

Desarrollo de filtros de seguimiento en el dominio del tiempo para sistemas de vigilancia en TMA basados en multilateración

Gonzalo Hernández Haro

Tutor: Juan Vicente Balbastre Tejedor

Trabajo Fin de Grado presentado en la Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Telecomunicación de la Universitat Politècnica de València, para la obtención del Título de Graduado en Ingeniería de Tecnologías y Servicios de Telecomunicación

Curso 2016-17

Valencia, 3 de julio de 2017

Resumen

Los filtros de seguimiento suponen una parte fundamental de los sistemas de vigilancia actuales que han ido adaptándose para las diferentes tecnologías de radar existentes. En áreas TMA, la detección se ha realizado mediante radar primario y secundario tradicionalmente, pero los sistemas de multilateración (MLAT) están destinados a sustituir al radar secundario y constituir los pilares de las infraestructuras de vigilancia para el tráfico aéreo en TMA.

Hasta el momento, los filtros de seguimiento realizaban la vigilancia de las coordenadas del objetivo en el espacio, siendo necesario un filtro de Kalman de 9 estados para poder estimar la posición del blanco. Mediante este trabajo se propone la aplicación de los filtros g-h y de Kalman en el dominio del tiempo. De este modo, se consigue mejorar la precisión de los TOA y como consecuencia directa, la precisión en la estimación de la posición. Haciendo uso de menos recursos, ya que únicamente se necesitaría un filtro de Kalman de 2 o 3 estados o su correspondiente g-h aplicado a la estación de referencia.

Se demuestra cómo esta estrategia es más robusta que la actual, y cómo en ausencia de medidas es capaz de predecir posiciones futuras con mejor precisión y durante periodos más largos.

Resum

Els filtres de seguiment suposen una part fonamental dels sistemes de vigilància actuals que han anat adaptant-se per a les diferents tecnologies de radar existents. En àrees TMA, la detecció s'ha realitzat mitjançant radar primari i secundari tradicionalment, però els sistemes de multilateració (MLAT) estan destinat a substituir al radar secundari i constituir els pilars de les infraestructures de vigilància per al tràfic aeri en TMA.

Fins el moment, els filtres de seguiment realitzaven la vigilància de les coordenades de l'objectiu en l'espai, sent necessari un filtre de Kalman de 9 estats per a poder estimar la posició del blanc. Mitjançant aquest treball es proposa l'aplicació dels filtres g-h i de Kalman en el domini del temps. D'aquesta manera, s'aconsegueix millorar la precisió dels TOA i com a conseqüència directa, la precisió en l'estimació de la posició. Fent ús de menys recursos, ja que únicament es necessitaria un filtre de Kalman de 2 o 3 estats o la seua corresponent g-h aplicat a la estació de referència.

Es demostra com aquesta estratègia és més robusta que l'actual, i com en absència de mesures és capaç de predir posicions futures amb millor precisió i durant períodes més llargs.

Abstract

The tracking filters are a fundamental part of the surveillance systems nowadays. These filters have had to adapt to the different existing radar technologies. In TMA areas, the detection has been done through primary and secondary radar typically, but the multilateration systems (MLAT) are intended to replace the secondary radar and constitute the basis of the surveillance infrastructures for the air traffic in TMA.

Until now, the tracking filters are used to do the tracing of the objective coordinates in the space, to this strategy, it is needed a Kalman filter of 9 states. In this paper, it is proposed the use of the the filter g-h and Kalman in the time domain. In this way, it's possible to improve the precision of the TOA and as a result, an improvement in the position estimation. Furthermore, it is needed less resources because the Kalman filter in the time domain only need 2 or 3 states or his equivalent g-h applied to the reference station.

The work proves that this strategy is more robust than the currently used, and when there are no measurements available, it is possible to predict positions with best precision and during more intervals of time.

INDICE

Sección 1.	Introducción, objetivos y metodología	6
1.1.	Introducción	6
1.1.1.	<i>Origen y evolución de los sistemas de vigilancia en TMA</i>	6
1.1.2.	<i>Sistemas de Multilateración (MLAT)</i>	8
1.1.3.	<i>Sistemas de Vigilancia</i>	9
1.2.	Objetivos	11
1.3.	Metodología	12
Sección 2.	Análisis de Algoritmos de Posicionamiento	14
2.1.	Métodos Algebraicos	15
2.2.	Métodos Iterativos	16
2.3.	Simulación y Comparación	16
Sección 3.	Filtros de Seguimiento	20
3.1.	<i>Filtro g-h</i>	21
3.2.	<i>Filtro de Kalman</i>	23
Sección 4.	Simulación y Análisis de resultados	25
4.1.	Trayectoria TMA Innsbruck	26
4.1.1.	<i>Tramo 1: MRUA</i>	26
4.1.2.	<i>Tramo 2 : MRU</i>	29
4.1.3.	<i>Tramo 3: MRUA</i>	31
4.1.4.	<i>Predicciones en ausencia de señal</i>	33
4.1.5.	<i>Estudio del seguimiento de varios TOA</i>	36
4.2.	Trayectoria TMA Asturias	39
4.2.1.	<i>Tramos 1,3 y 5: MRUA</i>	39
4.2.2.	<i>Tramo 2 y 4: MCU</i>	43
4.2.3.	<i>Predicciones en ausencia de señal</i>	44
Sección 5.	Conclusión	45
Sección 6.	Líneas futuras	47
Sección 7.	Bibliografía	48

Sección 1.

INTRODUCCIÓN, OBJETIVOS Y METODOLOGÍA

1.1. INTRODUCCIÓN

1.1.1. Origen y evolución de los sistemas de vigilancia en TMA

Los filtros de seguimiento conforman una parte fundamental de los sistemas de vigilancia actuales: permiten mejorar la precisión en la medida de la posición obtenida por los radares, estimar posiciones futuras basándose en datos previamente obtenidos, e incluso, a partir del seguimiento de un blanco, recrear la trayectoria descrita previamente a ser detectado [1]. Esta última aplicación tiene una gran importancia en el sector militar, por ejemplo, permitiendo reconstruir la trayectoria descrita por un objeto para obtener posiciones de lanzamiento de misiles balísticos.

Aunque el origen del primer Radar gracias a la contribución de diferentes investigaciones de físicos o ingenieros como; Heinrich Rudolf Hertz, Christian Hülsmeier, Albert Hoyt Taylor y Leo Crawford Young entre otros, data de fechas anteriores a la segunda guerra mundial, fue durante esta cuando surgieron los primeros hitos de los sistemas de radar. Este es el caso del sistema de radares Chain Home mostrado en la figura 1, cuya cobertura abarcaba toda la costa británica. Estos primeros radares no poseían sistemas de vigilancia de blancos, sino que la información obtenida por los radares era visualizada e interpretada por operadores, quienes eran responsables de procesar la información proveniente de distintas fuentes y realizar manualmente el seguimiento de objetivos.

Debido el interés militar en la radiodetección, en sistemas de vigilancia y detección de blancos y la creciente afluencia de aeronaves en aeropuertos civiles, se han ido desarrollando sistemas cada vez más fiables y precisos que permiten aumentar la capacidad de los aeropuertos y por consiguiente, el aumento de las rutas aéreas sin comprometer la seguridad del tráfico aéreo. Esto ha hecho que los sistemas de vigilancia hayan ido adaptándose a lo largo de los años, para poder atender al constante aumento del número de vuelos que requieren un uso eficiente del espacio aéreo.

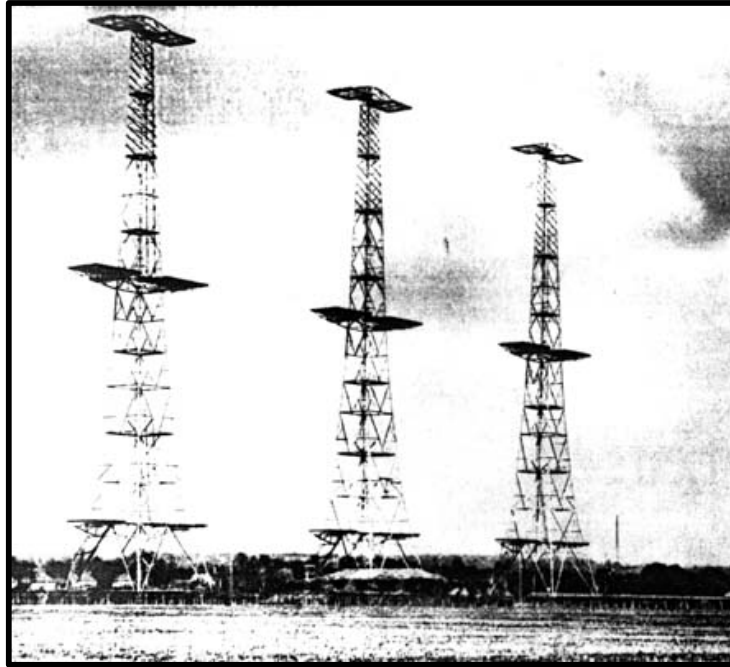


Figura 1: Chain Home

El entorno de aplicación de este estudio se basa en áreas TMA (Terminal Maneuvering Area). Las zonas TMA son áreas controladas que se establecen generalmente sobre uno o varios aeropuertos donde confluyen aerovías con rutas de aproximación y salida y cuyo objetivo es controlar el tráfico IFR (Instrumental Flight Rules) que entra o sale de los mismos.

Desde la década de los sesenta el control del tráfico aéreo (ATC – Air Traffic Control) en áreas TMA se ha basado fundamentalmente en el uso de radares secundarios, apoyados en las TMA de mayor tráfico por radares primarios. El radar secundario (SSR) es un radar cooperativo que interroga a la aeronave y puede requerir datos que serán enviados por el transpondedor en el ‘downlink’ como respuesta. Debido a la elevada afluencia de aviones comerciales, en el año 2000, Eurocontrol decidió la implementación del SSR modo S en toda el área de cobertura europea [2], suponiendo éste una mejora sobre el modo A/C utilizado hasta el momento. En los últimos años el uso del radar primario se ha visto desplazado al control del tráfico aéreo en aeropuertos mientras que el control del tráfico en TMA se gestiona mediante radar secundario y ADS-B que obtiene la posición a partir de la constelación de satélites GPS [3]. Debido a que ADS-B es un sistema dependiente, es necesario un sistema que corrobore que la información de posición es correcta. Hasta el momento esta ha sido el cometido de los radares secundarios, pero debido a su naturaleza rotativa, el tiempo entre actualizaciones en los radares primarios y secundarios representa un factor crítico en etapas de aterrizaje/despegue creando la necesidad de la implementación de filtros de seguimiento que puedan prever posiciones futuras.

Como ya se ha mencionado, los sistemas de posicionamiento en ATC han ido evolucionando para cumplimentar los nuevos estándares motivados por la creciente afluencia de aeronaves. Por ello, los sistemas de multilateración MLAT están destinados a reemplazar a los SSR modo S en áreas de aeropuertos, y constituir los pilares de las infraestructuras de vigilancia para el tráfico aéreo en TMA para 2020, debido a su bajo coste, su elevada eficiencia [4] y su fácil despliegue incluso en situaciones geográficas donde la orografía del terreno dificulta esta labor.

1.1.2. Sistemas de Multilateración (MLAT)

Los sistemas de multilateración MLAT suponen una reducción del coste respecto a los sistemas basados en SSR modo S y aumentan la precisión en etapas de despegue-aterrizaje y durante los movimientos en superficie de aeronaves y vehículos dentro de la zona de control. Son especialmente interesantes en entornos donde la orografía del terreno dificulta el funcionamiento de los radares secundarios (un ejemplo paradigmático es el aeropuerto de Innsbruck, situado en el centro de un valle). El posicionamiento de aeronaves y vehículos en los sistemas MLAT se basa en estaciones receptoras desplegadas estratégicamente a lo largo del área TMA que, una vez sincronizadas temporalmente, miden los tiempos de llegada (TOA – Time of Arrival) de la señales enviadas por el transpondedor como respuesta a las interrogaciones del modo S o a las señales provenientes de la difusión ADS-B, dependiendo de si es un sistema activo o pasivo. Los sistemas activos permiten aumentar la frecuencia de obtención de datos, así como requerir información adicional como puede ser la altitud barométrica (Respuesta al modo C).

Para realizar el posicionamiento es necesario un mínimo de cuatro estaciones para poder calcular la posición en tres dimensiones, o tres para el caso de una posición bidimensional [5] [6]. Los TOA son enviados a una estación central de procesamiento (CPS – Central Processing Station) donde se realiza el cálculo de los TDOA (Time Difference of Arrival). La resolución del sistema de ecuaciones planteado a partir de los TDOA permite estimar la posición del blanco para un instante dado.

Los sistemas basados en la medición de los TDOA también se llaman sistemas de posicionamiento hiperbólico, ya que la posición se obtiene a partir de la intersección de diferentes hipérbolas o hiperboloides dependiendo del número de dimensiones. Existe otro método basado en la suma de los TOA [6], siendo, para este caso, la intersección de elipses o elipsoides (dependiendo el número de dimensiones) la que permite la obtención de la posición. La figura 1 muestra un entorno MLAT típico.

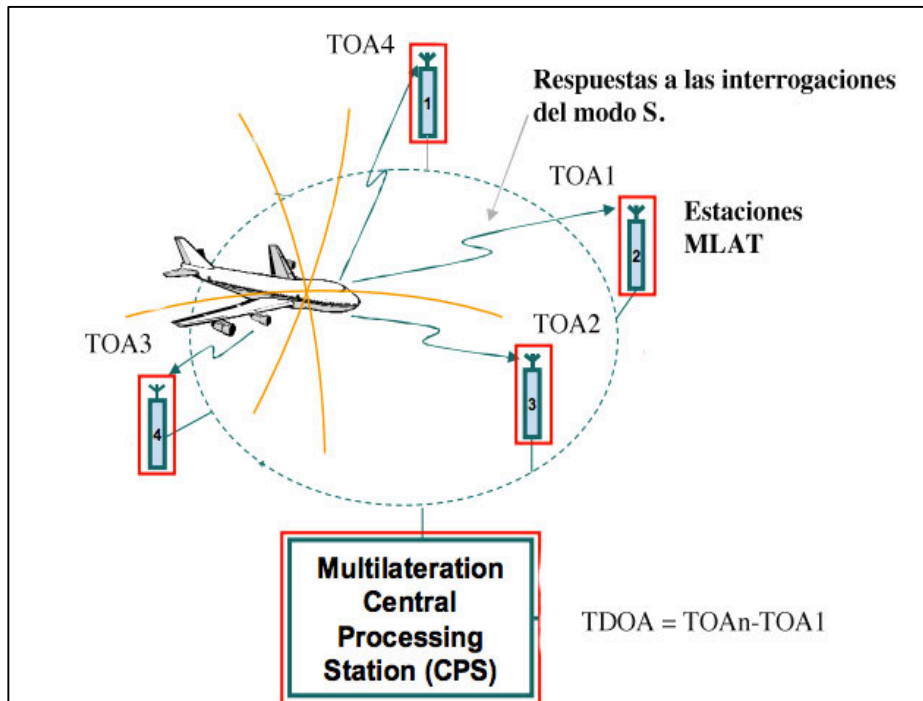


Figura 2: Sistema de Multilateración

Para el cálculo de la posición en los sistemas de vigilancia en TMA basados en multilateración se ejecutan dos procesos de forma paralela. Por un lado, la fase de posicionamiento que, haciendo uso de los TDOA, calcula una posición para el blanco. Por otro lado, la fase de seguimiento, que intenta suavizar los posibles errores introducidos por la fase de posicionamiento en el cálculo de la posición.

1.1.1. Sistemas de Vigilancia

La necesidad de los sistemas de vigilancia surge para dar solución en entornos con múltiples objetivos a problemas de incertidumbre entre ellos. Es necesario realizar un seguimiento de cada objetivo por separado, de modo que en futuras actualizaciones se pueda identificar inequívocamente el origen de la señal de cada blanco. Pongamos un ejemplo:

Un radar detecta en un instante de tiempo t dos blancos como se puede ver en la figura 3, en la siguiente actualización del radar que se producirá en un instante de tiempo $t+T$ (T representa el periodo de actualización), ¿Cómo se puede saber si el orden de los blancos es el mismo o uno adelantado a otro?

Para dar solución a este problema, los sistemas de vigilancia implementan los denominados filtros de seguimiento, que se basan en suponer que el objetivo posee unas determinadas propiedades cinéticas. La diferencia entre filtros radica en estas suposiciones.

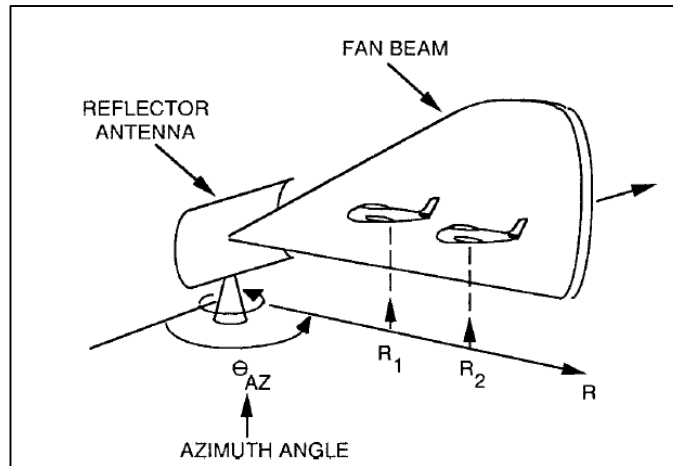


Figura 3: Radar Fan Beam

En su aplicación a MLAT, los filtros de seguimiento realizan dos funciones; Por un lado, intentan reducir el error cometido al realizar el cálculo de la posición por la fase de posicionamiento, y por otro lado, permiten predecir posiciones futuras del objetivo en ausencia de señal. Esta última aplicación es muy importante ya que la pérdida de la información o la inhabilidad para poder calcular un TOA en ciertos instantes de tiempo, se da en situaciones de NLOS, o en caso de una SNR elevada. En sistemas sin sobredimensionamiento, la imposibilidad de cálculo del TOA en solo una de las estaciones, resulta en la pérdida completa del posicionamiento de la aeronave. En sistemas sobredimensionados, la precisión de la localización se reduce, a veces drásticamente.

Para paliar situaciones de falta de información, la estrategia actual se basa en realizar un seguimiento de cada coordenada por separado. Debido a que este método conlleva una alta complejidad, en este trabajo se propone y discute la realización del seguimiento de uno de los TOA para evaluar su eficiencia en contraposición de la actual tendencia.

1.2. OBJETIVOS

Este trabajo propone el uso de filtros de seguimiento para realizar la vigilancia de los tiempos de llegada, en contraposición de la actual estrategia de realizar el seguimiento de la posición del blanco. De este modo, se busca demostrar como mediante la observación de los TOA se consiguen precisiones mayores y o similares requiriendo un menor número de recursos computacionales.

Los filtros bajo estudio son; un filtro g-h y un filtro de Kalman. Para cada uno de ellos, se propone el seguimiento de los TOA de una o varias estaciones. En primer lugar para mejorar la precisión de las coordenadas proporcionadas por el sistema y en segundo lugar para, en ausencia de información suficiente en alguna estación (por ejemplo, por un fallo de la estación), poder calcular los n TOAs futuros donde el error no supera los estándares [7] [8].

Para evaluar la eficiencia de la estrategia, se analizan bajo diversas hipótesis típicas de los sistemas de multilateración y se comparan los resultados obtenidos. De este modo, tras la lectura de este trabajo, el lector será capaz de seleccionar el procedimiento más adecuado para cada entorno de aplicación que se proponga. Para ello, ha sido necesario en primera instancia realizar un estudio previo sobre los sistemas de multilateración y más en concreto la comprensión de los fundamentos matemáticos tras los algoritmos de posicionamiento para comprender donde radica el error cometido por estos y como los filtros de seguimiento pueden suponer una mejoría para los sistemas de multilateración.

1.3. METODOLOGÍA

La metodología seguida para la evaluación de los filtros, se ha basado en la simulación de un entorno TMA. Específicamente, se ha generado una trayectoria basada en una aerovía de la zona TMA del aeropuerto de Innsbruck(Austria), mostrada en la figura 4. Debido a que esta trayectoria es básicamente lineal, se ha generado otra ruta basada en una carta de vuelo del aeropuerto de Asturias(España), que se muestra en la figura 5 y se ha extrapolado al entorno de Innsbruck con el objetivo de generar una trayectoria más compleja pero típica en las inmediaciones de aeropuertos.

Debido a que el aeropuerto de Innsbruck se encuentra en el centro de un valle rodeado por altas montañas de considerable altura, un sistema de radares basados en multilateración supone el sistema más eficiente, ya que un sistema basado en radar primario o secundario tendría un coste elevado y una mala eficiencia debido a la presencia de estas montañas.

Durante la trayectoria se calcula los TOA de las señales que llegan a cada estación con periodo de actualización de un segundo y se añade a esta señal un error supuesto Gaussiano que tiene en cuenta los errores instrumentales en la medida del TOA. Con estos datos y con el objetivo de seleccionar el protocolo de posicionamiento más preciso, se ha realizado un estudio previo de diferentes algoritmos. Dada la naturaleza estadística del problema debida a al adición del error Gaussiano, la utilización del método Monte-Carlo permite obtener los estadísticos que definen la precisión de los distintos protocolos evaluados.

Por último, para analizar la eficiencia de los filtros en el dominio del tiempo, se comparan los resultados proporcionados por éstos con los obtenidos mediante los utilizados en sistemas de vigilancia tradicionales que realizan el seguimiento en el dominio del espacio. Para discutir la calidad de cada estrategia de seguimiento se ha realizado el estudio bajo diferentes situaciones y se han comparado los resultados obtenidos en cada una de ellas con el fin de poder decidir qué estrategia se debe implementar en cada situación.

Adicionalmente, se ha estudiado la posibilidad de realizar el seguimiento de más de un TOA al mismo tiempo y su impacto en el sistema, así como el estudio de la capacidad del sistema para predecir posiciones futuras cuando existe ausencia de información, cumplimentando los estándares de los sistemas de MLAT [7] [8].

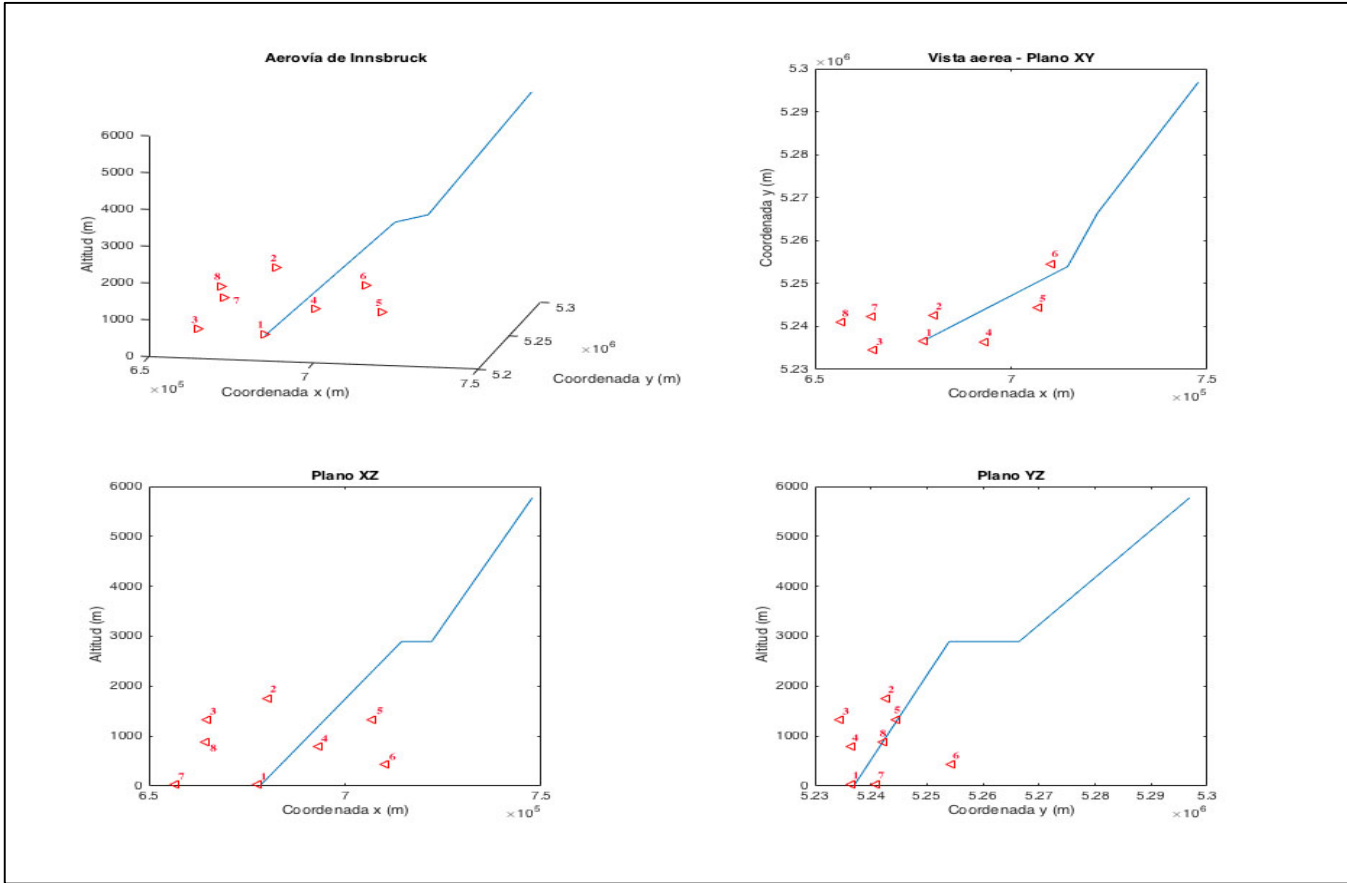


Figura 4: Area TMA Innsbruck

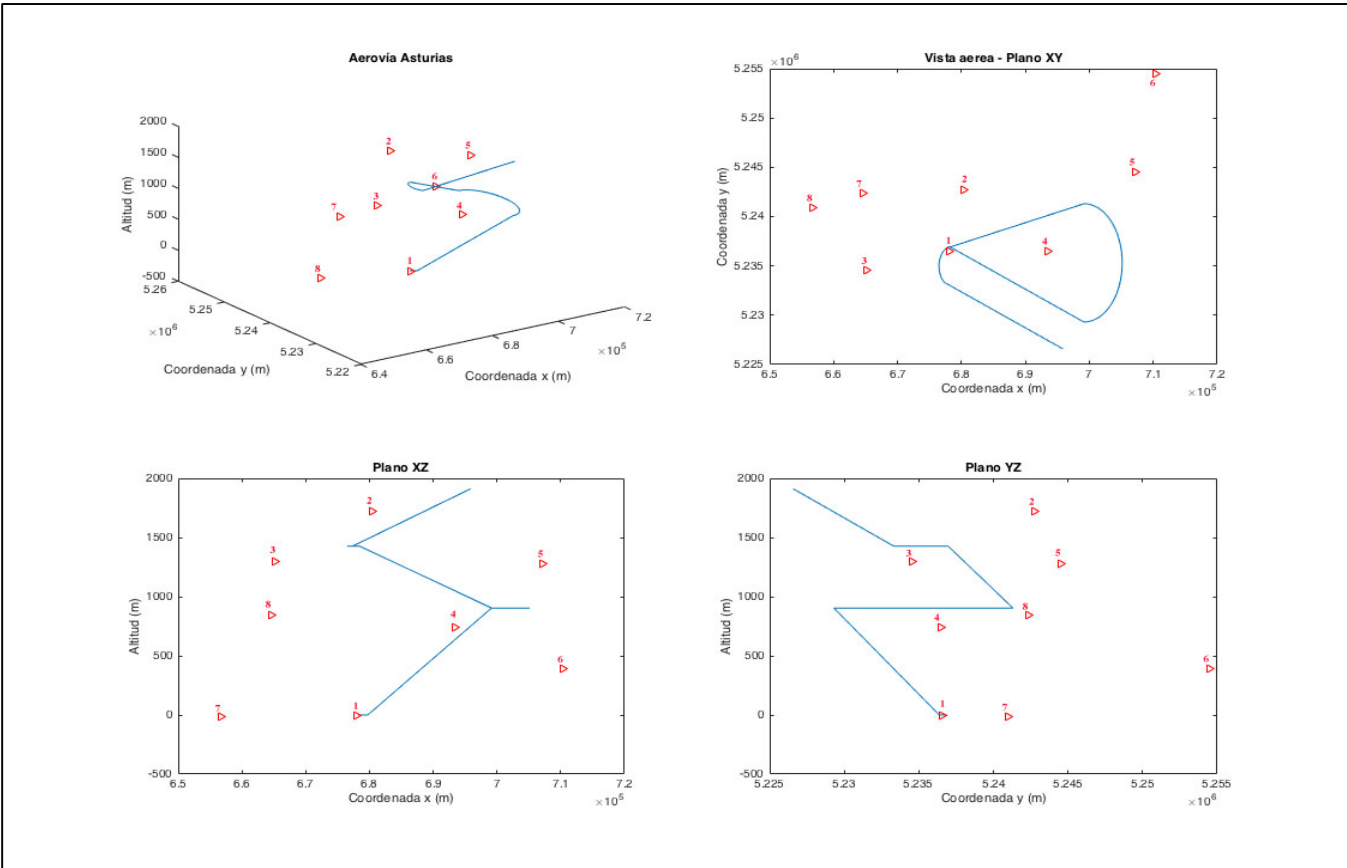


Figura 5: Aerovia Asturias

Sección 2.

ANALISIS DE ALGORITMOS DE POSICIONAMIENTO

Se considera un entorno de simulación MLAT basado en el área TMA del aeropuerto de Innsbruck (figura 4). El entorno está formado por $N_s = 8$ estaciones receptoras de coordenadas conocidas (x_i, y_i, z_i) donde $i = 1, \dots, N_s$. Estas estaciones reciben cada segundo una señal proveniente de un blanco en movimiento de coordenadas desconocidas (x, y, z) . La señal es recibida por cada una de las estaciones en un instante de tiempo igual al instante de tiempo de emisión de la señal más un retardo de propagación proporcional a la distancia entre la aeronave y la estación receptora más un ruido de medida. Adicionalmente la señal puede contener información relevante para la estimación de la posición, como pueden ser la altitud o la velocidad [6]. De esta forma en cada instante de tiempo n cada estación i calcula un TOA regido por la ecuación (2):

$$TOA_i^n = t_e + \frac{1}{c} \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} + n_i^{TOA} \quad (2)$$

Donde t_e es el instante de emisión de la señal, c es la velocidad de la luz y n_i^{TOA} es el error de medida que se asume ruido Gaussiano de media nula y varianza $\sigma_i^{2,TOA}$. El valor de la varianza del ruido depende de la SNR, del error instrumental de la estación, de los errores de sincronización y del efecto multicamino [4] [5].

Se establece una estación de referencia, denotada por el subíndice 1 como podrá apreciarse en futuras ecuaciones, para el cálculo de la diferencia de los tiempos de llegada (TDOA) que se realiza en la estación central de procesamiento. El cálculo de éstos se realiza mediante la ecuación (3).

$$TDOA_{i,1}^n = TOA_i^n - TOA_1^n \quad (3)$$

En ausencia de error de medida y sustituyendo la ecuación (2) en la ecuación (3):

$$TDOA_{i,1}^n = \frac{1}{c} \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} - \frac{1}{c} \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2} \quad (4)$$

Para el cálculo de la posición del objetivo necesitamos como mínimo cuatro estaciones para un cálculo en tres dimensiones, o tres estaciones para un cálculo en dos dimensiones, aunque debido al ruido, la introducción de redundancia por medio de más estaciones, permite mejorar la precisión de la posición. El resultado del sistema de ecuaciones (5) es obtenido por la intersección de múltiples hiperboloides o hipérbolas dependiendo del número de dimensiones en el que trabajemos. [5] [6] [9].

$$\begin{cases} TDOA_{i,1}^n = \frac{1}{c} \sqrt{(x-x_i)^2 + (x-y_i)^2 + (x-z_i)^2} - \frac{1}{c} \sqrt{(x-x_1)^2 + (x-y_1)^2 + (x-z_1)^2} \\ \vdots \\ TDOA_{Ns,1}^n = \frac{1}{c} \sqrt{(x-x_{Ns})^2 + (x-y_{Ns})^2 + (x-z_{Ns})^2} - \frac{1}{c} \sqrt{(x-x_1)^2 + (x-y_1)^2 + (x-z_1)^2} \end{cases} \quad (5)$$

Resolver el sistema de ecuaciones (5) no resulta un proceso trivial, ya que se trata de un sistema no lineal y a menudo mal condicionado. Por ello, a lo largo de los años, se han desarrollado diversos métodos de cálculo que permiten su resolución. Estos métodos de resolución se pueden clasificar en dos tipos principalmente: métodos iterativos [9] [10] [11], y métodos algebraicos [12] [13] [14] [15] [16]. Cada método utiliza una estrategia para la resolución del problema, siendo las más típicas; Mínimos cuadrados (Least Squares) o el estimador de máxima verosimilitud (Maximun-likelihood Estimation). A continuación se mencionan los diferentes algoritmos bajo estudio:

2.1. MÉTODOS ALGEBRAICOS

Los algoritmos de forma cerrada o algebraicos, son aquellos que se basan en la resolución directa de las ecuaciones dadas transformándolas en polinomios de grado cuatro o inferior, de forma que no hace falta el uso de cálculos iterativos para llegar a una solución. Por ello, se basan en construir un modelo matemático del cual puedan obtener la posición del transpondedor a partir de los datos dados, o bien, manipular las ecuaciones hiperbólicas hasta que realizan la resolución de un problema inverso. En este trabajo se han utilizado algunos de los algoritmos de forma cerrada más representativos utilizados en sistemas de multilateración:

- *Algoritmo de Schmidt*
- *Algoritmo de Chan Ho*
- *Algoritmo de Friedlander*
- *Algoritmo de Schau & Robinson*
- *Algoritmo de Smith & Abel*

2.2. MÉTODOS ITERATIVOS

En contraposición a los algoritmos de forma cerrada, los algoritmos de forma abierta o iterativos hacen uso de aproximaciones de las ecuaciones exactas. El procedimiento habitual es el realizar una linealización de las ecuaciones. Dado que utilizan procesos iterativos, se necesita utilizar un punto de inicio del proceso. Estos métodos, aunque menos eficientes computacionalmente que los de forma cerrada son menos sensibles al error de medida, por lo que si se garantiza la convergencia proporcionan datos más precisos estadísticamente hablando. La linealización de Taylor es el método más utilizado en este caso. Los algoritmos bajo prueba han sido:

- *Taylor*
- *Taylor con regulación de Thikonov*

2.3. SIMULACIÓN Y COMPARACIÓN

Dado que buscamos utilizar el algoritmo de posicionamiento que aporte las coordenadas más exactas, se ha realiza el cálculo mediante los algoritmos anteriormente citados haciendo uso de un conjunto de funciones desarrolladas en Matlab y se ha analizado el error cometido por cada uno de ellos. Dada la naturaleza estadística del error introducido en la ecuación del TOA, se ha hecho uso del método Monte-Carlo, con $K = 100$ iteraciones, para obtener los estadísticos de la solución. Las figuras 5-11 muestran del error en cada instante de tiempo a lo largo de la trayectoria obtenido con los distintos métodos de resolución empleados, promediando las 100 iteraciones de Monte-Carlo. Posteriormente, mediante la tabla 1 se analiza la media y la desviación típica del error de cada uno de los algoritmos correspondiente a toda la trayectoria, los cuales serán los parámetros de calidad que se utilicen para comparar los distintos algoritmos.

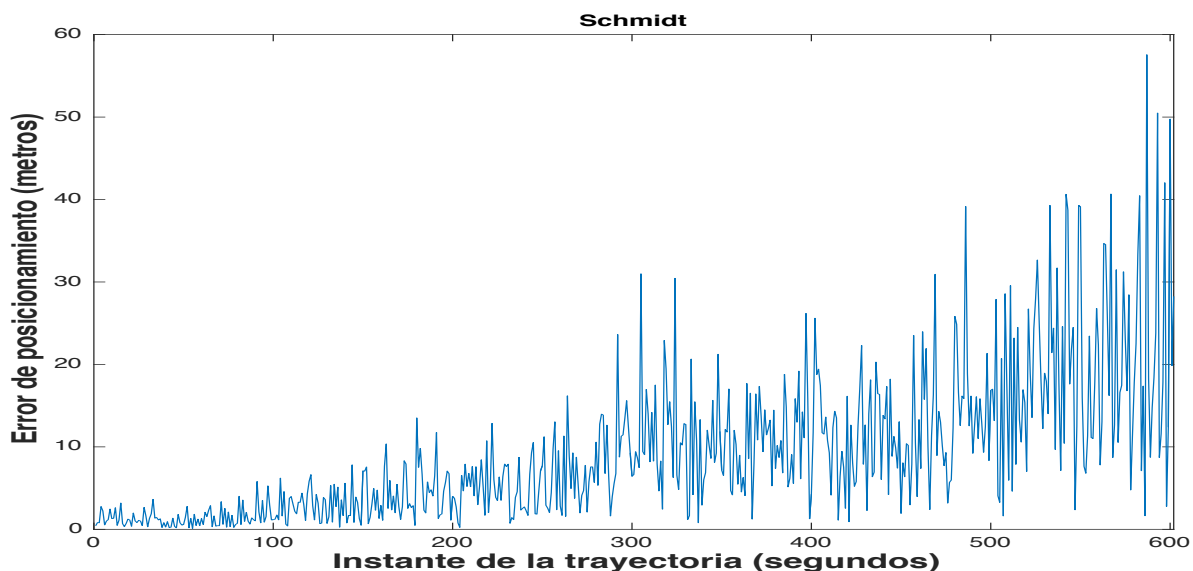


Figura 5: Algoritmo de Schmidt

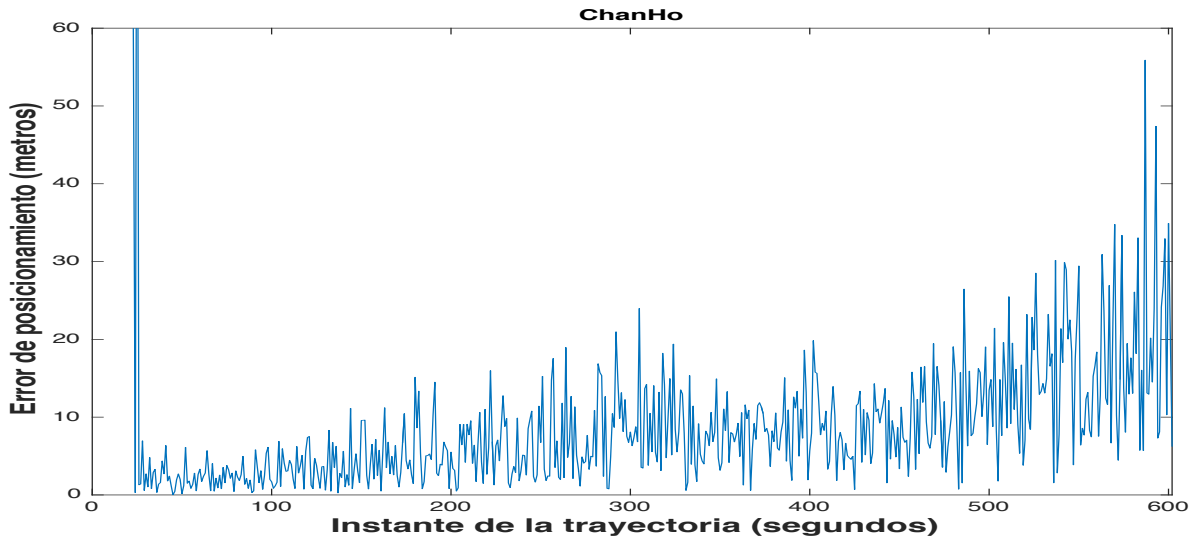


Figura 6: Algoritmo de Chan Ho

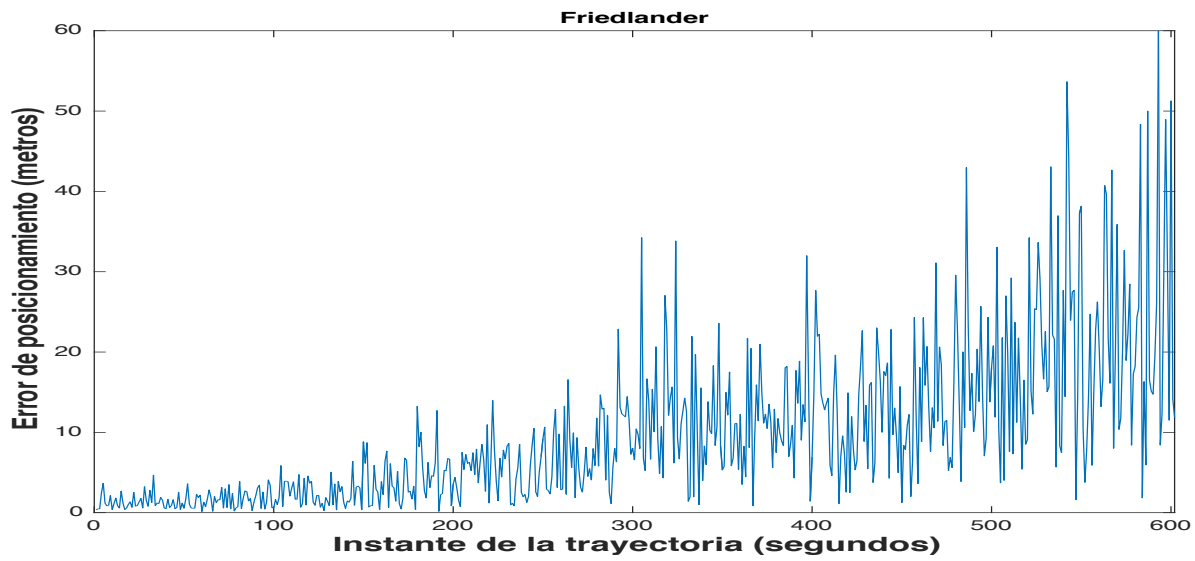


Figura 7: Algoritmo de Friedlander

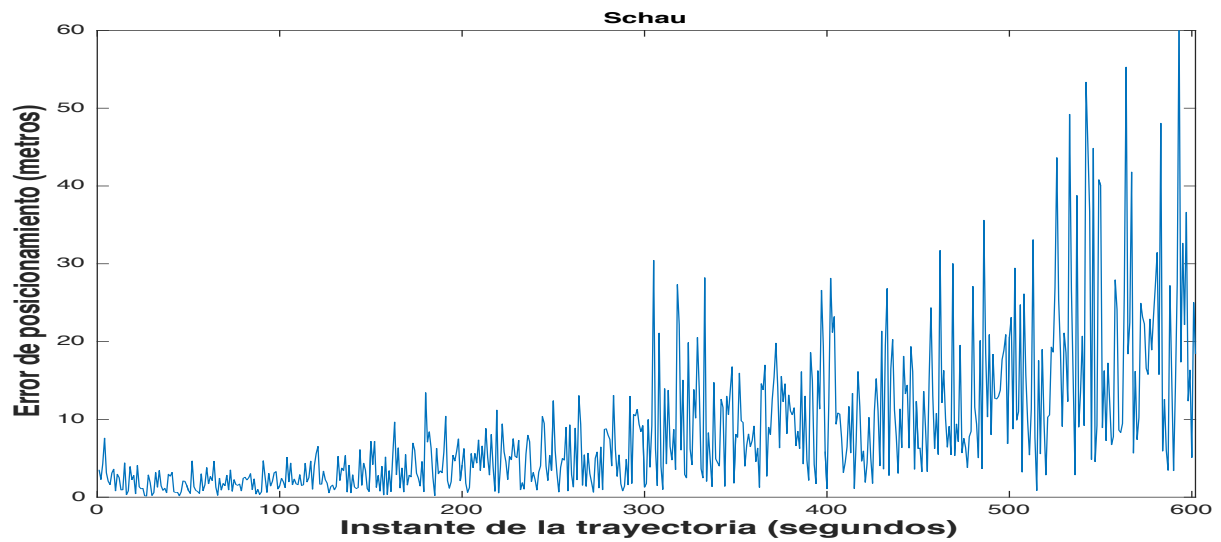


Figura 8: Algoritmo de Schau & Robinson

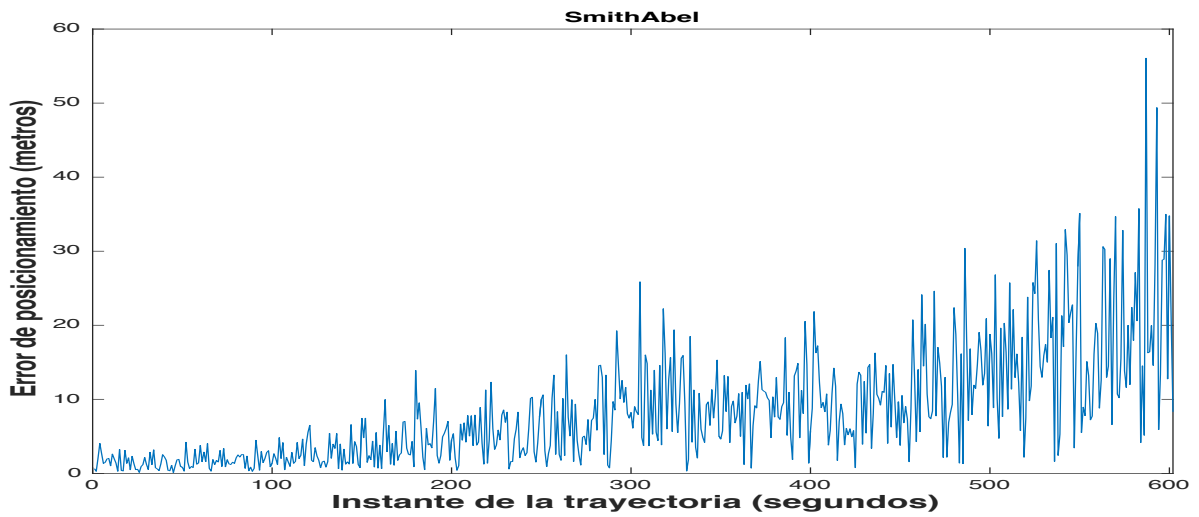


Figura 9: Algoritmo de Smith & Abel

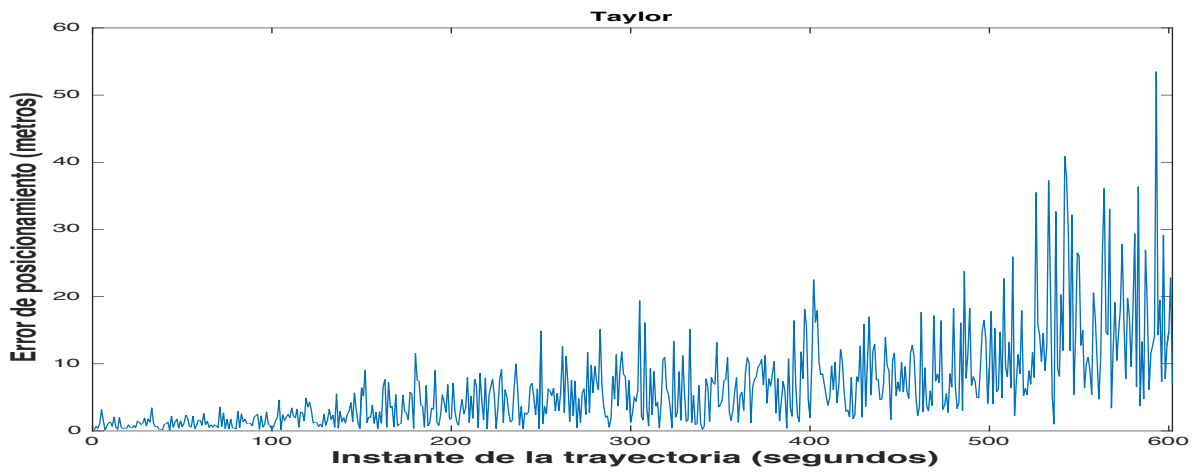


Figura 10: Algoritmo de Taylor

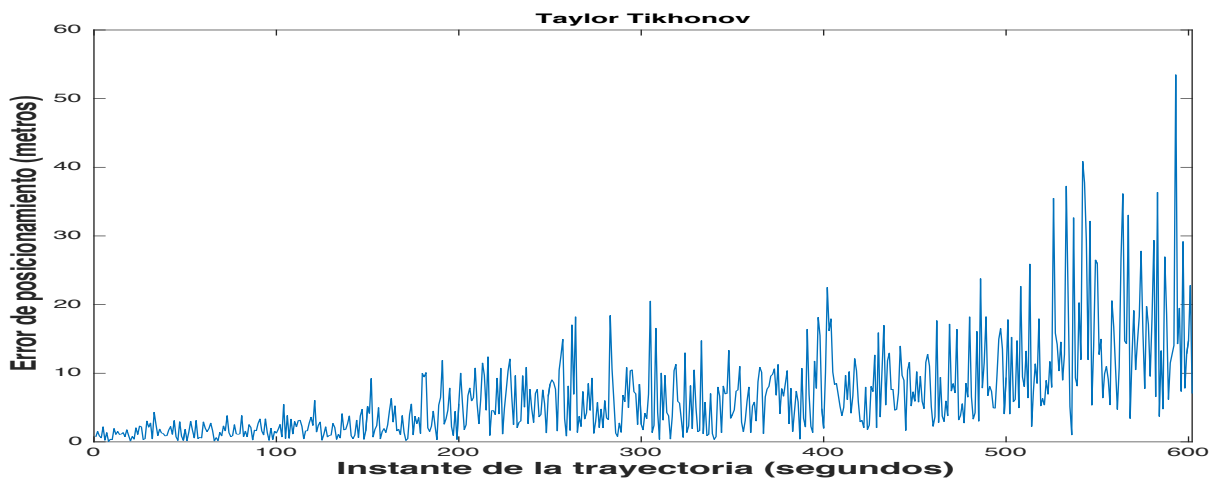


Figura 11: Algoritmo de Taylor con regularización de Tikhonov

<i>Monte-Carlo K=100</i>		
<i>Método</i>	Media(m)	Desv.típica(m)
<i>Schmidt</i>	9,1404	8,8308
<i>Chan Ho</i>	44,2636	202,9041
<i>Friedlander</i>	9,6861	9,6338
<i>Schau & Robinson</i>	8,6185	9,1829
<i>Smith & Abel</i>	8,2891	7,7334
<i>Taylor</i>	6,5289	6,9150
<i>Taylor-Tikhonov</i>	6,1636	6,9116

Tabla 1: Datos Estadísticos del Error

A la vista de los resultados de la tabla 1, se concluye que, de los métodos algebraicos, es el de Smith & Abel aquel que aporta las posiciones más precisas, ya que tanto la media como la desviación típica son las menores. Por ello, y para asegurar la convergencia de los algoritmos iterativos, se han usado los valores de esta como dato inicial del proceso iterativo de ambos algoritmos de Taylor.

En cuanto a los métodos iterativos, ambos presenten valores cercanos, pero se comprueba que el uso de la regularización de Tikhonov proporciona los resultados más precisos, ya que la mayor parte de la trayectoria bajo estudio se encuentra fuera del área encerrada por las estaciones MLAT. Cuando esto ocurre se dice que el entorno está mal condicionado ya que las ramas de los hiperboloides se cruzan formando ángulos muy grandes (o muy pequeños). El método de Taylor con regularización de Tikhonov es propuesto en [9] para mejorar la precisión del método de Taylor para casos de mal condicionamiento, como se corrobora en el previo estudio.

Por ello, la fase de posicionamiento de este trabajo consta de dos partes:

- Uso del método algebraico de Smith & Abel para la resolución del sistema de ecuaciones (5).
- Uso de las coordenadas obtenidas por el método de Smith & Abel como punto de partida para el método iterativo de Taylor con regularización de Tikhonov.

Estas últimas coordenadas obtenidas por el método de Taylor representan el punto de partida de los filtros de seguimiento con vigilancia en el dominio del espacio.

Sección 3.

FILTROS DE SEGUIMIENTO

La fase de posicionamiento discutida en la sección anterior provee a la fase de seguimiento de unos valores preliminares para la optimización de estos. Para intentar compensar los posibles errores producidos en el cálculo de la posición debido al ruido introducido por el sistema de multilateración, los filtros de seguimiento se basan en suponer que el objetivo tiene ciertas propiedades cinemáticas, esto es, suponer que la aeronave sigue algún tipo de trayectoria bien conocida, como puede ser el caso de los movimiento uniforme (MU) o movimientos uniformemente acelerados (MUA). De esta forma, por medio de cálculos matemáticos, es fácil prever a partir de instantes de tiempo anteriores, dónde va a encontrarse el objetivo en futuros instantes de tiempo futuros en caso de mantener este tipo de cinemática. La ecuación general que rige este tipo de filtros es:

$$X_{n+1,n} = M_n X_{n,n} \quad (6)$$

Representando $X_{n+1,n}$ la predicción de la posición en un instante de tiempo $n+1$ a partir de los valores proporcionados por la información en el instante n y siendo $X_{n,n}$ la posición en el instante de tiempo n una vez hecha la corrección por el filtro para ese instante. Por consiguiente, M_n representa la matriz de transición entre el instante n y $n+1$, es decir, la relación entre la posición actual y la futura. De forma análoga, esta ecuación se puede expresar en función de instantes de tiempo anteriores:

$$X_{n,n-1} = M_{n-1} X_{n-1,n-1} \quad (7)$$

La principal diferencia entre filtros radica en la estrategia de selección de la matriz de transición, lo cual afecta directamente al error de predicción. Por lo tanto, según sea el tipo de movimiento realizado por el objetivo se deberá seleccionar aquel filtro que reduzca el ruido de predicción.

Para nuestro caso bajo estudio, se comparan los resultados obtenidos al realizar el seguimiento de los TOA de una o varias estaciones, con las estimaciones realizadas por los mismo

filtros en el dominio del espacio. Los filtros utilizados serán los filtro g-h y el filtro de Kalman de dos estados.

A continuación, se va a proceder a describir las bases teóricas de cada tipo de filtro y en la sección 4 se discutirán los resultados obtenidos por cada uno de los filtros en el dominio del tiempo y del espacio. Por último, en la sección 5 se plantearán las conclusiones deducidas del análisis de los datos.

3.1. FILTRO G-H

El filtro g-h representa la base de los filtros de seguimiento. Es uno de los filtros más simples y surgió por la necesidad de poder predecir posiciones futuras de objetivos en sistemas de radares “Fan-Beam”. Los sistemas Fan-Beam son sistema de radares con haz directivo en el plano horizontal, típicamente con una rotación constante sobre de 360° en acimut, como es el caso del radar primario y secundario.

Para dar solución a este problema, los filtros realizan el seguimiento de los objetivos haciendo posible prever posiciones futuras a partir de ciertas suposiciones. Más concretamente, el filtro g-h se basa en la suposición de que la aeronave describe un movimiento uniforme (MU). A partir de la suposición de dicha cinemática se puede predecir una posición futura a partir de las ecuaciones (8-9):

$$\dot{x}_{n+1,n}^* = \dot{x}_{n,n}^* \quad (8)$$

$$x_{n+1,n}^* = x_{n,n}^* + T\dot{x}_{n+1,n}^* \quad (9)$$

Donde \dot{x} representa la velocidad del blanco, x representa la posición, el superíndice * significa que se trata de una predicción, y los subíndices se interpretan de forma análoga a los de la ecuación (7).

Las ecuaciones (8-9) estiman una posición futura del objetivo, pero esta posición puede no ser exactamente la futura posición debido a dos motivos:

1. La coordenada obtenida por el algoritmo de posicionamiento contiene errores de medida.
2. El objetivo no está describiendo un movimiento uniforme.

Debido a la presencia de estos errores, el filtro g-h realiza una corrección de la posición basándose en las coordenadas estimadas y las obtenidas por los algoritmos de posicionamiento:

$$\dot{x}_{n,n}^* = \dot{x}_{n,n-1}^* + h_n \left(\frac{y_n - x_{n,n-1}^*}{T} \right) \quad (10)$$

$$x_{n,n}^* = x_{n,n-1}^* + g_n (y_n - x_{n,n-1}^*) \quad (11)$$

Donde y_n representa el valor calculado por el algoritmo utilizado en la etapa de posicionamiento. Las ecuaciones (10-11) son las llamadas ecuaciones de actualización del filtro g-h e introducen dos nuevos parámetros: g y h, que dan nombre a este filtro. El objetivo de los parámetros es realizar la corrección de la posición estimada, por ello, la correcta selección de los valores h_n y g_n , condicionará la eficiencia del filtro.

Para la selección de estos valores debemos de tener en cuenta que un filtro g-h posee dos estados:

- El estado de inicialización, donde los valores h_n y g_n cambiarán para cada instante. En los primeros instantes de esta fase los valores de los parámetros serán grandes ya que se considera que el filtro aún no se ha adaptado a la trayectoria y el factor de corrección tiene que ser alto. Estos valores irán disminuyendo progresivamente con el tiempo, ya que el filtro se irá adaptando a la trayectoria y cada vez serán más precisas las predicciones.
- El estado estacionario, que caracteriza a los filtros g-h, ya que una vez el filtro se ha adaptado a la trayectoria, utiliza valores constantes de g y h.

Debido a la existencia de dos estados, se debe asegurar que el cambio de uno a otro se realice cuando es oportuno. Según [1] este cambio se debe hacer cuando las varianzas del protocolo utilizado en la etapa de inicialización sean iguales a la varianza del protocolo del estado estacionario. La estrategia seguida para asegurar la convergencia del filtro se fundamenta en utilizar un filtro g-h basado en el método de los mínimos cuadrados para la fase de inicialización y un filtro críticamente amortiguado para el estado estacionario.

$$VAR(x^*_{n+1,n}) = \frac{1 - \theta}{(1 + \theta)^3} (5 + 4\theta + \theta^2) \sigma_x^2 \quad (12)$$

$$VAR(x^*_{n+1,n}) = \frac{2(2n + 3)}{(n - 1)n} \sigma_x^2 \quad (13)$$

La ecuación (12) caracteriza la varianza del filtro críticamente amortiguado y la ecuación (13) la varianza del filtro de mínimos cuadrados. Donde n representa el número de predicciones, σ_x^2 es la varianza del error de posicionamiento y θ es la variable que da valor a los parámetros g y h a partir de las ecuaciones (14-15).

$$g = 1 - \theta^2 \quad (14)$$

$$h = (1 - \theta)^2 \quad (15)$$

La figura 12 muestra en qué instante de tiempo se realiza la transición de un filtro a otro. Esta estrategia se utiliza debido a que un filtro de mínimos cuadrados es un tipo de filtro muy complejo y requiere de muchos recursos computacionales. Es por ello que se utiliza únicamente en los primeros instantes de tiempo del filtro para asegurar la convergencia a un estado

estacionario, a partir del cual se utiliza el filtro críticamente amortiguado, mucho menos complejo y con un menor coste computacional.

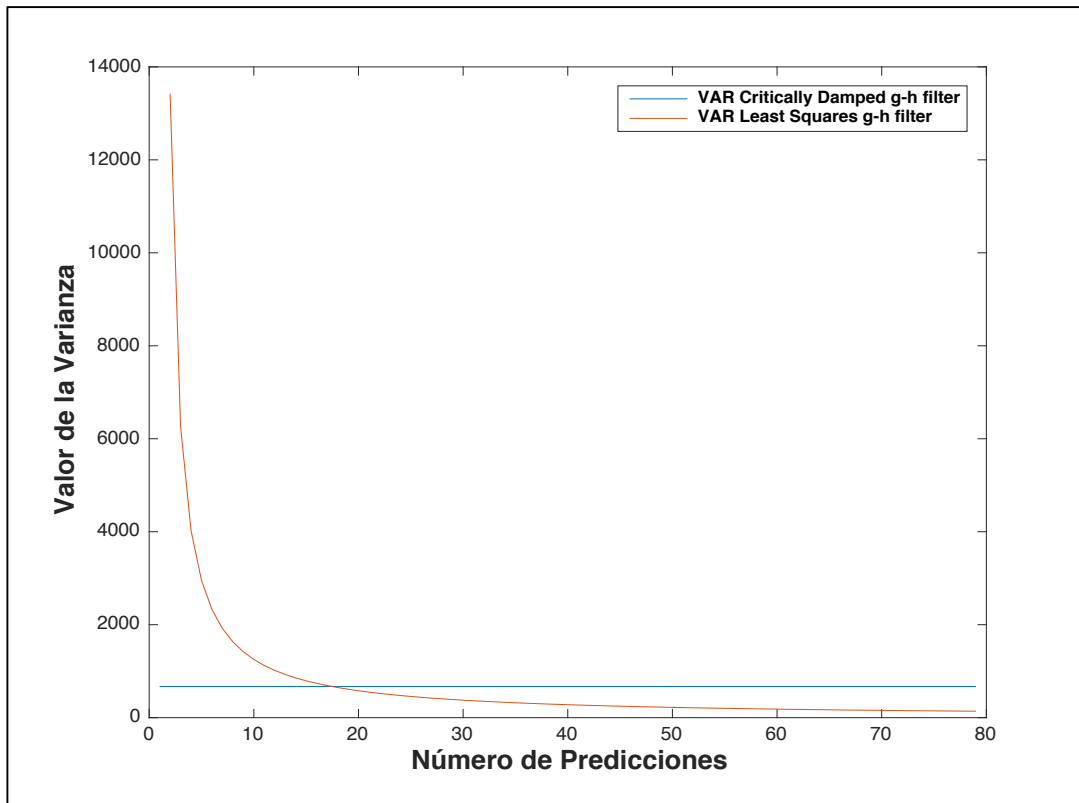


Figura 12: Varianza de las predicciones.

3.2. FILTRO DE KALMAN

Como se ha dicho en el apartado anterior, muchos filtros de seguimiento basan sus fundamentos en el filtro g-h. El filtro de Kalman es un claro ejemplo y representa uno de los filtros más utilizados por los sistemas de seguimiento, debido a su alta precisión. Sus aplicaciones de implementación son numerosas, destacando en el sector militar para la reconstrucción del punto de lanzamiento de misiles balísticos a partir de la trayectoria observada.

El filtro de Kalman se fundamenta en considerar que un blanco bajo seguimiento no va a mantener siempre una velocidad constante, sino que puede tener cambios en la velocidad de forma esporádica o de forma constante. Para considerar este posible cambio de velocidad el objetivo, se introduce un término a la ecuación (8) que representa un cambio de velocidad aleatorio. Quedando las ecuaciones de la dinámica del blanco de la siguiente forma:

$$\dot{x}_{n+1,n}^* = \dot{x}_{n,n}^* + u_n \quad (16)$$

$$x_{n+1,n}^* = x_{n,n}^* + T \dot{x}_{n+1,n}^* \quad (17)$$

Donde u_n representa el cambio aleatorio en la velocidad entre los instantes de tiempo $n+1$ y n con varianza σ_u^2 y es independiente para cada instante de tiempo. Este término es llamado con una gran diversidad de nombres en la bibliografía [1]. Como resultado se tiene una ecuación no determinista. Para estas estimaciones, las ecuaciones del filtro de Kalman que minimizan el error, son las siguientes:

$$\dot{x}_{n+1,n}^* = \dot{x}_{n,n-1}^* + h_n \left(\frac{y_n - x_{n,n-1}^*}{T} \right) \quad (18)$$

$$x_{n+1,n}^* = x_{n,n-1}^* + T \dot{x}_{n+1,n}^* + g_n (y_n - x_{n,n-1}^*) \quad (19)$$

Que como se puede observar, son el resultado de sustituir en las ecuaciones (10-11) las ecuaciones (8-9), por lo que las ecuaciones del filtro de Kalman son las mismas que las del filtro g-h. La diferencia entre los dos filtros radica en que en el filtro de Kalman las variables h_n y g_n son diferentes para cada punto de la trayectoria mientras que en el filtro g-h únicamente varían en el estado de inicialización.

El cálculo de las variables h_n y g_n depende de la varianza del error en cada instante de la trayectoria. Para conocer la varianza en cada instante de tiempo, el filtro necesita tener información a priori de la trayectoria, información que obtiene cuando se está inicializando el seguimiento, la cual puede ser obtenida de otros sensores que complementen el sistema. Por ello los valores de h_n y g_n dependen de la σ_x^2 de cada instante del recorrido. En régimen estacionario, la relación entre g y h es la que se indica en la ecuación (20), que es la misma que se tiene para un filtro g-h de Benedict-Bordner.

$$h = \frac{g^2}{2 - g} \quad (20)$$

El resultado es un filtro más preciso que el filtro g-h, pero que requiere de un gasto computacional mayor.

Existen modificaciones del filtro de Kalman que actualmente son muy utilizadas en los sistemas de vigilancia. El principal problema reside en la complejidad del filtro y como consecuencia un encarecimiento de los sistemas. Para el caso que nos ocupa, el seguimiento de las posiciones necesita un filtro de Kalman de 9 estados, ya que de cada coordenada se analiza; la posición, velocidad y aceleración por separado. En cambio, un seguimiento en el dominio del tiempo solamente necesitaría un filtro de Kalman de 2 o 3 estados, ya que solamente tendríamos una variable bajo vigilancia. La eficiencia de cada uno de estas dos estrategias de seguimiento es discutida en la sección 4.

Sección 4.

SIMULACIÓN Y ANALISIS DE RESULTADOS

Se ha hecho uso del lenguaje de programación Matlab para realizar la simulación de los filtros de seguimiento citados anteriormente, así como del entorno de simulación de Innsbruck y la extrapolación de la ruta de vuelo del aeropuerto de Asturias. Dado que la ruta de vuelo del aeropuerto de Innsbruck supone un caso más simple debido a su naturaleza rectilínea, se va a analizar en primer lugar los resultados para este entorno y posteriormente, serán corroborados con los obtenidos por la ruta de vuelo del aeropuerto de Asturias.

La comparación de los resultados obtenidos para cada una de las trayectorias arroja información relevante sobre la eficiencia de estos sistemas en áreas TMA. El análisis de la eficiencia se realiza mediante el cálculo del RMSE (Root Mean Squared Error). Este error representa la norma entre la posición exacta del objetivo y la estimación obtenida por el sistema, siguiendo la ecuación (21):

$$RMSE_i = \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 + (z_i - \hat{z}_i)^2} \quad (21)$$

Siendo (x_i, y_i, z_i) la posición real de la aeronave en cada instante de tiempo y $(\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{z}_i)$ la estimación de la posición obtenida por el sistema de vigilancia.

Se va a proceder a analizar cada parte de la trayectoria por separado para poder explicar el comportamiento de cada uno de los filtros bajo las diferentes trayectorias. La aerovía del aeropuerto de Innsbruck se subdivide en tres cinemáticas y la del aeropuerto de Asturias en cinco.

La estación bajo vigilancia, será la estación de referencia (estación 1), por representar el caso más crítico, ya que no es posible estimar la posición del blanco en ausencia de TOA para la estación de referencia, ya que sería necesario ejecutar un protocolo que seleccionara de entre el resto de estaciones una nueva estación de referencia para realizar el cálculo de los TDOA.

No se realiza el seguimiento de más de un TOA debido a que se quiere simplificar la fase de seguimiento. Aun así, en última instancia, se han comprobado los resultados de realizar el seguimiento de más de una de las estaciones.

4.1. TRAYECTORIA TMA INNSBRUCK

La cinemática bajo estudio en este apartado corresponde con la figura 4, en la que se puede apreciar un sistema sobredimensionado de 8 estaciones MLAT y una trayectoria que asciende y se aleja del aeropuerto en 3 trayectos, recorriendo un total de 110 km. De este modo, nos permite evaluar la precisión del sistema, tanto en posiciones cercanas al aeropuerto (donde los estándares son más exigentes), como en posiciones más lejanas propias de zonas TMA.

La aerovía consta de un primer trayecto ascendente con movimiento rectilíneo uniformemente acelerado de 200 a 300 nudos. Un segundo tramo donde el blanco mantiene la altitud y la velocidad a 300 nudos. Y para finalizar, la aeronave abandona la zona de cobertura con un segundo movimiento rectilíneo uniformemente acelerado de 300 a 500 nudos. En los siguientes apartados se va a analizar cada uno de estos trayectos. Los datos del error se van a presentar en gráficos, cada gráfico estará compuesto por el error RMS cometido por la fase de posicionamiento, citada en apartados anteriores, y los errores cometidos por las predicciones de los filtros de seguimiento en el dominio del espacio y el dominio del tiempo. Tras estas gráficas se presentaran los datos estadísticos de media y desviación típica en tablas.

4.1.1. Tramo 1: MRUA

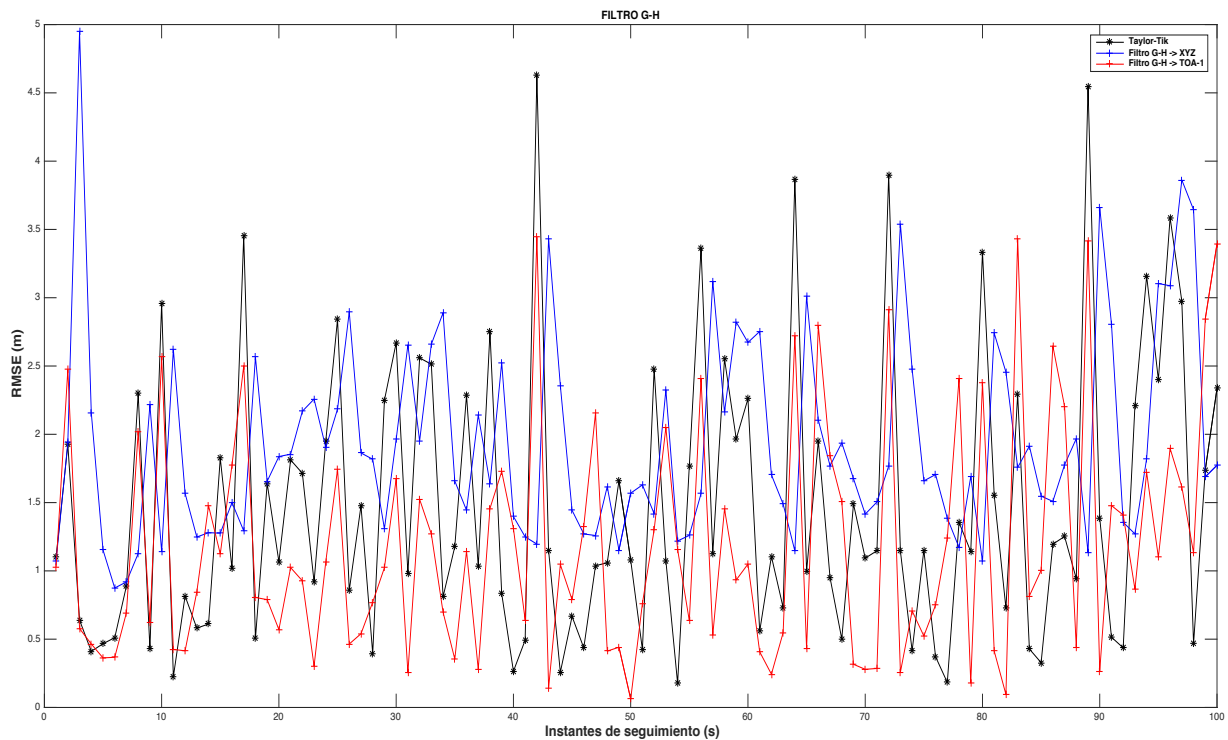


Figura 13: RMSE del filtro g-h en tramo 1

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
<i>Taylor Tikhonov</i>	1.4888	1.0428
<i>GH – XYZ</i>	1.9172	0.6881
<i>GH – TOA1</i>	1.1936	0.8667

Tabla 2: Estadísticos RMSE del filtro g-h en tramo 1

Analizando los datos de la figura 13 y la tabla 2, se aprecia cómo la precisión de la fase de posicionamiento es elevada por sí sola, pero aun así hace falta la implementación de un sistema de seguimiento para poder estimar posiciones en caso de falta de información.

Al aplicar el filtro g-h al dominio del espacio, no obtenemos una mejoría con respecto a la fase de posicionamiento, si bien es verdad que la desviación típica del error es menor que en los otros dos casos, pero el valor medio o sesgo es superior en todo momento. Como se había dicho anteriormente, el filtro g-h se basa en suponer que el blanco realiza una trayectoria uniforme, de modo que al utilizarlo para seguir un blanco con aceleración constante, se introduce un error constante, que, en este caso, debido a la elevada precisión del sistema, representa la principal fuente de error. La ecuación (22) rige este error:

$$b_{n,n} = \ddot{x} * T^2 * \left(\frac{1-g}{h}\right) \quad (22)$$

Donde \ddot{x} representa la aceleración del blanco, T el periodo de actualización y las variables g y h son los coeficientes del filtro. La figura 14 muestra el valor del error a lo largo de la trayectoria. En él se diferencian dos claras situaciones. En un primer lugar un error creciente debido a la etapa de inicialización del filtro, donde los valores de las variables g y h van cambiando según un modelo de mínimos cuadrados, y un segundo tramo de error constante, donde los valores g y h ya se han establecido como constantes y como resultado tenemos un error que sólo depende de la aceleración, que en este caso es constante.

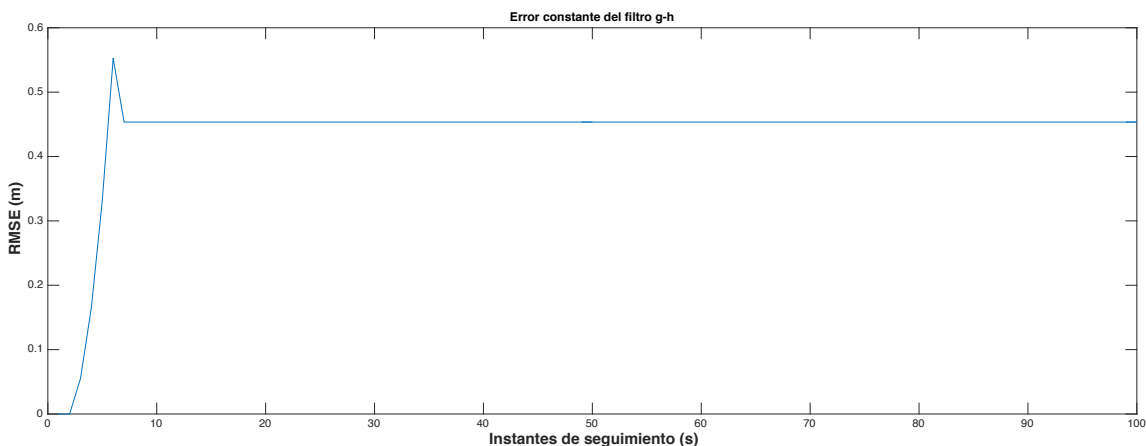


Figura 14: Error b generado por el filtro g-h en el tramo 1 para el dominio del espacio

Si interpretamos las consecuencias de este error sobre la trayectoria, se aprecia que las posiciones obtenidas describen una trayectoria paralela a la dada. Como ejemplo, la figura 15 representa los valores de la coordenada x, pero estos mismo resultados se obtienen para las coordenadas (y,z).

Comparando este error con el que produce el filtro g-h en el dominio del tiempo se obtienen unos valores inferiores y como resultado, una trayectoria paralela más cercana que la obtenida por el mismo filtro en el dominio del espacio.

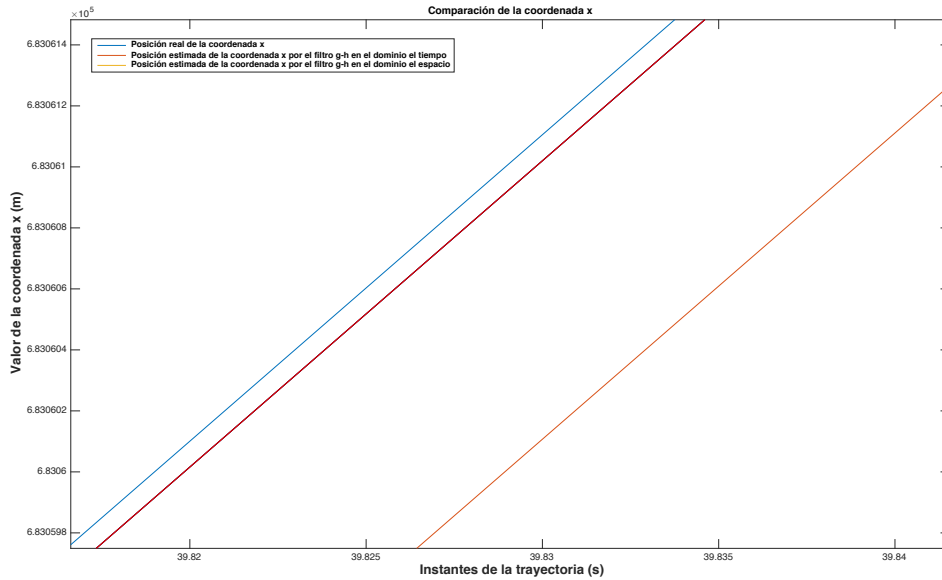


Figura 15: Coordenada x

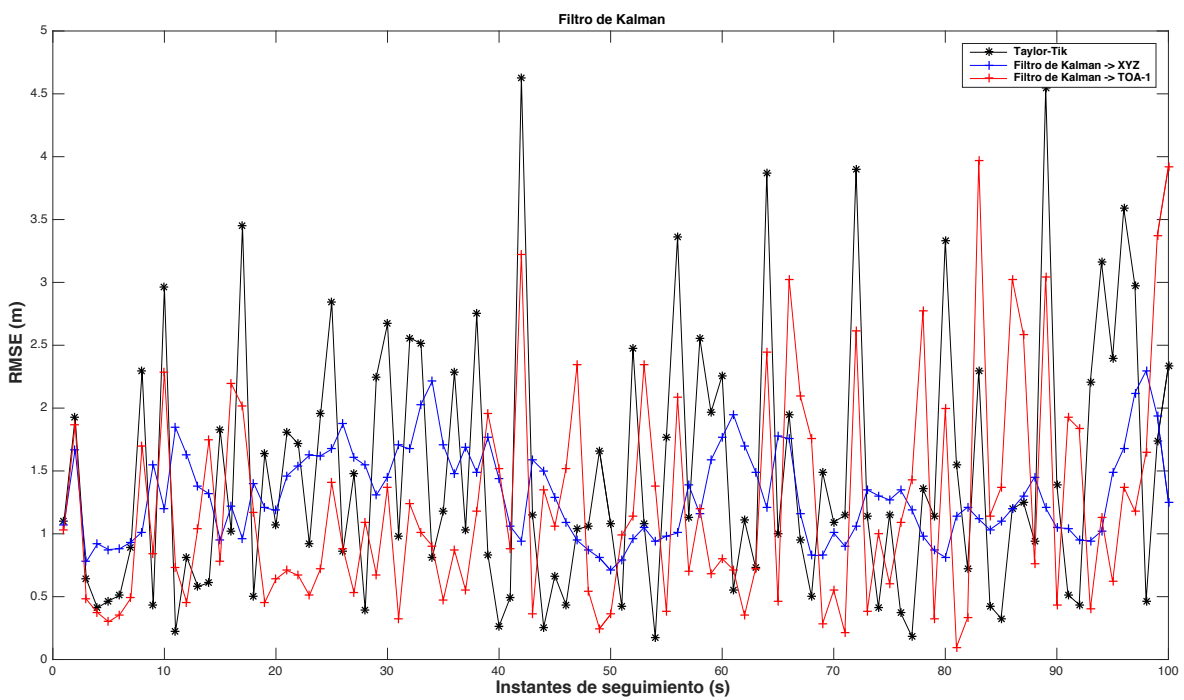


Figura 16: RMSE del filtro de Kalman en tramo 1

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
<i>Taylor Tikhonov</i>	1.4888	1.0428
<i>Kalman – XYZ</i>	1.3148	0.3561
<i>Kalman – TOA1</i>	1.2337	0.8791

Tabla 3: Estadísticos RMSE del filtro de Kalman en tramo 1

Para el caso del filtro de Kalman, su aplicación tanto al dominio del espacio como al del tiempo producen una mejoría en la precisión de la posición, la principal mejora en el dominio del espacio, es una reducción de la desviación típica del error, originando un error más plano y más fácil de caracterizar. Para el caso de su aplicación el dominio del tiempo, el valor medio del error RMS obtenido es menor que el obtenido por el filtro de Kalman en el dominio del espacio.

Para este primer tramo bajo estudio, tanto el filtro g-h como el filtro de Kalman en su aplicación en el dominio del tiempo, poseen una media inferior a los valores correspondientes en el dominio del espacio, mientras ocurre lo contrario para la desviación típica. Cabe destacar que el filtro g-h, siguiendo la estrategia de seguimiento de coordenadas, en situaciones donde la precisión del sistema es elevada, no resulta recomendable debido al error introducido al realizar el seguimiento de un blanco con aceleración. Sin embargo, su uso para el seguimiento de TOA, arroja predicciones de alta precisión, estando éstas a la altura del filtro de Kalman.

4.1.2. Tramo 2: MRU

Al comenzar el tramo 2, la aeronave ya dista cuarenta kilómetros (21,6 NM) de su posición de despegue, encontrándose ahora, fuera del área encerrada entre las estaciones MLAT. Por

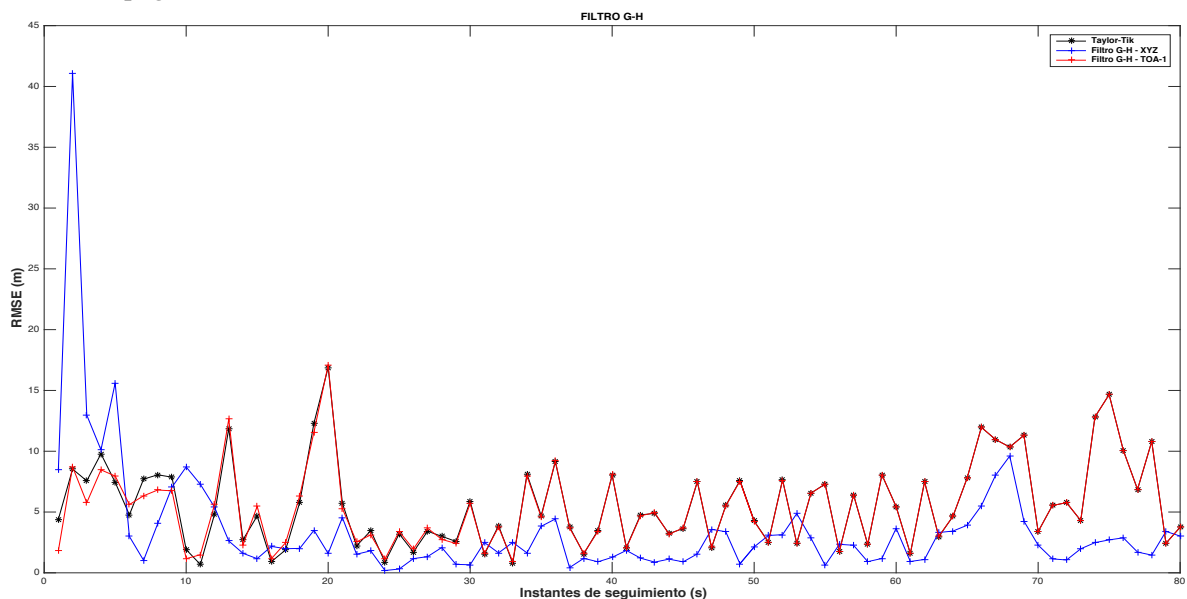


Figura 17: RMSE del filtro g-h en tramo 2

consiguiente, se va a producir un aumento del error en la fase de posicionamiento, como podemos apreciar en la figura 17 y 18 y en las tablas 4 y 5. Para estas distancias, los estándares de error RMS a cumplir son más indulgentes por encontrarnos en posiciones lejanas al aeropuerto [7][8].

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
<i>Taylor Tikhonov</i>	5.5663	3.5384
<i>GH – XYZ</i>	2.7622	2.43
<i>GH – TOA1</i>	5.5662	3.5080

Tabla 4: Estadísticos RMSE del filtro g-h en tramo 2

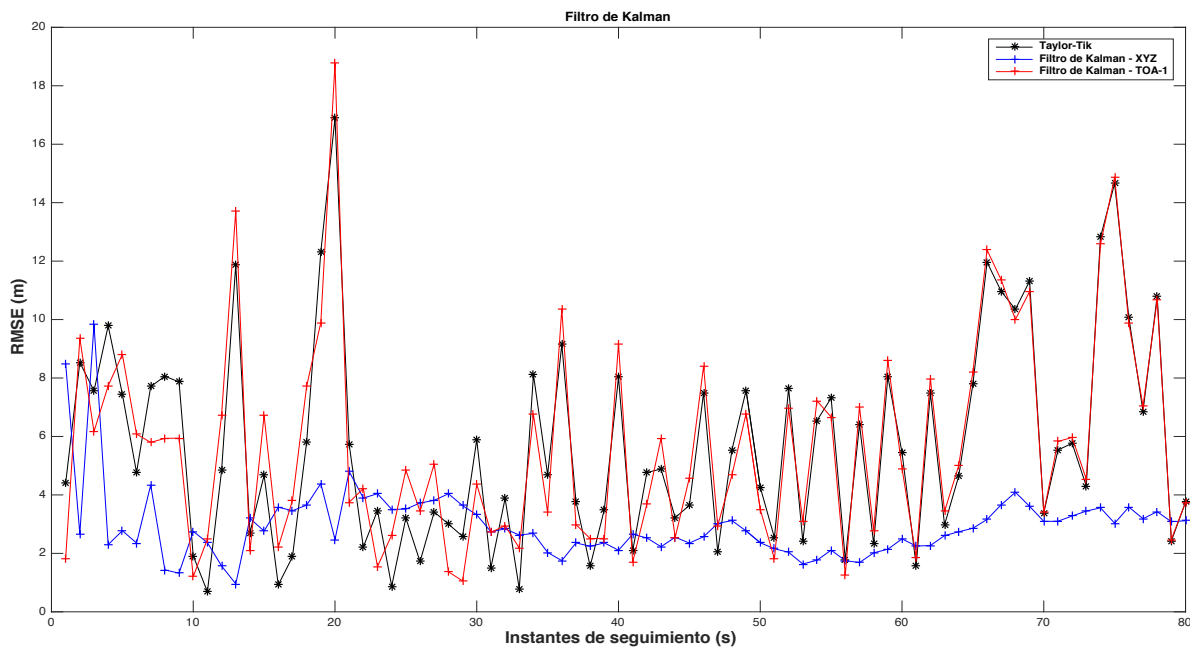


Figura 18: RMSE del filtro de Kalman en tramo 2

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
<i>Taylor Tikhonov</i>	5.5663	3.5384
<i>Kalman – XYZ</i>	2.8226	0.78098
<i>Kalman – TOA1</i>	5.6981	3.583

Tabla 5: Estadísticos RMSE del filtro de Kalman en tramo 2

Efectivamente, se ha producido un aumento del error RMS tanto en la fase de posicionamiento como en el obtenido por los filtros al realizar la estimación de las posiciones. Al estar describiendo un movimiento uniforme, el filtro g-h de seguimiento de coordenadas obtiene unas estimaciones que reducen el error en casi la mitad. Ocurre lo mismo para el filtro de Kalman en su aplicación en el dominio del espacio, que también reduce la desviación típica de manera muy acentuada. En cuanto a los filtros en el dominio del tiempo, durante esta trayectoria, únicamente permiten mantener la precisión sobre el blanco, sin conseguir disminuir el error RMS.

El aumento del error se debe a que los sistemas de posicionamiento hiperbólico son sensibles a la geometría del sistema. Al encontrarse el objetivo en posiciones no comprendidas entre estaciones MLAT, los hiperboloides que generan las ecuaciones de los TDOA se intersectan con un ángulo mayor entre ellas, ocasionando un mayor nivel de incertidumbre como se puede apreciar en la figura 19.



Figura 19: Volumen de Incertidumbre

Este problema de incertidumbre explica por qué la aplicación de los filtros en el dominio del tiempo no consigue una mejora en la precisión, ya que aun obteniendo mejores TOA's, estos deben de ser utilizados nuevamente en un algoritmo de posicionamiento. Por ello, para este caso, los filtros en el dominio del espacio suponen una mejor opción si únicamente buscamos reducir el error RMS.

4.1.3. Tramo 3: MRUA

El último tramo de la trayectoria representa un segundo movimiento rectilíneo uniformemente acelerado con trayectoria ascendente. El blanco parte de cincuenta y cinco kilómetros con respecto al origen de la trayectoria (29.69 NM) y continúa esta cinemática hasta abandonar el área de cobertura cuarenta kilómetros más tarde, al final del trayecto habrá recorrido 110 km. El movimiento descrito es nuevamente un movimiento uniformemente acelerado con trayectoria ascendente. Parte de 300 nudos y en los últimos instantes habrá alcanzado los 500 nudos.

Tanto en este último tramo como en el tramo 2 donde no existe línea de visión entre el controlador aéreo y el blanco, el control del vuelo se realiza mediante IFR puramente. Para el control del tráfico aéreo en TMA se pueden alcanzar unos valores de error de 150 metros que como se va a poder observar, el error cometido por los sistemas MLAT es inferior en todo momento a estos estándares.

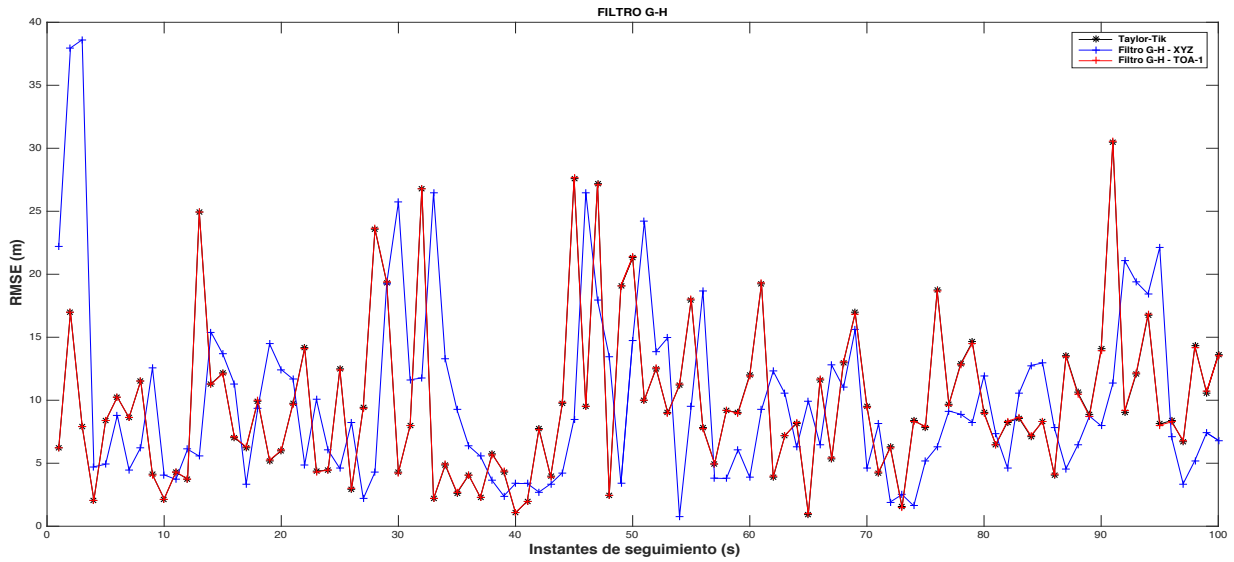


Figura 20: RMSE del filtro g-h en tramo 3

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
Taylor Tikhonov	9.8543	6.2797
GH – XYZ	9.3091	5.8760
GH – TOA1	9.8557	6.2823

Tabla 6: Estadísticos RMSE del filtro g-h en tramo 3

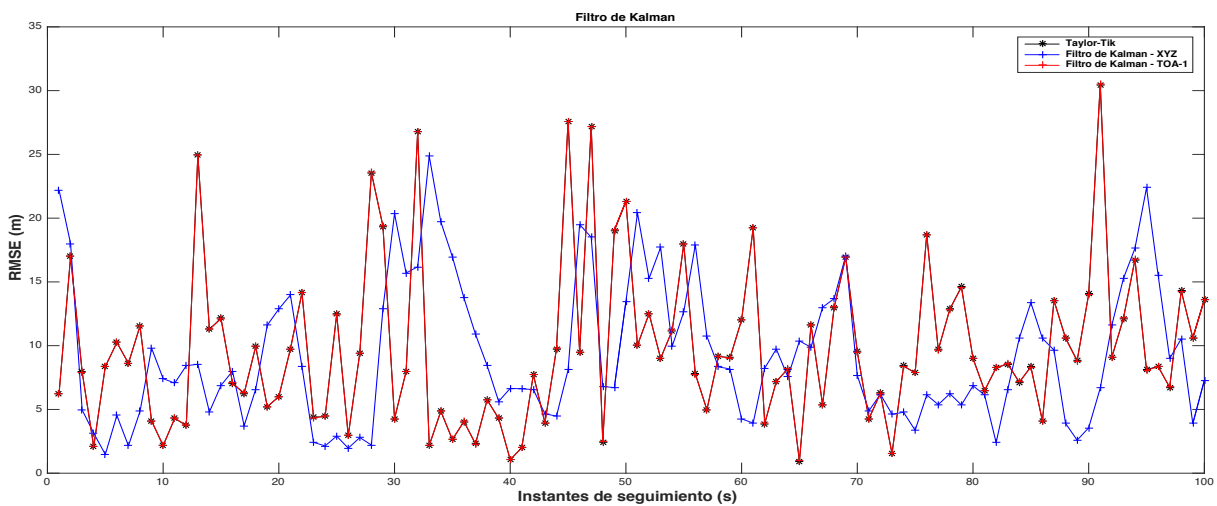


Figura 21: RMSE del filtro de Kalman en tramo 3

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
Taylor Tikhonov	9.8543	6.2797
Kalman – XYZ	9.1912	5.3100
Kalman – TOA1	9.8547	6.2797

Tabla 7: Estadísticos RMSE del filtro de Kalman en tramo 3

De forma análoga al tramo 2, los valores obtenidos por la estimación de los TOA no mejoran la precisión de la señal, pero, para este caso, la estimación de la posición tampoco produce una notable mejoría, aun siendo el filtro de Kalman aquel que obtiene las estimaciones más precisas, únicamente consigue reducir la desviación típica y la media de la señal en una unidad.

Si revisamos las ecuaciones de los filtros, nos daremos cuenta que una vez hecha la estimación de la posición, esta se corrige mediante las ecuaciones del filtro (18-19). Esta corrección depende del valor obtenido por la fase de posicionamiento, por ello, si el valor obtenido por la fase de posicionamiento contiene un elevado error para un instante n , la corrección que se aplicará a la predicción será errónea aunque los valores de g y h sean pequeños, explicándose así porque en este tramo los filtros de seguimiento en el dominio del espacio no consiguen una notable mejoría.

En cuanto al seguimiento en el dominio del tiempo, no se consigue mejorar la precisión debido al algoritmo de posicionamiento, ya que, aun consiguiendo estimar mejores TOA por medio de los filtros, cuando estos TOA son pasado por la fase de posicionamiento otra vez, no se consiguen mejores posiciones debido a la elevada incertidumbre en el punto de corte de las hipérbolas.

4.1.4. Predicciones en ausencia de señal

Los filtros de seguimiento son muy importantes para mejorar la precisión del posicionamiento del objetivo, pero actualmente, debido a la alta precisión de la fase de posicionamiento, es la habilidad de poder estimar posiciones en ausencia de señal la que hace que sean imprescindibles en los sistemas de vigilancia actuales. Es necesario realizar un seguimiento de todas las aeronaves que sobrevuelan el área TMA y es común la falta de datos en alguna estación MLAT para calcular su TOA. Las tendencias actuales para solventar estos problemas son dos:

- Por un lado, es común el sobredimensionamiento de estaciones, de esta forma, si alguna estación no es capaz de calcular el TOA, se puede utilizar el TOA de otra estación, ya que únicamente se necesitan cuatro estaciones para realizar el cálculo de la posición, si bien es cierto que el sobredimensionamiento también mejora la precisión de la fase de posicionamiento, aunque en ocasiones, un sobredimensionamiento puede empeorar la precisión.
- Por otro lado, en ausencia de información para calcular la posición, se hace uso de los filtros de seguimiento para estimar la posición de cada una de las coordenadas del objetivo.

La estimación de posiciones en ausencia de datos se realiza por medio de las ecuaciones (8-9) para el caso del filtro g-h y por medio de las ecuaciones (16-17) para el filtro de Kalman. Se parte del supuesto de que en el instante número 30 de cada tramo se pierde la señal durante 50 segundos. Las figuras 22,23 y 24 muestran el comportamiento de cada uno de los filtros en el dominio del tiempo y del espacio.

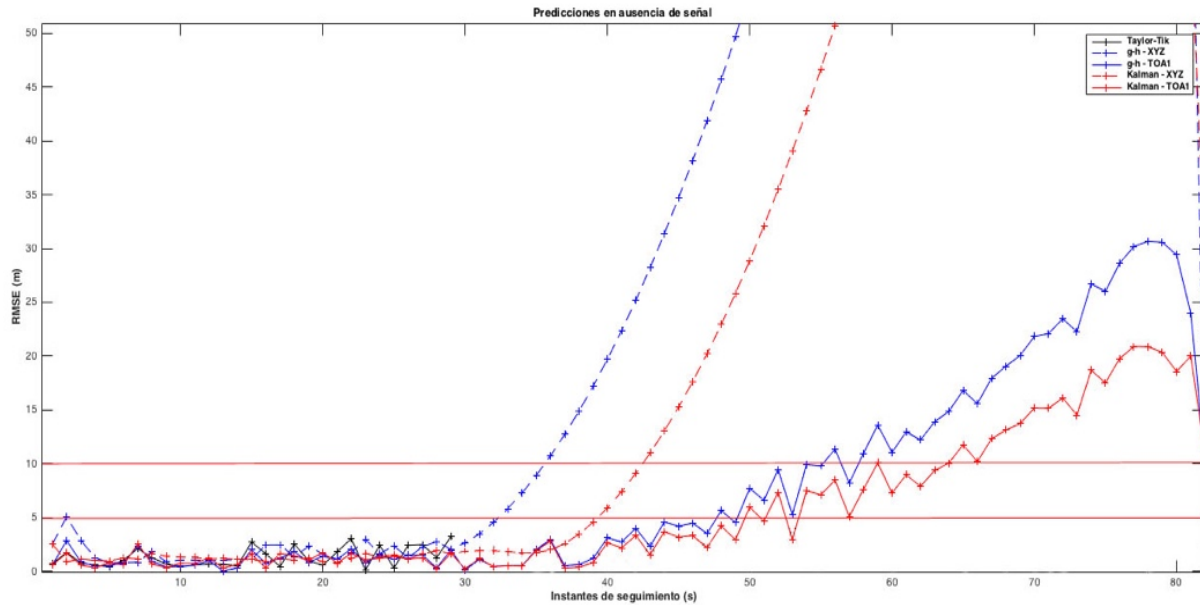


Figura 22: RMSE del Tramo 1 en ausencia de señal

Los filtros en el dominio del espacio para el tramo 1 rápidamente divergen de los valores reales, alcanzando errores RMS de 250 metros para el caso del filtro de Kalman y 200 metros para el filtro g-h tras 50 segundos. En cambio, el máximo del error obtenido por la aplicación de los filtros al dominio del tiempo, es de 30 metros para el filtro g-h y de 20 metros para el filtro de Kalman, Suponiendo una disminución del error de un 90% para el filtro de Kalman y un 88% para el filtro g-h.

Debido al rápido incremento del error RMS en los filtros en el dominio del espacio, se alcanzan los estándares del error en pocos segundos. El valor máximo del error para distancias menores a 2,5 NM (4,630 km) es de 10 metros, mientras que para distancias comprendidas entre 2,5 NM y 5 NM (9,26 km) es de 20 metros [8]. En este tramo nos encontramos a menos de 2,5 NM del aeropuerto por lo que el filtro g-h en el dominio del espacio alcanzaría el límite en unas 5 iteraciones o segundos, mientras que su semejante en el dominio del tiempo alcanzaría este error a las 25 iteraciones o segundos, mientras que el filtro de Kalman en el dominio del espacio alcanzaría este error a las 10 iteraciones y a las 30 iteraciones en su versión en el tiempo.

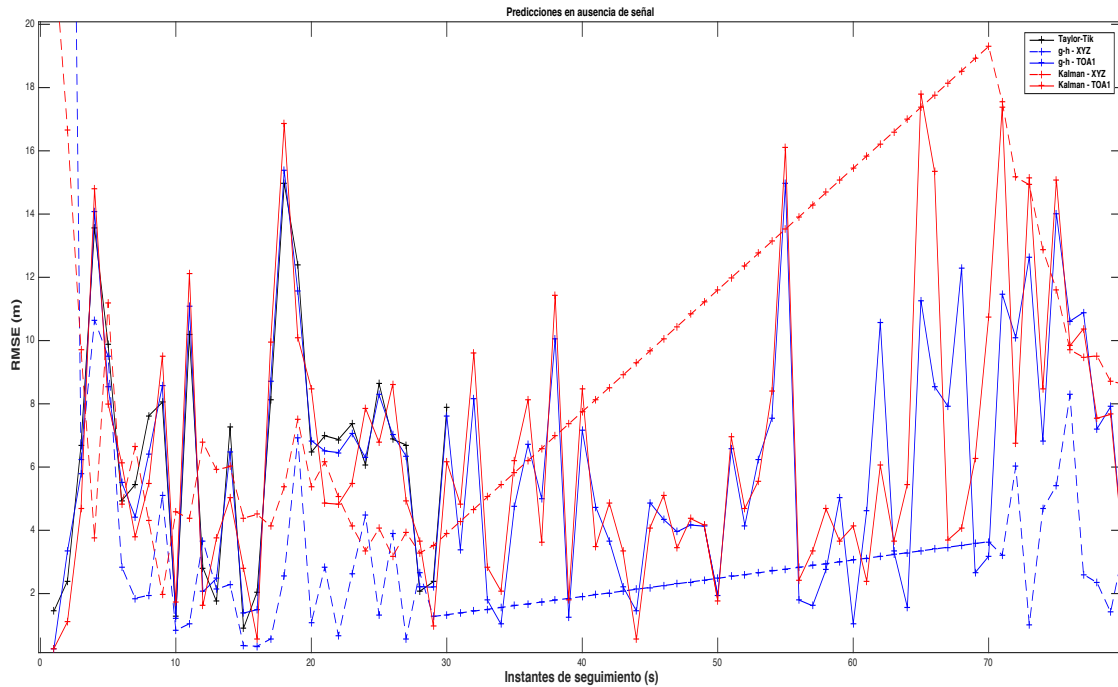


Figura 24: RMSE del Tramo 2 en ausencia de señal

Durante el tramo 2, se aplica el mismo supuesto; en este caso, dado que se trata de un movimiento uniforme, el filtro g-h en su aplicación al dominio del espacio es aquel que mantiene la mejor precisión para las estimaciones, mientras que el filtro de Kalman tiene un comportamiento similar al del tramo 1, rápidamente incrementa el valor del error RMS superando el resto de estrategias. Los filtros en el dominio del tiempo, varían alrededor de los valores que obtendrían en presencia de señal, incrementándose poco a poco el error cometido y siendo el valor de ambos filtros inferior al error cometido por el filtro de Kalman en el dominio del espacio.

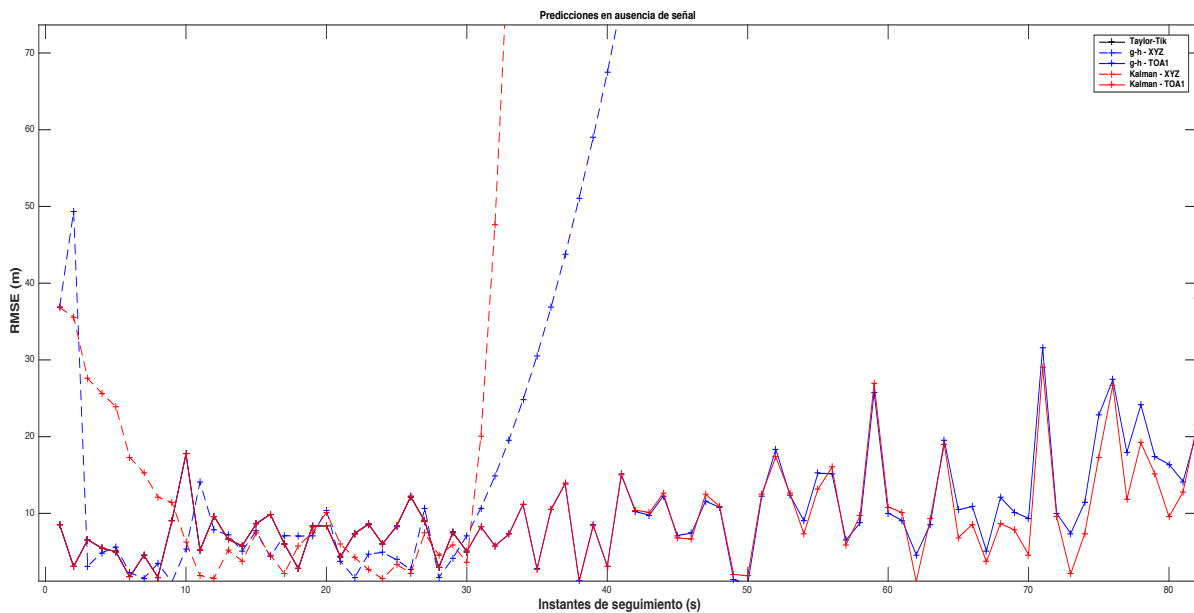


Figura 23: RMSE del Tramo 3 en ausencia de señal

Por último, durante el tramo 3 son los filtros aplicados sobre los TOA aquellos que permiten mantener la precisión sobre la posición del blanco, ya que los filtros aplicados sobre las coordenadas tienen un incremento en el error cometido muy acentuado, si es verdad que para este tramo al igual que para el tramo 2, debido a la lejanía del blanco, es aceptable un error RMS de 150 metros según los estándares [7]. Aun así, los errores cometidos por estos filtros alcanzan unos valores de 13.240 metros para el filtro de Kalman y 840 metros para el filtro g-h, mientras que su aplicación en el tiempo únicamente incrementa hasta valores de 30 metros en las predicciones menos optimistas.

Como se ha podido demostrar, los filtros aplicados en el dominio del tiempo permiten mantener la precisión sobre el blanco en un número mayor de iteraciones que sus análogos en el dominio del espacio. Producen errores menores a lo largo de toda la trayectoria, siendo alrededor de un 90% inferiores en los primeros instantes de la trayectoria y muy inferiores en posiciones lejanas de la trayectoria donde el error es muy errático.

4.1.5. Estudio del seguimiento de varios TOA

Para concluir con el análisis de los datos de la aerolínea de Innsbruck, se va a proceder a discutir el efecto de realizar el seguimiento de más de un TOA en el primer intervalo. La figura 25 muestra 4 gráficas que muestran los valores de diferentes TOA. Como se puede observar la forma de los TOA pueden tener valores que siguen una trayectoria puramente lineal, como es el caso del TOA 1 y el 8, o puede tener ciertas variaciones en la trayectoria. Una pendiente descendente se debe a que el blanco cada vez se encuentra en posiciones cada vez más cercanas, mientras que una ascendente significa que se aleja.

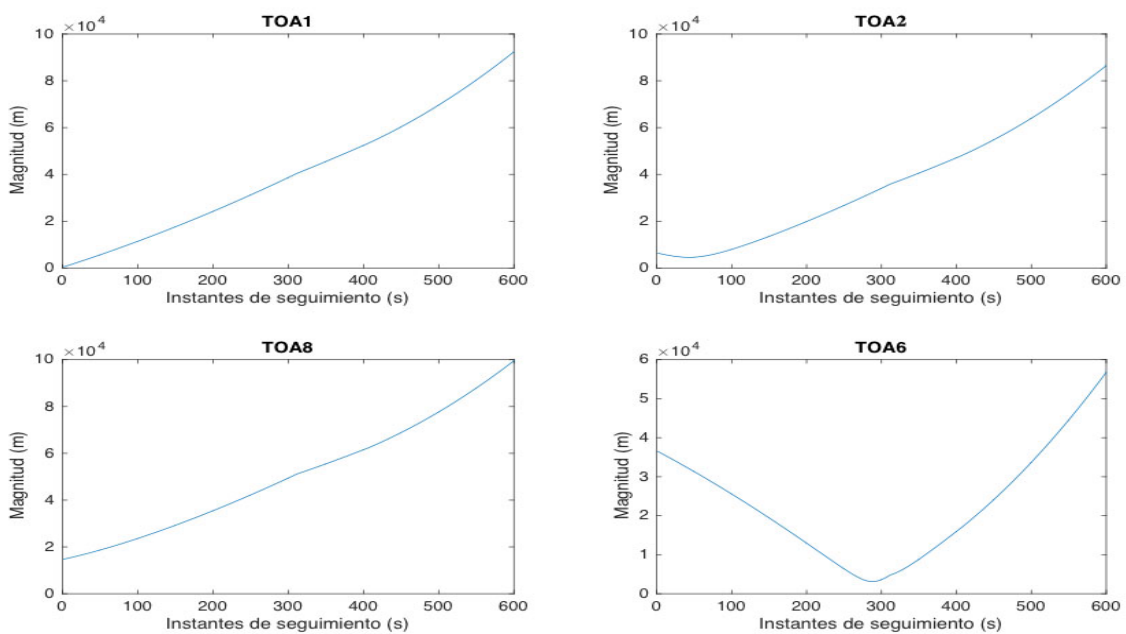


Figura 25: TOA de las estaciones

El TOA bajo seguimiento hasta el momento ha sido el correspondiente a la estación de referencia o número 1, por ser la estación más crítica. Para comprobar el comportamiento de los filtros en caso de que el TOA bajo seguimiento no tuviera un comportamiento tan lineal como el TOA 1, se va a realizar el seguimiento de un conjunto de estaciones en el primer tramo por medio del filtro g-h y el de Kalman.

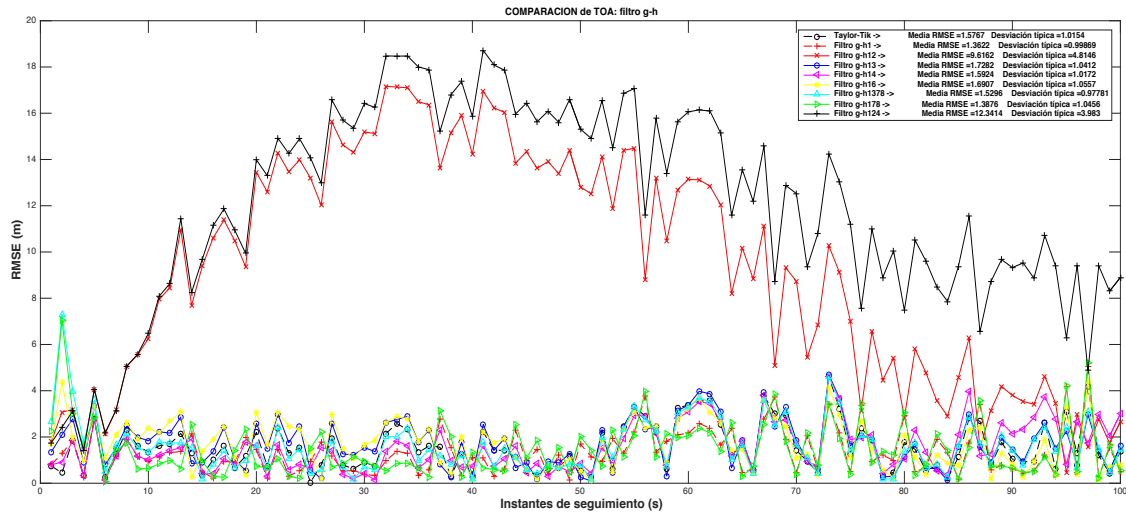


Figura 26: Filtro g-h: Seguimiento de varios TOA en tramo 1

Los resultados obtenidos para el filtro g-h muestran como casi todas las estrategias seguidas aportan unos valores similares de precisión a excepción de dos de ellas. Estas dos excepciones tienen en común que realizan el seguimiento del TOA 2 que muestra una variación en su trayectoria durante los cien primeros instantes. Al no tener un comportamiento puramente lineal, el filtro g-h no se adapta bien a los cambios en la pendiente del TOA como muestra la figura 27, con lo que su uso quedaría limitado a estaciones MLAT con TOA únicamente lineal.

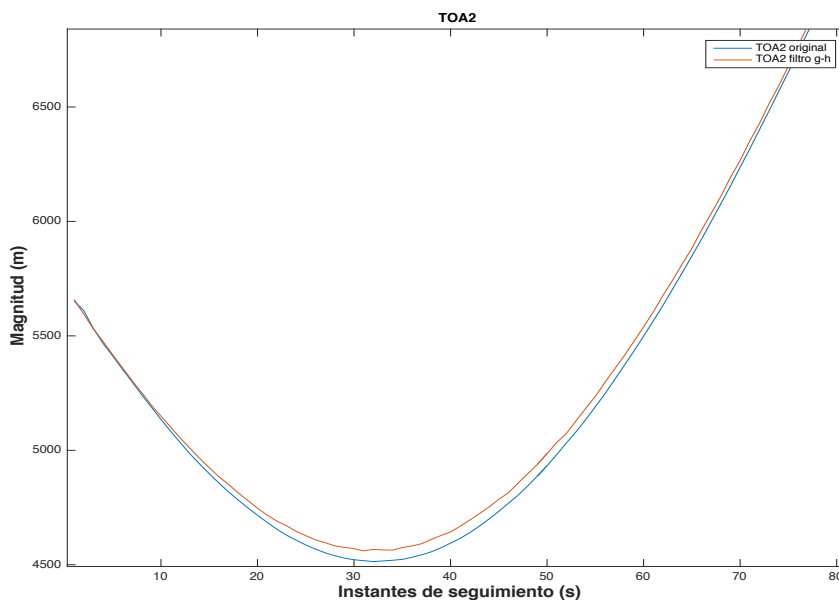


Figura 27: TOA2 en tramo 1

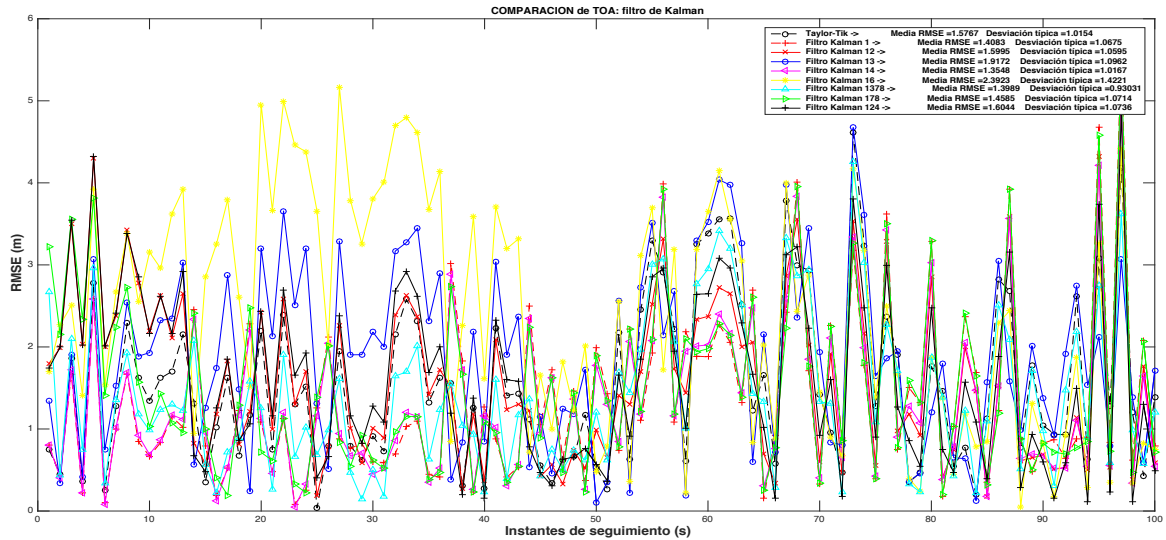


Figura 28: Filtro de Kalman: Seguimiento de varios TOA en tramo 1

Sin embargo, la situación introducida por el filtro g-h al realizar el seguimiento del TOA2 se corrige haciendo uso del filtro de Kalman. El filtro de Kalman se adapta a cambios en la trayectoria debido al término aleatorio que introduce en la ecuación (16), permitiendo su uso para cualquier entorno, independientemente del tipo de respuesta que tenga el TOA de la estación bajo estudio.

Cabe concluir que realizar el seguimiento de más de una estación no arroja una notable mejoría en la precisión de las estimaciones, de modo que se va a continuar con el estudio de una única estación en el siguiente entorno de simulación.

4.2. TRAYECTORIA TMA ASTURIAS

La cinemática bajo estudio en este apartado, corresponde a la figura 5. El sistema de estaciones de multilateración es el mismo que en el apartado anterior y representa el sistema MLAT del aeropuerto de Innsbruck. Se hace uso del mismo entorno para comprobar cómo se comporta en situaciones donde el objetivo realiza trayectorias más complejas, como puede ser una maniobra de giro, o movimiento con una aceleración más acentuada. Los filtros utilizados, tanto el g-h como el de Kalman son los mismos que los utilizados en la trayectoria anterior.

La aeronave realiza un total de 110 km a lo largo de la trayectoria, pero en este caso, en contraposición de la aerovía previamente estudiada, el desplazamiento se hace dentro del área encerrada por las estaciones MLAT, suponiendo un problema bien condicionado, abandonándose esta área en el último tramo de la trayectoria únicamente.

La aerovía simula una carta de salida y consta de un primer trayecto ascendente con movimiento rectilíneo uniformemente acelerado, en los primeros instantes de este tramo se mantiene la altitud hasta que la aeronave alcanza la velocidad suficiente para despegar de tierra, a partir de ahí la altitud aumenta paulatinamente. El segundo tramo representa una maniobra de giro donde la velocidad y la altitud se mantienen constantes. El tercer tramo es similar al primero pero sin mantener la altitud en los primeros instantes de la trayectoria. Al concluir el tramo 3, el objetivo realiza un giro más acentuado, también a velocidad y altitud constante para girar el avión hacia su trayectoria de destino. Por último, el avión abandona la zona de vigilancia describiendo un último movimiento uniformemente acelerado.

La forma de presentar los datos del error va a ser análoga a la trayectoria previa, pero en este caso se van a agrupar los tramos por tipos de trayectoria. Realizándose el estudio de los tramos 1,3 y 5 en primera instancia y prosiguiendo con el estudio de los tramos 2 y 4 que arrojaran información sobre el comportamiento de los filtros durante maniobras de giro.

4.2.1. Tramos 1,3 y 5 : MRUA

Los tramos 1, 3 y 5 representan movimiento uniformemente acelerados como los descritos por la aeronave en la aerovía de Innsbruck. La principal diferencia reside en la magnitud de la aceleración; Mientras en la anterior aerovía la aceleración rondaba el valor de 0.1682 m/s, en los nuevos tramos la aceleración tiene valores de 2 m/s y genera unos valores que incrementan de manera más rápida y menos lineal.

El error RMS cometido por los filtros y por la fase de posicionamiento en el primer tramo se representa por medio de las figuras 29 y 30 y sus valores estadísticos en las tablas 8 y 9.

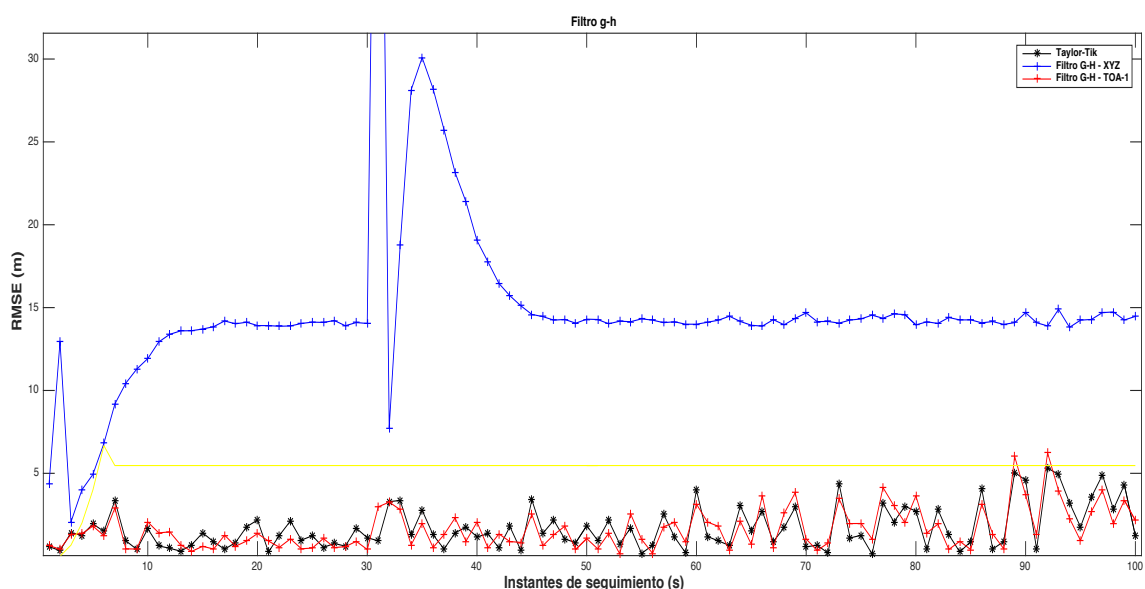


Figura 29: RMSE del filtro g-h en tramo 1

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
Taylor Tikhonov	1.7146	1.2979
GH - XYZ	15.2528	6.3602
GH - TOA1	1.6455	1.2452

Tabla 8: Estadísticos RMSE del filtro g-h en tramo 1

Debido al aumento de la aceleración del blanco en el tramo uno con respecto a la trayectoria de Innsbruck, el filtro g-h aplicado al seguimiento de coordenadas ya no es capaz de realizar un seguimiento con un error aceptable. En este caso, únicamente el error constante introducido en el filtro supone casi 5,5 metros de error. Además se aprecia como en el instante 31 se produce un pico de error que asciende hasta los 200 metros debido al cambio en la trayectoria de la coordenada z, que pasa de mantener una altitud constante a ir incrementándose, ya que la aeronave ha realizado el despegue.

Nuevamente, el filtro g-h produce mejores predicciones en el dominio del tiempo que en el del espacio, ya que éste consigue reducir tanto la media como la varianza unas décimas con respecto a la fase de posicionamiento.

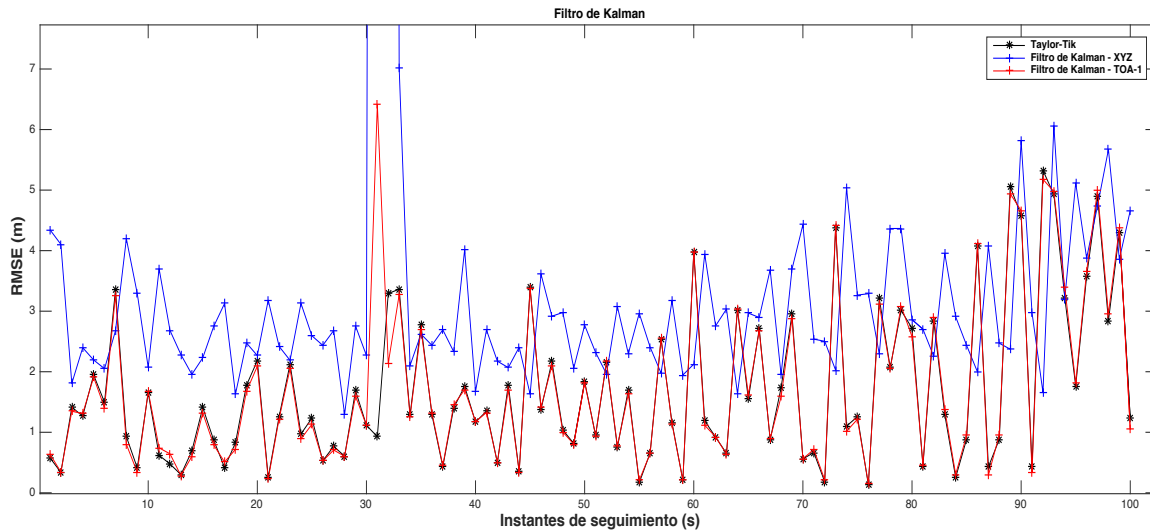


Figura 30: RMSE del filtro de Kalman en tramo 1

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
<i>Taylor Tikhonov</i>	1.7146	1.2979
<i>Kalman – XYZ</i>	4.5206	10.8186
<i>Kalman – TOA1</i>	1.7454	1.3766

Tabla 9: Estadísticos RMSE del filtro de Kalman en tramo 1

La precisión de las coordenadas estimadas por el filtro de Kalman es en todo momento peor para su aplicación en el dominio del espacio, además, se aprecia una fuerte fuente de error en el mismo punto que la figura vista anteriormente, en este caso el pico del error aumenta hasta 80 metros mientras que en su análogo en el tiempo únicamente alcanza las 6,5 metros.

Para esta primera trayectoria ocurre lo mismo que para el primer tramo de la aerovía de Innsbruck, la precisión del sistema de posicionamiento es elevada y cualquier pequeña modificación en la trayectoria produce un elevado error en las predicciones echas por los filtros en el dominio del espacio. En cambio, los filtros con seguimiento en el tiempo se muestran más robusto ante estos pequeños cambios, y permiten mejorar o mantener la precisión sobre el objetivo.

Los valores de los tramos 3 y 5 son similares, donde únicamente es el filtro de Kalman el que mejora la precisión si se aplica al seguimiento de coordenadas. La aplicación del mismo filtro en el dominio del tiempo permite mantener el mismo nivel de precisión que la fase de posicionamiento y el uso de cualquiera de los filtros g-h produce elevados niveles de error, como se aprecia en las gráficas 31,32 y la tabla número 10.

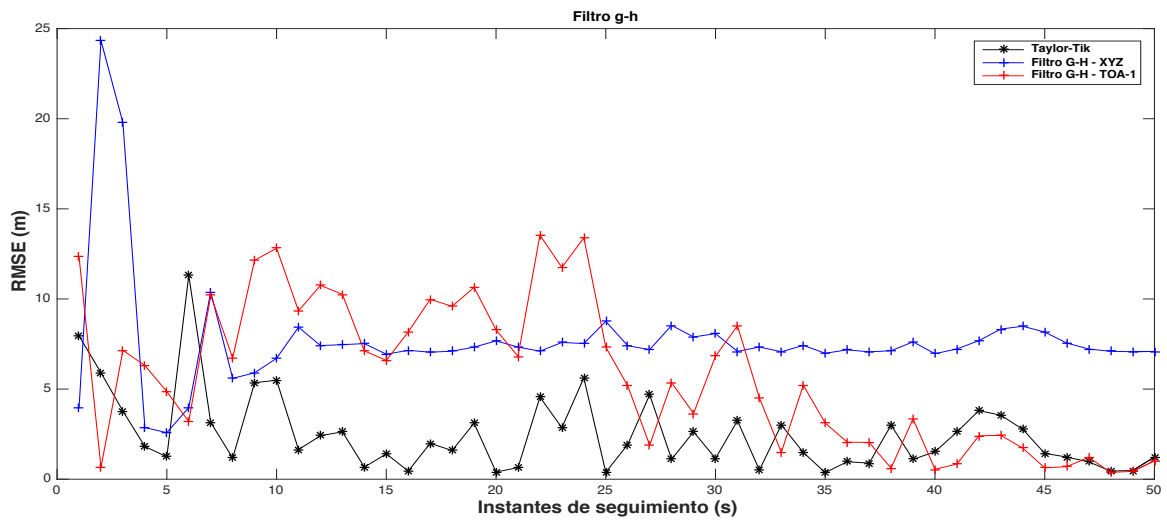


Figura 31: RMSE del filtro g-h en tramo 3

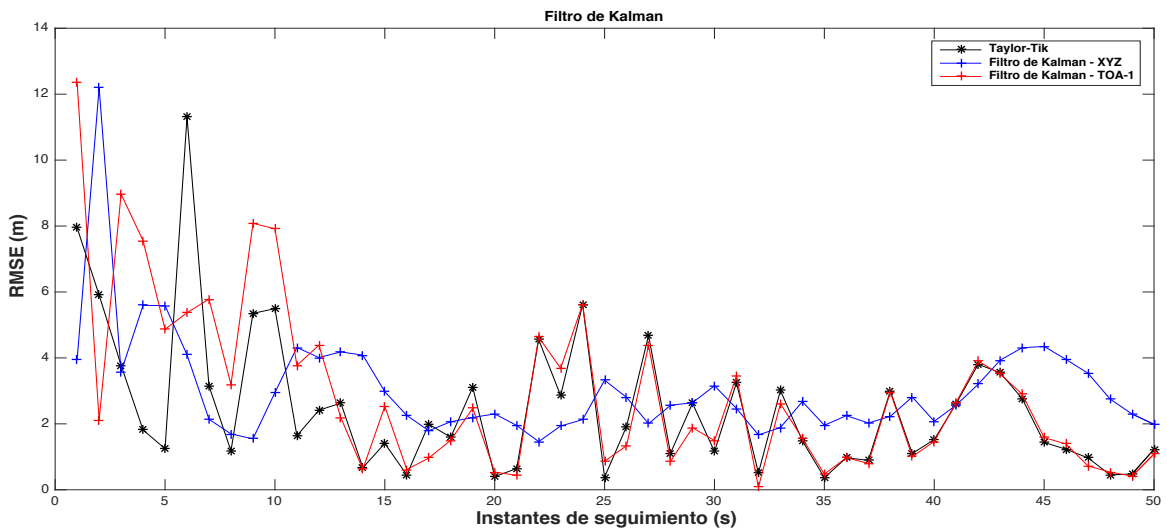


Figura 32: RMSE del filtro de Kalman en tramo 3

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
<i>Taylor Tikhonov</i>	2.2659	1.9699
<i>GH - XYZ</i>	7.2704	1.1301
<i>GH - TOA1</i>	5.5443	4.0732
<i>Kalman - XYZ</i>	2.7624	0.9434
<i>Kalman - TOA1</i>	2.4801	1.9555

Tabla 10: Estadísticos RMSE en tramo 3

4.2.2. Tramos 2 y 4 : MCU

Aunque los tramos 2 y 4 representan maniobras de giro, únicamente se puede realizar el análisis del tramo 2, ya que el tramo 4 se recorre en apenas 10 segundos, y no es tiempo suficiente para que los filtros converjan al estado estable.

Igual que ocurría al realizar el seguimiento de un TOA con una respuesta no lineal, en las maniobras de giro, los filtros g-h no se adaptan bien a este tipo de trayectoria y produce predicciones con un elevado error RMS. Mientras que el filtro de Kalman se adapta bien a la trayectoria y permite realizar el seguimiento.

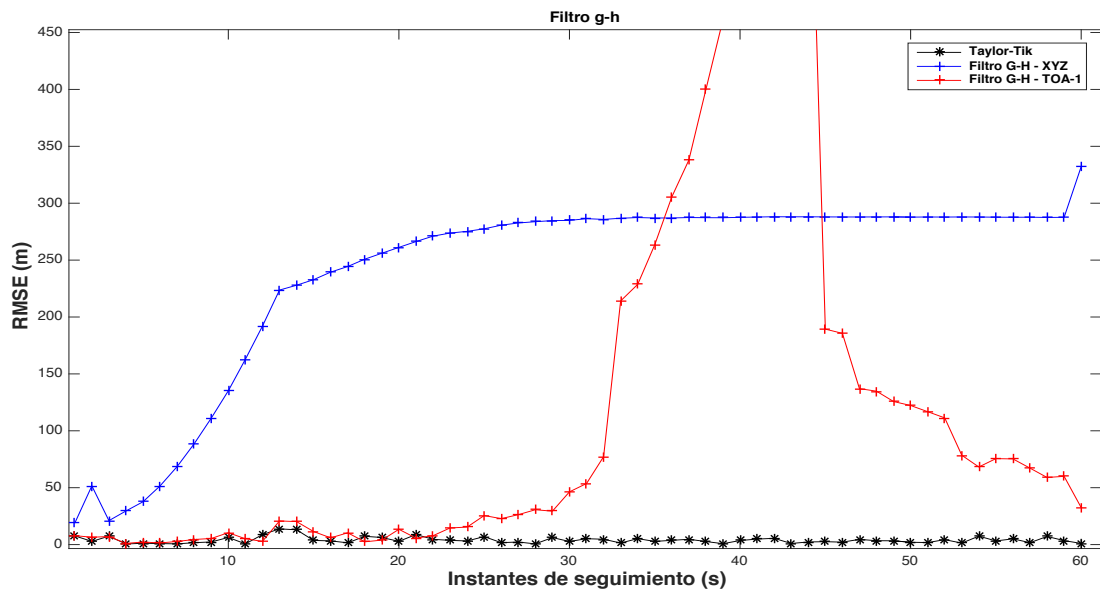


Figura 33: RMSE del filtro g-h en tramo 2

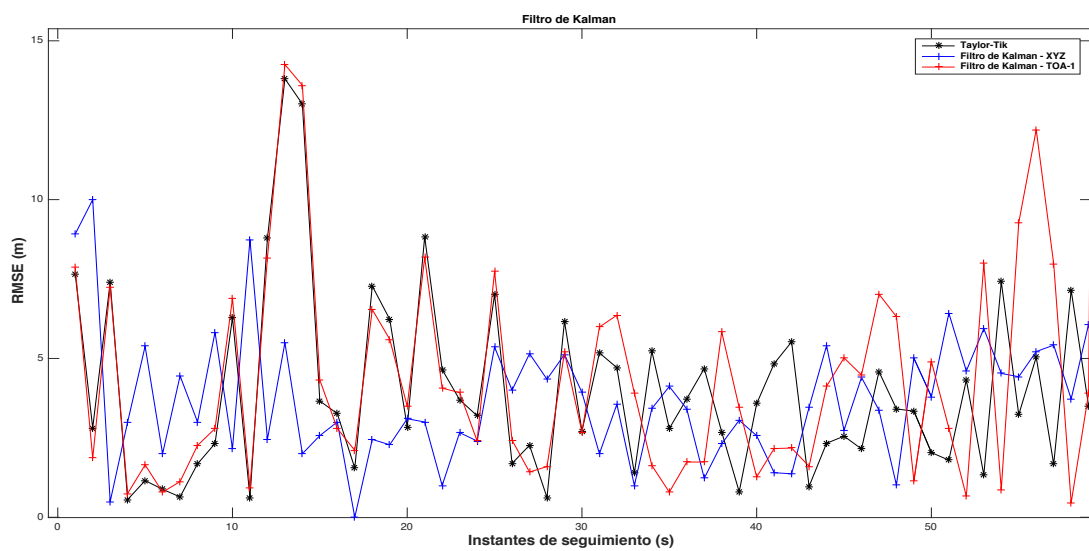


Figura 34: RMSE del filtro de Kalman en tramo 2

	<i>Media (m)</i>	<i>Desviación típica (m)</i>
<i>Taylor Tikhonov</i>	3.8902	2.7922
<i>GH – XYZ</i>	7.2704	65.9457
<i>GH – TOA1</i>	5.5443	188.2701
<i>Kalman – XYZ</i>	2.7114	2.3021
<i>Kalman – TOA1</i>	4.0182	2.8542

Tabla 11: Estadísticos RMSE en tramo 2

4.2.3. Predicciones en ausencia de señal

Por último Se va a proceder a simular el tramo 2, bajo el supuesto de pérdida de la señal en el instante de tiempo número 10 y que se prolonga hasta la iteración 30. La figura 35 muestra cómo para este supuesto, el filtro de Kalman, tanto en su aplicación en el tiempo como en el espacio, obtiene unas predicciones con un elevado error RMS.

Se concluye que ninguno de los filtros es capaz de realizar predicciones precisas en ausencia de información para calcular el posicionamiento, en situaciones donde la aeronave describe una maniobra de giro. Aun así, el error cometido por los filtros aplicados al dominio del tiempo es menor en todo momento.

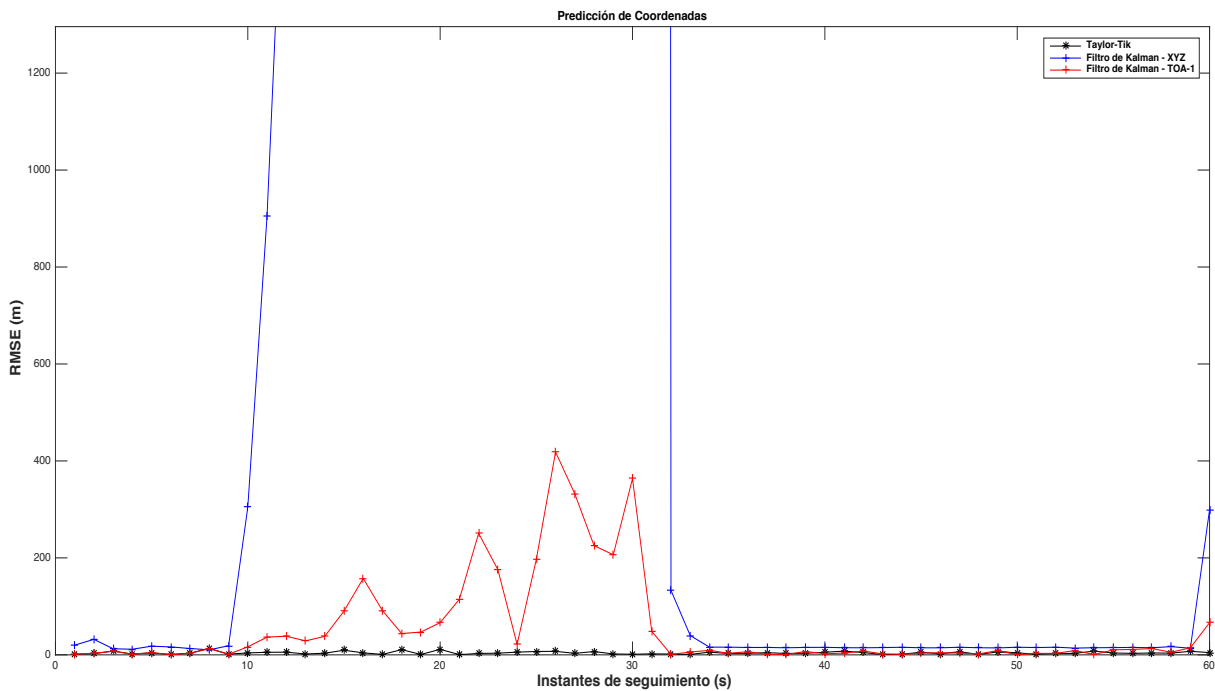


Figura 35: Predicciones del filtro de Kalman en tramo 2

Sección 5.

CONCLUSIONES

A la vista de los resultados obtenidos en este estudio se puede concluir que los filtros de seguimiento aplicados en el dominio del tiempo suponen una estrategia robusta para los sistemas de vigilancia basados en multilateración. Permiten aumentar la precisión del posicionamiento en situaciones de entornos bien condicionados. Las estimaciones en el dominio del tiempo son más precisas que sus análogas en el dominio del espacio en tramos cercanos donde el error es pequeño, aunque el aumento de la precisión se encuentra limitado por los algoritmos de posicionamiento utilizados y por ello en posiciones lejanas es el filtro de Kalman aplicado a coordenadas el que obtiene las mejores estimaciones.

Al realizar el seguimiento en el tiempo, los filtros se muestran menos sensibles frente a cambios en la trayectoria, como se muestra en el primer tramo de la aerovía de Asturias, donde en el instante de despegue se genera un gran error tanto en el filtro g-h como en el de Kalman para el seguimiento de coordenadas.

El uso de un filtro g-h en el dominio del tiempo es factible en situaciones donde el TOA bajo seguimiento tiene un comportamiento lineal. Bajo esta hipótesis, se consiguen precisiones equiparables al filtro de Kalman en el dominio del espacio, con el añadido de ser un filtro más simple que reduce la complejidad de las estaciones MLAT y como consecuencia directa su coste.

En situaciones donde el TOA no presenta un comportamiento lineal, el uso del filtro de Kalman aplicado al dominio del tiempo bajo los anteriores supuestos, también obtiene posiciones equiparables a su análogo en el dominio del espacio, siendo necesario el seguimiento de un único TOA en contraposición a la necesidad de realizar el seguimiento de cada una de las coordenadas por separado, lo cual supone una reducción del coste computacional.

Como se ha demostrado, el realizar el seguimiento de más de un TOA no repercute de forma notable en la mejoría de la precisión, siendo en todo momento, el TOA de la estación de referencia el más adecuado para aplicar los filtros de seguimiento.

En situaciones donde no ha sido posible medir el TOA en alguna estación, los filtros en el dominio del tiempo producen mejores predicciones y durante más tiempo que sus homólogos en el dominio del espacio, permitiendo predecir posiciones que cumplen los estándares mínimos del error durante 20 segundos en los entornos menos favorables.

Recapitulando, los filtros de seguimiento aplicados en el dominio del tiempo, en especial el filtro de Kalman, generan un sistema robusto, invariante ante pequeños cambios en la trayectoria de la aeronave y que en situaciones de pérdida de datos en las estaciones bajo seguimiento, permite mantener la precisión del sistema durante largos periodos de tiempo. Además, implementando las líneas futuras propuestas, podría responder ante el fallo de información en cualquiera de las estaciones, aunque no se estuviera haciendo el seguimiento de esta, siendo únicamente necesario el seguimiento del TOA de la estación de referencia.

Sección 6.

LÍNEAS FUTURAS

Como se ha demostrado en este trabajo, utilizar filtros de seguimiento en el dominio del tiempo permite mejorar la precisión de la estimación en algunas situaciones y mantener la precisión en otras. También permite predecir posiciones futuras a partir de datos previamente calculados en la estación bajo seguimiento. De modo, que si esta estación no puede calcular el TOA, es posible realizar una predicción muy optimista.

El problema surge cuando la estación que no ha podido calcular el TOA no es la estación bajo vigilancia. Por ello, se propone como línea futura, unir este trabajo con el estudio realizado en [4], donde se propone un método para estimar el TOA de una estación a partir de los TDOA anteriores. De esta forma, la estación bajo seguimiento obtiene un mejor TOA por medio del filtro y como consecuencia directa se obtiene un mejor TDOA. A partir de este TDOA la estación que no ha sido capaz de generar un TOA podrá estimarlo, generando un sistema capaz de responder ante el fallo de cualquier estación haciendo uso de un único filtro.

Sección 7.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] E. Brookner, «Tracking and Kalman filtering made easy,» de *Tracking and Kalman filtering made easy*, A Wiley-Interscience Publication, pp. 1-104.
- [2] Eurocontrol, «Mode-S Implementation in Europe,» EATM, 2003.
- [3] Eurocontrol, «ADS-B & WAM Implementation in Europe,» 2012.
- [4] E. J. Gómez Pérez, I. A. Mantilla Gaviria, R. F. Ruiz Mojica y J. V. Balbastre Tejedor, «Tracking Time Domain to Compensate Temporary Performance Degradations of Receiver Stations in Multilateration Systems,» *IET International Conference on Radar Systems*, 2012.
- [5] D. J. Torrieri, «Statistical Theory of Passive Location Systems,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vols. %1 de %2AES-20, pp. 183-198, 1984.
- [6] B. T. Fang, «Simple Solutions for Hyperbolic and Related Position Fixes,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 26, pp. 748-753, 1990.
- [7] Eurocae, «Technical specification for wide area multilateration (WAN) systems,» Eurocae, Malakoff, 2010.
- [8] Eurocae, «Minimum operational performance specification for mode S multilateration systems for use in advanced surface movement guidance and control systems (A-SMGCS),» Eurocae, Malakoff, 2003.
- [9] I. A. Mantilla-G., J. V. Balbastre-T, E. de los Reyes, M. Leonardi y G. Galati, «Improvement of Multilateration (MLAT) Accuracy and convergence for Airport Surveillance,» *2011 Tyrrhenian International Workshop on Digital Communications - Enhanced Surveillance of Aircraft and Vehicles*, pp. 185-190, 2011.
- [10] P. Wei, Z. Fang, J. Lijie y D. Shengji, «A Target Dynamic Model Based ON TDOA Form for Multilateration(MLAT) System,» *IEEE International Conference on Communication Problem-Solving (ICCP)*, pp. 569-571, 2015.
- [11] W. H. FOY, «Position-Location Solutions by Taylor-Series Estimation,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vols. %1 de %2AES-12, pp. 187-194, 1976.
- [12] J. S. Abel, «A divide and conquer approach to least-squares estimation with application to range-difference-based localization,» *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 4, pp. 2144-2147, 1989.
- [13] J. Abel y J. Smith, «The spherical interpolation method for closed-form passive source localization using range difference measurements,» *ICASSP '87. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 12, pp. 471-474, 1987.
- [14] Y. T. Chan y K. C. Ho, «A simple and efficient estimator for hyperbolic location,» *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 42, pp. 1905-1915, 1994.
- [15] B. Friedlander, «A passive localization algorithm and its accuracy analysis,» *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 12, pp. 234-245, 1987.

- [16] J. Smith y J. Abel, «Closed-form least-squares source location estimation from range-difference measurements,» *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 35, pp. 1661-1669, 1987.