

Vectorización automática de una imagen binaria mediante K-means y degeneración de la triangulación de Delaunay

J. B. Mena

Área de Ciencias de la Escuela de Geodesia del Ejército.

(Darío Gazapo, 8. Madrid)

Departamento de Matemáticas de la Universidad de Alcalá de Henares.

(Campus Universitario. Escuela Politécnica. Alcalá de Henares)

RESUMEN

En este artículo se presenta un método cuasi automático para extraer el esqueleto y la topología básica de una imagen binaria, obtenida por segmentación de una imagen color, correspondiente a la red lineal de carreteras. El proceso aplica la técnica *K-means* para establecer y estabilizar el conjunto inicial de nodos. A continuación construye el *diagrama de Voronoi* y la respectiva *triangulación de Delaunay*, para dar paso a la *rectificación*, serie de reiteraciones cuya finalidad es la degeneración de la triangulación mediante la sustitución automática de todos los triángulos por segmentos. Se sigue con la extracción de la topología que define los distintos objetos cartográficos y las conexiones entre los mismos como paso previo al ajuste y vectorización.

PALABRAS CLAVE: segmentación, K-means, Voronoi, Delaunay, vectorización.

ABSTRACT

In this paper a practically automatic method in order to extract the skeleton and the basic topology of a binary image is described. This image is obtained by color image segmentation, corresponding to the highways lineal net. The process applies the K-means technique in order to establish and stabilise the initial nodes group; next the Voronoi diagram and the respective Delaunay triangulation is built. The rectification is made with a reiteration series whose purpose is the triangulation degeneration by the automatic substitution of all triangles for segments, and it is continued with the topology extraction. This topology defines the different cartographics objects, and the connections between them, as a previous step to the adjustment and vectorization.

KEY WORDS: segmentation, K-means, Voronoi, Delaunay, vectorization.

INTRODUCCIÓN

La pretensión de la comunidad científica de obtener cartografía de forma totalmente automatizada a partir de imágenes de satélite es, hoy por hoy, una utopía. Sin embargo, los continuos estudios que se realizan al respecto, unidos a la tecnología cada vez más sofisticada sobre la que se apoya el GIS y el tratamiento de imágenes, junto con las altas resoluciones que proporcionan satélites como HELIOS o IKONOS, hacen que el logro de dicho objetivo se acerque progresivamente.

En un marco general ya es posible conseguir resultados aceptables en la extracción más o menos automática de entidades cartográficas, por ejemplo mediante aplicación del análisis de texturas bajo

diferentes órdenes de estadística (Mena, 2001), y la teoría de la evidencia de Dempster – Shafer (Shafer, 1976). En el ámbito concreto de la extracción de elementos lineales, en particular de las vías de comunicación, tales técnicas permiten obtener, a partir de la superposición de la imagen color georeferenciada de alta resolución con la capa vectorial del GIS, una imagen ráster binaria donde se destacan la práctica totalidad de los píxeles que forman parte del objeto “carretera”. Esta imagen, tras su depuración, nos servirá de base para acometer la vectorización y el posterior almacenamiento en el GIS de las distintas entidades extraídas, consiguiéndose así la actualización del sistema. No obstante, el proceso de vectorización de una imagen de estas características no es simple. Nosotros hemos

optado por la extracción inicial del esqueleto según el método que se describe a continuación, seguido de un análisis de la topología y del ajuste de la nube de puntos componentes de cada objeto lineal. Una vez obtenidos los distintos objetos en 2-D, así como las conexiones entre los mismos, la combinación con el MDT permitirá conseguir la geometría 3-D de los elementos y por tanto su almacenamiento en la Base de Datos Cartográfica (BDC) del GIS. Análogamente, un Sistema Basado en el Conocimiento (SBC) podría, al menos teóricamente, utilizar la información recogida en la Base de Datos Alfa-numérica (BDA) del GIS para agregar los atributos correspondientes a la geometría detectada.

Aunque existen otros métodos de extracción del esqueleto (Sanniti di Baja, 1994) y vectorización (Miravet, 1998), el que presentamos aquí, aparte de ser sumamente sencillo, tiene la gran ventaja de permitir, hasta un cierto límite que es función de la estructura de la imagen binaria, la obtención del esqueleto con la aproximación que se quiera, determinándose implícitamente el grafo previo a la vectorización. Este proceso, alternativo a (Doucette, 2001), lo subdividimos en las siguientes fases sucesivas compuestas por las etapas que se indican:

1. *Extracción del esqueleto:*
 - K-means.
 - Diagrama de Voronoi.
 - Triangulación de Delaunay.
 - Proceso degenerativo de rectificación.
2. *Topología:*
 - Grafo del esqueleto.
 - Grafo principal.
3. *Vectorización:*
 - Ajuste robusto condicionado.



EXTRACCION DEL ESQUELETO

Consideremos la imagen color de la Figura 1.a, y la correspondiente imagen binaria 1.b resultante de aplicar a la primera nuestro método automático de extracción de entidades lineales orientado a carreteras en zonas rurales o semiurbanas (Mena, 2001).

Definamos previamente el dominio D de la variable como el conjunto de los n píxeles p_i pertenecientes al área detectada (píxeles representados en blanco). Evidentemente, cada uno de estos píxeles está caracterizado por sus coordenadas (x_i, y_i) en la imagen binaria.

K-means y diagrama de Voronoi

Para determinar la mejor aproximación posible del esqueleto o línea media del conjunto D , comenzaremos por situar en el interior de D , y sólo aquí, un cierto número K de nodos h_i , bien de forma aleatoria, bien distribuidos según el intervalo n/K en la ordenación de D por abscisa y ordenada, o bien mediante cualquier otro criterio.

A continuación se procede a clasificar los n píxeles del conjunto D en K subconjuntos atendiendo a la mínima distancia euclídea respecto al total de los nodos (*Clustering*). De este modo habremos conseguido un número K de *clusters* cuyas líneas de contacto constituyen el *diagrama de Voronoi* del dominio D relativo a las posiciones iniciales de los K nodos. Esto es así debido a que en este momento cada píxel $p_i \in D$ está incluido en el *cluster* correspondiente al nodo $h_i \in K$ más cercano, no considerándose píxel alguno que no pertenezca a D .

Aplicando la técnica del *clustering*, seguidamente calculamos el centro de gravedad de todos y cada



* **Figura 1.** Imágenes en color y binaria

Todas las figuras precedidas de asterisco se incluyen en el cuadernillo anexo de color



Figura 2. K-means y diagrama de Voronoi.

uno de los *clusters* y movemos los K nodos a dichas posiciones. Este hecho implica una nueva clasificación para el total de los píxeles de D , con la consiguiente variación de los *clusters* y del diagrama de Voronoi resultante. Reiterando sucesivamente el proceso, conseguimos la estabilización del mismo una vez se alcancen las posiciones definitivas de los K nodos. Llegados a este punto se observa una regular distribución en distancia de los nodos, así como un diagrama de Voronoi $V(D, K)$ característico de tal distribución. En la Figura 2 presentamos dichos resultados cuando se elige $K = 105$ para la imagen de la Figura 1.b.

Triangulación de Delaunay

El paso siguiente consiste en construir la triangulación de Delaunay relativa al diagrama $V(D, K)$. Como es sabido, esta tarea se consigue uniendo los centros de las regiones de Voronoi colindantes. Nosotros consideramos como tales *sólo aquellas regiones que poseen frontera común en el interior del dominio D* , prescindiendo por lo tanto de las relaciones de conectividad que tienen lugar en el exterior del conjunto y, consecuentemente, también del cierre convexo. De esta forma es claro que existirán nodos que no constituyan vértice de ningún triángulo, en tanto que otros podrán serlo de dos o

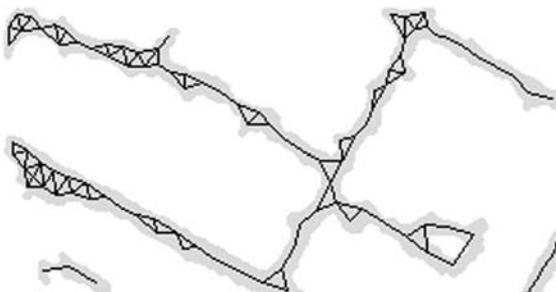


Figura 3. Triangulación inicial de Delaunay para $K=105$.

más triángulos, dependiendo de su posición en el interior de D . Como ejemplo observemos en la Figura 3 la triangulación inicial, compuesta de 48 triángulos, que se obtiene a partir del diagrama representado en 2.b.

Proceso degenerativo de rectificación

La triangulación obtenida en la etapa anterior puede especificarse mediante la notación $T(K, t)$, donde K es el número inicial de nodos y t el número de triángulos que se han formado. En ella, puesto que lo pretendido es la determinación del esqueleto, resulta evidente que éste se pone de manifiesto en aquellas zonas donde no existen triángulos, siendo tales figuras un inconveniente para nuestros propósitos. En consecuencia, aplicamos seguidamente un proceso degenerativo cuya finalidad es la conversión del par (K, t) en el correspondiente $(K_m, 0)$, donde siempre $K_m < K$. En otras palabras, procederemos a la eliminación sucesiva de los triángulos mediante reiteraciones, hasta alcanzar una *triangulación de Delaunay carente de triángulos*, y por tanto únicamente compuesta por una sucesión de segmentos que nos defina, al menos aproximadamente, la línea media del dominio D . Para ello es del todo imprescindible modificar el número K o bien redistribuir la posición de los nodos. En cuanto a la segunda opción, la mantenemos como tema de estudio dada la dificultad que conlleva su implementación automática. Nos centraremos pues en el modo de variar, en concreto disminuir, el número inicial de nodos al objeto de conseguir aquel valor K_m que rinda el número de triángulos $t_m = 0$.

Dado que existen zonas donde se ha conseguido el esqueleto, en lo que sigue mantendremos invariables todas aquellas regiones del voronoi $V(K, D)$ que no intervienen en la formación de triángulo

alguno. Ello no es difícil, pues basta localizar los nodos que constituyen vértice de triángulo; tarea ya realizada a la hora de obtener el número t . Separemos entonces en un subconjunto S todos los nodos que son vértices de algún triángulo, y con ellos sus correspondientes regiones del voronoi. Resulta pues que podemos establecer en S tantas ternas de nodos como indica el número t , de forma que cada una de las ternas esté formada por los tres nodos que definen cada triángulo. Evidentemente, un mismo nodo estará incluido en más de una terna cuando dicho nodo sea vértice de dos o más triángulos.

Formadas las t ternas en S , se procede a la sustitución de los tres nodos componentes de cada una de ellas por un único nodo: aquél pixel cuyas coordenadas son las más próximas a las del *baricentro* del triángulo correspondiente. Y puesto que el voronoi $V(K, D)$ es interior a D , forzosamente los nuevos nodos calculados también serán interiores a D . Conseguimos así modificar el número K inicial de nodos, habiéndolo sustituido por otro número K_1 , en general menor, que será igual a la suma del número de nodos que se han mantenido fijos por no constituir triángulos, más los t baricentros de los triángulos actualmente existentes.

Como las regiones del voronoi correspondientes a los nodos del conjunto S son conocidas, pode-

mos considerar el total de los pixeles pertenecientes a estas regiones como un subdominio de existencia $d \subset D$ de la variable, sobre el cual aplicar el *clustering* buscando en el mismo las posiciones finales de los t nuevos nodos. Estabilizado el proceso, se consigue el diagrama de voronoi $V(t, d)$, el cual, unido al que se ha mantenido fijo, permite obtener un nuevo diagrama $V(K_1, D)$ así como su correspondiente nueva triangulación. Esta triangulación, que denotamos $T(K_1, t_1)$, en general cumplirá: $t_1 < t$ (disminución del número de triángulos). No obstante, en el caso de obtener un valor $t_1 \geq t$, el procedimiento puede continuar, si bien se hace necesario tener en cuenta la convergencia del método, tema que se trata en el apartado siguiente.

Vista entonces la línea general de la operatoria, el proceso degenerativo de rectificación, para una imagen binaria fijado el número K inicial de nodos, se representa esquemáticamente así:

$$V(K, D) \rightarrow T(K, t) \rightarrow V(K_1, D) \rightarrow T(K_1, t_1) \rightarrow \dots \rightarrow V(K_m, D) \rightarrow T(K_m, t_m)$$

donde $\begin{cases} K_m < K \\ t_m = 0 \end{cases}$, y en general $\forall i \in \{1, \dots, m-1\} \rightarrow \begin{cases} K_{i+1} < K_i \\ t_{i+1} < t_i \end{cases}$

Aplicando el proceso degenerativo de rectificación a la triangulación $T(105, 48)$ de la Figura 3, representamos en la Figura 4 algunas de las triangulaciones que resultan como pasos intermedios:

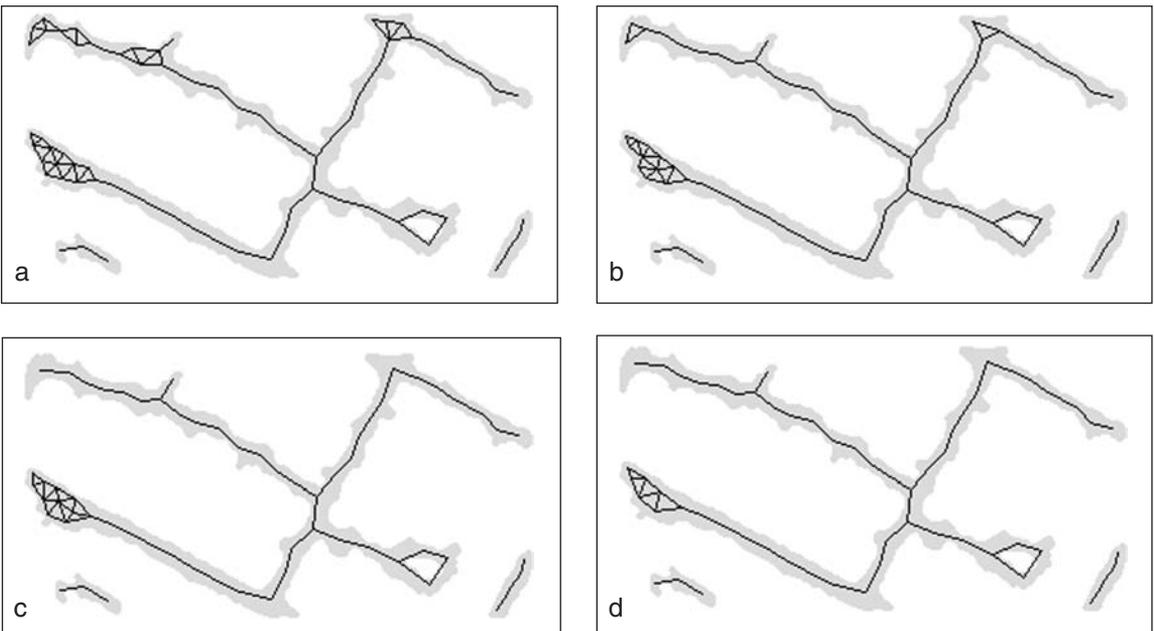


Figura 4. Triangulaciones: a) $T(79, 23)$; b) $T(71, 13)$; c) $T(66, 11)$; d) $T(62, 5)$

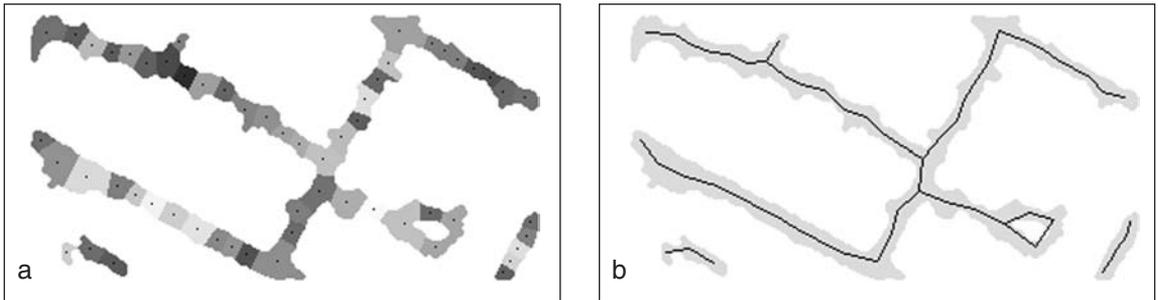


Figura 5. Imagen rectificada: a (58, D); b (58, 0)

Una vez finalizadas las reiteraciones, la imagen rectificada resultante, carente de triángulos, es la que se muestra en la Figura 5 junto al voronoi obtenido.

Convergencia y automatización del proceso

Como todo proceso heurístico, el método descrito para la obtención de la línea media exige de numerosas pruebas al objeto de obtener los mejores valores para los parámetros intrínsecos al problema. Considerando la distribución inicial de los nodos según el intervalo n/K en el dominio D , los parámetros que nos afectan son la estructura E del dominio D y el número K inicial de nodos con el que arran-

ca K -means. Este último mantiene una fuerte dependencia del primero, lo que no es una ventaja, dada la difícil, por no decir imposible, evaluación a priori del factor E . Sin embargo, en la práctica totalidad de los ensayos realizados se observa que, a medida que incrementamos el número K sin que éste llegue a tomar valores grandes, el resultado tiende hacia el esqueleto del dominio, disminuyéndose progresivamente el número de triángulos durante la rectificación como es de desear. Este hecho se pone claramente de manifiesto cuando aplicamos el proceso a una imagen binaria creada artificialmente. Prueba de ello son los resultados que se presentan en la Figura 6, donde se eligieron los valores iniciales 10, 30, 60 y 90 respectivamente para el número K .

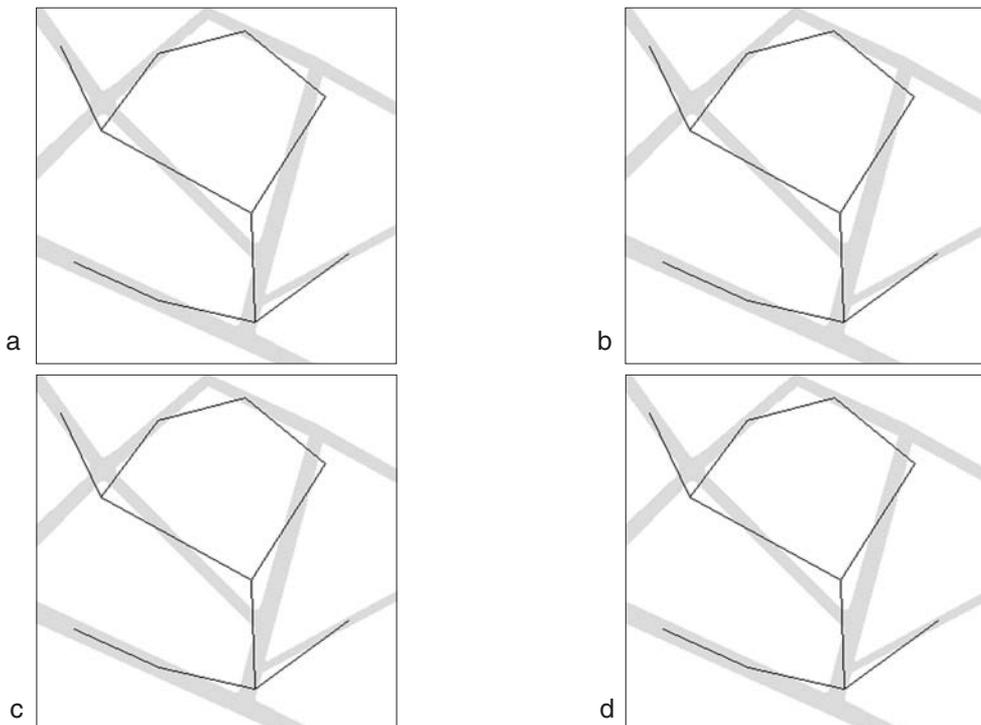


Figura 6. Rectificación: a (K=10, T[10,0]); b (K=30, T[30,0]); c (K=60, T[56,0]); d (K=90, T[78,0])

Por otra parte, también se ha observado que cuando iniciamos el proceso con valores de K muy altos, el número de triángulos que se forman crece sobremanera, obteniéndose oscilaciones crecientes y decrecientes en el valor de dicho número durante la fase de rectificación. Y aunque siempre se logró eliminar la totalidad de los triángulos, el hecho cierto es que los resultados no fueron como cabría desear.

De los párrafos anteriores se deduce pues que para cada imagen debe existir una cota H para el valor inicial de K , en torno a la cual se alcanza el máximo en la bondad del resultado. Dicha cota, desconocida a priori, depende de la estructura E del dominio D , y en su búsqueda ha de basarse todo algoritmo que pretenda la implementación automática del proceso de obtención del esqueleto. Esta consecuencia se formaliza mediante el siguiente enunciado:

Dado un dominio D con una cierta estructura E , existe un número natural H , función de E , tal que, si $K < H$ la triangulación resultante $T(K_m, 0)$ tiende al esqueleto de D conforme crece K . En el caso de $K \geq H$ el proceso sufre oscilaciones, pudiendo entrar en convergencia o divergencia dependiendo de la estructura E .

Sobre la base de este enunciado se ha diseñado un algoritmo que, comenzando con un valor de K lo suficientemente pequeño, ejecuta el proceso completo de forma reiterada, incrementando sucesivamente el número K según un intervalo d , hasta obtener oscilaciones en el número de triángulos durante la fase de rectificación. En este momento, el último valor obtenido para K se decrementa también sucesivamente en un intervalo $d_i < d$, hasta que cesan tales oscilaciones. De este modo se horquilla la cota H hasta su localización, aceptándose como resultado final la triangulación $T(K_m, 0)$ obtenida a partir del valor inicial $K = H$.

TOPOLOGÍA Y VECTORIZACIÓN

Grafo del esqueleto

Conseguida una buena aproximación del esqueleto, no existe dificultad en contar a la vez con un grafo G donde se especifiquen las relaciones de conectividad entre los K_m nodos que componen dicha línea media, ya que éste ha debido de ser uti-

lizado como control del proceso, para mantener en las distintas fases un registro de los nodos activos, así como la topología entre los mismos al objeto de establecer las conexiones entre las regiones de voronoi colindantes.

Topología de los nodos principales. Grafo principal

Sin embargo, no se debe olvidar que el objetivo de la vectorización pasa por determinar la descomposición del dominio D en una serie de unidades lineales, independientes pero interconectadas, de forma que puedan ser almacenadas en la BDC del GIS como objetos geométricos con características propias y topología común. Ello exige extraer del grafo G la información necesaria para separar en objetos las distintas entidades lineales que residen en D , así como para establecer cuáles son los nodos de intersección, comunes por lo tanto a dos o más objetos.

Por otra parte, aunque sabemos que una vía no suele tener puntos de curvatura excesiva, pudiera darse el caso de que existieran tales puntos. En tal caso, para cada punto de estas características optamos por dividir la vía en dos objetos distintos coincidentes en dicho punto.

Bajo estas premisas definimos *nodo principal* como todo aquel nodo del grafo G que puede ser calificado dentro de alguno de los siguientes grupos:

- a) *Terminales*. Nodos que están unidos a un solo nodo.
- b) *Bifurcaciones*. Nodos unidos a tres o más nodos.
- c) *Puntos de quiebro*. Nodos donde la curvatura de la vía supera un umbral determinado.

La detección de las terminales y bifurcaciones es sumamente simple, pues basta contar el número de enlaces de cada nodo en el grafo G . Sin embargo la detección de los puntos de quiebro es algo más laboriosa. Una forma de hacerlo es la siguiente: Considerando únicamente los nodos de orden 2 (aquellos que están unidos con sólo dos nodos), se estudian las pendientes de ambos segmentos de unión del nodo en cuestión. Cuando dichas pendientes se diferencien en un valor mayor que el umbral establecido, el nodo será calificado como punto de quiebro y, por tanto, como nodo principal.

Detectado así el conjunto de nodos principales, e identificados todos ellos según su tipo, deberá establecerse un nuevo grafo G_p donde se ponga de manifiesto su topología prescindiendo del resto de los nodos. Dicho grafo lo denominamos *grafo principal*, y la topología incluida en el mismo, que nos servirá de base para extraer los distintos objetos lineales, *topología principal*.

La extracción de G_p a partir de G será más o menos compleja dependiendo de la estructura de datos que se elija para el diseño de los grafos. Sin embargo se trata de una tarea muy sencilla cuando se utiliza una matriz de relación para implementar G , ya que basta con eliminar de la misma todo nodo no principal actualizando simultáneamente la conexión que dicho nodo interrumpía. Por ejemplo, supongamos que en la matriz de enlaces representamos con 1 las conexiones existentes en G , y que dicho valor figura en las posiciones (6, 12) y (6, 25), lo que implica que el nodo 6 está unido con el 12 y el 25. Si el nodo 6 no es principal, ello significa que será de orden 2, con lo cual para eliminarlo basta con situar un 0 en las posiciones (6, 12), (6, 25), (12, 6) y (25, 6), a la vez que asignaremos un 1 a las posiciones (12, 25) y (25, 12), manteniéndose así la continuidad del grafo.

Operando en la forma descrita, una vez hayan sido eliminados todos los nodos no principales, G se habrá transformado en G_p , posibilitando ahora la separación de los distintos objetos y las relaciones de conexión entre los mismos. Para iluminar esta fase del proceso consideremos el esqueleto de la Figura 5.b, el cual puede interpretarse como una representación gráfica, compuesta de 58 nodos, del grafo G relativo a la triangulación T (58, 0). Análogamente, en la Figura 7 podemos observar la representación equivalente del grafo principal G_p , extraído de aquí y compuesto por 16 nodos.

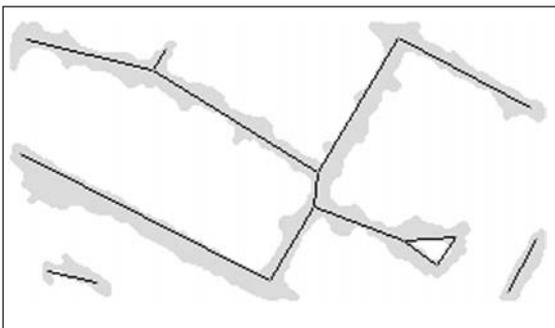


Figura 7. Representación del grafo principal correspondiente a T (58,0)

Como se aprecia en la figura, los nodos principales se distribuyen en este caso según: 8 terminales, 4 bifurcaciones y 4 puntos de quiebro.

El paso siguiente consiste en asignar cada uno de los nodos principales al objeto u objetos lineales de los que forma parte en base a la información contenida en G_p . Esta labor la realizamos atendiendo a un conjunto de *reglas semánticas* (Gonzalez, 1992) donde se considera, además de los enlaces entre los distintos tipos de nodo, las pendientes de los tramos que los unen entre sí. Se trata probablemente de la etapa más difícil del proceso, dado que el número de reglas se incrementa enseguida debido a los múltiples casos particulares que se presentan, siendo del todo imprescindible evitar las interferencias entre unas y otras. Sin embargo, aunque la escritura del conjunto de reglas es una labor compleja que siempre puede mejorarse, basta con un conjunto básico de ellas para obtener resultados en imágenes cuya estructura no sea excesivamente complicada. De esta forma, en la imagen de la figura 7 se ha conseguido clasificar los nodos principales en 10 objetos distintos, tres de los cuales se corresponden con el lazo cerrado que se observa en el cuadrante inferior derecho.

Ajuste polinómico y vectorización

En el apartado anterior se ha hecho referencia al almacenamiento de la geometría de los objetos lineales en la BDC del GIS. Es frecuente que este almacenamiento se realice considerando los objetos a modo de *poligonales* o *linestrings*, es decir, almacenando en el área de geometría de cada uno de los objetos un punto inicial, un punto final y una serie de puntos intermedios sucesivos a intervalo constante o variable. A la vez, en otras áreas, el objeto puede guardar información correspondiente a las relaciones topológicas que mantiene con otros objetos de su entorno. Esta operativa, aunque no es compleja, adolece de estar restringida a un margen de escalas determinado para los productos de salida. Para no subordinar los resultados a dicha restricción, y permitir que los objetos extraídos puedan explotarse bajo cualquier entorno gráfico, en este artículo se propone definir cada objeto mediante un punto inicial, un punto final, los puntos intermedios donde está conectado con los objetos de su alrededor, y una cuaterna de coeficientes (a_0 , a_1 , a_2 , a_3) correspondientes al ajuste a un polinomio de

tercer grado, de la nube de puntos pertenecientes al objeto en cuestión. (Como alternativa, cabe pensar también en el empleo de splines cúbicos).

Para conseguir la finalidad expuesta, en cuyo estudio y refinamiento nos encontramos actualmente, el primer asunto a solventar es la obtención de los puntos inicio y fin de cada objeto lineal, así como la consecución de aquellos puntos intermedios donde el objeto está interconectado con otros objetos. Esta labor está resuelta mediante el grafo principal y las reglas semánticas, según se ha expuesto.

Como segundo problema deberá determinarse la nube de puntos que va a ser utilizada para el ajuste polinómico de cada objeto. Para ello puede optarse por volver sobre el grafo G , y considerar el correspondiente conjunto de nodos no principales situados entre los puntos inicio y fin del objeto. No obstante, dado que dichos nodos no serán muchos, entendemos que es mejor opción combinar la información de G_p y G con la resultante de extraer el esqueleto por otro procedimiento que proporcione más detalle en el mismo. Nosotros hemos empleado el basado en la distancia de *Chamfer*, conforme describe *Sanniti di Baja* en su artículo de 1994. De este modo, el número de puntos disponible para el ajuste de cada objeto es muy superior. Una tercera opción que proponemos consiste en extraer todos aquellos píxeles del dominio D situados entre los nodos inicio y fin de cada objeto utilizando morfología matemática, con lo cual la nube de puntos sería más numerosa aún.

Disponiendo pues de todos los elementos que definen la geometría de cada objeto, se realizará por mínimos cuadrados un ajuste polinómico de tercer grado, robusto y condicionado, que proporcione los cuatro coeficientes a_i . El carácter de robustez lo aplicamos mediante la función de ponderación de residuos de *Huber* (Peña, 1993), en tanto que el condicionante para forzar a cada polinomio a pasar por los puntos de interconexión con los objetos vecinos, se consigue utilizando el original método de las incógnitas adicionales (Mena, 1997).

Una vez lograda la geometría de cada objeto y la topología con el entorno, el almacenamiento del conjunto geométrico en la BDC del GIS no ha de revestir problema alguno, ya que se trata de un mero cambio de formato de los elementos. Téngase en cuenta que este método permite definir cada objeto

con el máximo de resolución, por lo cual la actualización de un sistema concreto sólo queda dependiente de las características propias del mismo.

RESULTADOS OBTENIDOS Y CONCLUSIONES

Además de las figuras que se han expuesto, se han realizado numerosas pruebas partiendo de otras imágenes binarias, procedentes de segmentación automática, relativas a zonas rurales o semiurbanas. En la gran mayoría de los casos los resultados han sido de calidad, aunque no perfectos (Se estima un margen de error entre el 10 y el 20%). No obstante, cuando se han producido salidas pobres, éstas se han mejorado variando manualmente el número K inicial de nodos en la fase del K -means.

El proceso descrito se estima que puede calificarse de cuasi automático, dada la necesidad de perfeccionar el algoritmo de cálculo de la cota H para el número K inicial de nodos, así como también la exigencia de completar la escritura del conjunto de reglas semánticas cuyo objeto es la separación de los distintos objetos lineales existentes en la imagen. Una vez completados estos aspectos, la intervención humana sería prácticamente nula en lo que a determinación de geometría se refiere.

Un punto de estudio que nos proponemos para un futuro, consiste en la asignación automática de atributos a los objetos lineales sobre la base de un SBC apoyado en la BDA del GIS.

Finalmente, y como conclusión, decir que el algoritmo propuesto en este artículo, aunque no resuelve por completo el problema de la vectorización automática dado que sus resultados generalmente no alcanzan el 100% de exactitud, es sumamente sencillo, por lo que puede complementarse con otros estudios relativos al tema, de forma que la fusión de ambos disminuya o incluso anule los márgenes de error del proceso total.

BIBLIOGRAFÍA

MENA, J. B. and MALPICA, J. A. 2001. *Color image segmentation using the Dempster – Shafer theory of evidence for the fusion of texture*. (En fase de publicación). Disponible en el Departamento de

- Matemáticas de la Universidad de Alcalá de Henares y en la Escuela de Geodesia del Ejército.
- SHAFFER, G. 1976. *A Mathematical theory of evidence*. Princeton University Press, NJ.
- SANNITI DI BAJA, G. 1994. Whell – Shaped, stable and reversible skeletons from the (3, 4) – distance transform. *Journal of Visual communication and image representation*. 5: 107-115.
- MIRAVET, C., COIRAS, E., SANTAMARIA, J. 1998. Vectorización semi-automática de redes lineales en mapas cartográficos en color. *Revista de Teledetección*. 10: 49-62.
- DOUCETTE, P., AGOURIS, P., STEFANIDIS, A., MUSAVI, M. 2001. Self-organised clustering for road extraction in classified imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 55: 347-358.
- GONZALEZ, R., WOODS, R. E. 1992. *Digital Image Processing*. Addison – Wesley.
- PEÑA, D. *Estadística: modelos y métodos*. 1993. Alianza Universidad Textos.
- MENA, J. B. 1997. *Teoría del tratamiento matemático de las mediciones experimentales*. Servicio Geográfico del Ejército.

NOTICIAS

Socios numerarios y correspondientes estudiantes

El artículo 15º de los estatutos de la Asociación Española de Teledetección (A.E.T.) contempla la posibilidad de que los socios numerarios (residentes en territorio español) y correspondientes (no residentes en territorio español), estudiantes de Facultades, Escuelas Técnicas y Universitarias, gocen de un 50% de bonificación en sus cuotas.

Animamos a todos los estudiantes, con interés en conocer las investigaciones y técnicas de teledetección, para que se integren como socios de la Asociación Española de Teledetección (A.E.T.) por una cuota anual de 18 euros.
