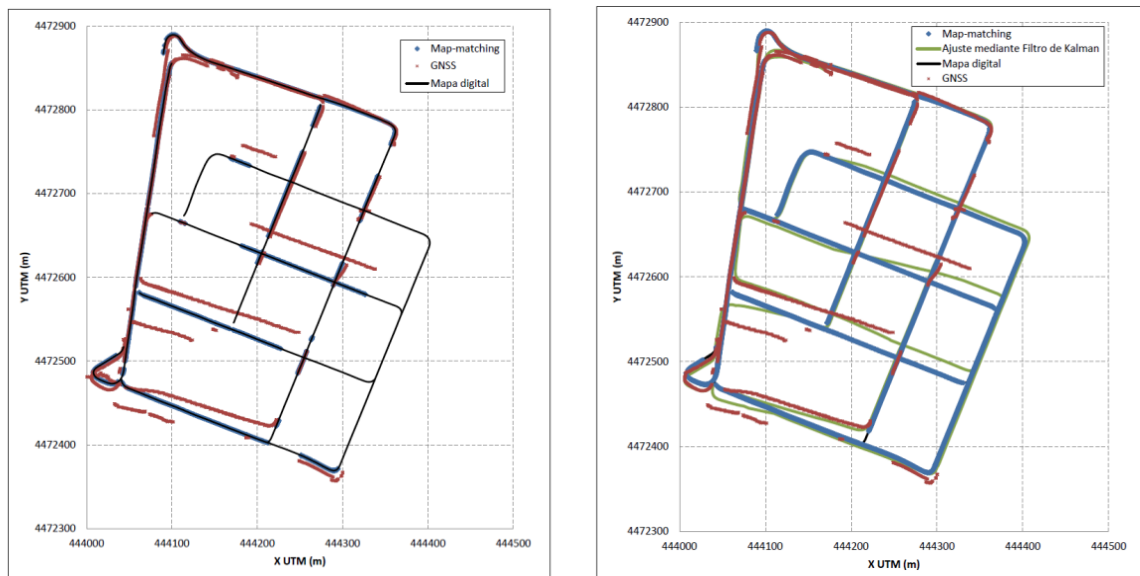


Figura 2. a) Map-matching usando sólo el receptor GNSS; b) Map-matching implementando el FK

3.3 Errores

Si bien el uso aislado de la señal GNSS producía más errores en la asignación del posicionamiento al mapa electrónico como se presenta en [11], el uso del sistema inercial complementado por las correcciones de su deriva y el filtro de Kalman reducen notablemente la frecuencia de errores. En concreto, en un ensayo en la zona ilustrada en el apartado anterior, el único error que se produce durante la ejecución del algoritmo proviene de unos puntos bastante degradados del FK en una intersección en Y, que están consideradas como zonas conflictivas para los algoritmos de map-matching. Esto provoca un error de 5.3s hasta que el algoritmo posiciona correctamente el vehículo en el sub-segmento correcto. Es cierto que 5s ya es un tiempo que puede resultar molesto para el usuario pero también es cierto que el error se soluciona antes de alcanzar la siguiente intersección.

Dicho error se ilustra en la Figura 3. El sentido de circulación se ha indicado con una flecha azul. Al llegar a la intersección se realizó un giro a la derecha pero los puntos del filtro de Kalman parecen indicar que el coche continuó recto. Por esta razón, aunque los primeros puntos tras pasar la intersección si están bien situados, el algoritmo cambia de segmento y empieza a posicionar el vehículo de forma incorrecta. Una vez que la trayectoria del filtro de Kalman ya toma la misma dirección que la del segmento correcto, y además se aleja del segmento incorrecto, el programa corrige una vez más su posición y a partir de aquí funciona correctamente de nuevo.

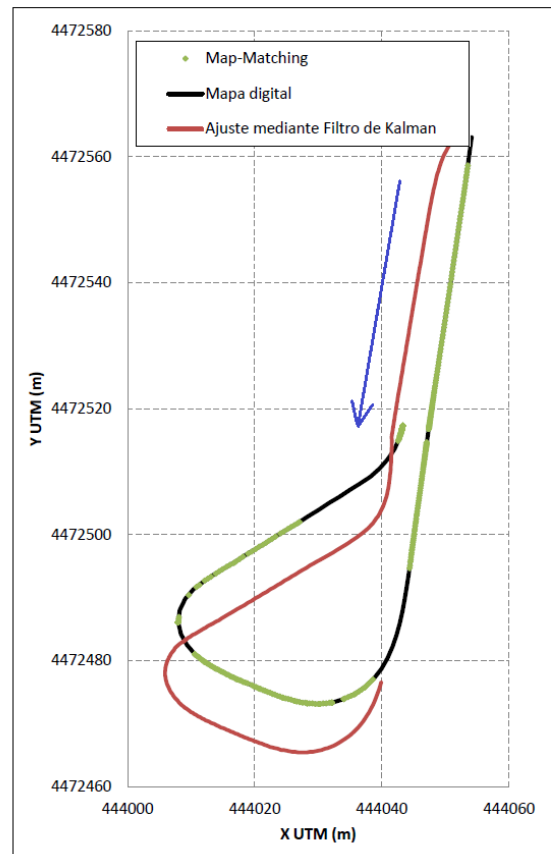


Figura 3. Error detectado en el posicionamiento

4. Conclusiones

La incorporación del FK para integrar las medidas del receptor GNSS junto a un sistema inercial mejoran sustancialmente los resultados a la hora de llevar a cabo un proceso de map-matching para la localización de un vehículo en un mapa electrónico. No sólo disminuyen el número de errores al generar puntos más precisos de localización del vehículo, que generan posteriormente mejores posicionamientos mediante map-matching, sino que permiten al usuario conocer su posición durante el 100% del tiempo de trayecto, mientras que en entornos urbanos especialmente agresivos para la señal GNSS, el usuario puede no conocer su posición durante un elevado intervalo de tiempo de trayecto, lo que aparte de no resultar práctico puede resultar molesto.

Se consigue de esta forma integrar los dos sistemas de medida para conseguir un posicionamiento mejor que el que se obtendría sólo con uno de ellos. Además, se consigue corregir ligeramente la trayectoria generada por el sistema inercial tras estudiar su funcionamiento en diferentes situaciones lo que repercute en menores incertidumbres en el proceso posterior de map-matching, sobre todo cuando las pérdidas de la señal GNSS son relevantes.

5. Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad (proyecto TRA2013-48314-C3-2-R) y la Red de Excelencia de la Comunidad de Madrid SEGVAUTO-TRIES.

6. Referencias

- [1] F. Jiménez, J. E. Naranjo. Nuevos requerimientos de precisión en el posicionamiento de vehículos para aplicaciones ADAS. *Dyna Ingeniería e Industria*. Vol 84, nº 3, pp 245 – 250 (2009)
- [2] G. Welch, G. Bishop. *An introduction to the Kalman filter*; EEUU: University of North Carolina at Chapel Hill (2001)
- [3] E. Trucco, A. Verri. *Introductory Techniques for 3-D Computer Vision*, Prentice Hall (1998)

- [4] A. Kelly. A 3D State Space Formulation of a Navigation Kalman Filter for Autonomous Vehicles; The Robotics Institute. Carnegie Mellon University, Pittsburgh (1994)
- [5] F. Jiménez, J. E. Naranjo, F. García, J. G. Zato, J. M. Armingol, A. de la Escalera, F. Aparicio. Limitations of positioning systems for developing digital maps and locating vehicles according to the specifications of future driver assistance systems. IET Intelligent Transport Systems. Volumen 5, nº 1, pp 60-69 (2011)
- [6] F. Jiménez, F. Aparicio, G. Estrada. Measurement uncertainty determination and curve fitting algorithms for development of accurate digital maps for Advanced Driver Assistance Systems. Transportation Research Part C: Emerging Technologies. Vol 17, nº 3, pp 225-239 (2009)
- [7] M. A. Quddus, W. Y. Ochieng, L. Zhao, R. B. Noland. A general map-matching algorithm for transport telematics applications. GPS Solutions Vol 7, nº 3, (2003), pp 157–167.
- [8] White, C.E.; Bernstein, D.; Kornhauser, A.L. Some map-matching algorithms for personal navigation assistants. Transport. Res. C Emer.2000, 8, 91–108.
- [9] J. S. Greenfeld, Matching GPS observations to locations on a digital map. In Proceedings of the 81st Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington, WA, USA, 13–17 January 2002.
- [10] W. Chen, M. Yu, Z. Li, Y. Q. Chen. Integrated vehicle navigation system for urban applications. In Proceedings of the 7th International Conference on Global Navigation Satellite Systems (GNSS), Graz, Austria, 22–25 April 2003.
- [11] F. Jiménez, S. Monzón, J. E. Naranjo. Definition of an Enhanced Map-Matching Algorithm for Urban Environments with Poor GNSS Signal Quality. Sensors. Vol 16, nº 2, pp 193 (2016)

Estudio del comportamiento del cuerpo de válvulas de un amortiguador de alto rendimiento

J. L. Chacón¹, V. Díaz², B.L. Boada³, M.J.L. Boada⁴

¹Dpto. de Ingeniería Mecánica. Universidad Carlos III de Madrid. jlchacon@ing.uc3m.es

²Dpto. de Ingeniería Mecánica. Universidad Carlos III de Madrid. vdiaz@ing.uc3m.es

³Dpto. de Ingeniería Mecánica. Universidad Carlos III de Madrid. bboada@ing.uc3m.es

⁴Dpto. de Ingeniería Mecánica. Universidad Carlos III de Madrid. mjboada@ing.uc3m.es

El sistema de suspensión es una parte esencial del automóvil. Los fabricantes de automóviles han estado trabajando durante años en el conjunto de elementos que integran a este sistema para mejorar su seguridad. El objetivo es mejorar el rendimiento del vehículo durante la conducción y reducir el riesgo de colisiones causadas por la pérdida de control [1]. Sin embargo debido a la complejidad del funcionamiento del sistema de suspensión, en particular del amortiguador y debido a la amplia variedad de configuraciones internas que este último puede tener, es difícil evaluar el comportamiento de la suspensión durante la conducción. En este trabajo se estudia el comportamiento del cuerpo de válvulas de un amortiguador hidráulico, monotubo de alto rendimiento (este tipo de amortiguador se puede montar y desmontar cuantas veces se desee para cambiar la configuración interna). Específicamente se analiza la influencia de la rigidez característica del cuerpo de válvulas para las diferentes configuraciones de puesta a punto y funcionamiento del amortiguador.

1. Introducción

El sistema de suspensión es una parte esencial del automóvil. Los fabricantes de automóviles han estado trabajando durante años en el conjunto de elementos que integran a este sistema para mejorar su seguridad. El objetivo es mejorar el rendimiento del vehículo durante la conducción y reducir el riesgo de colisiones causadas por la pérdida de control [1]. Sin embargo debido a la complejidad del funcionamiento del sistema de suspensión, en particular del amortiguador y debido a la amplia variedad de configuraciones internas que este último puede tener, es difícil evaluar el comportamiento de la suspensión durante la conducción.

Los amortiguadores son dispositivos complejos no lineales cuya dinámica interna se han modelado para una variedad de aplicaciones. En relación a esto, son muchos los autores de diversos estudios realizados sobre el tema de amortiguadores que coinciden en considerar el trabajo realizado por L. Segel y H. H. Lang [2] como la investigación más amplia publicada hasta el momento. Ambos autores desarrollaron un modelo físico de amortiguador. Sin embargo, este modelo incluye aproximadamente 80 parámetros, siendo poco práctico para múltiples estudios o simulaciones paramétricas. Por su parte Reybrouck [3] creó un modelo físico que tiene en consideración sólo 20 parámetros relacionados con la dinámica del amortiguador. Su modelo se basó en determinar coeficientes semi-empíricos. Talbott [4] desarrolló un modelo de amortiguador de alto rendimiento marca Öhlins, en donde evaluó el efecto que tiene la modificación de diferentes parámetros en el amortiguador, tales como la rigidez del cuerpo de válvulas, la precarga del cuerpo de válvulas y el área del orificio de paso permanente. Talbott contempla los caudales de aceite a través del orificio de descarga, la holgura existente entre el pistón y el tubo del amortiguador, y el flujo que pasa a través del cuerpo de válvulas.

No obstante a pesar de estos estudios, son pocas las investigaciones que analizan el comportamiento de los amortiguadores a partir de la variación en las configuraciones internas de los mismos [2-6]. En su mayoría, estos estudios dedican atención al análisis del cuerpo de válvulas del amortiguador, sin embargo basan sus análisis en configuraciones de válvulas previamente definidas o establecidas por el fabricante, con pocas variaciones o simplifican el comportamiento del cuerpo de válvulas como si tratase de una única lámina de rigidez constante, criterio que hasta ahora no ha permitido obtener resultados satisfactorios, cuando se tiene el caso en que la configuración del cuerpo de válvulas es mas compleja.

Por este motivo, durante esta investigación se analiza la rigidez característica del cuerpo de válvulas y el comportamiento del mismo ante distintas variaciones en su configuración. Para ello, se utiliza el cuerpo de válvulas de un amortiguador hidráulico, monotubo de alto rendimiento, marca Öhlins tipo S46WR1C1 como se muestra en la figura 1. La principal ventaja que tiene este tipo de amortiguadores es que se puede montar y desmontar cuantas veces se desee para cambiar su configuración interna.