



APLICACIONES DE LA LÓGICA BORROSA EN SISTEMAS DE VIGILANCIA UTILIZANDO VISIÓN ACTIVA ¹

J. M. Molina, J. García Dpto. Informática Avda. Unv. Carlos III, 22 28270, Colmenarejo, Madrid molina@ia.uc3m.es	J. Carbó Dpto. Informática Avda. Univ. Carlos III, 22 28270, Colmenarejo, Madrid jgherrer@inf.uc3m.es	A. Berlanga Dpto. Informática Avda. Univ. 30 28390, Leganés, Madrid jcarbo@inf.uc3m.es	J. Portillo ETSI Telecomunicación Ciudad Universitaria s/n 28040, Madrid javierp@grps.ssr.upm.es
---	--	---	---

Resumen

En este trabajo se presentan avances en la aplicación de la lógica borrosa en sistemas de seguimiento utilizando visión activa. A lo largo del artículo se referencias diversos trabajos llevados a cabo en la aplicación de la lógica borrosa en el terreno de la asociación para el seguimiento de blancos mediante cámaras. En particular se detallará la aplicación de un sistema borroso para mejorar el proceso de seguimiento.

Palabras Clave: Seguimiento, Asociación, Vigilancia, Visión Activa.

1 INTRODUCCIÓN

El conjunto de nuevas tecnologías y procedimientos de soporte a la gestión de tráfico en operaciones de aeropuerto constituyen el concepto A-SMGCS (Advanced Surface Movement, Guidance and Control Systems).

En general, todos los sistemas, operativos o no, presentan como principal debilidad el depender excesivamente de una tecnología de detección concreta, sin cubrir satisfactoriamente los requisitos de continuidad y cobertura, y con un nivel de automatización insuficiente. Las tecnologías de detección convencionales utilizadas en este entorno se agrupan en no cooperativas (radar de superficie, bucles magnéticos, sensores de aparcamiento, etc.), con capacidad de detectar blancos sin necesidad de cooperación, y sensores de tipo cooperativo (redes de triangulación, radar secundario, ADS-B con GPS diferencial, etc.), que proporcionan identificación de los

blancos detectados pero requieren que éstos estén equipados con un sistema de comunicaciones radio y/o alguna facilidad de navegación. De esta manera, aparece con frecuencia un problema de falta de cobertura en algunas áreas, que podría ser paliado con nuevos sensores que complementen las deficiencias de los ya existentes. Este problema se sufre especialmente en aeropuertos de gran tamaño.

Existen sistemas ópticos experimentales desarrollados en EE.UU. que ponen de manifiesto la aplicación de este tipo de sensor en el área de aeropuerto. La compañía TriSpace Inc. dispone de un sistema de seguimiento óptico (IRAS, Infrared Augmentation System) (TriSpace) mediante cámaras infrarrojas con el fin de alertar de incursiones en pistas (otras aeronaves, vehículos, personas, animales) o detectar violaciones en los procedimientos de rodadura. Esta misma compañía ha desarrollado el sistema ALIS (Airport Landing Information System), para dar información a los pequeños y medianos aeropuertos de la actividad de tráfico que registran. El sistema ALIS realiza el reconocimiento de las aeronaves, en tráfico de entrada y salida, obteniendo la matrícula (tail number) mediante el procesado OCR de las imágenes capturadas con video digital. En Europa el DLR (Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt) ha desarrollado el prototipo ARMI (Aircraft Registration Mark Identification) (DLR), un sistema de identificación de características similares al anterior, destinado a integrarse en el sistema TARMAC.

La posibilidad de aplicar este tipo de tecnología en los aeropuertos españoles ha sido analizada por AENA (Aeropuertos Españoles y Navegación Aérea) en el estudio de viabilidad (MARIA: "Mecanismo Automatizado de Reconocimiento de Imágenes de Aeronaves en Superficie de Aeropuerto") realizado conjuntamente por los grupos de Procesado de Datos y Simulación (<http://www.grps.ssr.upm.es>) y el de Inteligencia Artificial Aplicada

¹ Financiado por los proyectos CICYT (TIC2002-04491-C02-02) y CAM (07T/0034/2003 1)

(<http://www.giaa.inf.uc3m.es>). En este estudio se analizó un sistema compuesto de dos subsistemas, uno centrado en el seguimiento y otro en la identificación [15]. El subsistema de seguimiento se definió con una arquitectura distribuida basada en seguimiento local y se probaron algoritmos de seguimiento basados en técnicas basadas en medidas no extensas (plots) [7]. En el subsistema de identificación se analizó la capacidad para el reconocimiento de matrículas utilizando un clasificador bayesiano tradicional a partir de patrones ideales.

Las cámaras presentan algunas particularidades frente a los sistemas tradicionales pero en general el conjunto de técnicas utilizadas para las funciones de vigilancia (seguimiento e identificación) son directamente aplicables. En este trabajo presentamos una aproximación para los problemas de asociación en las tareas de seguimiento que aparecen al fragmentarse los blancos en las imágenes. La aproximación tradicional es asignar cada fragmento a un blanco, la aproximación borrosa permite pesar la asignación de manera que cada fragmento se asigne parcialmente a varios blancos. Otra de las aplicaciones de la lógica borrosa es la gestión cooperativa de los sensores ([11, 12, 14, 17, 18] mediante técnicas de agentes [16].

2 EL PROBLEMA DE LA ASOCIACIÓN EN SEGUIMIENTO

Los resultados del proyecto MARIA permiten concluir la viabilidad técnica de un sistema de vigilancia basado en cámaras, tanto para seguimiento como para identificación [7]. Tomando como base este trabajo se han analizado sistemas basados en el conocimiento utilizando lógica borrosa para resolver el problema de la asociación en las tareas de seguimiento. Puede decirse que uno de los problemas más importantes que debe resolver el seguimiento local, aparte de la detección correcta de las regiones de la imagen correspondientes a blancos reales, es el de la correspondencia entre las regiones extraídas de las imágenes y los blancos, puesto que se dan frecuentemente una serie de anomalías en los escenarios de interés, entre las que destacan las siguientes:

- Con mucha frecuencia el proceso de segmentación de los blancos no es perfecto, sino que su imagen se fragmenta en una serie de regiones inconexas. Esto puede darse de forma aleatoria, especialmente cuando los blancos son compuestos (como los convoyes de vehículos de superficie, o ante la presencia de sombras irregulares generadas por los propios blancos), o de forma sistemática si existen obstáculos u otros blancos situados delante del blanco de interés.
- Existen frecuentes ocultaciones totales o parciales de los blancos de interés, ya sean debidos a elementos fijos

incluidos en el fondo o a blancos que se aproximan hasta que el más próximo a la cámara oculta al más lejano.

- Cuando las trayectorias de blancos diferentes se aproximan a distancias muy cortas, o por efecto de la perspectiva la imagen de un blanco se superpone parcial o totalmente a la de un blanco moviéndose detrás, la lógica de segmentación tiende a mezclar las regiones de sus imágenes, no siendo posible extraer cada blanco por separado. Esta situación se da frecuentemente en áreas del aeropuerto con alta densidad de tráfico, como son las áreas de aparcamiento, con presencia de aeronaves y múltiples vehículos de superficie moviéndose a baja velocidad y distancias próximas.

Por tanto, la correspondencia adecuada entre las regiones extraídas de cada imagen con los blancos reales será la base que permita la estimación correcta del número de blancos reales en el escenario y de sus trayectorias. A la vista de los efectos mencionados, se trata de un problema complejo de asociación de datos entre múltiples blobs y múltiples pistas, donde varios blobs pueden potencialmente ser asignados a cada pista (debido a la división de la imagen de un blanco en subregiones), y al mismo tiempo las pistas pueden compartir blobs en situaciones de solapamiento. Este problema no se puede tratar directamente con las técnicas de seguimiento que generalmente se aplican a sensores convencionales [20], [2], [22]. Esto se debe a que estos algoritmos realizan un seguimiento puntual y modelan cada sensor como una fuente que proporciona una única medida por blanco, con una distribución de errores centradas en un punto. Sin embargo, el problema real presenta una distribución espacial de cada blanco bajo seguimiento, que en general es muy superior a la resolución del sensor (tamaño del píxel).

Así, existe una amplia variedad de algoritmos de asociación en la bibliografía de procesado de datos, aplicables en función de la complejidad del problema. Las soluciones más simples, los filtros de vecino más próximo (Nearest Neighbour, NN) [20], determinan la solución de mínima distancia estadística entre pistas y medidas en cada instante de procesado, y actualizan la información de las pistas suponiendo que estas decisiones son correctas. Estos algoritmos son vulnerables a la presencia de blancos próximos o de falsas alarmas, y para mejorar la continuidad de los sistemas ante estas situaciones, se han desarrollado las técnicas de seguimiento con múltiples hipótesis (Multiple Hypothesis Tracking, MHT[20]). Estas técnicas evalúan la probabilidad de que diferentes secuencias de medidas se asignen a cada pista, incrementando notablemente la robustez ante la presencia de errores de asociación en instantes puntuales, pero incrementando fuertemente los requisitos de memoria y carga computacional. Las técnicas de asociación multi-scan se han propuesto y estudiado recientemente [21] como una implementación eficiente de un sistema MHT,

que evitan la enumeración exhaustiva de hipótesis. En todo caso, estos algoritmos explotan las restricciones de correspondencia uno a uno entre pistas y medidas, lo que deja de ser válido cuando un blanco ocupa una extensión espacial y proporciona potencialmente más de una medida por iluminación, apareciendo los problemas mencionados antes. Recientemente, y ante problemas similares, algunos autores proponen una extensión que facilite una asignación de cada pista con múltiples blobs, mediante una secuencia iterada de asignaciones uno a uno, aplicando técnicas convencionales. Este procedimiento puede requerir excesivos recursos de computación e impedir la operación en tiempo real del sistema con un hardware moderado (el sistema final debería procesar secuencias de imágenes, con alta densidad de blancos, en el orden de hasta 30 imágenes por segundo). Además, no resuelve el problema de la asignación de blobs incorrectos, que engloban partes de la imagen procedentes de más de un blanco.

Una posible alternativa a estas técnicas para resolver la asociación de forma eficiente puede ser un sistema de decisión suave, que considere todas las detecciones en el entorno de cada pista sin tomar decisiones de asignación excluyentes, y evalúe la verosimilitud de que la información realmente represente a cada blanco bajo seguimiento. Es una aproximación similar a los sistemas de asociación probabilística (Joint Probabilistic Data Association, JPDA [20]), que deciden la asignación ponderando todas las medidas posibles para construir una pseudo-medida que actualice las pistas. Sin embargo, los coeficientes de ponderación con un sistema JPDA se calculan en función del residuo estadístico entre pistas y medidas, lo que de nuevo supone una simplificación del problema real con blancos puntuales y distribuciones de error mono-modales.

Una aproximación más adecuada para este problema será utilizar de forma explícita en la asociación la representación espacial de los blancos bajo seguimiento, incluyendo parámetros que describan las propiedades de forma (contorno) o patrones bidimensionales en la imagen junto a la trayectoria descrita. El conocimiento de los contornos predichos para cada uno de los blancos en seguimiento permitirá facilitar la asociación de datos, acotando las regiones de búsqueda iniciales en cada imagen y anticipar algunos de los aspectos mencionados anteriormente, como son las oclusiones o solapamientos entre múltiples blancos para resolver el problema de la asociación. Por tanto, se van a abordar técnicas de asociación directamente relacionadas con los procedimientos de estimación del contorno de los blancos existentes. Como se ha mencionado, la evolución adaptativa de la forma estimada del blanco es uno de los aspectos críticos de estos métodos no basados en modelos, siendo imprescindible llegar a un compromiso aceptable entre los aspectos siguientes para alcanzar los

requisitos de continuidad y robustez deseables del sistema:

- El contorno servirá de base para reagrupar las diferentes regiones en las que se pueda dividir un blanco, evitando multiplicidad de pistas asociadas a regiones diferentes. Este contorno deberá adaptarse a la evolución del aspecto bidimensional de cada blanco proyectado en el plano de la cámara, cuya forma y tamaño varía con la distancia y el ángulo de aspecto.
- El reagrupamiento debe estar limitado para no mezclar regiones correspondientes a elementos diferentes de las pistas, llegando a distorsiones de la forma estimada o a discontinuidades y pérdidas.

La estimación dinámica del contorno por tanto debe tener en cuenta la información extraída de cada imagen y así mismo información de alto nivel generada por el propio proceso de seguimiento (presencia de otros blancos en la imagen y sus formas predichas). Esto permitirá razonar sobre la situación a resolver e interpretar mejor la información disponible. Las técnicas bayesianas (filtros de Kalman o variantes similares) de combinación de la información observada y predicha para actualizar los parámetros de contorno, como las mencionadas en [3], proporcionan una solución precisa y robusta cuando se trata de correlar atributos de bajo nivel extraídos de la imagen con el modelo (bordes, color, textura, etc.), en situaciones de un solo blanco a segmentar de la imagen. Sin embargo, son soluciones rígidas que no pueden modelar de forma analítica el conocimiento de alto nivel disponible cuando se presentan situaciones de alta complejidad, como los solapamientos u oclusiones entre blancos distintos. Es muy difícil plantear el compromiso de reagrupamiento y distinción de regiones de pistas distintas mencionado anteriormente con un planteamiento puramente estadístico, tal y como se propone en un problema similar pero con un sensor de tipo radar, y en [9] se propone utilizar heurísticos, calculados con análisis geométricos sencillos, como información adicional para resolver la situación. Estos heurísticos indican algunas características de los problemas a resolver, como pueden ser el grado de densidad de grupos de regiones potencialmente representando un mismo blanco, el solapamiento entre regiones observadas y contornos predichos, o la presencia de conflictos de oclusión entre imágenes correspondientes a blancos distintos. Allí se propone una metodología de seguimiento condicionada a estos valores para tomar las decisiones de agrupamiento y actualización que mejor se ajusten el compromiso mencionado.

Esta opción de seguimiento de las trayectorias y contornos condicionado a reglas que dependan de información de más alto nivel para cumplir unas prestaciones adecuadas abre importantes líneas a explorar. La aplicación flexible de diferentes niveles de

conocimiento (atributos de bajo nivel, información de seguimiento, heurísticos) para generar un comportamiento satisfactorio en términos de unas métricas de prestaciones puede ser abordada con técnicas de Inteligencia Artificial. Así, en [9] se propone la utilización de conjuntos borrosos para representar una serie de heurísticos básicos, junto a un sistema de reglas que indica la confianza asignada a la información extraída de cada imagen, para actualizar los parámetros estimados de cada blanco. Estas reglas resumen el conocimiento generado del análisis de prestaciones en una serie de situaciones representativas, sirviendo el sistema borroso para generalizar y extender el razonamiento a todos los casos intermedios que puedan aparecer. Puede ser interesante explorar la aplicación de esta metodología a las técnicas de seguimiento con regiones y contornos, explorando la representación, atributos y heurísticos que lleguen a comportamientos más adecuados a las condiciones de este problema. Esta metodología puede extenderse incluso para incorporar información de nivel superior al plantear el sistema distribuido final. En ese caso, la información de más alto nivel generada en el nodo de fusión de pistas locales puede realimentarse y tenerse en cuenta en los algoritmos de asociación de cada cámara. Además es posible aplicar técnicas de aprendizaje para la extracción automática de las reglas a partir de ejemplos como puede verse en [10] y [13].

La aplicación de sistemas basados en el conocimiento [4] para integrar información de distinta naturaleza y grados de incertidumbre en el análisis de imágenes ha sido explotado con anterioridad. En [19] se indican sistemas representativos que utilizan diferentes paradigmas de conocimiento (redes bayesianas, razonamiento con evidencias, etc.) para interpretar a alto nivel la información contenida en imágenes en distintas aplicaciones (escenas urbanas, reconocimiento de blancos en aeropuerto, identificación de objetos 3D, etc.). Más específicamente, la lógica borrosa [6] se ha aplicado con éxito a problemas de procesado de imágenes, modelando la incertidumbre o ambigüedad que puede aparecer a diferentes niveles. En [8] se presentan un desarrollo extenso de estas técnicas. En el caso de la aplicación a problemas de asociación para fusión de datos, en [1], se proponen sistemas borrosos para resolver problemas de asociación en condiciones de baja observabilidad y alta densidad de blancos en aplicaciones de vigilancia naval. Dentro de la metodología de seguimiento de vídeo basado en atributos, en [5] se utilizan grafos relacionales borrosos para abordar el problema del agrupamiento de atributos y su coherencia entre imágenes sucesivas.

3 SISTEMA BORROSO DESARROLLADO

En el sistema desarrollado las pistas se representan mediante la posición y la velocidad y se complementan con atributos que definen la extensión y la forma del

blanco. El contorno predicho del blanco es lo que permite eventanar los blobs del siguiente frame. Por simplicidad se considera una caja rectangular para representar el blanco como se puede observar en la Figura 1. Sobre la posición predicha, (\hat{x}_p, \hat{y}_p) , se define la ventana rectangular, $(x_{min}, x_{max}, y_{min}, y_{max})$, con el tamaño estimado (\hat{I}_H, \hat{I}_V) . Además se considera una ventana externa con parámetros Δ_H, Δ_V , que se usa para realizar el eventanado final para seleccionar los blobs que actualizan la pista.

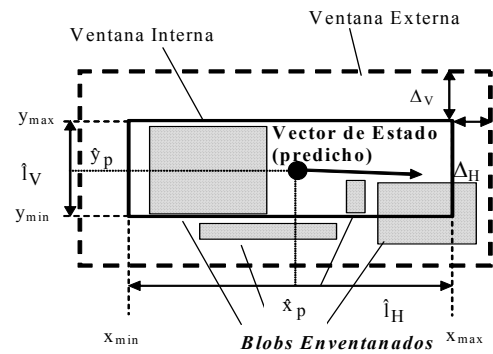


Figura 1. Segmentación del blanco y eventanado

El peso de cada blob para la actualización se calcula mediante un sistema borroso que tiene como entradas:

1. **Solapamiento:** este componente es una especie de eventanado blando que calcula la fracción de blob que está dentro del área de la ventana.

2. **Densidad de Grupo y Distancia a la pista:** este heurístico, ρ (Eq. 1), evalúa la relación entre las áreas de las regiones detectadas y los agujeros en la representación final al reconectar los blobs.

$$\rho = \sum_i \text{Area}_i / (l_x l_y) \quad (1)$$

3. **Conflicto con otras pistas:** esta componente evalúa la pertenencia de un blob que se encuentra en conflicto con otras pistas. Este problema aparece cuando tenemos varias trayectorias que están cercanas y sus ventanas se solapan permitiendo que los blobs puedan pertenecer simultáneamente a varias pistas. Este heurístico es como el primero donde cuando hay varias pistas se elige el máximo grado de solapamiento.

4. **Proximidad a los bordes de la imagen:** los bordes de una imagen es donde normalmente se inicializan las pistas por lo que suelen ser zonas con pistas no estables. El heurístico evalúa lo cerca que está el blob del borde.

Estos heurísticos representan la confianza en cada uno de los blobs, se definen también un conjunto de heurísticos para representar la confianza en la pista, si se desvía más o menos de la trayectoria real del blanco:

5. **Número de actualizaciones perdidas:** representa el número de frames consecutivos donde ningún blob ha sido incluido en la ventana interna de la pista.

6. **Área detectada de seguimiento:** del mismo modo que el heurístico de solapamiento de los blobs este heurístico da la proporción entre el área de la ventana interna y el área llena con blobs detectados.

7. **Proximidad a los bordes de la imagen:** este valor es equivalente al de los blobs.

El sistema borroso calcula el nivel de confianza (*correlation*) para los blobs y las pistas. A modo de ejemplo se presentan las reglas ad-hoc utilizadas:

overlap is small => correlation is small
 density is small => correlation is small
 conflict is large => correlation is small
 conflict is medium => correlation is small
 (overlap is medium) & (density is medium) & (conflict is small) => correlation is medium
 (overlap is medium) & (density is large) & (conflict is small) => correlation is medium
 (overlap is large) & (density is medium) & (conflict is small) => correlation is medium
 (overlap is large) & (density is large) & (conflict is small) => correlation is large
 border is large => correlation is large

Una vez obtenidos los valores de los blobs y las pistas, se actualiza la forma de la pista mediante la confianza de los blobs (varía muy poco) y la actualización de la posición se realiza utilizando los niveles de confianza de los blobs y de las pistas.

5 RESULTADOS

En este apartado se presentan los resultados de precisión en un escenario (de una batería de trayectorias extraídas del aeropuerto de Madrid-Barajas) comparando el sistema borroso frente a un sistema que toma decisiones *hard*. La decisión *hard* utiliza dos reglas:

- Actualizar con todos los blobs incluidos en la ventana si la densidad del grupo es mayor de 0.7, en caso contrario se eliminan los blobs más lejanos.
- Si dos o más pistas comparten blobs se predicen sin actualización.

La precisión se evalúa como la raíz cuadrada del error (RMS) en la estimación de cada coordenada. Al no poder generar trayectorias de referencia se ha seleccionado una trayectoria lineal para estimar razonablemente una aproximación mediante mínimos cuadrados para utilizarla como referencia de los estimadores. La trayectoria es un avión que se mueve de derecha a izquierda. Los errores se normalizan según el tamaño del blanco sacado de los blobs extraídos de las imágenes, por lo que se expresan en fracciones del tamaño del blanco en cada coordenada (%). En este caso se producen oclusiones parciales debido al cruce con un autobús y un avión parado en frente. La figura 2 muestra las trayectorias estimadas en X y en Y. Mediante círculos aparece el resultado del sistema borroso,

mediante triángulos el sistema *hard* y la línea punteada representa la trayectoria aproximada mediante LS. El error normalizado aparece en las figuras 3 y 4 comparando los dos sistemas y el ideal. Los valores medios de RMS también se representan, y se puede observar que el sistema borroso presenta una mejora del 35% en la precisión vertical debido a su mayor estabilidad.

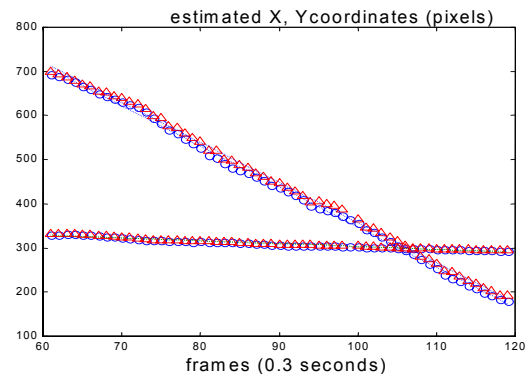


Figura 2. Trayectorias Estimadas y Aproximadas

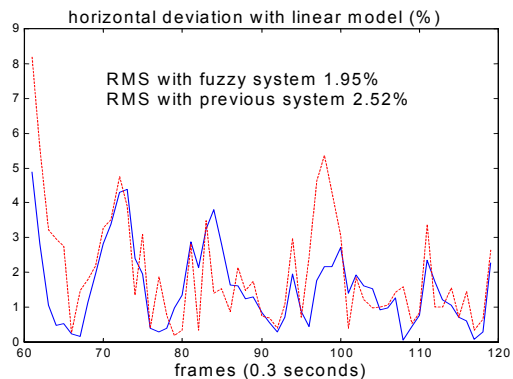


Figura 3. Error Horizontal

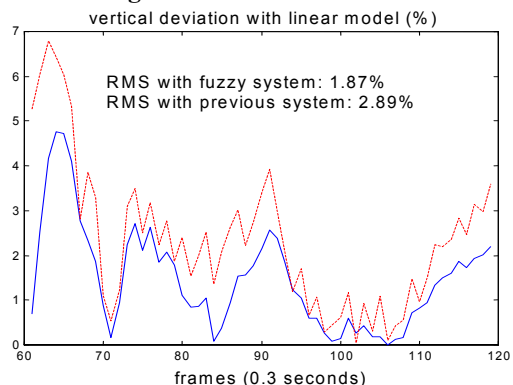


Figura 4. Error vertical.

6 CONCLUSIONES

En este trabajo se han presentado sistemas basados en lógica borrosa aplicados en los sistemas de vigilancia, tanto a bajo nivel, en el sistema de seguimiento, como a más alto nivel, en el sistema de gestión del conjunto de cámaras desplegadas. La aplicación de estos sistemas

explota la capacidad de interpolación de los sistemas borrosos junto con la representación explícita del conocimiento.

Referencias

- [1] C. Helleur. Fuzzy Clustering for Data Fusion in a Recognized Maritime Picture. FUSION 2001. Montreal, Canada. August 2001.
- [2] D. L. Hall, J. Llinas. *Handbook of multisensor data fusion*. Boca Raton CRC Press. 2001.
- [3] F. Dellaert, C. Thorpe. Robust car tracking using Kalman filtering and Bayesian templates. Proc. of SPIE. Vol. 3207. Intelligent Transportation Systems. Pittsburgh. Oct. 1997.
- [4] G. Guida, C. Tasso. *Design and Development of Knowledge-Based Systems*. John Wiley&Sons. 1994.
- [5] H. Borotschnig, A. Pinz, D. Sinclair. Fuzzy Graph Tracking 5th International Symposium on *Intelligent Robotic Systems*, KTH Stockholm. 1997
- [6] H.J. Zimmermann. *Fuzzy Set Theory and its Applications*. Kluwer Academic Publishers, 2nd rev. edition, 1991
- [7] J. Besada, J. García, A. Varona, G. González, J. M. Molina, J. Portillo. Image-Based Automatic Surveillance For Airport Surface, 4th International Conference on Information Fusion, Fusion 2001, pp (WeA1) 11-18. Montreal, Canadá, Agosto 2001.
- [8] J. C. Bezdek. *Fuzzy models and algorithms for pattern recognition and image processing* Kluwer Academic, Boston 1999. Handbooks of fuzzy sets series
- [9] J. García, J. A. Besada, J. M. Molina, J. I. Portillo, G. de Miguel. Fuzzy data association for image-based tracking in dense scenarios, IEEE International Conference on Fuzzy Systems dentro del IEEE World Congress on Computational Intelligence (IJCNN, FUZZ-IEEE, ICEC). pp 902-907. Hawai. Mayo, 2002.
- [10] J. García, J. M. Molina, J. A. Besada, J. Portillo. Fuzzy Approach for Data Association in Image Tracking, *Mathware and SoftComputing*. vol X, nº 2-3 pp 117 – 129, 2003 .
- [11] J. M. Molina, F. J. Jiménez, J. R. Casar. Negotiation in a MultiAgent System of Surveillance Sensors based on Fuzzy Priorities, 4th International Conference on Information Fusion, Fusion 2001, pp (ThB2) 25-32. Montreal, Canadá, Agosto 2001.
- [12] J. M. Molina, J. García, F.J. Jiménez, J.R. Casar. Fuzzy Reasoning in a MultiAgent System of Surveillance Sensors to Manage Cooperatively the Sensor-to-Task Assignment Problem, *Applied Artificial Intelligence*. (in press)
- [13] J. M. Molina, J. García, J. de Diego, J. I. Portillo. Neuro-Fuzzy Techniques for Image Tracking, *Artificial Neural Nets Problem Solving Methods*. Ed. J. Mira y J. R. Álvarez. Lecture Notes in Computer Science 2687, pp 504-511, Springer-Verlag, 2003.
- [14] J. Manyika, Durrant-Whyte H., Data Fusion and Sensor Management a decentralized information-theoretic approach, Ellis Horwood, 1994.
- [15] J. Portillo, J. Besada, J. García, J. M. Molina, A. Varona, G. González. MARIA: Preliminary Results of an AENA R&D Project on Airport Surface Surveillance Based on CCTV, International Conference on Airport Surveillance Sensors, pp 138-145. París, Francia, Diciembre 2001.
- [16] J.M. Corchado, J.M. Molina. *Introducción a la Teoría de Agentes y Sistemas Multiagente*. Publicaciones Científicas, Editorial Catedral Publicaciones. Salamanca, 2002, España.
- [17] J.M. Molina, J. García, F.J. Jiménez, J.R. Casar, Cooperative Management of a Net of Intelligent Surveillance Agent Sensors,. International Journal of Intelligent Systems. vol 18, nº 3 pp 279 – 307, 2003.
- [18] J.M. Molina, J. García, F.J. Jiménez, J.R. Casar, Surveillance Multisensor Management with Fuzzy Evaluation of Sensor Task Priorities. Engineering Applications of Artificial Intelligence. vol 15 nº6 pp 511 – 527, Diciembre 2002.
- [19] R.Haralick D. Dori. A Pattern Recognition Approach to Detection of Complex Edges, *Pattern Recognition Letters*, May, 1995, Vol. 16, No. 5, pp. 517-529. 1995
- [20] S. Blackman, R. Popoli. *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*. Artech House. 1999
- [21] S. Deb, M. Yeddanapudi, K. Pattipati, Y. Bar-Shalom. A Generalized S-D Assignment Algorithm for Multisensor-Multitarget State Estimation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. Vol. 33, Nº 2. April 1997. pp. 523-536.
- [22] Y. Bar-Shalom, X. Li. *Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques*. Editado por Yaakov Bar-Shalom. 1995.