

ANÁLISIS Y PLANIFICACIÓN DE MISIONES DE BÚSQUEDA Y RESCATE EN EL ENTORNO MARÍTIMO

Eva Besada-Portas, José Luis Risco-Martín, José Antonio López-Orozco

Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática. Universidad Complutense de Madrid (UCM)
{ebesada, jlrisco, jalopez}@ucm.es

Juan José Navarro-Corcuera
Airbus Defence & Space, Getafe, Madrid
juan.j.navarro@airbus.com

Resumen

Las herramientas de decisión y planificación automáticas pueden aumentar la eficacia de las operaciones de búsqueda y rescate en el mar. Por ese motivo, la comunidad científica y las empresas del sector desarrollan e incorporan a sus herramientas nuevos algoritmos de modelado probabilístico y de optimización de las trayectorias de los vehículos involucrados en la misión. El objetivo de este artículo es describir las características principales de una nueva herramienta que está siendo desarrollada para este fin por AIRBUS e investigadores de la UCM, y que incorpora diferentes estrategias de evaluación, optimiza las trayectorias del vehículo con algoritmos genéticos y el movimiento del sensor electro-óptico utilizado para la búsqueda con temple simulado, y que permite al operador comparar y seleccionar la solución más adecuada en función de diferentes criterios.

Palabras clave: Búsqueda y rescate marítimo, Modelado probabilístico, Optimización heurística.

1 INTRODUCCIÓN

Las misiones de búsqueda y rescate (conocidas habitualmente, por sus siglas en inglés, como operaciones SAR -Search And Rescue-) son una actividad humanitaria fundamental para reducir la tasa de mortalidad (causada por el naufragio de buques, la inmigración ilegal, etc.) en el entorno marítimo. Por ese motivo, la automatización de las operaciones SAR es un objetivo primordial, que se ve favorecido por: la capacidad de cómputo de los ordenadores actuales, el abaratamiento y mejora de los sensores utilizados para localizar los objetivos que están siendo buscados, y el auge de los vehículos aéreos no tripulados.

También es importante destacar el auge actual de los algoritmos de planificación de misiones SAR, cuyos orígenes se remontan a las técnicas utilizadas para la localización de la bomba atómica en Palomares en 1966 y del submarino nuclear

Scorpion en 1968 [7]. Hoy en día el interés se centra en el modelado probabilístico de las fuentes de incertidumbre del problema y en la optimización de las trayectorias de vehículos aéreos no tripulados equipados con los sensores adecuados para detectar los objetivos [14].

Por una parte, las fuentes de incertidumbre habituales del problema están relacionadas con: la localización inicial del objetivo y sus movimientos, y la capacidad de detección del sensor utilizado para la búsqueda. Todas ellas pueden ser modeladas de forma probabilística y combinadas, para obtener la probabilidad de localizar el objetivo en diferentes zonas del espacio de búsqueda a lo largo del desarrollo de la misión, mediante un filtro recursivo bayesiano [1, 12, 13, 15] o un filtro de partículas (FP, [6, 15]). En las operaciones SAR marítimas es habitual seguir la segunda estrategia (FP, [4, 10]), ya que facilita la incorporación de las corrientes marítimas y del viento en el modelo del movimiento del objetivo.

Por otra, las trayectorias de los vehículos aéreos pueden tener una estructura predefinida [3] o completamente libre. En el segundo caso, es posible distinguir entre trayectorias formadas por segmentos orientadas según las 8 direcciones cardinales [13, 14] y trayectorias continuas que cumplen restricciones dinámicas [12, 14]. Las primeras son especialmente útiles para misiones SAR con vehículos aéreos tripulados (porque los pilotos realizan estas trayectorias con mayor facilidad), mientras que las segundas pueden ser seguidas por vehículos autónomos de ala rotatoria (helicópteros, cuatrirrotores) y las terceras por vehículos de ala-fija (aviones). Las trayectorias de este artículo son del primer tipo, ya que la herramienta de análisis y planificación de misiones SAR de AIRBUS aquí presentada tiene como objeto facilitar la labor de los pilotos de vuelo y operadores de los sensores de los vehículos aéreos tripulados.

La Figura 1 esquematiza alguno de los elementos principales de una operación SAR marítima: las partículas (en naranja) que modelan la proba-

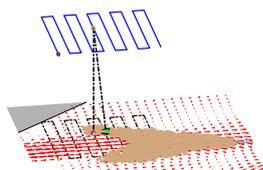


Figura 1: Elementos principales de la misión

bilidad de localización del objetivo en un instante determinado, las corrientes marítimas (en rojo), la trayectoria del vehículo aéreo (en azul), y la huella del sensor electro-óptico (en verde) utilizado para localizar el objetivo.

También es importante destacar que para 1) analizar y 2) planificar una trayectoria sobre un escenario SAR determinado es necesario definir los criterios de evaluación que relacionan la incertidumbre del problema con la trayectoria elegida y, en el segundo caso, utilizar un método (habitualmente de optimización) que proponga la trayectoria más adecuada para cada caso. Respecto a los criterios podemos destacar la probabilidad de éxito (de detección del objetivo [1, 10]), la duración de la misión y el tiempo esperado de detección [11, 12, 13]. Respecto a los métodos de optimización, resaltar que se han utilizado numerosos métodos aproximados, tal y como se pone de manifiesto en la revisión bibliográfica presentada en [14]. En el trabajo que se presenta en este artículo se utilizan varios criterios de optimización diferentes y se optimizan las trayectorias predefinidas de los vehículos mediante un algoritmo genético multiobjetivo [5] y las orientaciones del sensor electro-óptico embarcado en el vehículo mediante un algoritmo mono-objetivo de temple simulado [16].

2 FORMULACIÓN DE LAS MISIONES SAR MARÍTIMAS

2.1 MODELOS PROBABILÍSTICOS

La incertidumbre de las misiones SAR marítimas (debida a la localización inicial del objetivo, a su movimiento y a las características del sensor) se puede capturar de forma probabilística con los modelos descritos en las siguientes secciones.

2.1.1 Localización inicial del objetivo

La probabilidad inicial de localización del objetivo, $P(\tau^0)$, se modela con un conjunto de partículas τ_i^0 y sus pesos w_i^0 , de forma que las zonas más probables son las que acumulan más peso en sus partículas.

La generación de la localización inicial de las partículas τ_i^0 y sus pesos w_i^0 se hace teniendo en

cuenta la localización y tipo de naufragio. En concreto, en la herramienta que se presenta en este trabajo, inspirada en [4, 10], se permiten los siguientes tipos de muestreos iniciales de partículas:

- Última posición conocida (LKP, Last Known Position) para cuando se conoce aproximadamente la localización donde se ha producido el naufragio. La posición x e y de las partículas (i.e. $\tau_i^0 = [\tau_{i,x}^0, \tau_{i,y}^0]$) se muestrea a partir de una gaussiana bidimensional centrada en LKP y con una varianza asociada a la incertidumbre en la localización del naufragio.
- Última Trayectoria conocida (LKT, Last Known Trajectory) para aquellos casos en los que conociendo la trayectoria del objetivo no se sabe exactamente el punto en el que se ha producido el naufragio. La posición de las partículas se muestrea a partir de una gaussiana bidimensional que se va centrando en puntos equiespaciados de la trayectoria del objetivo.
- Última Región conocida (LKR, Last Known Region) para cuando se conoce la región en la que se ha producido el naufragio. La posición de las partículas se muestrea a partir de una distribución uniforme dentro de una región (poligonal) definida por el operador.

En los tres casos, los pesos de las partículas se igualan a $w_i^0 = 1/N$, siendo N el número de partículas generadas. Además, cuando se desea realizar una combinación de las inicializaciones anteriores (mezclando probabilísticamente varios tipos de muestreo), los pesos de cada partícula se multiplican por la confianza que el operador tiene en cada tipo de inicialización.

A modo de ejemplo en la Figura 2 se representan: 1) imágenes de la localización inicial de las partículas en cuatro escenarios diferentes y 2) la representación del mapa de probabilidad correspondiente (obtenido mediante un histograma bidimensional ponderado de las partículas y sus pesos, y utilizando tonos más claros en las zonas más probables). Los tres primeros casos, de izquierda a derecha, corresponden a los tres tipos de muestreo básico. El cuarto (a la derecha) es un escenario en el que se sospecha, con un 75% de certeza, que ha ocurrido un naufragio en un punto de la trayectoria de un barco, y, con un 25%, que éste sigue navegando a lo largo de la trayectoria planeada.

2.1.2 Movimiento del objetivo

Se supone que el objetivo se encuentra a la deriva debido a las corrientes y al viento. Las velocidades de ambos fenómenos naturales se obtienen de las

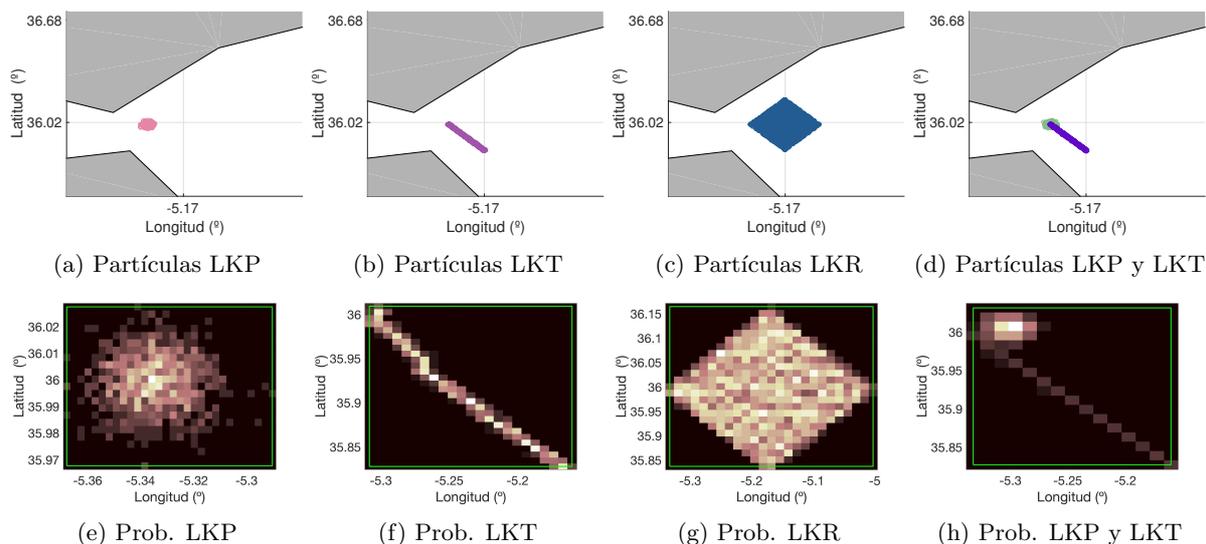


Figura 2: Inicialización de las partículas

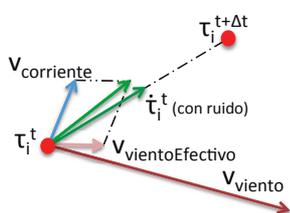


Figura 3: Esquema de la dinámica del objetivo

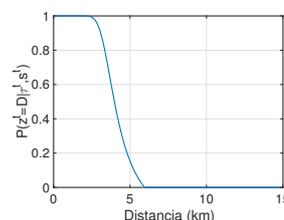


Figura 4: Modelo probabilístico del sensor

autoridades marítimas competentes (que habitualmente disponen de ficheros meteorológicos de formato GRB -GRIdded Binary- con dicha información en diferentes instantes de tiempo y localizaciones del entorno marítimo). La incertidumbre de la información proporcionada (asociada por ejemplo a rachas puntuales) se modela con un ruido gaussiano aditivo. Además, el efecto del viento sobre la deriva (leeway) del objeto depende de su forma y tamaño (p.e. a una persona en el agua el viento le afecta menos que a una canoa) y de la tendencia seguida en los instantes previos (los objetivos suelen derivar hacia la izquierda o la derecha de la dirección del viento durante un periodo de tiempo). Todos estos fenómenos se incluyen en el modelo diferencial esquematizado en la Figura 3 y descrito en [4, 10], que permite determinar la velocidad de avance de cada partícula, $\dot{\tau}_i^t = f(\tau_i^t, \epsilon^t)$, en función del viento y corriente del entorno ϵ^t .

2.1.3 Capacidad de detección del sensor

El sensor electro-óptico utilizado para localizar el objetivo tiene una probabilidad nula de detectar el objetivo fuera de la huella de la cámara sobre el mar, y una probabilidad no nula dentro de su campo de visión, dependiente de: la distancia en-

tre la cámara y el objetivo, el tamaño del objeto, la visibilidad y la resolución de la cámara.

La Figura 4 muestra la función utilizada en este artículo para la probabilidad de detección de la cámara dentro de su campo de visión, $P(z^t = D^t | \tau_i^t, s^t)$, en función de la distancia entre una partícula (a nivel del mar) y la localización 3D del vehículo aéreo s^t .

2.2 SIMULACIÓN DE LA EVOLUCIÓN DEL OBJETIVO

Los modelos probabilísticos de la sección anterior permiten simular la evolución de la probabilidad del objetivo, a lo largo del tiempo, mediante un filtro de partículas, que es un proceso de Simulación de Monte Carlo que itera una etapa de predicción de la localización de las partículas con otra de actualización de sus pesos [2].

Más en concreto, en las operaciones SAR, la etapa de predicción se puede realizar con la Ecuación (1), que implementa el método de integración de Euler con paso de integración Δt [10], o por medio de un método de integración de Runge-Kutta de orden superior [4]. Es importante indicar que el ruido habitual de esta etapa ya ha sido incluido en el modelo de la dinámica del objetivo $f(\tau_i^t, \epsilon^t)$.

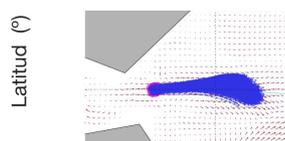


Figura 5: Trayectoria de las partículas (en azul), posición inicial (fuxia) y corrientes (marrón)

Además, la etapa de actualización de los pesos se realiza con la Ecuación (2), que 1) tiene en cuenta (a través del modelo de medida) la influencia de la localización del vehículo aéreo en la probabilidad de localización del objetivo, y que 2) incluye un factor de proporcionalidad α que hace que $\sum_{i=1:N} w_i^t = 1$.

$$\tau_i^t = \tau_i^{t-\Delta t} + f(\tau_i^{t-\Delta t}, \epsilon^{t-\Delta t}) \cdot \Delta t \quad (1)$$

$$w_i^t = \alpha \cdot P(z^t | \tau_i^t, s^t) \cdot w_i^{t-\Delta t} \quad (2)$$

Además es conveniente indicar que los filtros de partículas habitualmente incluyen una etapa adicional, de remuestreo, para aumentar el número de partículas en las zonas más probables, que no será realizada en este caso. Esto es así, ya que para poder evaluar de forma computacionalmente eficiente la calidad de diferentes trayectorias del vehículo aéreo, primero se realiza la simulación completa de la localización de las partículas (es decir, se realizan las predicciones necesarias para conocer su posición durante los instantes de tiempo de la misión) y posteriormente se evalúan diferentes trayectorias con las localizaciones de las partículas ya simuladas (y almacenadas en las variables correspondientes) aprovechando la etapa pospuesta de actualización de los pesos.

Finalmente, y a modo de ejemplo, la Figura 5 muestra la trayectoria de las partículas cuya distribución inicial está representada en la Figura 2a.

2.3 RUTA DE LA HUELLA DEL SENSOR

La disposición de la huella del sensor sobre la superficie del mar y la probabilidad de detección dentro de la misma, depende de 1) la ruta seguida por el vehículo aéreo que lo embarca y 2) de la orientación (elevación y azimut) de la cámara. Por este motivo, a continuación se describen los tipos de rutas y orientaciones permitidas.

2.3.1 Ruta del vehículo aéreo

La herramienta desarrollada permite que el vehículo se desplace siguiendo unas rutas de estructura predefinida que se utilizan habitualmente en operaciones SAR [3, 9]. En particular, soporta las rutas representadas en la Figura 6 y descritas a continuación.

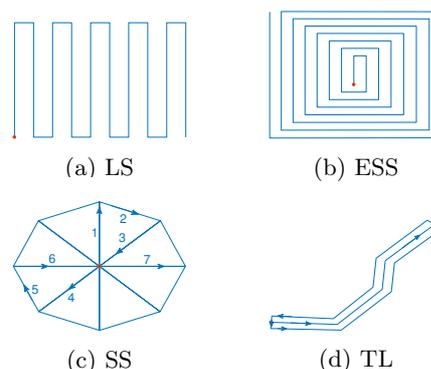


Figura 6: Tipos de rutas predefinidas

- Cortacesped (LS, Lawnmower Search), que es un vuelo a lo largo de tramos rectos con dos giros consecutivos de 90° al final de cada tramo. Sus parámetros son el número de tramos, su longitud y separación, la posición inicial del vehículo aéreo y la orientación del rectángulo que limita la trayectoria del vehículo aéreo. Es útil para buscar un objeto distribuido uniformemente o en los extremos de dicho rectángulo.
- Cuadrado creciente (ESS, Expanding Square Search), que consiste en que el vuelo describa una espiral cuadrada. Sus parámetros son el número de tramos, la longitud del primer tramo y la separación entre ellos, la posición inicial del vehículo aéreo y la orientación del primer tramo. Es útil cuando el objeto se encuentra en una zona de búsqueda pequeña.
- Búsqueda sectorial (SS, Sectorial Search), en la que el vehículo aéreo describe un polígono sectorial con un punto central sobrevolado múltiples veces. Sus parámetros son el número de sectores, el radio, la localización inicial del vehículo aéreo y la orientación del primer tramo. Es útil cuando se debe sobrevolar un punto central y observar la zona de búsqueda desde diferentes perspectivas.
- Línea de seguimiento (TL, Tracking Line), en la que el vehículo aéreo vuela en torno a una posible trayectoria del objetivo. Sus parámetros son los puntos de la trayectoria a seguir y la distancia respecto a dicha trayectoria. Es útil para buscar un objetivo de trayectoria conocida que no lleva mucho tiempo a la deriva.

2.3.2 Movimiento del sensor

La orientación (elevación y azimut) del sensor modifica, para una posición fija del vehículo aéreo, la disposición, forma y tamaño del campo de visión de la cámara. Por lo tanto, el control de dicha orientación, a través de señales de referencia periódicas, permitirá que la huella de la cámara

se sitúe en diferentes disposiciones a lo largo de la trayectoria del vehículo. Para poder simular de forma realista el movimiento del sensor, las referencias se aplican a través de un modelo dinámico de primer orden regulado con un control integral.

3 CRITERIOS DE EVALUACIÓN

Esta sección describe los criterios de evaluación de las soluciones (formadas por la trayectoria del vehículo y la orientación cambiante de su cámara).

3.1 DURACIÓN DEL VUELO

La duración del vuelo del vehículo aéreo se puede calcular fácilmente a partir de su velocidad y de la longitud de cada tramo de su trayectoria.

3.2 PROBABILIDAD DE DETECCIÓN

A continuación se describen los métodos implementados en la herramienta para evaluar la probabilidad de detectar el objetivo a lo largo de una trayectoria del vehículo dada.

3.2.1 Método preciso propuesto

La probabilidad $P_d(s^{t_0:dt:t})$ de detectar el objetivo con la cámara (a lo largo de la trayectoria del vehículo aéreo con las orientaciones de referencia elegidas para el sensor) se puede calcular con las Ecuaciones (3) y (4), en las que $t_0 > 0$ es el tiempo de inicio de la misión de búsqueda (posterior al instante de naufragio $t = 0$), dt el tiempo entre dos capturas sucesivas de la cámara, $s^{t_0:dt:t}$ la trayectoria del vehículo aéreo y orientación del sensor en los instantes de medida hasta el instante t , y \hat{w}_i^t el peso sin normalizar de las partículas (obtenido considerando que no han sido detectadas todavía).

$$P_d(s^{t_0:dt:t}) = 1 - \sum_{i=1:N} \hat{w}_i^t \quad (3)$$

$$\hat{w}_i^t = (1 - P(z^t = D|\tau_i^t, s_i^t)) \cdot \hat{w}_i^{t-dt} \quad (4)$$

Como este método considera la posición de las partículas y el modelo probabilístico del sensor sobre la huella actual de la cámara, es el mejor para determinar la probabilidad de detección de una solución, siempre que se pueda reproducir correctamente y en tiempo real la trayectoria del vehículo aéreo y el movimiento de la cámara.

3.2.2 Métodos aproximados tradicionales

Existen dos tipos de métodos tradicionales:

- Los basados en la *curva lateral del sensor* [1, 10] que representa la probabilidad de detección de

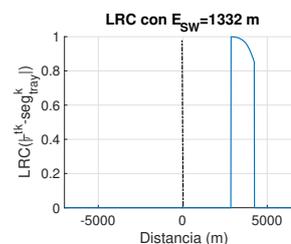


Figura 7: Curva lateral del sensor

un sensor (habitualmente de orientación fija), situado en un vehículo que se mueve siguiendo una línea recta, en función de la distancia entre la cámara y el segmento de la trayectoria seg_{tray}^k que está siendo seguida por el vehículo. A modo de ejemplo, en la Figura 8 se muestra esta función cuando el sensor es una cámara orientada 60° hacia delante y 90° hacia la derecha, con el modelo probabilístico de la Figura 4.

En este método, utilizado por la herramienta de la guardia costera americana [10], se sustituye la función de actualización de los pesos no normalizados del método anterior (Ecuación (4)) por la Ecuación (5), en la que $LRC(\cdot)$ es la curva lateral del sensor en función de la distancia, y $|\tau_i^t - seg_{tray}^k|$ es la distancia entre el k -ésimo segmento de la trayectoria de vehículo aéreo y la partícula $\tau_i^{t_k}$ en el instante de tiempo en el que el vehículo se encontraría al inicio del segmento.

$$\hat{w}_i^k = (1 - LRC(|\tau_i^{t_k} - seg_{tray}^k|)) \cdot \hat{w}_i^{k-1} \quad (5)$$

Esta forma de proceder, que también tiene en cuenta la posición de las partículas, reduce el tiempo de cómputo necesario para evaluar P_d , porque el número de tramos en la Ecuación (5) es habitualmente menor que el número de instantes de medida en la Ecuación (4). Sin embargo, este método no es adecuado para medir con precisión la P_d cuando el sensor se mueve libremente, ya que su curva lateral es una estima de la probabilidad de detección del sensor que no tendrá en cuenta su orientación real.

- Los basados en la *cobertura* de la zona de búsqueda, calculada como $cov(t) = V_s \cdot (t - t_0) \cdot E_{SW} / |Search|$, donde V_s es la velocidad del vehículo aéreo, $t - t_0$ la duración de la búsqueda, E_{SW} el ancho efectivo del sensor (calculado como el área bajo su curva lateral) y $|Search|$ la superficie de la zona de búsqueda. Existen dos variantes [1, 8]:

- Función de detección de cubo inverso, que asume que el vehículo aéreo cubre la zona de búsqueda sin que se superponga el ancho efectivo del sensor y que $erf(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt$.

$$P_d(t) = erf(\sqrt{\pi} \cdot cov(t)) \quad (6)$$

- Probabilidad de detección exponencial, que asume que la trayectoria del vehículo aéreo está aleatoria y uniformemente distribuida sobre la zona de búsqueda.

$$P_d(t) = 1 - \exp(-cov(t)) \quad (7)$$

Cabe destacar que aunque el cómputo de estas dos funciones es extremadamente sencillo, ninguna tiene en cuenta la distribución de probabilidad de las partículas (solo hay que determinar el área que ocupan), ni la trayectoria real del vehículo aéreo. Por lo tanto son utilizados por los operadores para precalcular, una vez que se determina el tamaño del área de búsqueda, el tiempo necesario para asegurar que la probabilidad de detección es mayor que un valor dado, para el caso mejor (Ecuación (6)) y peor (Ecuación (7)).

3.3 TIEMPO ESPERADO DE DETECCIÓN

Considerando que el tiempo hipotético al que se encuentra el objeto (desde la trayectoria del vehículo con unas orientaciones del sensor dadas) es una variable aleatoria, su valor promedio es el Tiempo Esperado de Detección (TED). Como las trayectorias de las partículas son diferentes simulaciones de su desplazamiento, puede computarse de forma probabilística con una de las siguientes expresiones, usando en la Ecuación (8) los \hat{w}_i^k obtenidos en la Ecuación (4), y utilizando en la Ecuación (9), donde $|seg_{tray}^k|$ es la longitud del segmento k de la trayectoria, los calculados con la Ecuación (5).

$$TED(s^{t_0:dt:t}) = \sum_{t_{index}=t_0:dt:t} \left(\sum_{i=1}^N \hat{w}_i^{t_{index}} \right) \cdot dt \quad (8)$$

$$TED(seg_{tray}^{1:k_{end}}) = \sum_{k=1}^{k_{end}} \left(\sum_{i=1:N} \hat{w}_i^k \right) \cdot \frac{|seg_{tray}^k|}{V_s} \quad (9)$$

Es importante indicar que las expresiones anteriores subestiman TED, salvo cuando la suma del valor del los pesos del tramo final es cero. Por eso, para comparar de forma justa el tiempo esperado de detección de dos trayectorias de diferente duración, es conveniente añadir al cálculo del TED un termino de penalización proporcional al valor de la suma de los pesos finales y a la diferencia entre la duración del vuelo y la duración máxima permitida para llevar a cabo la misión.

Finalmente, resaltar la diferencia entre el criterio duración del vuelo y TED: el primero indica el tiempo real necesario para llevar a cabo la misión, mientras que TED es el tiempo en el que se espera, en promedio, detectar al objetivo.

4 ANÁLISIS Y PLANIFICACIÓN

A continuación describiremos, utilizando el escenario de la Figura 2b como ejemplo, las principales utilidades de esta herramienta de análisis y planificación de misiones marítimas SAR.

4.1 ANÁLISIS

Para el análisis de una misión el operador puede:

- Configurar el escenario, eligiendo el tipo de objetivo (leeway), la distribución inicial de las partículas, los mapas de vientos y corrientes, y el tipo y parámetros de las trayectorias del vehículo y de las orientaciones permitidas del sensor.
- Lanzar la simulación de las partículas durante el periodo de tiempo necesario para que comience la misión y ésta se pueda realizar.
- Observar la disposición de las partículas en cualquier instante de tiempo, y su mapa de probabilidad correspondiente, sin considerar la presencia del vehículo aéreo.
- Estudiar, considerando una trayectoria de vuelo del vehículo aéreo y un movimiento de su sensor dados, la disposición de las partículas no detectadas hasta cualquier instante de tiempo y su mapa de probabilidad correspondiente.
- Evaluar las diferentes propuestas (trayectorias del vehículo aéreo y orientación de su cámara) con los criterios presentados en la Sección 3.

Como ejemplo, las Figuras 8a, 8b y 8d muestran el mapa de probabilidad inicial, el que se tiene al inicio de la búsqueda (3 horas después) y el que se observa al final de la trayectoria de la Figura 8c, propuesta por el operador, con el sensor inmóvil.

4.2 PLANIFICACIÓN

La herramienta lleva a cabo una planificación en dos fases: en la primera determina la mejor parametrización de las trayectorias propuestas por el operador y en la segunda la mejor orientación de la cámara para cada trayectoria elegida.

4.2.1 Trayectoria del vehículo aéreo

Para cada trayectoria propuesta por el operador se lanza una optimización diferente, configurando el Algoritmo Genético (AG) multi-objetivo de Matlab, para que manipule los parámetros de configuración de las trayectorias del vehículo aéreo hasta obtener un frente Pareto de trayectorias que son “igualmente” buenas respecto a los tres criterios

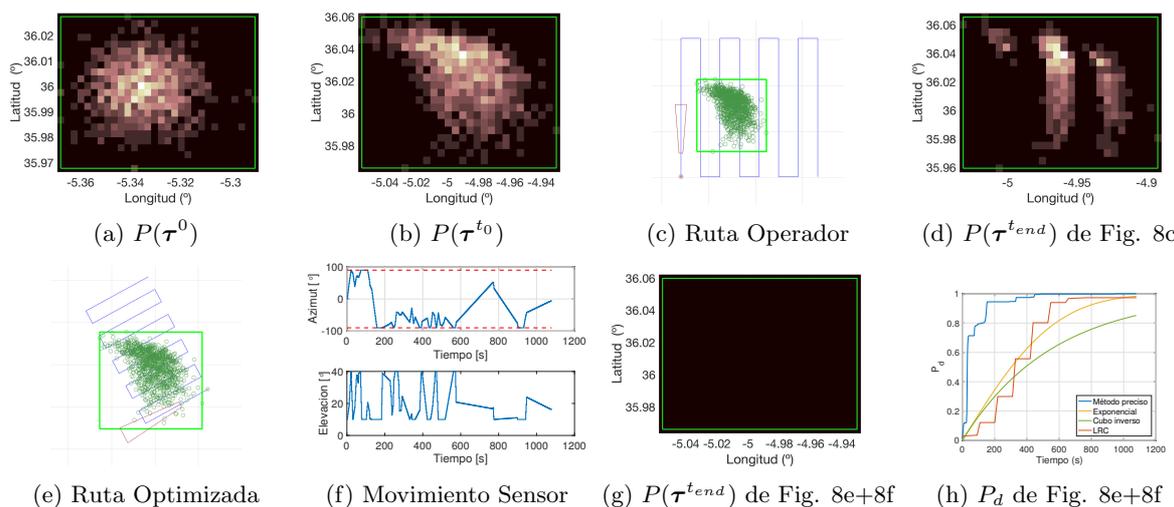


Figura 8: Ejemplo de análisis y planificación de un escenario

propuestos en la Sección 3. Para evaluar P_d y TED, la herramienta permite utilizar el método preciso (propuesto en este artículo, usando las Ecuaciones (3), (4) y (8)) o el método basado en la curva lateral del sensor (Ecuaciones (3), (5) y (9)). Además, para agilizar el proceso de optimización, se inicializa al AG con varias semillas: la solución propuesta por el operador, la solución propuesta situada y/o orientada de forma adecuada sobre las partículas, etc. Finalmente, el operador analizará las soluciones del frente Pareto y pre-seleccionará las que serán usadas en la segunda etapa.

La Figura 8e muestra la ruta optimizada elegida por el operador, al tener una duración inferior a la suya (1070 segundos frente a 2154), y mejores P_d y TED según la curva lateral del sensor.

4.2.2 Orientación del sensor

Sobre cada trayectoria pre-seleccionada, se optimiza el movimiento del sensor, configurando el Algoritmo de Temple Simulado mono-objetivo de Matlab, para que manipule las referencias periódicas del azimut y elevación de la cámara. Se propone como semilla y se optimizan, de forma sucesiva, diferentes movimientos estándar (p.e un zig-zag), teniendo en cuenta el criterio probabilístico (P_d o TED, calculado con las Ecuaciones (3), (4) y (8)) seleccionado por el operador (ya que la duración del vuelo del vehículo aéreo no cambia). Finalmente, se filtra la propuesta de movimiento del sensor, para eliminar aquellos cambios de azimut y elevación de la cámara que no benefician al criterio de optimización elegido.

La Figura 8f muestra la orientación optimizada del sensor y la Figura 8g el mapa de probabilidad obtenido al final de la ruta optimizada con dicho movimiento del sensor. En este caso, $P_d = 100\%$

y TED = 78 segundos. Finalmente, la Figura 8h muestra las curvas P_d para este último caso.

5 CONCLUSIONES

En este artículo se presenta las características más relevantes de una nueva herramienta desarrollada por AIRBUS e investigadores de la UCM para analizar y planificar misiones de búsqueda y rescate en el entorno marítimo. Entre otras características de esta herramienta destacan: la posibilidad de evaluar las soluciones con métodos aproximados o precisos, de mejorar las soluciones propuestas por el operador (formadas por la trayectoria del vehículo aéreo y el movimiento de su cámara) a través de métodos de optimización heurísticos, y de comparar diferentes soluciones en función de diferentes criterios (estocásticos y deterministas).

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por Airbus Defence and Space con el proyecto MIAA.

English summary

ANALYSIS AND PLANNING OF MARITIME SEARCH AND RESCUE MISSIONS

Abstract

Automated decision and planning tools can increment the effectiveness of maritime Search And Rescue (SAR) operations. Hence, the scientific community

and companies are developing new probabilistic modelling and vehicle-trajectory optimization algorithms to be integrated in their mission systems. The objective of this work is to describe the main features of a new maritime SAR tool developed by AIRBUS and UCM researchers, which incorporates several evaluation strategies, optimizes the vehicle trajectory with genetic algorithms and the movement of the electro-optic sensor (used in the search) with simulated annealing, and allows the operator to compare and select the best solutions according to different criteria.

Keywords: Maritime search and rescue, stochastic modelling, heuristic optimization.

Referencias

- [1] I. Abi-Zeid and J.R. Frost. SARPlan: A decision support system for canadian search and rescue operations. *European Journal of Operational Research*, 162(3), 2005.
- [2] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50(2), 2002.
- [3] S. Bernardini, M. Fox, and D. Long. Combining temporal planning with probabilistic reasoning for autonomous surveillance missions. *European Journal of Operational Research*, 162(3), 2005.
- [4] A. Breivik and A.A. Allen. An operational search and rescue model for the norwegian sea and the north sea. *Journal of Marine Systems*, 69(1), 2008.
- [5] C.A. Coello, G.B. Lamont, and D.A. Van Veldhuizen. *Evolutionary Algorithms for solving multiobjective problems*. Springer, 2007.
- [6] F. Fernández-Ramírez, D. Sanchez-Benitez, E. Besada-Portas, and J.A. Lopez-Orozco. Coordinated sea rescue system based on unmanned air vehicles and surface vessels. In *IEEE Oceans*, 2011.
- [7] J.R. Frost and L.D. Stone. Review of search theory: Advances and applications to search and rescue decision support. Technical report, U.S. Coast Guard Research and Development Center, 2001.
- [8] A. Guitouni, K. Jabeur, M. Allouche, H. Wehn, and J. Happe. Application of search theory for large volume surveillance planning. In *Information Fusion*, 2008.
- [9] D. Kingston, S. Rasmussen, and L. Humphrey. Automated UAV tasks for search and surveillance. In *IEEE Conference on Control Applications*, 2016.
- [10] T. M. Kratzke, L. D. Stone, and J. R. Frost. Search and rescue optimal planning system. In *Information Fusion*, 2010.
- [11] P. Lanillos, J. Yañez Zuluaga, J.J. Ruz, and E. Besada-Portas. A bayesian approach for constrained multi-agent minimum time search in uncertain dynamic domains. In *Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, 2013.
- [12] S. Pérez-Carabaza, J. Bermudez-Ortega, E. Besada-Portas, J.A. López-Orozco, and J.M. de la Cruz. A multi-UAV minimum time search planner based on ACO-R. In *Genetic and Evolutionary Computation Conference*, 2017.
- [13] S. Pérez-Carabaza, E. Besada-Portas, J.A. López-Orozco, and G. Pajares. Minimum time search in real-world scenarios using multiple UAVs with onboard orientable cameras. *Journal of Sensors*, 2019.
- [14] M. Raap, M. Preuß, and S. Meyer-Nieberg. Moving target search optimization - a literature review. *Computers Operations Research*, 105, 2019.
- [15] J.R. Riehl, G.E. Collins, and J.P. Hespanha. Cooperative search by UAV teams: A model predictive approach using dynamic graphs. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 47(4), 2011.
- [16] M.S. Guerra Tsuzuki and T. Castro Martins. *Simulated Annealing: Strategies, Potential Uses and Advantages*. Springer, 2014.



© 2019 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC BY-NC-SA 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).