

DETECCIÓN DE PUNTOS ANATÓMICOS DE REFERENCIA EN IMÁGENES MÉDICAS USANDO LÓGICA BORROSA

S. Alayón
salayon@ull.es

L. Moreno
lmoreno@ull.es

C.S. González
carina@cyc.ull.es

Dep. Física Fundamental y Experimental, Electrónica y Sistemas, Universidad de La Laguna, Tenerife - España

R. Cárdenes
ruben@ctm.ulpgc.es

E. Suárez
eduardo@ctm.ulpgc.es

J. Ruiz-Alzola
jruiz@ctm.ulpgc.es

Dep. Señales y Comunicaciones, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, Gran Canaria – España

Resumen

En este artículo se presenta un nuevo método, automático y rápido, para detectar puntos anatómicos de referencia en imágenes médicas (“anatomical point landmarks”). El método está basado en la utilización de sistemas borrosos. Se aplican distintas técnicas para extraer información del problema: análisis tensorial de la imagen, análisis multiescala y medidas de distancias. La lógica borrosa combina la información extraída con estas técnicas y discrimina entre puntos anatómicos de referencia reales y falsas detecciones. El sistema propuesto ha sido aplicado en imágenes del cerebro obtenidas mediante resonancia magnética (MRI – Magnetic Resonance Imaging) obteniéndose buenos resultados experimentales.

Palabras Clave Puntos Anatómicos de Referencia, Sistemas Borrosos, Gradiente, Correlación, Análisis Multiescala.

1 INTRODUCCIÓN

La detección de puntos anatómicos de referencia (*Anatomical Point Landmarks*) es una tarea muy importante en el análisis de imágenes médicas. En algunas aplicaciones, como por ejemplo en el análisis morfométrico y en el registrado de imágenes, una localización eficiente de puntos de referencia es imprescindible. Cualquier tipo de característica geométrica en la imagen (punto, curva, superficie) que pueda ser identificada robustamente puede constituir una referencia útil.

En los trabajos de [1, 4, 9, 12] se han propuesto distintas aproximaciones a la detección de puntos anatómicos de referencia. Un resumen completo de las técnicas existentes se presenta en [8].

En este trabajo se presenta una nueva aproximación al problema de la detección de puntos de referencia en dos dimensiones. El método propuesto es rápido y automático, y permite al experto humano especificar los puntos anatómicos deseados. A diferencia de las aproximaciones existentes hasta el momento, nuestro sistema de detección incluye lógica borrosa, para facilitar el manejo del conocimiento impreciso disponible en este problema.

Existen de puntos de referencia especiales asociados a puntos anatómicos con un importante significado semántico. Una descripción de estos puntos para el caso de las imágenes cerebrales puede encontrarse en [2]. Siguiendo esta descripción, nuestro objetivo es localizar algunos de estos puntos, como se muestra en la figura 1.

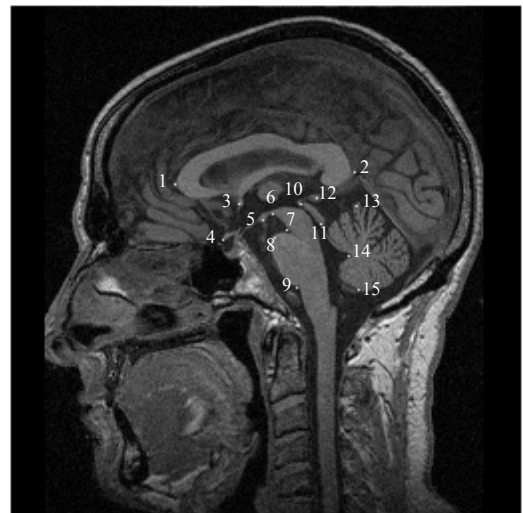


Figura 1: Puntos anatómicos de referencia buscados en este trabajo

La lógica borrosa se introduce en el sistema de detección de puntos de referencia por medio de los *Sistemas de Inferencia Borrosos* (SIB). Los sistemas de inferencia borrosos están basados en los conceptos de la teoría de conjuntos borrosos [13], reglas borrosas *si-entonces* y razonamiento borroso. La estructura básica de un SIB se compone de tres componentes: una *base de reglas*, que contiene una selección de reglas borrosas, una *base de datos*, que define las funciones de pertenencia utilizadas en las reglas borrosas y un *mecanismo de razonamiento*, que realiza el procedimiento de inferencia [5]. El SIB puede aceptar a su entrada conjuntos borrosos o números concisos (que se interpretan como conjuntos borrosos del tipo *singleton*), y las salidas que produce son conjuntos borrosos. En algunos casos es necesario tener una salida concisa. Por lo tanto se incluye en el sistema un método de desborrosificación para extraer los valores concisos que representan mejor el conjunto borroso resultante. En este trabajo hemos calculado el centroide del área del conjunto borroso de salida. Este tipo de sistema borroso recibe el nombre de *sistema borroso tipo Mamdani* [7].

En otros trabajos de investigación previos hemos aplicado lógica borrosa en problemas de análisis de imágenes médicas [3]. En el caso concreto que nos ocupa, nuestro objetivo es localizar los puntos anatómicos de referencia mostrados en la figura 1. Hemos implementado tres sistemas borrosos tipo Mamdani para modelar el sistema bajo estudio. En estos sistemas borrosos algunas variables han sido seleccionadas como variables lingüísticas y se han construido reglas borrosas del tipo *si-entonces* para describir el conocimiento disponible en este problema. Los sistemas borrosos discriminan entre los puntos de referencia deseados y las falsas detecciones. En la siguiente sección se ofrece una descripción detallada del sistema de detección borroso propuesto para abordar este problema.

2 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO BORROSO PROPUESTO PARA LA DETECCIÓN DE PUNTOS ANATÓMICOS DE REFERENCIA

Este método se compone de tres etapas diferenciadas, como se puede apreciar en el diagrama de bloques representado en la figura 2.

En la primera etapa se realiza un análisis tensorial de la imagen. Para ello se estudian las matrices de correlación calculadas tras la aplicación del operador gradiente sobre la imagen. Con esto se obtiene un conjunto inicial de puntos candidatos a ser puntos anatómicos de referencia.

Con esta técnica aparecen muchas detecciones falsas, así que el principal objetivo de la segunda etapa es reducir el número de candidatos falsos. En esta segunda etapa se aplica un análisis multiescala y se introduce un sistema de inferencia borroso (SIB) para realizar la primera discriminación borrosa entre los candidatos.

En la tercera etapa del método propuesto se diseñan y aplican dos sistemas de inferencia borrosos para elegir los puntos finales. Estos sistemas borrosos trabajan con información relativa a las distancias proporcionales existentes entre los puntos. Todas estas etapas son explicadas en detalle en las siguientes subsecciones.

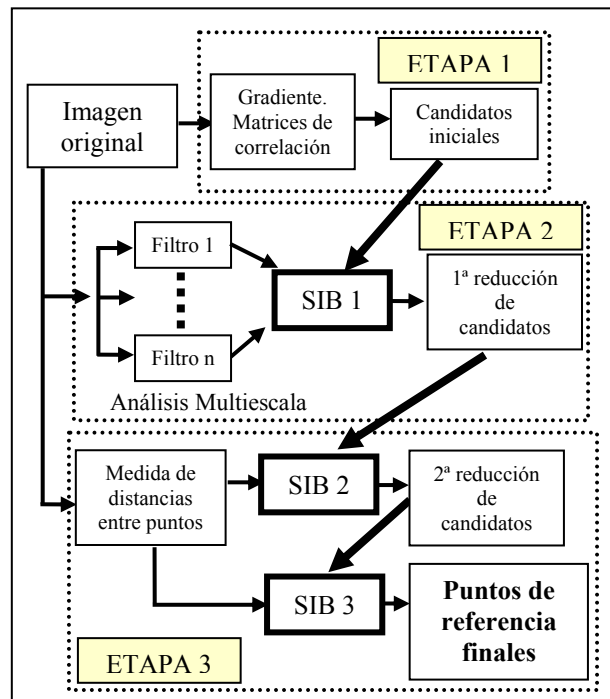


Figura 2: Diagrama de bloques del método propuesto

2.1 PRIMERA ETAPA

En la primera etapa del sistema se realiza una aproximación inicial a la detección de puntos anatómicos de referencia. El método está basado en el estudio de las matrices de correlación generalizadas que se obtienen a partir de la aplicación del operador gradiente sobre la imagen, considerando ésta como un campo tensorial.

Los esquemas de procesamiento de señales que se aplican a señales multicanal deben ser más generales que los aplicables a señales escalares. Aunque el modo más común para trabajar con señales multicanal es la utilización de señales vectoriales, existen casos más complejos en los que la elección más natural es la utilización de modelos de señal

basados en campos tensoriales. El análisis tensorial es una generalización de las nociones del análisis vectorial motivado por la existencia de procesos físicos que no pueden ser descritos solamente por escalares o vectores. En el campo del procesamiento de imagen los tensores han sido muy utilizados para representar características de la misma [6, 9, 10, 11].

Consideremos un campo escalar cualquiera $s(x)$ y el campo vectorial gradiente $g(x) = \nabla s(x)$, que puede representarse como $g_k(x) = s_{,k}$ (k es una indexación de las derivadas parciales: $s_{,k} = \frac{\partial s(x)}{\partial x_k}$) y k puede

variar entre 1 y la dimensión del campo. La matriz de correlación de $g(x)$ se define en cada punto por la ecuación (1) y una estimación para ella aparece en la ecuación (2), donde $N(x)$ es el vecindario de x y V es el número de muestras:

$$R_g(x) = E\{g(x)g(x)^t\} = E\{s_{,k}(x)s_{,l}(x)\} \quad (1)$$

$$\hat{R}_g(x) = \frac{1}{V(N(x))} \sum_{x_i \in N(x)} g_k(x_i)g_l(x_i)^t = \frac{1}{V(N(x))} \sum_{x_i \in N(x)} s_{,k}(x_i)s_{,l}(x_i) \quad (2)$$

Siguiendo la aproximación descrita en [9], calculamos la matriz de correlación del gradiente para cada punto de la imagen.

Un análisis de la matriz de correlación proporciona información de cómo cambia el gradiente. En particular, autovalores pequeños indican poca variación del gradiente a lo largo de las direcciones principales asociadas. Por el contrario, autovalores similares de la matriz muestran una variación local del gradiente en todas las direcciones y por lo tanto, pueden indicar posibles puntos de referencia.

El determinante de la matriz de correlación es el producto de todos los autovalores. Tiende a ser pequeño si no hay variación a lo largo de alguna dirección. La traza de la matriz es el valor cuadrado medio de la norma del gradiente y debería ser grande para los puntos de referencia. Por lo tanto, estos puntos de referencia pueden ser detectados localizando los máximos locales en medidas escalares umbralizadas según relaciones entre el determinante y la traza de la matriz de correlación.

Hemos usado esta aproximación para obtener los puntos anatómicos de referencia iniciales, pero es importante destacar que con esta técnica se producen muchas falsas detecciones. En las siguientes etapas se introduce la lógica borrosa para refinar la selección de puntos candidatos y eliminar el mayor número posible de falsos puntos de referencia.

2.2 SEGUNDA ETAPA

En la segunda etapa reducimos el número de falsas detecciones con un sistema borroso. Este sistema borroso trabaja con la información resultante de un análisis multiescala que se realiza previamente.

El análisis multiescala se lleva a cabo variando la resolución de la imagen. Los niveles de resolución se cambian mediante procedimientos de filtrado. El filtro aplicado a la imagen original es un filtro gaussiano pasa baja simétrico de tamaño fijo y con distintas desviaciones estándar que determinan los distintos niveles de resolución. Con este procedimiento obtenemos 10 imágenes filtradas distintas.

Aplicamos el mismo procedimiento desarrollado en la primera etapa para detectar puntos de referencia en cada una de las imágenes filtradas. Los puntos de referencia detectados en la primera etapa (candidatos iniciales) pueden coincidir con los puntos de referencia obtenidos en las imágenes filtradas. Por lo tanto, la primera información que se extrae es el número de coincidencias para cada candidato inicial.

La segunda información que se extrae es el valor de la relación existente entre el determinante y la traza de la matriz de correlación para cada uno de los candidatos iniciales a puntos de referencia en cada una de las imágenes filtradas.

Por lo tanto, contamos con dos conjuntos de datos distintos para cada punto de referencia detectado en la primera etapa. Estos datos constituyen los datos de entrada al primer sistema borroso implementado tipo Mamdani.

El sistema borroso trabaja con dos variables lingüísticas distintas que representan la información descrita anteriormente: la primera variable es el número de repeticiones de los candidatos en las imágenes filtradas y la segunda es la relación determinante/traza de la matriz de correlación de los candidatos en las imágenes filtradas.

La base de reglas está compuesta por cuatro reglas del tipo *si-entonces*. La parte de los antecedentes refleja las distintas combinaciones entre las variables lingüísticas. La localización de las funciones de pertenencia que representan a las variables lingüísticas no es fija, depende de los datos medidos en cada imagen. La parte de los consecuentes asigna una puntuación a cada situación. Las reglas intentan dar más importancia a los candidatos que tengan valores altos en ambas variables de entrada. Las funciones de pertenencia utilizadas para la parte de antecedentes y consecuentes son funciones de pertenencia gaussianas.

La salida del sistema borroso es la puntuación final que recibe cada candidato a punto de referencia. Con estas puntuaciones podemos discriminar y reducir el conjunto de candidatos obtenido en la primera etapa.

2.3 TERCERA ETAPA

El objetivo de esta etapa es obtener los puntos anatómicos de referencia finales. Estamos buscando un conjunto específico de puntos (ver figura 1). Pero el conjunto de puntos buscados no es fijo. Podría ser especificado por un experto sobre una imagen de referencia y podría ser distinto. En este trabajo se ha usado como imagen de referencia la imagen mostrada en la figura 1.

La información utilizada en esta tercera etapa está basada en medidas de distancias entre puntos. Se eligen tres puntos especiales en la imagen: el punto más alto de la cabeza (H), el punto de la cabeza localizado más a la derecha (R) y el punto de la cabeza localizado más a la izquierda (L).

Primero se mide en la imagen de referencia la distancia existente entre cada punto anatómico de referencia buscado y cada uno de estos tres puntos de referencia (H, R y L), para obtener unas distancias de referencia que posteriormente se normalizan.

Con esta información construimos el segundo sistema borroso tipo Mamdani. Este sistema tiene tres variables lingüísticas que representan las distancias normalizadas a cada uno de los puntos de referencia H, R y L. El conjunto de reglas está compuesto por 8 reglas. Los antecedentes de las reglas representan distintas situaciones: la entrada concuerda con todas las distancias normalizadas, con dos de ellas, con una o no concuerda con ninguna. Los consecuentes asignan una puntuación a cada situación. Las funciones de pertenencia utilizadas para la parte de antecedentes y consecuentes son funciones de pertenencia gaussianas.

Cuando se estudia otra imagen distinta a la imagen de referencia, los puntos H, R y L son buscados en esta nueva imagen y las distancias normalizadas entre los candidatos a puntos de referencia y estos puntos especiales son calculadas. Por lo tanto, para cada candidato se calculan tres valores de distancias distintos (distancia a H, a R y a L). Estos valores son los datos de entrada al segundo sistema borroso. La salida del sistema borroso es la puntuación final de cada candidato a punto de referencia. Utilizando estas puntuaciones podemos discriminar entre candidatos. Los candidatos que se ajustan más a las proporciones medidas en la imagen de referencia reciben una puntuación mayor y son elegidos.

El siguiente paso consiste en medir en la imagen de referencia la distancia normalizada existente entre los puntos anatómicos de referencia buscados. En este trabajo, es la distancia existente entre los puntos numerados en la figura 1.

Con esta información se construye el tercer sistema borroso tipo Mamdani. El objetivo es encontrar los puntos que están distribuidos siguiendo las mismas proporciones que los puntos de referencia buscados. El sistema contiene variables lingüísticas que representan las distancias normalizadas entre puntos. El número de reglas depende del número de puntos de referencia buscados. Los antecedentes representan distintas situaciones (desde que todas las distancias concuerden hasta que ninguna concuerde) y los consecuentes asignan una puntuación a cada situación. Las funciones de pertenencia utilizadas para la parte de antecedentes y consecuentes son funciones de pertenencia gaussianas.

Cuando se estudia otra imagen distinta a la imagen de referencia, calculamos las distancias normalizadas entre todos los candidatos a puntos de referencia existentes en esa imagen. Estas medidas son los datos de entrada al tercer sistema borroso. La salida del sistema es la puntuación final de cada candidato a punto de referencia. Con estas puntuaciones podemos discriminar entre candidatos y seleccionar los puntos anatómicos de referencia finales.

3 RESULTADOS EXPERIMENTALES

El sistema propuesto ha sido aplicado en imágenes del cerebro obtenidas mediante resonancia magnética (MRI – Magnetic Resonance Imaging) obteniéndose buenos resultados experimentales.

Nuestro objetivo es localizar los puntos anatómicos de referencia especificados en la figura 1. Además. La imagen representada en la figura 1 ha sido seleccionada como imagen de referencia para los experimentos. En esta sección se presentan los resultados experimentales correspondientes a dos imágenes MRI distintas, imágenes A y B.

Los candidatos a puntos de referencia detectados por la primera etapa del sistema para las imágenes A y B se muestran en las figuras 3 y 4, respectivamente. Como era esperado, aparecen muchas falsas detecciones con la técnica utilizada.

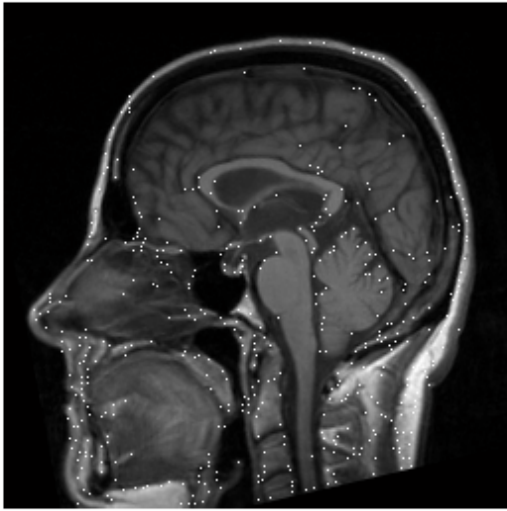


Figura 3: Candidatos a puntos de referencia detectados por la primera etapa para la imagen A

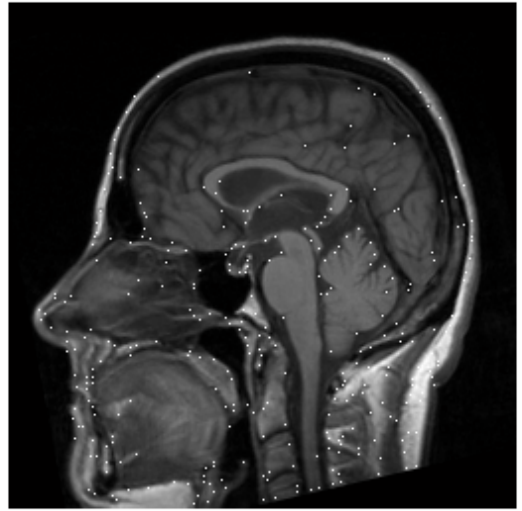


Figura 5: Primera reducción de candidatos (segunda etapa) para la imagen A

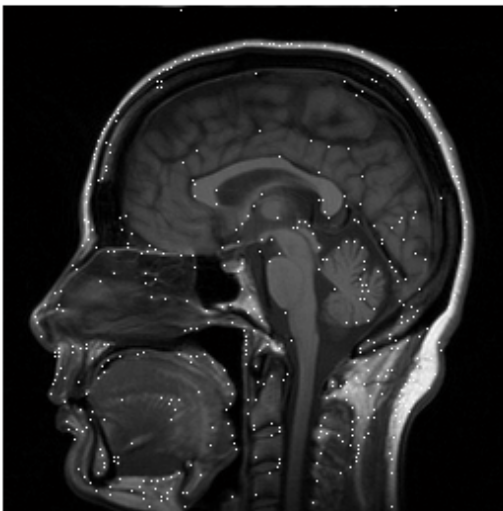


Figura 4: Candidatos a puntos de referencia detectados por la primera etapa para la imagen B

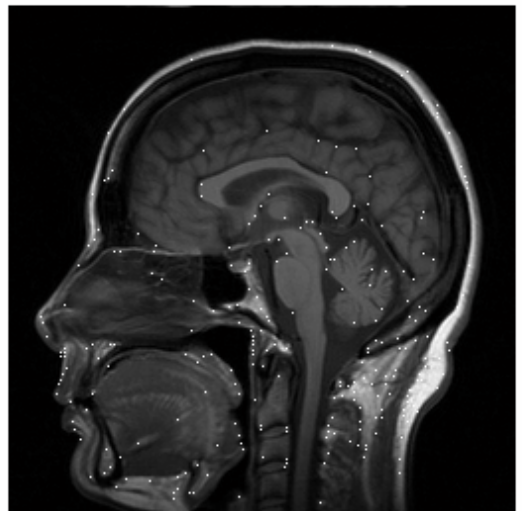


Figura 6: Primera reducción de candidatos (segunda etapa) para la imagen B

La segunda etapa realiza una primera reducción del grupo de candidatos obtenido en la primera etapa, como se puede apreciar en las figuras 5 y 6.

El resultado de la segunda reducción de candidatos se muestra en las figuras 7 y 8 (seleccionados por el segundo sistema borroso).



Figura 7: Segunda reducción de candidatos (segundo sistema borroso - tercera etapa) para la imagen A

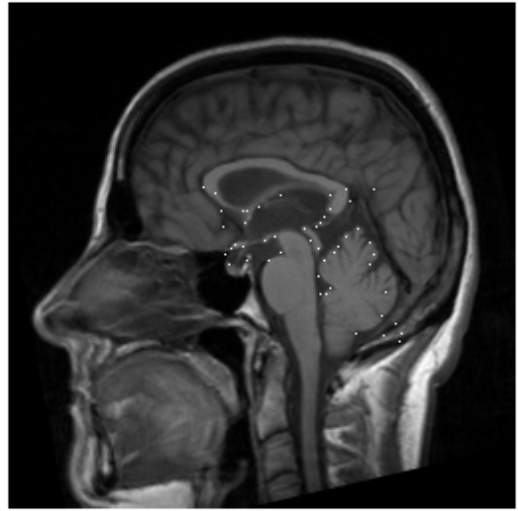


Figura 9: Puntos de referencia finales (tercer sistema borroso - tercera etapa) para la imagen A



Figura 8: Segunda reducción de candidatos (segundo sistema borroso - tercera etapa) para la imagen B



Figura 10: Puntos de referencia finales (tercer sistema borroso - tercera etapa) para la imagen B

Los puntos anatómicos de referencia finales vienen determinados por la discriminación realizada por el tercer sistema borroso, tal y como se aprecia en las figuras 9 y 10. Estos puntos finales están muy próximos a los puntos especificados sobre la imagen de referencia.

4 CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado una nueva aproximación al problema de detección y localización de puntos anatómicos de referencia en 2D en imágenes médicas. La contribución más novedosa es la inclusión de la lógica borrosa en el método de detección. La lógica borrosa permite trabajar con la información imprecisa disponible en este problema de un modo flexible. El método propuesto es automático y rápido, y permite a un experto humano la especificación de los puntos anatómicos de referencia deseados en una imagen de referencia.

Hemos aplicado el sistema de detección diseñado a imágenes de resonancia magnética del cerebro. Los resultados experimentales son buenos, pero podrían mejorarse proporcionando más información a los sistemas borrosos empleados, como por ejemplo, información relativa a la segmentación de los tejidos que aparecen en las imágenes.

El método es general y podría aplicarse a imágenes correspondientes a otras regiones del cuerpo humano. Sólo sería necesaria la especificación de los puntos anatómicos de referencia por parte de un experto humano sobre una imagen de referencia.

En futuras investigaciones se intentarán ajustar más los resultados del sistema de detección mejorando los sistemas borrosos implicados y proporcionándoles más información. Además, el problema de la detección de puntos anatómicos de referencia en 2D será considerado en otro tipo de imágenes. Otro objetivo importante es extender el sistema al problema de detección de puntos anatómicos de referencia en 3D.

Referencias

- [1] Betke, M., Hong, H., Thomas, D., Prince C. y Ho, J.P., (2003) "Landmark detection in the chest and registration of lung surfaces with an application to nodule registration". *Medical Image Analysis*, 7:3, pp. 265-281.
- [2] Bookstein, F.L., (1991) "Thin-plate splines and the atlas problem for biomedical images". *Proc. 12th International Conference on Information Processing in Medical Imaging – IPMI'91*, 326-342.
- [3] Estevez, J.I., Alayón, S., Moreno, L., Sigut, J. y Aguilar, R., (2004) "Cytological images analysis with a genetic fuzzy finite state machine". *International Journal of Medical Informatics*, in press.
- [4] Hartkens, T., Rohr, K. y Stiehl, H.S., (2002) "Evaluation of 3D operators for the detection of anatomical point landmarks in MR and CT images". *Computer Vision and Image Understanding*, 86(2):118-136.
- [5] Jang, J.-S. R., Sun, C.-T. y Mizutani, E., (1997) "Neuro-fuzzy and soft computing. A computational approach to learning and machine intelligence". *Matlab Curriculum Series*. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ 07458.
- [6] Knutsson, H., (1989) "Representing local structure using tensors". *The 6th Scandinavian Conference on Image Analysis*, Oulu, Finland, 244-251.
- [7] Mamdani, E., (1974) "Applications of fuzzy algorithm for control a simple dynamic plant". *Proc. of the IEE*, 121(12), pp. 1585-1588.
- [8] Rohr, K., (2001) "Landmark-based image analysis: using geometric and intensity models", volume 21 of *Computacional Imaging and Vision Series*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht Boston London.
- [9] Ruiz-Alzola, J., Kikinis, R. y Westin, C.F., (2001) "Detection of point landmarks in multidimensional Tensor Data". *Signal Processing*, 81(10).
- [10] Westin, C.-F., (1995) "Vector and tensor field filtering". Granlund and Knutsson, ed, *Signal Processing for Computer Vision*, chapter 11.
- [11] Westin, C.-F. y Knutsson, H., (1994) "Estimation of Motion Vector Fields using Tensor Field Filtering". *Proc.IEEE Int. Conf. on Image Proc.*, Austin, Texas.
- [12] Wörz, S. y Rohr, K., (2003) "Localization of anatomical point landmarks in 3D medical images by fitting 3D parametric intensity models". In C. Taylor and A. Noble, editors, *Proc. 18th International Conference on Information Processing in Medical Imaging – IPMI'03*, volume 2732 of *Lecture Notes in Computer Science*, Ambleside, UK, pages 76-88.
- [13] Zadeh, L., (1965) "Fuzzy sets". *Information and Control*, 8, pp. 338-353.