



XXVI

Jornadas de Automática



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante



UNIVERSITAS
Miguel
Hernández



ISBN: 84-689-0730-8
Editores: Fernando Torres, Oscar Reinoso

2005

La presente publicación recoge las contribuciones realizadas a las XXVI Jornadas de Automática, celebradas en Alicante y Elche entre el 7 y el 10 de septiembre de 2005, organizadas de forma conjunta por la Universidad de Alicante y la Universidad Miguel Hernández de Elche, bajo la dirección del Comité Español de Automática CEA-IFAC.

Editores:

Fernando Torres
Universidad de Alicante
Departamento de Física, Ingeniería de Sistemas y Teoría de la Señal
e.mail: Fernando.Torres@ua.es

Oscar Reinoso
Universidad Miguel Hernández de Elche
Departamento de Ingeniería de Sistemas Industriales
e-mail: o.reinoso@umh.es

**XXVI JORNADAS DE AUTOMÁTICA
ALICANTE – ELCHE, 2005**

ISBN: 84-689-0730-8

© Comité organizador de las XXVI Jornadas de Automática

‘Detección y clasificación de líneas viales mediante análisis frecuencial’ <i>J.M. Collado, C. Hilario, A. de la Escalera, J.M. Armigol</i> Grupo de Sist. Inteligentes. Univ. Carlos III. Madrid	1061
‘Una aproximación a la percepción de zonas de solapamiento con oclusión mediante luz estructurada’ <i>P. Gil, F. Torres</i> Grupo Automática, Robótica y Visión Artificial. Univ. Alicante	1069
‘Posicionamiento óptimo de la cámara en un sistema de inspección automática de faros de automóviles’ <i>S. Satorres, J. Gómez</i> Grupo Robótica, Automática y Visión por Computador. Univ. Jaén	1077
‘Clasificación de residuos de construcción y demolición utilizando descriptores de textura’ <i>E. Alegre, L. Sánchez, V. Robles, A. Ferreras</i> Dpto. Ing. Eléctrica y Electrónica. Univ. León	1085
‘Evaluación de descriptores de textura en la clasificación de células espermáticas’ <i>L. Sánchez, E. Alegre</i> Dpto. Ing. Eléctrica y Electrónica. Univ. León	1091
‘Estrategia básica de estimación de posición para seguridad activa en célula robotizada por visión 3D’ <i>S. Robla, C. Torre, A. González, E. González, J.R. Llata, C. Rodríguez, M. Fernández, L. Alonso</i> Dpto. Tecnología Electrónica e Ing. Sist. y Automática. Univ. Cantabria	1097
‘Clasificación de la piedra de mármol mediante morfología matemática en color’ <i>F. Ortiz, J.A. Corrales, F. Torres</i> Grupo Automática, Robótica y Visión Artificial. Univ. Alicante	1105
‘Entorno de codiseño para sistemas heterogéneos de procesamiento de imagen’ <i>A. Toledo, J. Suardiaz, S. Cuenca</i> Dpto. Tecnología Electrónica. Univ. Politécnica Cartagena Dpto. Tecnología Informática y Computación. Univ. Alicante	1113
‘Research at the learning and vision mobile robotics group 2004-2005’ <i>J. Scandalariis, R. Alquézar, J. Andrade, J. Aranda, J. Climent, A. Grau, J.M. Mirats, F. Moreno, F. Serratos, J. Vergés, T. Vidal, A. Sanfeliu</i> Institut Robòtica i Informàtica Industrial. UPC-CSIC	1121
‘Extracción de grupos perceptuales en imágenes a partir de técnicas de partición espectral de grafos’ <i>J.L. Blanco, J. González, P. Sánchez, G. Ambrosio, J.A. Fdez-Madrigal</i> Dpto. Ing. Sist. y Automática. Univ. Málaga	1129
‘Registro elástico de imágenes de satélite de alta resolución mediante optimización de redes triangulares’ <i>V. Arévalo, J. González, G. Ambrosio</i> Dpto. Ing. Sist. y Automática. Univ. Málaga	1135
‘Un nuevo método para la estimación del jacobiano de la imagen utilizando la matriz fundamental’ <i>L. Pari, C. González, L. Ángel, J.M. Sebastián</i> Dpto. Automática, Ing, Electrónica e Informática Industrial. Univ. Politécnica Madrid Esc. Ing. Electrónica. Univ. Pontificia Bolivariana. Colombia	1143
‘Estimación de la posición y de la velocidad de un objeto móvil. Aplicación al sistema Robotenis’ <i>D. Gutiérrez, L. Ángel, L. Pari, J.M. Sebastián</i> Dpto. Automática, Ing, Electrónica e Informática Industrial. Univ. Politécnica Madrid Esc. Ing. Electrónica. Univ. Pontificia Bolivariana. Colombia	1151

EXTRACCIÓN DE GRUPOS PERCEPTUALES EN IMÁGENES A PARTIR DE TÉCNICAS DE PARTICIÓN ESPECTRAL DE GRAFOS

José Luis Blanco, Javier González, Pablo Sánchez, Gregorio Ambrosio, Juan A. Fdez-Madrigal
Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática
Universidad de Málaga
Campus de Teatinos
29071 Málaga
{jlblanco,jgonzalez}@ctima.uma.es

Resumen

La extracción de grupos perceptuales de una imagen es una tarea muy simple para el humano pero compleja para un sistema de visión artificial. Las técnicas de agrupamiento mediante espectro de grafos, empleadas desde hace algunos años en la segmentación de imágenes, ofrecen una herramienta potente y eficaz para este tipo de operación. En este trabajo se presenta una implementación del método de corte normalizado de grafos para la obtención automática de grupos perceptuales de imágenes formadas por segmentos y de puntos. También se presentan resultados que ilustran la utilidad, posibilidades y correcto funcionamiento de esta técnica.

Palabras Clave: Percepción visual, grupos perceptuales, segmentación, espectro de grafos, partición de grafos.

1 INTRODUCCIÓN

En los años 20, Wertheimer [5] expuso la teoría *Gestalt* para resolver el problema de la percepción visual. La corriente gestalista, contraria a las posturas estructuralistas en la cual la escena se considera simplemente una unión de sus elementos, establece como credo que “el todo es diferente a la suma de las partes”. Aunque los psicólogos gestalistas nunca llegaron a ofrecer un modelo exacto y claro sobre cómo se procesan las configuraciones visuales, esbozaron una serie de leyes sobre cómo se realizan los agrupamientos visuales en el proceso de percepción humana, y cómo obtenemos o separamos los objetos del fondo. Estas leyes se pueden resumir en estos seis enunciados:

- Ley de proximidad: Los objetos que están cerca tienden a agruparse.
- Ley de similitud: Objetos de características parecidas en cuanto a tamaño, color, forma,... tienden a formar un grupo.

- Ley de objetivo común: Explica que cuando dos grupos diferentes tienden a unirse por alguna de las otras leyes, pasan a ser consideradas un solo grupo.
- Ley de conjunto objetivo: Se tiende a agrupar elementos según el papel que representan en una serie de percepciones, por ejemplo, según su movimiento.
- Ley de clausura: Se tienden a agrupar objetos que definen un espacio cerrado.
- Ley de buena continuación: Los elementos que forman curvas suaves, ángulos rectos o líneas tienden a agruparse.

En definitiva, se hace evidente que la percepción no consiste solamente en la suma de cada uno de los elementos de una escena, sino de sus posiciones relativas. Existen numerosos ejemplos gráficos que se han utilizado para demostrar este efecto, algunas de las cuales se representan en la figura 1.

El objetivo de este trabajo es la evaluación de la técnica de partición de grafos mediante corte espectral aplicada a la agrupación perceptual de imágenes formadas por puntos o por segmentos, de forma que se intente emular con la mayor precisión posible la agrupación realizada en la percepción humana.

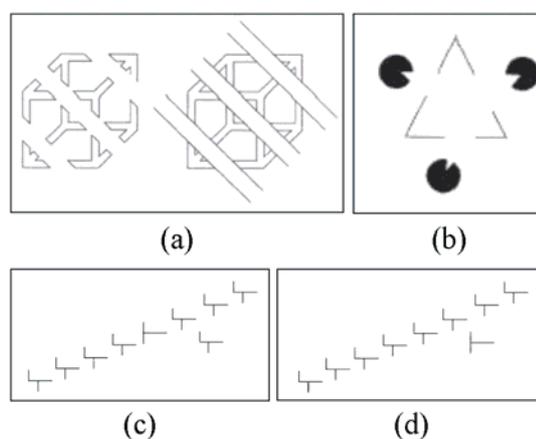


Figura 1: Varios ejemplos donde se ilustra la teoría *Gestalt*: lo que se percibe depende no sólo de los elementos de la imagen, sino también de su disposición relativa.

El resto de este trabajo se distribuye así: en el apartado 2 se presentará la definición de corte normalizado de un grafo y el método con el que se calcula este. En el tercer y cuarto apartado se presentará la forma en que un conjunto de puntos y de segmentos, respectivamente, pueden modelarse como un grafo, y los resultados de agrupamiento conseguidos. Por último, en el apartado 5, se presentan las conclusiones de este trabajo.

2 EL AGRUPAMIENTO COMO CORTE DE UN GRAFO

En este apartado trataremos el siguiente problema: dado un grafo pesado y no dirigido $G=(V,E)$, donde $n_i \in V$ es cada uno de los nodos del grafo, y $e_{ij} \in E$ representa el arco entre los nodos n_i y n_j , con peso w_{ij} , pretendemos encontrar una *bisección* de V en dos grupos disjuntos A y B tal que $A \cup B = V$ y de forma que los nodos de un mismo grupo estén lo más relacionados posible entre sí y lo mínimo posible con los del otro grupo [4]. Los valores de los pesos dependen de lo que represente el grafo en concreto, como se verá más adelante.

La aplicación estricta del criterio de agrupar los nodos menos relacionados con el resto lleva al problema bien conocido de corte mínimo (*min-cut*), que en el caso que nos ocupa, de agrupación perceptual, resulta no ser el óptimo. Esto se puede ver con el ejemplo de la figura 2, donde los elementos a agrupar son puntos y los pesos entre los nodos representan la distancia de unos con otros. Se puede apreciar que los nodos menos “relacionados” son los dos extremos. Sin embargo, estas agrupaciones no reflejan la agrupación perceptual deseada, lo que sí hace la división indicada en la gráfica que separa los puntos en dos grupos, uno a izquierda y otro a la derecha. Para conseguir este tipo de agrupación se usa una medida llamada corte normalizado (*N-cut*), propuesto por Shi y Malik en [3], y que es el implementado para este trabajo por ser este enfoque más apropiado a nuestro objetivo.

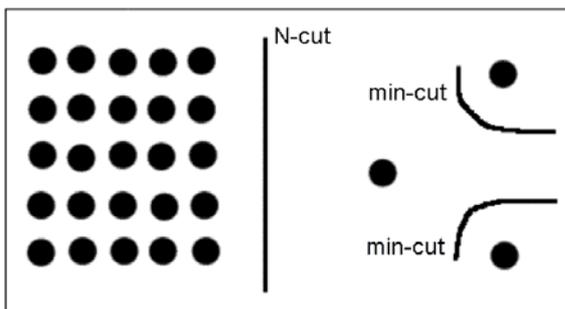


Figura 2: Para obtener grupos perceptuales el corte mínimo de un grafo no produce la agrupación deseada, mientras que el corte normalizado sí.

2.1 EL MÉTODO DE SHI-MALIK

J. Shi y J. Malik [3] proponen un curioso enfoque para la segmentación de imágenes, consistente en extraer la impresión global de la imagen, más que centrarse, como hacen otras conocidas técnicas, en buscar agrupamientos en base a propiedades locales de sucesivo mayor tamaño. Para ello, los autores parten de la idea de corte de un grafo, y la extienden a la de corte normalizado. La definición del valor de un corte A, B de un grafo G con N nodos, con matriz de pesos W es:

$$\text{cut}(A,B) = \sum_{u \in A, v \in B} W_{uv} \quad (1)$$

Sin embargo, como se ha visto en la figura 2, una agrupación que minimice el valor de este corte no generará normalmente el tipo de corte que deseamos en nuestro caso. Por ello, se define el corte normalizado como:

$$N\text{cut}(A,B) = \frac{\text{cut}(A,B)}{\text{assoc}(A,V)} + \frac{\text{cut}(A,B)}{\text{assoc}(B,V)} \quad (2)$$

donde el valor de la asociación de un grupo indica la relación que tienen los nodos de ese grupo con la totalidad del grafo, incluyendo tanto el mismo grupo como el otro:

$$\text{assoc}(A,V) = \sum_{u \in A, v \in V} W_{uv} \quad (3)$$

La idea que subyace en el corte normalizado es tener en cuenta, no solamente los arcos que existen entre los dos grupos, sino también las conexiones internas. De esta forma no se busca un corte que minimice el valor absoluto del $\text{cut}(A,B)$, sino el de una relación entre éste y las asociaciones internas, de forma que se discriminen grupos muy aislados pero poco conectados internamente frente a otros con corte similar pero muy conectados internamente, idea afín a la agrupación perceptual y las leyes de la *Gestalt*.

Aunque el problema de encontrar el corte *N-cut* mínimo de un grafo es NP-Completo (ver demostración en [3]), el método de Shi-Malik permite aproximarlos muy eficientemente, utilizando el razonamiento que se describe a continuación.

Sea x el vector indicador de la bisección que se quiere hallar, de forma que $x_i = 1$ si el nodo i va en el grupo A , o $x_i = -1$ si va en el grupo B . Definimos además el vector d que contiene las incidencias de cada nodo, esto es $d_i = \sum_j W_{ij}$, y la matriz diagonal D que tiene por elementos de la diagonal a d .

Entonces se puede demostrar que el problema de encontrar el mínimo corte normalizado es equivalente al de minimizar el siguiente cociente:

$$\min_{\mathbf{x}} Ncut(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{y}} \frac{\mathbf{y}^T (\mathbf{D} - \mathbf{W}) \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \mathbf{D} \mathbf{y}} \quad (4)$$

donde se ha usado $\mathbf{y} = (\mathbf{1} + \mathbf{x}) - b(\mathbf{1} - \mathbf{x})$, siendo $\mathbf{1}$ un vector de dimensión N con todos sus elementos a uno, y:

$$b = \frac{\sum_{x_i > 0} d_i}{\sum_{x_i < 0} d_i} \quad (5)$$

Ahora se llega al punto en que se hace la aproximación: dado que los elementos del vector \mathbf{x} solo pueden tener dos valores discretos (1 o -1), el vector \mathbf{y} solamente podrá tener dos valores discretos. Sin embargo, si se relaja esta condición y se permite que \mathbf{y} sea un vector de números reales, el cociente (4) puede ser minimizado resolviendo el sistema:

$$(\mathbf{D} - \mathbf{W}) \mathbf{y} = \lambda \mathbf{D} \mathbf{y} \quad (6)$$

Utilizando propiedades del cociente de Rayleigh y un cambio de variable para transformar (6) en un sistema de autovalores estándar, se llega a la demostración de que y_i , el segundo menor autovector de (6) minimiza el cociente mostrado en (4). Por lo tanto este segundo menor autovector se utilizará para determinar qué nodos van en cada grupo. Aunque en teoría este vector debería tener dos valores discretos, el aproximarlos como números reales distorsiona esta condición de una forma más o menos pronunciada dependiendo de múltiples factores, pero normalmente la diferencia suele ser muy clara. Como ejemplo se puede ver uno de estos autovectores en la figura 3(c), donde se puede apreciar que el sencillo criterio de clasificar los nodos según el signo del valor correspondiente del autovector es suficiente. Para obtener mayor generalidad, en nuestra implementación la decisión en la bisección se toma tomando como umbral el valor medio de las componentes del citado (segundo menor) autovector.

2.2 EXTENSIÓN DE LA BISECCIÓN

El método de bipartición de un grafo que se ha presentado resulta muy eficiente en cuanto a encontrar un corte del grafo que minimice el corte normalizado, pero es evidente la necesidad práctica de segmentar una imagen en más de dos grupos. Esto acarrea dos problemas: (1) La generalización de la bisección a particiones múltiples, y (2) la definición de un criterio para determinar cuando un grupo no debe ser separado, es decir, qué grupos se consideran “elementos fundamentales” de la imagen que no deben dividirse.

En cuanto al primer problema, existen dos posibles soluciones:

- Utilizar no solo el segundo menor autovector, sino los siguientes menores a modo de indicadores de sucesivas particiones.
- Aplicar recursivamente la bisección a cada uno de los grupos resultantes.

El segundo método es el que se ha escogido e implementado para nuestros experimentos, ya que los autovectores sufren más los efectos de la aproximación a valores reales cuanto más alejados del menor autovector. Por lo tanto, aplicando recursivamente una bisección con el autovector correspondiente al segundo menor autovalor se asegura que la aproximación afecta lo mínimo posible a la partición de mínimo corte normalizado.

Sin embargo el uso de esta partición recursiva resalta el otro problema indicado anteriormente: se necesita un criterio para saber cuándo hay que detener las biparticiones. Aunque una solución obvia y utilizada anteriormente es la de establecer heurísticamente un umbral para el valor del corte normalizado resultante, en nuestro método hemos establecido un valor razonado para este umbral, basado en la siguiente consideración: si nueva bipartición no es conveniente cuando hay más relación entre los dos grupos que entre ellos mismos internamente. Se ve claramente que los dos conceptos implicados son el corte, $cut(A, B)$ como se definió en (1), que representa la relación entre los grupos, y la asociación $assoc(A, A)$ y $assoc(B, B)$, como se definió en (3), que representan las conexiones internas de cada uno de los dos grupos. Por lo tanto, parece razonable establecer como criterio de la utilidad de la bisección una comparación del valor del corte con las auto-asociaciones de ambos grupos. Si establecemos este valor corte umbral en la media geométrica, $cut(A, B)^T = \sqrt{assoc(A, A) \cdot assoc(B, B)}$ tenemos que el valor del corte normalizado correspondiente a este valor absoluto del corte es:

$$\begin{aligned} N - cut(A, B)^T &= \frac{cut(A, B)^T}{assoc(A, V)} + \frac{cut(A, B)^T}{assoc(B, V)} \\ &= \frac{cut(A, B)^T}{cut(A, B)^T + assoc(A, A)} + \frac{cut(A, B)^T}{cut(A, B)^T + assoc(B, B)} \\ &= \frac{\sqrt{\alpha\beta}}{\sqrt{\alpha\beta} + \alpha} + \frac{\sqrt{\alpha\beta}}{\sqrt{\alpha\beta} + \beta} = \frac{2\alpha \cdot \beta + \sqrt{\alpha\beta}(\alpha + \beta)}{2\alpha \cdot \beta + \sqrt{\alpha\beta}(\alpha + \beta)} = 1 \end{aligned}$$

donde se han utilizado por claridad de notación las abreviaturas $\alpha = assoc(A, A)$ y $\beta = assoc(B, B)$. La elección de una media aritmética entre las auto-asociaciones se ha desestimado por no llevar a un valor umbral de corte normalizado constante, como es este caso. Por lo tanto, las bisecciones recursivas se aplican hasta que se obtiene un valor de $N-cut$ superior a la unidad, valor especialmente significativo ya que los posibles valores del corte normalizado están en el rango [0,2].

3 AGRUPACIÓN DE PUNTOS

3.1 DEFINICION DEL GRAFO

En este caso los nodos del grafo que representa la imagen de puntos representan a cada uno de los puntos, mientras que los arcos indican la similitud entre nodos, que por tratarse de puntos solamente puede reflejar una medida de la proximidad entre ellos. Sin embargo, a partir de esta propiedad se intentará inferir otras de mayor complejidad como la de buena continuación (conjunto de puntos consecutivos y adyacentes). La medida de similitud entre nodos (puntos) debe poseer valores altos, preferentemente iguales a la unidad, para elementos de gran similitud (muy próximos) y valores nulos para elementos muy dispares (alejados). En concreto, en nuestra implementación se ha utilizado una función exponencial decreciente con la distancia euclídea entre los puntos. Dados dos nodos n_i y n_j , y sus respectivos puntos x_i y x_j pertenecientes a \mathcal{R}^2 , el peso W_{ij} del arco entre ellos tienen un valor de,

$$W_{ij} = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}} \quad (8)$$

En cuanto al parámetro σ , tras varios experimentos se han obtenido resultados óptimos usando aproximadamente el 25% del tamaño de la imagen, en la dimensión más pequeña [1].

3.2 RESULTADOS

En este apartado se presentan los resultados de distintos experimentos con imágenes de puntos donde se ven las distintas agrupaciones que el método ha producido. Se discute así mismo las leyes de agrupación perceptual que se han conseguido reproducir.

Inicialmente se va a ver el proceso de bisección de una imagen de puntos, para pasar después al caso de múltiples niveles de partición, o bisección iterativa. En la figura 3(a) se muestra la gráfica de entrada al algoritmo, donde cada una de las dos figuras que lo componen efectivamente han sido distinguidas

(coloreadas de forma distinta). El experimento incluye cerca de 800 puntos, y su ejecución incluyendo el cálculo de la matriz \mathbf{W} , es decir $\frac{1}{2}800^2 = 320.000$ medidas de proximidad, y el cálculo del autovector lleva 15 segundos en un Pentium IV a 2.8GHz utilizando una implementación en C++ basada en la librería *OpenCV*. La matriz de pesos se puede ver en la figura 3(b) como imagen de niveles de grises, donde los colores claros representan valores más altos y los oscuros más bajos. El autovector que se obtiene se muestra también en la figura, donde se aprecian los efectos de la aproximación como valores reales: los valores no son sólo exactamente dos niveles discretos, pero sí lo son aproximadamente y lo que es más importante, la discriminación entre un caso y otro está muy clara.

Volviendo a los dos grupos señalados por el algoritmo en la figura 3(a) se puede ver claramente que se cumplen las leyes *Gestalt* de proximidad (puntos adyacentes se incluyen en el mismo grupo) y la de buena continuación (ya que todo el segmento superior y el inferior se incluyen en un solo grupo).

En cuanto a las agrupaciones multinivel, en varios grupos, se presentan numerosos resultados, resumidos en la figura 4. Merece la pena resaltar algunos casos que destacan la extracción de la “impresión global” del grafo frente a relaciones locales: por ejemplo, en la figura 4(d) el trazo de la parte inferior-izquierda posee en sus extremos unos valores de distancia mucho menores al trazo central que a muchos puntos del mismo trazo, pero sin embargo el algoritmo consigue extraer el trazo completo, lo que se puede ver como una aplicación de la ley perceptiva de la buena continuación. Este mismo efecto pero de manera aún más sorprendente se puede observar en la figura 4(h). Se puede apreciar cómo los criterios de parada de la bisección parecen correctos ya que no hay “objetos” que aparentemente sean uno solo y hayan sido divididos erróneamente. Sin embargo, utilizando imágenes de puntos no se pueden implementar convenientemente otras leyes como las de paralelismo u objetivo común, para lo cual se ha implementado este algoritmo aplicado a imágenes de segmentos, lo que se describe a continuación.

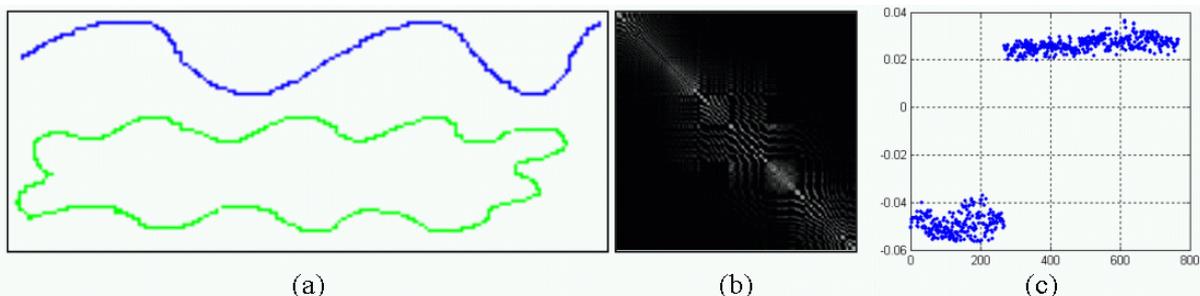


Figura 3: (a) Un conjunto de puntos es diseccionado en dos grupos perceptuales de una forma claramente exitosa. En (b) se ve la matriz \mathbf{W} del grafo correspondiente, y en (c) el segundo menor autovector.

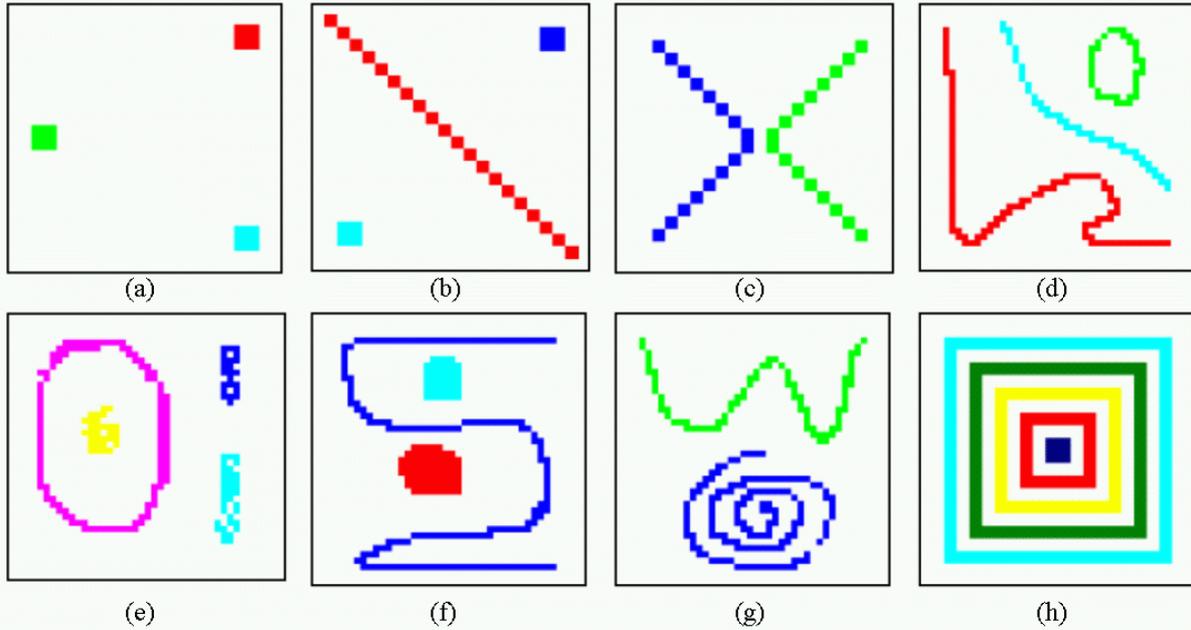


Figura 4: Diversos experimentos con los que se probado la partición multinivel de imágenes de puntos. Se puede comprobar claramente cómo a partir de un criterio exclusivo de proximidad han emergido otros criterios, como por ejemplo el de continuidad, muy claro en la mayoría de las imágenes.

4 AGRUPACIÓN DE SEGMENTOS

4.1 DEFINICION DEL GRAFO

En el caso de una imagen compuesta de segmentos, es necesaria una medida de similitud entre dos nodos (segmentos) equivalente al criterio de distancia antes usado para puntos. Sarkar y Boyer proponen en [2] el uso de un conjunto de características cuantitativas que intentan reflejar las leyes *gestales* de la percepción, proporcionando cada una de ellas un valor numérico que es mayor cuanto mayor sea la similitud entre los segmentos en la característica correspondiente. En nuestra implementación hemos utilizado algunas de estas características, que se ilustran en la figura 5 y se describen a continuación. Todos estos factores se sumarán en una sola medida de similitud, W_{ij} , usando factores de ponderación.

(a) **Proximidad:** Sea d_{min} la distancia mínima entre los extremos de los segmentos, de longitudes l_i y l_j . Entonces se define:

$$S_{prox}(n_i, n_j) = 1 - \min\left(1, \frac{d_{min}}{\min(l_i, l_j)}\right)$$

(b) **Paralelismo:** Se utiliza el eje de simetría, como se ve en la figura 5(b). Sea $l_0 = l_i - l_j$, μ_w y σ_w la media y desviación típica respectivamente de la distancia del eje de simetría a los segmentos y E_{sym} el error mínimo de ajustar este eje con un segmento. Entonces:

$$S_{paral}(n_i, n_j) = \min\left(\frac{\mu_w}{\mu_w + \sigma_w}, \frac{l_{sym}}{l_{sym} + E_{sym}}, \frac{l_{sym}}{l_{sym} + l_0}\right)$$

(c) **Continuidad:** Se refleja la bondad de una continuación de los extremos de los segmentos mediante líneas. Sea l_{gap} la longitud del hueco entre ambos y θ_c el mayor ángulo entre ellos y la línea de unión. Entonces:

$$S_{cont}(n_i, n_j) = \min\left(\frac{l_i + l_j}{l_i + l_j + l_{gap}}, \cos^2 \theta_c\right)$$

(d) **Perpendicularidad:** Usando la notación mostrada en la figura 5(d), tenemos:

$$S_{perp}(n_i, n_j) = \min\left(\frac{l_i + l_j}{l_i + l_j + l_{gap}}, \sin^2 \theta_p\right)$$

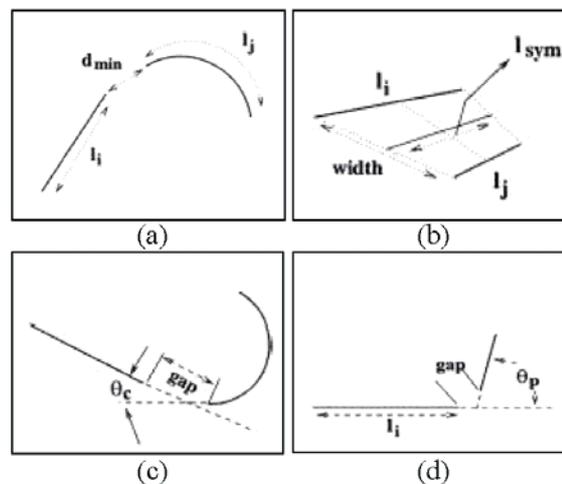


Figura 5: Los distintos factores *gestales* a tener en cuenta entre dos segmentos: (a) proximidad, (b) paralelismo, (c) continuidad y (d) perpendicularidad.

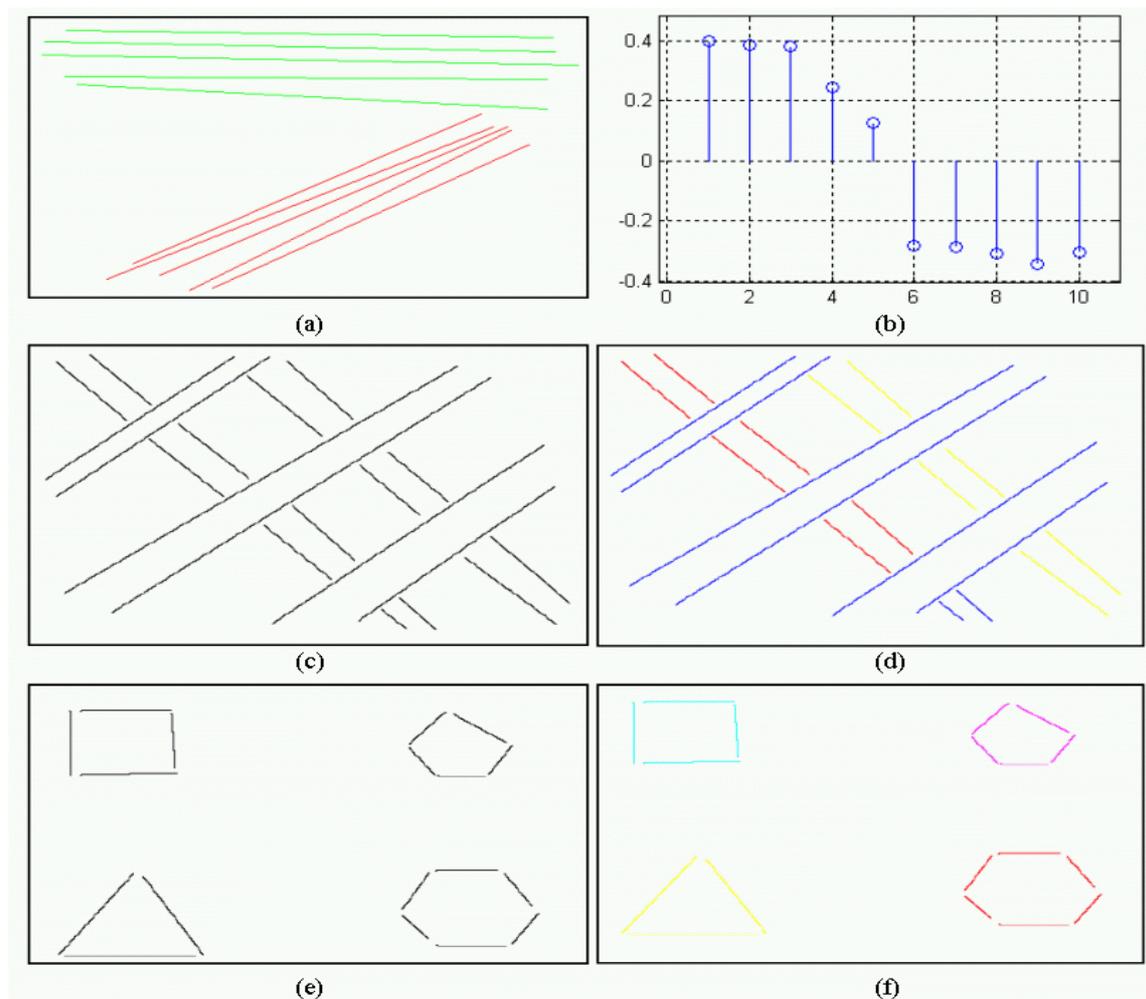


Figura 6: En (b) se muestra el autovector que ha producido la partición indicada con colores en (a). Como ejemplos de particiones multinivel de segmentos se muestran (c) y (e), donde las distintas particiones generadas se muestran en (d) y (f), respectivamente.

4.2 RESULTADOS

En la figura 6(a) se muestra un conjunto de segmentos que ha sido correctamente partido en dos series de segmentos paralelos, con el autovector que se muestra en la figura 6(b). También se presentan otros dos experimentos para la partición recursiva y las agrupaciones obtenidas. De especial interés parece el resultado de la figura 6(d), donde líneas que aparecen partidas han sido unidas, siguiendo una aplicación de la ley de objetivo común y simulando el efecto perceptual que suele producir en humanos.

5 CONCLUSIONES

En este trabajo se han presentado resultados de la aplicación de la teoría de espectro de grafos a la extracción de grupos perceptuales formados por puntos o segmentos en una imagen. Este tipo de operación cobra especial importancia en procesos de interpretación de la imagen y en el establecimiento de correspondencias entre características de la

imagen con un modelo u otras imágenes (por ejemplo en visión estereo). Entre las distintas posibilidades para realizar el corte de grafos se ha implementado el corte normalizado, propuesto por otros autores para la segmentación de imágenes, y que en este caso ha proporcionado unos resultados excelentes.

Referencias

- [1] P. Sánchez Barreiro, "Agrupamiento mediante técnicas de espectro de grafos. Aplicación a la Visión por Computador". *PFC Ingeniería. Informática*, Univ. Málaga, 2004.
- [2] S. Sarkar and K. L. Boyer. "Quantitative measures of change based on features organization: Eigenvalues and eigenvectors". *Computer Vision and Image Understanding*, 71:110–136, 1998.
- [3] J. Shi and J. Malik. "Normalized cuts and image segmentation". *Technical Report CSD-97-940*, UC Berkeley, 1997.
- [4] Y. Weiss. "Segmentation using eigenvectors: A unifying view". *ICCV v.2*, pp. 975–982, 1999.
- [5] M. Wertheimer. "Laws of organization in perceptual forms. A Sourcebook of Gestalt Psychology", pp. 71–88. Brace and Harcourt Company, 1938.