

Segmentación de Imágenes en Color utilizando Histogramas Bi-Variantes en Espacios Color Polares Luminancia/Saturación/Matiz

Image Color Segmentation using Bi-variate Histograms in Luminance/Saturation/Hue Polar Color Spaces¹

Jesús Angulo y Jean Serra

Centre de Morphologie Mathématique, Ecole des Mines de Paris
35, rue Saint-Honoré, 77305 Fontainebleau, Francia
e-mail: {angulo,serra}@cmm.enscm.fr;
Web: <http://cmm.enscm.fr/~angulo>

Artículo recibido en mayo 20, 2003; aceptado en marzo 25, 2005

Resumen

La elección de un espacio de representación adecuado para el color sigue constituyendo un reto en procesamiento y análisis de las imágenes en color. A partir de una familia de espacios en coordenadas polares de tipo luminancia/saturación/matiz (LSM) recientemente propuesta (mejorando al sistema HLS), y que tienen características apropiadas para el tratamiento cuantitativo, se derivan dos histogramas bi-variantes: $hist^r;HS$ (tratando conjuntamente la componente de matiz y la componente de saturación) y $hist^r;LS$ (componentes luminancia y saturación) asociados a estos espacios de color. A continuación, se muestra un método morfológico para el agrupamiento de los puntos en los histogramas bi-variantes, fundado en la transformación de la línea divisoria de aguas. Después, se obtienen dos particiones (cromática y acromática) por proyección inversa de los histogramas segmentados sobre el espacio de la imagen color inicial. Una combinación de las dos particiones, basada en la saturación, proporciona un método interesante para la segmentación de imágenes en color.

Palabras clave: imágenes en color, espacio color LSM, histogramas bi-variantes, morfología matemática, transformación línea divisoria de aguas, segmentación color, clasificación morfológica

Abstract

The choice of a suitable colour space representation is still a challenging task in the processing and analysis of colour images. Starting with the recently proposed family of polar coordinate systems LSH (improving the standard HLS) which have suitable properties for quantitative image processing, the derivation of two bivariate histograms: $hist^r;HS$ (putting together the Hue component and the Saturation component) and $hist^r;LS$ (Luminance and Saturation components) associated to these colour spaces is presented. A method for the morphological clustering of the points in the bivariate histograms is shown, relying on the watershed transformation. Then, by back projecting on the space of the initial colour image, two partitions (chromatic and achromatic) are obtained. A saturation-based combination of the two partitions yields an interesting method for segmenting colour images.

Keywords: colour images, LSH colour space, bi-variant histograms, mathematical morphology, watershed transformation, colour segmentation, morphological clustering.

1 Introducción

La segmentación es un concepto clave en tratamiento digital de la imagen. La segmentación de una imagen implica la detección, mediante procedimientos de etiquetado deterministas o estocásticos, de los contornos o regiones de la imagen, basándose en la información de intensidad o/y la información espacial.

Para las imágenes a nivel de gris, una de las técnicas más clásica y simple de segmentación supone la determinación de los modos o agrupamientos (“clusters”) del histograma, lo cual permite una clasificación o umbralización de los píxeles en

¹A preliminary version in english of this paper is available from the authors on request: *Centre de Morphologie Mathématique-EMP, Internal Note N-03/03/MM, January 2003.*

regiones homogéneas (Fu, 1981). Este método se puede generalizar a las imágenes multispectrales, teniendo en cuenta que la segmentación de las imágenes en color implica inicialmente la elección de un espacio de representación para el color.

Un estudio reciente de Serra (2002) ha mostrado que muchos de los espacios de color actuales (HLS, HSV, etc.) habiendo sido desarrollados para aplicaciones gráficas de los ordenadores, son inadecuados para el tratamiento cuantitativo de las imágenes. Una representación conveniente, debe estar basada en distancias o normas para los vectores de los puntos del espacio de representación y además proporcionar independencia entre las componentes cromática y acromática.

En este artículo, adoptamos justamente la familia de sistemas en coordenadas polares de tipo luminancia/saturación/matiz que satisfacen estos requisitos y proponemos una metodología relativamente simple de agrupamiento morfológico para la segmentación de imágenes en color. La idea motora de esta segmentación consiste en manipular por separado la información visual cromática y la correspondiente acromática, obteniendo dos particiones diferentes de la imagen y después, combinar ambas particiones para conseguir la partición final de la imagen en color. El método se basa en la derivación de dos histogramas bi-variables: $hist^r_{HS}$ (tratando conjuntamente la componente de matiz y la componente de saturación) y $hist^r_{LS}$ (componentes luminancia y saturación).

La segmentación mediante la fusión (simple intersección) de dos histogramas bi-variables color ya ha sido utilizada por Kurugollu *et al.* (2001) pero en el espacio RGB.

La partición de estos histogramas, por agrupamiento de los píxeles pertenecientes a regiones homogéneas, se lleva a cabo mediante el uso de la transformación de la línea divisoria de aguas. La técnica de segmentación del histograma por línea divisoria de aguas, introducida en Watson (1987), fue desarrollada por Soille (1996) para la partición morfológica de imágenes satélite multispectrales. Después se han propuesto diferentes variantes (Postaire *et al.*, 1993; Petrou *et al.*, 1998; Sang *et al.* 1998; Park *et al.* 1998; Géraud *et al.*, 2001), así como otras aplicaciones tal que la detección de caras en imágenes color (Albiol *et al.*, 2001).

Muchos otros métodos han sido propuestos en la literatura para la segmentación de imágenes en color. De manera general, estas técnicas se pueden clasificar en diferentes categorías: métodos de agrupamiento y clasificación (Celenk, 1990; Littman y Ritter, 1997; Androustos *et al.*, 1999), métodos basados en la detección de contornos (Zugaj y Lattuati, 1998), métodos de crecimiento o fusión de regiones (Trémeau y Borel, 1998), métodos morfológicos que se fundan en la línea divisoria de aguas u otras conexiones (Demarty y Beucher, 1998; Angulo y Serra, 2003).

La organización del resto del artículo es como sigue. La sección 2 constituye una síntesis de las ecuaciones de transformación entre el espacio RGB y la nueva familia de espacios LSM. En la sección 3 se presenta el método para obtener los dos histogramas bi-variables como dos imágenes a nivel de gris, mostrando para una serie de ejemplos una comparación de los histogramas asociados a las diferentes versiones LSM. Se incluye también una revisión de la noción de regiones cromáticas y acromáticas. Las secciones 4 y 5 describen en detalle la metodología de segmentación, ilustrada de nuevo con los ejemplos. Finalmente, en la sección 6 se tratará de forma crítica el funcionamiento y las limitaciones de la metodología, así como otros usos factibles de este tipo de histogramas.



Fig. 1: Imágenes color utilizadas en este artículo

2 El Espacio HLS y las Representaciones Polares LSM Alternativas

Esta sección es una breve síntesis de los argumentos desarrollados recientemente por Serra (2002a), recopilados también en (Angulo, 2003).

Partiendo del cubo ortogonal unitario “rojo, verde, azul” (o RGB) $[0,1] \times [0,1] \times [0,1]$, la versión en coordenadas polares de este espacio está formada por la diagonal principal del cubo, que va del origen (0,0,0) al punto (1,1,1), y que se conoce como “eje de grises” o “eje acromático”, y del plano que le es perpendicular en el origen, “plano cromático”. Un punto de la imagen en color es un vector \mathbf{c} de proyecciones \mathbf{c}_d sobre el eje acromático y \mathbf{c}_p en el plano cromático: $\mathbf{c} = \mathbf{c}_d + \mathbf{c}_p$. El ángulo de \mathbf{c}_p con respecto a la proyección del vector rojo define la tonalidad o *matiz* h del punto \mathbf{c} .

Una norma asocia a todo vector un parámetro, digamos α , positivo o nulo que aumenta cuando el punto \mathbf{c} se aleja del origen, i.e. $\alpha(\lambda\mathbf{c}) = \lambda\alpha(\mathbf{c}), \lambda \geq 0$. Además, la norma vincula la suma de vectores a la suma de escalares por medio de la desigualdad triangular: $\alpha(\mathbf{c} + \mathbf{c}') \leq \alpha(\mathbf{c}) + \alpha(\mathbf{c}')$, que implica que la norma de un vector medio entre \mathbf{c} y \mathbf{c}' no puede ser más grande que la media de las normas de \mathbf{c} y \mathbf{c}' . Por último, es equivalente decir que el vector \mathbf{c} es nulo o que su norma lo es. Cuando esta última condición no se verifica, se habla solamente de semi-norma (Serra, 2002a).

Dos proyecciones cromáticas grandes pero opuestas representan dos colores muy saturados, mientras que la suma vectorial de estos dos colores es acromática. Es por tanto lógico que el parámetro de luminancia asociado a esta suma no sea superior al de los colores iniciales. Consideraciones similares se pueden hacer para la saturación (intensidad del matiz), que por tanto deberá también verificar la desigualdad triangular.

Resumiendo, para las necesidades de cuantificación, es imperativo que (Serra, 2002a):

1. los parámetros de intensidad asociados a los vectores \mathbf{c} y \mathbf{c}' sean *normas*;
2. que si dos puntos distintos \mathbf{c} y \mathbf{c}' se proyectan sobre el mismo punto \mathbf{c}_p del plano cromático, éstos tengan la misma norma cromática (i.e. misma saturación).

Si no se impone el primer imperativo, se obtienen rápidamente sobre-luminancias y saturaciones parásitas totalmente incongruentes. En cuanto al segundo, si no se aplica, no se pueden tratar la luminancia y la saturación como dos variables independientes: todo se mezcla, y por ejemplo, como mostraremos más adelante, los histogramas luminancia/saturación se vuelven demasiado confusos para que se pueda extraer cualquier información. Además de los dos requisitos mencionados anteriormente, conviene introducir una tercera condición, menos fundamental y sugerida por la práctica: todo sistema de representación de imágenes en color debe ser reversible con respecto al estándar RGB.

Una de las representaciones polares del color más clásicas en la literatura es el espacio HLS, cuyas ecuaciones de conversión a partir del espacio RGB son:

$$\begin{aligned}
 h_{HLS} &= \begin{cases} \frac{g-b}{\max(r,g,b) - \min(r,g,b)} & \text{si } r = \max(r,g,b) \\ \frac{b-r}{\max(r,g,b) - \min(r,g,b)} + 2 & \text{si } g = \max(r,g,b) \\ \frac{r-g}{\max(r,g,b) - \min(r,g,b)} + 4 & \text{si } b = \max(r,g,b) \end{cases} \\
 l_{HLS} &= \frac{\max(r,g,b) + \min(r,g,b)}{2} \\
 s_{HLS} &= \begin{cases} \frac{\max(r,g,b) - \min(r,g,b)}{\max(r,g,b) + \min(r,g,b)} & \text{si } l_{HLS} \leq 0.5 \\ \frac{\max(r,g,b) - \min(r,g,b)}{2 - \max(r,g,b) - \min(r,g,b)} & \text{si } l_{HLS} > 0.5 \end{cases}
 \end{aligned} \tag{1}$$

Es fácil de ver que este espacio no verifica los dos imperativos de cuantificación fijados anteriormente: ni la luminancia ni la saturación son normas, y además, no hay independencia entre el eje acromático y el plano cromático (ver los contraejemplos de Angulo y Serra (2004)). Por tanto, es necesario encontrar otra cosa, y las tres primeras pistas en las que se puede pensar son las normas L_2 , L_1 y la semi-norma $\delta = \max\text{-min}$.

La norma L_2 es la del espacio Euclideo, con las longitudes habituales y el teorema de Pitágoras para vincular la norma de \mathbf{c} a las de sus proyecciones \mathbf{c}_p y \mathbf{c}_d . Sus formulas de conversión son (Serra, 2002a):

$$\begin{aligned} m_2 &= \frac{1}{\sqrt{3}} \left[(r^2 + g^2 + b^2) \right]^{1/2} \\ s_2 &= \frac{3}{2} \left[(2r - g - b)^2 + (2g - b - r)^2 + (2b - g - r)^2 \right]^{1/2}, \\ h_2 &= \arccos \left[\frac{r - g/2 - b/2}{(r^2 + g^2 + b^2 - rg - rb - gb)^{1/2}} \right] \end{aligned} \quad (2)$$

Esta representación obliga, por un lado, a manipular constantemente raíces cuadradas y redondeos (los parámetros finales deben ser enteros no negativos de 8 bits, para poder codificarlas como imágenes digitales estándar); y por otro lado, la transformación inversa implica la resolución de una ecuación cuadrática. En la práctica, resulta más interesante remplazarla por la norma L_1 , la del valor absoluto. Esta última se expresa mediante el siguiente sistema (Serra, 2002a):

$$\begin{aligned} m_1 &= \frac{1}{3} (\max + med + \min) \\ s_1 &= \begin{cases} \frac{3}{2} (\max - m_1) & \text{si } m_1 \geq med \\ \frac{3}{2} (m_1 - \min) & \text{si } m_1 \leq med \end{cases} \\ h_1 &= k \left[\lambda + \frac{1}{2} - (-1)^\lambda \frac{\max + \min - 2med}{2s_1} \right] \end{aligned} \quad (3)$$

Donde \max , med y \min designan el valor máximo, mediana y mínimo de (r, g, b) . El matiz h_1 es una aproximación muy precisa del ángulo, que evita de pasar por el coseno. El coeficiente k determina la unidad de trabajo (vale $\pi/3$ para radianes, 60 para obtenerlo en grados o 42 para que h_1 se cuantifique en 256 niveles). Como el matiz se aproxima mediante un hexágono, los valores del parámetro $\lambda(\mathbf{c})=0$, si $r > g > b$; 1, si $g \geq r > b$; 2, si $g > b \geq r$; 3, si $b \geq g > r$; 4, si $b > r \geq g$; 5, si $r \geq b > g$ permiten el paso de un sector al otro.

Una tercera alternativa puede proponerse. La cantidad max-min asociada a la saturación permite una mejora del espacio HLS (Hanbury y Serra, 2003). Sin embargo, esta semi-norma no puede utilizarse par la luminancia (no es invariante por proyección sobre el eje acromático). Una media ponderada, en cambio, si es una norma, y siguiendo la recomendación de Hanbury y Serra (2003), utilizaremos para la luminancia de este sistema aquella recomendada por el estándar de televisión de alta definición (similar a los monitores). Tenemos por consiguiente las siguientes ecuaciones para el sistema HLS mejorado (IHLS), o por claridad, sistema en norma max-min:

$$\begin{aligned} h_{IHLS} &= \begin{cases} \frac{g - b}{\max(r, g, b) - \min(r, g, b)} & \text{si } r = \max(r, g, b) \\ \frac{b - r}{\max(r, g, b) - \min(r, g, b)} + 2 & \text{si } g = \max(r, g, b) \\ \frac{r - g}{\max(r, g, b) - \min(r, g, b)} + 4 & \text{si } b = \max(r, g, b) \end{cases} \\ l_{IHLS} &= 0.213r + 0.715g + 0.072b \\ s_{IHLS} &= \max(r, g, b) - \min(r, g, b) \end{aligned} \quad (4)$$

De manera abreviada, denotaremos está nueva familia de sistemas de representación del color como LSM (Luminancia/Saturación/Matiz).

3 Histogramas Bi-Variantes Normalizados como Imágenes a Nivel de Gris

El histograma $hist_f(i)=n_i$ de una imagen f es muy utilizado en la práctica como representación compacta de su distribución de niveles de gris, i.e. el valor n_i para cada nivel i es el número de píxeles de la imagen que tienen el valor de gris i , o después de normalizar por el número total de píxeles, la probabilidad de que i aparezca en la imagen. Sea \mathbf{f} una imagen en color, sus componentes en un espacio color tipo LSM son (f_L, f_S, f_H) .

Se pueden definir dos histogramas (o diagramas de distribución/dispersión) bi-variantes a partir de estas tres variables. El primero se basa en tratar conjuntamente la componente de matiz y la componente de saturación H/S: $hist^{\rho};HS$. La componente de matiz es una magnitud angular (valores comprendidos entre 0° y 360°) y la saturación es lineal (de 0 a 1). Por lo tanto, $hist^{\rho};HS$ se define en coordenadas polares. El segundo histograma, $hist_{LS}$, se basa en la combinación de las componentes luminancia y saturación L/S. Y como la luminancia también es lineal, su representación será cartesiana.

Dado que nuestro objetivo es procesar estos dos histogramas utilizando operadores morfológicos, los histogramas tienen que ser escalados y normalizados para que puedan representarse como imágenes de nivel de gris. Para ambos histogramas proponemos utilizar una imagen de tamaño 256×256 y de 256 niveles de gris (8 bits). Por otra parte, y para poder identificar fácilmente los modos o agrupamientos principales correspondientes a las regiones significativas de la imagen, se recomienda el uso de la escala logarítmica. En resumen,

- $hist_{LS}$: Se representa por la imagen de grises $f_{LS}(\mathbf{x})$, con la luminancia en la dimensión horizontal y la saturación en la vertical (el origen es el vértice inferior izquierdo), i.e.

$$f_{LS}(\mathbf{x}) = \left\lfloor \frac{\log(hist_{LS}(x, y))}{\max(\log(hist_{LS}(x, y)))} \right\rfloor_{255}, \quad (5)$$

dónde $\mathbf{x}=(x,y)$, $x=f_L \in [0,255]$, $y=f_S \in [0,255]$ y $hist_{LS}(x, y)$ es el número de ocurrencias del par (x,y) .

- $hist^{\rho};HS$: Viene dado por la imagen de grises $f_{HS}(\mathbf{x})$, tomando como origen el píxel $(127,127)$, con el tono como magnitud angular y la saturación como radial, i.e.

$$f_{HS}(\mathbf{x}) = \left\lfloor \frac{\log(hist^{\rho}_{HS}(x, y))}{\max(\log(hist^{\rho}_{HS}(x, y)))} \right\rfloor_{255}, \quad (6)$$

donde $\mathbf{x}=(x,y)$, $x = f_S / 2 \cos(f_H) \in [-127,127] \equiv [0,255]$, $y = f_S / 2 \sin(f_H) \in [-127,127] \equiv [0,255]$

($f_S \in [0,255]$, $f_H \in [0^\circ, 360^\circ]$) y $hist^{\rho}_{HS}(x, y)$ es el número de ocurrencias del par (x,y) .

Estando definidas estas dos imágenes, es posible ahora de evaluar las características de las cuatro representaciones luminancia, saturación y matiz para la segmentación de los histogramas. En la figura 1 se muestran las seis imágenes en color que ilustrarán este artículo. Hemos incluido en la figura 2, y para cada imagen en color, los cuatro histogramas L/S. Se constata fácilmente que los “clusters” (grupos homogéneos de puntos) están mejor definidos y separados en los diagramas de dispersión de la norma max-min. Un análisis similar nos ha permitido observar que esta mejor separación para la norma max-min es también válida para el caso del histograma H/S. La figura 3 contiene los histogramas H/S para los seis ejemplos.

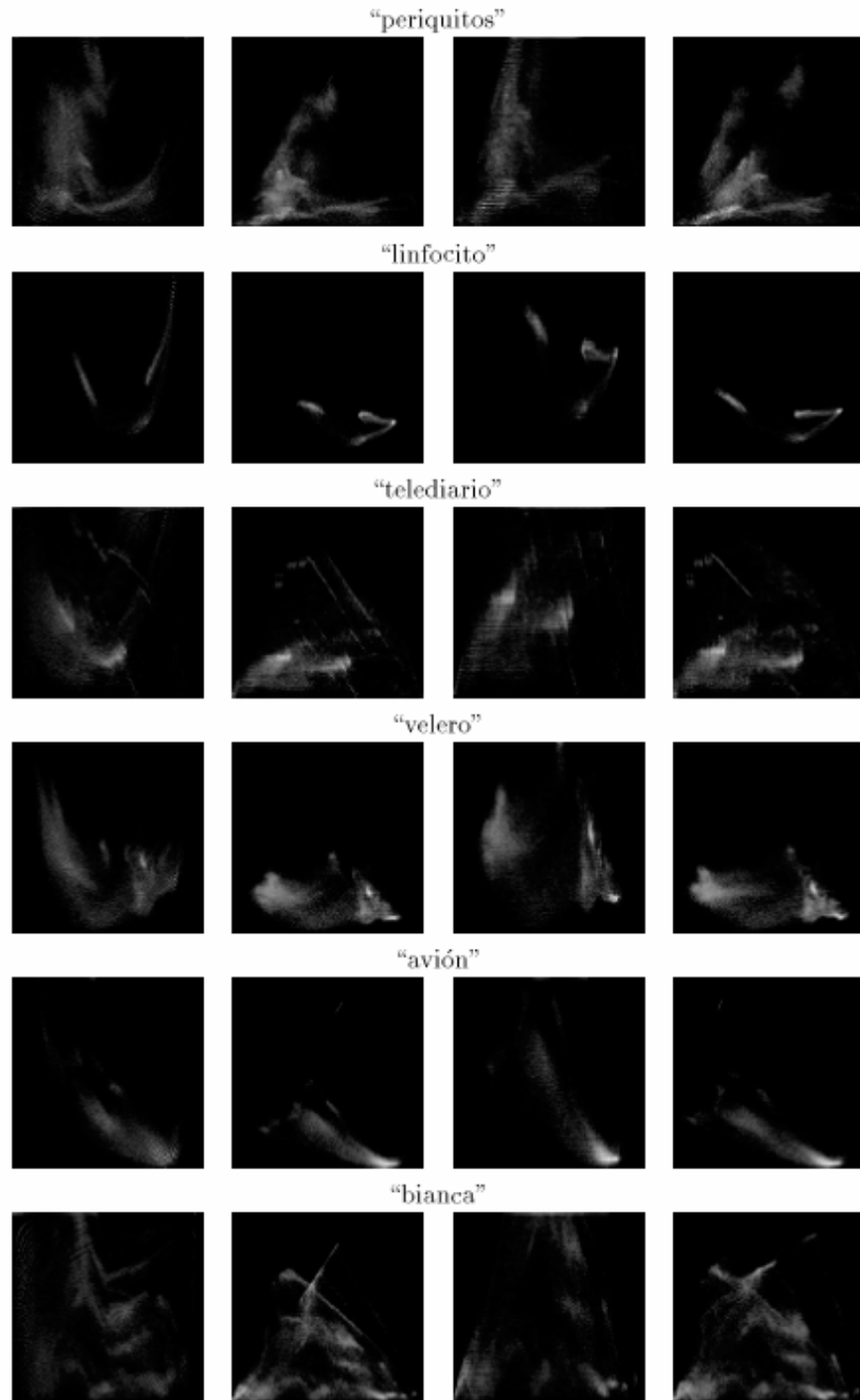


Fig. 2. Histogramas L/S de las imágenes de la figura 1. De izquierda a derecha: HLS clásico, LSM en norma L_1 , LSM en norma L_2 , LSM en norma max-min

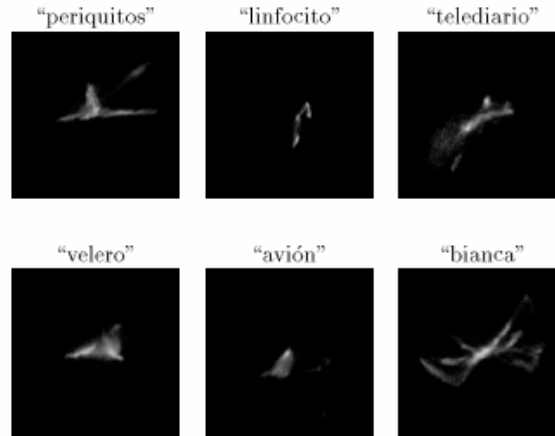


Fig. 3. Histogramas H/S de las imágenes de la figura 1, en el espacio LSM norma max-min para la saturación

3.1 Separación Acromática/Cromática

Antes de presentar el método de segmentación color que hemos desarrollado, es importante comprender la dualidad acromático/cromático que puede caracterizar cada punto en una imagen en color. Ilustremos esta discusión sobre la noción de saturación con el análisis de dos referencias y con un ejemplo práctico.

En una representación color 3D en coordenadas polares, las componentes de matiz y de saturación contienen toda la información sobre el color. Según el valor del matiz, se obtiene el dominio del color del píxel. La saturación se define como la cromaticidad de un color (pureza o intensidad del color), de forma que para un matiz constante, rojo por ejemplo, diferentes valores de la saturación producen píxeles rojos, que van del rojo intenso al rojo apagado. Cuando la saturación es muy baja, la naturaleza del píxel es principalmente acromática (negro, blanco o grisáceo), con una intensidad de gris según la componente luminancia.

Por lo tanto, un método simple para distinguir entre los colores cromáticos y acromáticos se basa en un umbral de la componente de saturación. Esta idea de usar la umbralización de la saturación fue introducida en (Demarty y Beucher, 1998), donde se propone también un método para obtener mediante “clustering” el umbral óptimo u_S a partir del histograma de la saturación. El método se aplica a la segmentación color realizando los píxeles cromáticos: para estos píxeles, la saturación se fija a 255 y la luminancia a 128. La interpretación de esta umbralización sobre el espacio H/S es inmediata, ver el diagrama (a) de la figura 4. En (Androustos *et al.*, 1999), y basándose en pruebas experimentales, se propone otro método simple de segmentación: si la saturación $\geq 20\%$ y la luminancia $\geq 75\%$ (porcentajes con respecto a los valores máximos, típicamente 255) los píxeles se consideran *cromáticos brillantes*, si la saturación $< 20\%$ y la luminancia $\geq 75\%$ se puede clasificar como *blanco*, si la luminancia es $< 25\%$ el píxel es *negro*, y todos los restantes caen en una región denominada *cromática*. Nosotros pensamos que usando el espacio bi-variable L/S es más lógico dividir los píxeles de la imagen en seis regiones: acromático-negro, acromático-gris, acromático-blanco, cromático-oscuro, cromático, cromático-brillante. Para esto, además de un umbral de saturación u_S , se necesitan dos umbrales para la luminancia u_{L1} y u_{L2} . La figura 4 (b) ilustra esta división del espacio L/S con dos ejemplos para la imagen “periquitos”.

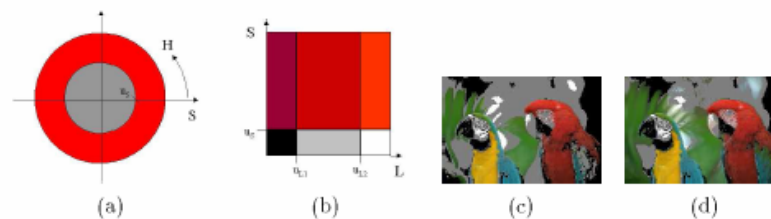


Fig. 4. (a) División del espacio bi-variable matiz/saturación en dos regiones. (b) División de espacio bi-variable luminancia/saturación en seis regiones. Dos ejemplos dónde los píxeles acromáticos han sido puestos a blanco $R=G=B=255$, negro $R=G=B=0$ o gris-intermedio $R=G=B=127$: (c) $u_S=51$, $u_{L1}=64$ y $u_{L2}=191$, (d) $u_S=25$, $u_{L1}=64$ y $u_{L2}=191$.

Obviamente, la dificultad de este tipo de métodos es el cálculo de los valores para u_S , u_{L1} y u_{L2} . Pasemos a describir un método supervisado que controla automáticamente la separación acromática/cromática sin necesidad de umbrales fijos, como los descritos en esta sección.

4 Segmentación de las Imágenes Histograma por Línea Divisoria de Aguas

La transformación *línea divisoria de aguas* (*watershed transformation* en inglés) es una de las herramientas morfológicas más potentes para la segmentación de imágenes. Su interpretación geométrica es muy intuitiva. Se considera la imagen de grises como un relieve topográfico, donde el valor numérico de cada píxel representa la elevación en ese punto. A partir de los mínimos regionales se determina para cada uno de ellos su zona de influencia, o cuenca. La separación entre las cuencas es la llamada línea divisoria de aguas. Si se efectúa esta transformación sobre una imagen gradiente, las líneas divisorias van a seguir los contornos de la imagen (gradiente elevado), llevando a cabo una segmentación de las zonas de la imagen homogéneas (bajo gradiente). Existen diferentes algoritmos para programar esta transformación (Beucher y Meyer, 1992). Sea $LDA(f)$ la línea divisoria de aguas de la función f . La transformación de la línea divisoria de aguas proporciona también un agrupamiento alrededor de los mínimos de la imagen. En esta sección vamos a presentar la técnica para una segmentación eficiente de las imágenes histogramas bi-variables usando la transformación LDA .

4.1 Algoritmo

El mismo algoritmo es válido para ambas imágenes, así pues sea f cualquiera de las dos f_{HS} o f_{LS} .

- Para eliminar el ruido de cuantización introducido por las ecuaciones (5) y (6), comenzamos alisando la imagen f por medio de un filtro Gaussiano $Gauss$ (de tamaño 3×3),

$$f_1 = Gauss_3(f). \quad (7)$$

Desafortunadamente, después de este filtrado, f_1 contiene muchos máximos no pertinentes (centros de los modos o “clusters”). Es bien conocido que la utilización de la LDA sobre una imagen de gris sin ninguna preparación conduce a una fuerte sobre-segmentación, y de esta manera, la imagen del histograma sería sobre-agrupada. Es necesario por tanto la eliminación de los máximos no significativos.

- Existe una manera de determinar los modos más significativos de la imagen del histograma seleccionando aquellos que tienen un contraste elevado. Siguiendo Soille (1996), proponemos de considerar los primeros n picos de dinámica o contraste más fuerte (Grimaud, 1992) como los n picos más significativos. Hemos estudiado la capacidad de otros criterios morfológicos (área y volumen) para seleccionar los picos, habiendo obtenido los mejores resultados con el contraste. La imagen morfológicamente filtrada con el operador n -dinámica se denota

$$f_2 = \gamma^{rec;n-dyn}(f_1). \quad (8)$$

Claramente, la elección de n (número de máximos a preservar) depende del contenido de la imagen. Se trata por tanto de un método de “clustering” supervisado.

- Puesto que la línea divisoria de aguas funciona a partir de los mínimos, necesitamos tomar el negativo antes de aplicar esta transformación, obteniendo

$$w = LDA(f^c; 2). \quad (9)$$

Cada cuenca (región) de la imagen w tiene una etiqueta específica resultado de la LDA .

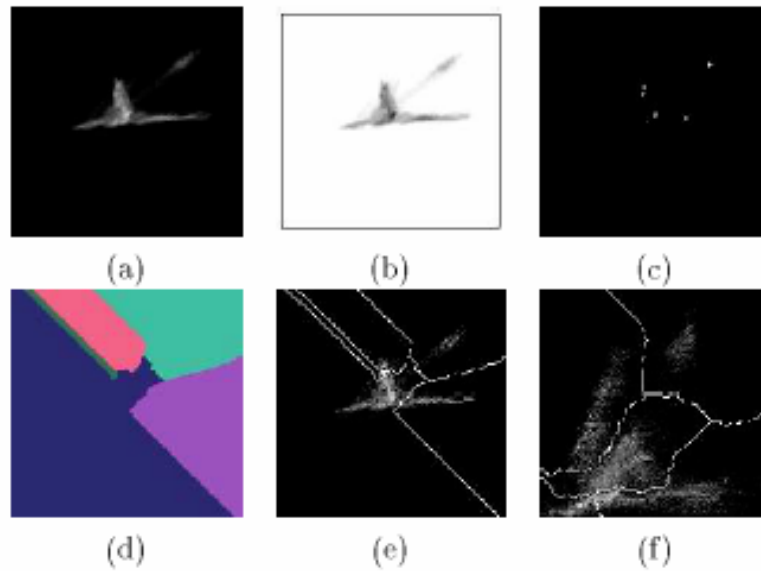


Fig. 5. Procedimiento de segmentación del histograma f_{HS} (imagen “periquitos”): (a) f_1 , (b) f_2^c , $n=5$, (c) imagen con los 5 máximos dinámica más fuerte, (d) w , (e) fronteras de la LDA asociada a w . (f) Resultado de la segmentación para f_{LS} , tomando de nuevo 5 modos.

La figura 5 ilustra el procedimiento de segmentación del histograma para el ejemplo de la imagen “periquitos”. Como se puede observar, el “clustering” sobre f_{LS} es relativamente satisfactorio, pero para el caso de f_{HS} , la región central (alrededor del origen del sistema en coordenadas polares) que se asocia a los valores bajos de la saturación es determinado incorrectamente.

4.2 Mejoramiento Mediante el Cálculo de u_S

Tal como hemos dicho anteriormente, existe la posibilidad de fijar un umbral de la saturación u_S para clasificar conjuntamente todos los píxeles acromáticos. La puesta en práctica de esta técnica conlleva la definición de una máscara acromática para la saturación, m_{u_S} : un disco definido como $f_S \leq u_S$ y $0^\circ \leq f_H \leq 360$, véase la figura 6(a). La máscara se impone entonces sobre la imagen $f_1 = Gauss_3(f_{HS})$ antes de determinar los máximos más significativos (figura 6(b)). El resultado de la segmentación mediante este procedimiento de mejora se muestra en la figura 6(c). Se debe observar que con esta técnica solamente 4 máximos han sido filtrados (frente a los 5 anteriormente). Otra manera de realizar una mejora de la segmentación, que rinde resultados mejores, se basa en el cálculo de f_{HS} solamente para los píxeles que verifican $f_S > u_S$. Se recomienda este segundo procedimiento, ver el resultado en la figura 6(d).

Típicamente, el histograma de la saturación $hist_{f_S}(i)$ es multi-modal. Sin embargo, es posible determinar, en casos relativamente normales, un valor del umbral óptimo u_S , definido entre los dos modos principales del histograma. Para obtener automáticamente u_S a partir $hist_{f_S}(i)$, proponemos utilizar un método mixto, que combina la selección clásica del valor de “umbralización” por minimizado de la suma de varianzas, con una técnica morfológica de selección de los valores centrales iniciales, que acelera notablemente la convergencia al óptimo. El algoritmo se divide en tres pasos (los detalles se dan en (Angulo, 2003)): (1) suavizado del histograma, (2) selección de los dos picos más relevantes usando la dinámica de los máximos (es decir, tomando los dos valores de extinción del contraste más altos), y (3) obtención de la mejor partición del histograma u_S con respecto al criterio de varianza, ver figura 6(e). Para el ejemplo de la imagen, el valor obtenido es $u_S=59$.

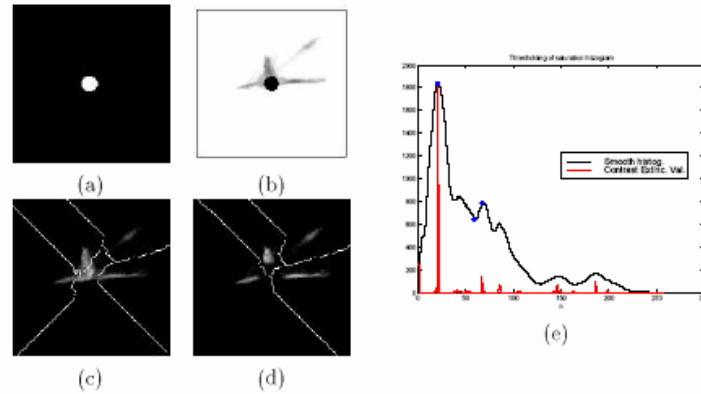


Fig. 6. Mejoramiento de la segmentación de f_{HS} : (a) Máscara acromática de la saturación m_{u_S} ($u_S=25$), (b) imposición de m_{u_S} sobre f_2^c (el número de máximos filtrados es $n=4$ + un máximo asociado al disco), (c) LDA. (d) LDA obtenida al utilizar $n=5$ sobre la f_{HS} calculada solamente para los píxeles que verifican $f_S > u_S$ (valor óptimo $u_S=59$). (e) Resumen del procedimiento de umbralizado óptimo de la saturación para obtener u_S .

5 Partición de las Imágenes Color a partir de los Histogramas Segmentados

Una vez que las imágenes de los histogramas han sido segmentadas, la capa de segmentación w (imagen de etiquetas) se utiliza como una tabla de correspondencia para clasificar cada píxel p de la imagen color inicial en una de las clases (cada clase corresponde a una etiqueta), $\mathbf{f}(p) = (f_L(p), f_S(p), f_H(p))$, i.e.

$$Clase(p)=w(q), \tag{10}$$

donde q es definido por la pareja matiz-saturación $[f_H(p), f_S(p)]$ (o luminancia-saturación $[f_L(p), f_S(p)]$) de los valores del píxel p de la imagen en color \mathbf{f} . En la práctica, sugerimos la definición de las componentes conexas asociadas a los píxeles clasificados (por ejemplo, obteniendo las zonas planas (Salembier y Serra, 1995)). Esto último permite maximizar la partición, ver en (Serra, 2002) un estudio reciente donde la segmentación de una imagen se define como la partición máxima de su espacio de definición, según un criterio conectivo dado. Usando la metodología descrita para las imágenes de los histogramas f_{LS} y f_{HS} , se obtienen dos particiones asociadas a la imagen color \mathbf{f} : $P_{LS}(\mathbf{f})$ y $P_{HS}(\mathbf{f})$. En la figura 7(a)-(b) se muestran las particiones obtenidas para la imagen “periquitos”.

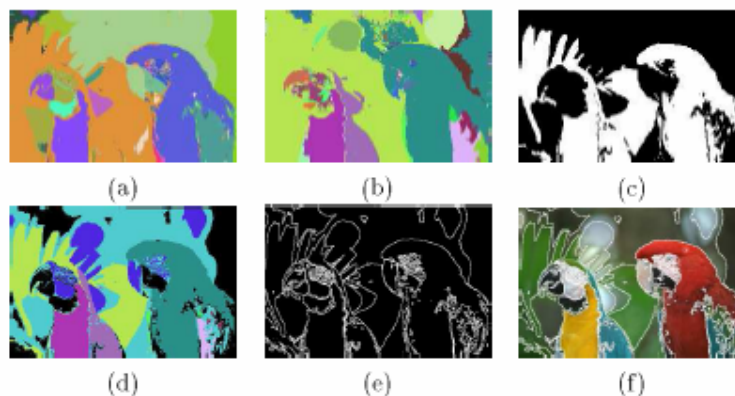


Fig. 7. Resultados de la segmentación: (a) partición acromática P_{LS} ($n=5$), (b) partición cromática P_{HS} ($n=4$, $u_S=59$), (c) binarización de la saturación X_S ($u_S=59$), (d) particiones combinadas P_{LSH} , (e) contornos de la partición final, (f) contornos superpuestos a la imagen inicial.

5.1 Fusión de particiones

Y ahora, la cuestión es cómo las dos particiones obtenidas pueden ser combinadas para obtener una sola. Como podemos ver en el ejemplo, la partición $P_{HS}(\mathbf{f})$ es una buena representación de las regiones cromáticas (el matiz es dominante), de la misma manera que $P_{LS}(\mathbf{f})$ lo es de las acromáticas (grisáceas). Basándonos en esta constatación, proponemos la estrategia siguiente. Tomemos la saturación f_S , según hemos descrito, es posible definir el umbral u_S a fin de obtener una imagen binaria (una especie de llave binaria), X_S , que clasifica todos los píxeles como cromáticos o acromáticos. Por medio de X_S , las particiones cromáticas y acromáticas son combinadas o fusionadas según la información de la saturación, i.e.

$$P_{LSH}(\mathbf{f}) = (P_{HS}(\mathbf{f}) \wedge X_S) \vee (P_{LS}(\mathbf{f}) \wedge \overline{X_S}), \quad (11)$$

donde \vee y \wedge son respectivamente los operadores supremo e ínfimo y $\overline{X_S}$ es el negativo (complemento) de X_S .

El ejemplo de combinación de las particiones acromática y cromática de la imagen “periquitos” se da en la figura 7. Otras pruebas se han realizado en una selección representativa de imágenes color. La figura 8 contiene los resultados de la segmentación para las imágenes “linfocito”, “telediario”, “velero”, “avión” y “bianca”.



Fig. 8. Resultados de la segmentación para las imágenes “linfocito”, “telediario”, “velero”, “avión” y “bianca”: (a) partición acromática P_{LS} ($n=4, 6, 5, 5$ y 8 respectivamente para la serie de imágenes), (b) partición cromática P_{HS} ($n=4, u_S=50$ para “ linfocito”; $n=4, u_S=70$; $n=3, u_S=55$; $n=3, u_S=35$ y $n=8, u_S=70$ respectivamente para las siguientes), (c) contornos de la partición final P_{LSH} superpuestos a la imagen inicial

6 Discusión y Conclusiones

Hemos presentado en este artículo un método morfológico para la segmentación de imágenes en color. El procedimiento está basado en la conjunción de una umbralización automática de la variable saturación (dualidad acromático vs. cromático) y de un criterio conectivo de clasificación morfológica, mediante agrupamiento de puntos en un espacio 2D, para segmentar los histogramas L/S y H/S. Las ventajas del uso del espacio de representación de color LSM se han justificado en la práctica.

La aplicación de la transformación LDA aporta un buen “clustering” si las clases (grupos de píxeles) están suficientemente afirmadas, y que otras estructuras, como ciertas líneas rectas que hemos podido constatar, no las perturban demasiado. Debido a esto, el método ha funcionado bien para los histogramas de las imágenes “periquitos”, “linfocito” y “bianca”, pero no para la imagen “telediario”. Ver sobre la figuras 2 y 3 la dificultad de definir correctamente los agrupamientos de la imagen “telediario”. Por consiguiente, la segmentación final de esta imagen está lejos de ser perfecta. Las imágenes “periquitos” y “bianca” son relativamente complejas, pero se observa bien que los modos de los histogramas bi-variables están bien separados, y el método proporciona una buena segmentación. La imagen “linfocito” es simple y fácil de segmentar.

Las segmentaciones para las imágenes “velero” y “avión” no son totalmente satisfactorias (esto era previsible debido a la dificultad de los histogramas), pero constituyen un buen punto de partida que después podría refinarse mediante otro tipo de técnicas (eliminación de las regiones más pequeñas que un tamaño determinado, fusión de regiones de color muy próximo, etc.). Podemos concluir que la metodología descrita está bien indicada para imágenes simples o para imágenes con las regiones cromáticas y acromáticas bien separadas. Para los casos más complejos, deberían utilizarse otros métodos de segmentación morfológica de las imágenes color, como los presentados en (Angulo y Serra, 2003): pirámide de LDA sobre un gradiente color, fusión ordenada de conexiones escalares (conexión por saltos, zonas quasi-planas).

Un parámetro crítico del método es u_G (para la separación acromática-cromática), que se calcula automáticamente para cada imagen, según el algoritmo que hemos propuesto. Aquí también se encontrarán dificultades para obtener el valor de u_G óptimo en imágenes muy complejas. Por otro lado, después de umbralizar f_G , la imagen binaria X_G podrá tener pequeñas regiones no significativas, que deberían ser eliminadas según un criterio de tamaño, por ejemplo. De hecho, para los ejemplos que hemos mostrado, f_G ha sido prefiltrada con una apertura y un cierre por reconstrucción (Serra, 1982; 1988), antes de umbralizarla para obtener la llave X_G de combinación.

El otro parámetro fundamental del método, a establecer para cada imagen, es el número de los modos n a reagrupar en los histogramas. Evidentemente, esto implica un conocimiento previo del contenido de la imagen. Sin embargo, en muchas aplicaciones donde las imágenes tienen un contenido similar (e.g. imágenes biomédicas: en todas las imágenes de linfocitos el número de “clusters” a establecer es el mismo), este parámetro puede ser conocido *a priori* u obtenido mediante técnicas de aprendizaje estadístico.

A la vista de la representación compacta de la información cromática-acromática de la imagen, se puede considerar también la aplicación de los histogramas a sistemas de indexación y búsqueda por el contenido, utilizando estos histogramas como índice característico del color. En nuestro trabajo, los hemos utilizado en citología cuantitativa para la clasificación de células según el color (Angulo, 2003).

Además, estos dos espacios bi-variables se pueden emplear para extraer otras características visuales de las imágenes. Un trabajo realizado en paralelo al presentado en este artículo, nos ha permitido el desarrollo de un método para la extracción de brillos, sombras y degradados de iluminación en imágenes en color (Angulo y Serra, 2004) estudiando los alineamientos que aparecen en el histograma L/S cuando se utiliza la representación en coordenadas polares obtenida mediante la norma L_1 .

Referencias

1. **Albiol A., L. Torres and Delp E.J.**, “An unsupervised color image segmentation algorithm for face detection applications”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'01)*, Tesseloniki, Greece, Vol. 2, 2001, pp. 681–684.
2. **Androutsos D., K.N. Plataniotis and Venetsanopoulos A.N.**, “A novel vector-based approach to color image retrieval using a vector angular-based distance measure”, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 75, 1999, pp. 46–58.

3. **Angulo J.**, *Morphologie mathématique et indexation d'images couleur. Application à la microscopie en biomédecine.* Ph.D. Thesis, Centre de Morphologie Mathématique, Ecole des Mines, Paris, December 2003.
4. **Angulo J.** and **Serra J.**, "Color segmentation by ordered mergings" in *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'03)*, IEEE, Vol. 2, 125–128, Barcelona, Spain, September 2003.
5. **Angulo J.** and **Serra J.**, "Traitements des images de couleur en représentation luminance/saturation/teinte par norme L_1 ", *Traitement du Signal*, Vol. 21(6), 2004, 20 p.
6. **Beucher S.** and **Meyer F.**, "The Morphological Approach to Segmentation: The Watershed Transformation," in (*E. Dougherty Ed.*), *Mathematical Morphology in Image Processing*, Marcel Dekker, 1992, pp. 433–481.
7. **Celenk M.**, "A color clustering technique for image segmentation", *Computer Vision Graphics and Image Processing*, Vol. 52, 1990, pp. 145-170.
8. **Demarty C.-H.** and **Beucher S.**, "Color segmentation algorithm using an HLS transformation", in (*Heijmans and Roerdink Eds.*), *Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing*, Kluwer, 1998, pp. 231–238.
9. **Fu K.** and **Mui J.**, "A survey on image segmentation", *Pattern Recognition*, Vol. 13, 1981, pp. 3–16.
10. **Géraud T.**, **Strub P.Y.** and **Darbon J.**, "Color image segmentation", in *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'01)*, IEEE, Vol. 3, 70–73, 2001.
11. **Grimaud M.**, "New measure of contrast", in *Image Algebra and Morphological Image Processing III*, SPIE-1760, 1992 pp. 291–305.
12. **Hanbury A.** and **Serra J.**, "Colour Image Analysis in 3D-polar Coordinates", in *DAGM 2003*, Magdeburg, Germany.
13. **Kurugollu F.**, **Sankur B.**, and **Harmanci A.**, "Color image segmentation using histogram multithresholding and fusion", *Image and Vision Computing*, Vol. 19, No. 13, 2001, pp. 915-928.
14. **Littman E.** and **Ritter E.**, "Colour image segmentation : a comparison of neural and statistical methods", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 8, No. 1, 1997, pp. 175–185.
15. **Park S.H.**, **Yun I.D.** and **Lee S.U.**, "Color image segmentation based on 3-D clustering: morphological approach", *Pattern Recognition*, Vol. 31, No. 8, 1998, pp. 1061–1076.
16. **Petrou M.**, **L. Shafarenko** and **Kittler J.**, "Histogram-based segmentation in a perceptually uniform color space", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 7, No. 9, 1998, pp. 1354–1358.
17. **Postaire J.G.**, **Zhang R.D.** and **Lecocq-Botte C.**, "Cluster Analysis by Binary Morphology", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 2, 1993, pp. 170 – 180.
18. **Salembier P.** and **Serra J.**, "Flat Zones Filtering, Connected Operators, and Filters by Reconstruction", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 4, No. 8, 1995, pp. 1153–1160.
19. **Sang H.P.**, **D.Y. II** and **Sang U.L.**, "Color image segmentation based on 3D clustering: morphological approach", *Pattern Recognition*, Vol. 31, No. 8, 1998, pp. 1061–1076.
20. **Serra J.**, *Image Analysis and Mathematical Morphology. Vol I*, and *Image Analysis and Mathematical Morphology. Vol II: Theoretical Advances*, Academic Press, London 1982 and 1988.
21. **Serra J.**, "Espaces couleur et traitement d'images", *CMM-Ecole des Mines de Paris*, Internal Note N-34/02/MM, October 2002, 13 p.
22. **Serra J.**, "Connection, Image Segmentation and Filtering", in *Proc. of XI International Computing Conference CIC'02*, Mexico DF, 2002.
23. **Soille P.**, "Morphological partitioning of multispectral images", *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 5, 1996, pp. 252–265.
24. **Trémeau A.** and **Borel N.**, "A region growing and merging algorithm to color segmentation", *Pattern Recognition*, Vol. 30, No. 7, 1998, pp. 1191-1203.
25. **Watson A.**, "A new method of classification for Landsat data using the watershed algorithm", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 6, 1987, pp. 15–20.
26. **Zugaj D.** and **Lattuati V.**, "A new approach of color images segmentation based on fusing region and edge segmentation outputs", *Pattern Recognition*, Vol. 31, No. 2, 1998, pp. 105-113.



Jesús Angulo. *Nació en Cuenca, España, en 1975. En 1999, obtuvo su diploma de Ingeniero de Telecomunicaciones por la Universidad Politécnica de Valencia (España), cuyo proyecto de fin de carrera trataba sobre el Procesamiento Digital de Imágenes y Video. En 2003, leyó su tesis de Doctorado en Morfología Matemática y Procesamiento de la Imagen de la Escuela de Minas de Paris (Francia), bajo la dirección del Profesor Jean Serra. Actualmente es investigador asociado (post-doc) en el “Centre de Morphologie Mathématique” de la Escuela de Minas de Paris. Sus temas de investigación son el procesamiento de imágenes en color y la morfología matemática, así como sus aplicaciones a la biomedicina y a la biotecnología.*



Jean Serra. *Nació en 1940, de nacionalidad francesa. En cooperación con G. Matheron, creó la morfología matemática en los años 60, con el objetivo de describir las formas y las texturas de fenómenos naturales, a diversas escalas. Es Directeur de Recherches (Catedrático) en la Escuela de Minas de Paris y Doctor Honoris Causa por la Universidad Autónoma de Barcelona. Su publicación mayor es un tratado en dos volúmenes titulado “Image Analysis and Mathematical Morphology” (1982, 1988). En estos cinco últimos años, sus principales contribuciones tratan sobre las conexiones, la segmentación y el color. Creó en 1993 la Sociedad Internacional de Morfología Matemática.*