

# MSED. Una alternativa a la detección de bordes. Una aplicación práctica: extracción de isothermas marinas

J. M. Cotos, A. Tobar, C. Hernández y J. E. Arias  
Dpto. de Física Aplicada, Universidad de Santiago  
15706 Santiago de Compostela

## RESUMEN

Realizamos en este trabajo un estudio comparativo del algoritmo de detección de bordes CSED con una modificación realizada para el caso concreto de una imagen binaria: presentamos el que hemos denominado como MSED. Aplicamos ambos algoritmos a mapas térmicos generados previamente a partir de imágenes procedentes de los satélites meteorológicos METEOSAT y GOES, con el fin de extraer isothermas marinas.

**PALABRAS CLAVE:** detección de bordes, isothermas marinas, matriz de co-ocurrencia de niveles gris (matriz GLC).

## ABSTRACT

In this paper we present a comparative study of the cluster Shade Edge Detection algorithm and a modification that was made in the binary image case. We have applied both algorithms to thermal maps of images from the meteorological satellites METEOSAT and GOES, in order to extract isothermals.

**KEY WORDS:** edge detection, marine isothermals, level co-occurrence matrix (GLC matrix)

## INTRODUCCIÓN

El algoritmo *Cluster Shade Edge Detection* (CSED) ha sido ampliamente utilizado en el análisis de imágenes con texturas determinadas (Haralick, 1973) obteniendo excelentes resultados. Más tarde fue estudiado por Holdyner y Peckinpugh (1989) y aplicado al reconocimiento de estructuras térmicas oceánicas en datos obtenidos a través del sensor AVHRR de alta resolución instalado a bordo del satélite polar NOAA-7.

Estudiando el funcionamiento del algoritmo CSED aplicado sobre un mapa térmico con el fin de extraer isothermas marinas, hemos realizado una modificación del algoritmo que nos permite obtener similares resultados reduciendo considerablemente los requisitos de memoria y el tiempo-máquina consumido.

Los mapas térmicos que vamos a procesar para extraer isothermas han sido realizados promediando 20 imágenes pertenecientes al rango infrarrojo de un satélite meteorológico, todas ellas de un mismo día. Eliminamos así las formaciones nubosas que presentan una mayor evolución dinámica en el tiempo que los eventos térmicos oceánicos (Cotos, 1990) para extraer luego aquellas regiones de la imagen que poseen una temperatura concreta, o lo que es lo mismo, todos los pixels que poseen el mismo nivel digital. La imagen resultante, que se caracteriza por un gran contenido de ruido en altas frecuencias, es sometida a la acción de un filtro pasabaja: hemos optado por el filtro de la mediana

que sustituye el valor del píxel por el de la media de todos sus vecinos en el caso de que la diferencia entre su valor y dicha media no exceda un determinado tanto por cien.

La imagen así generada es binaria, destacando las regiones de las que vamos a extraer los bordes (nivel de gris 255) sobre un fondo negro (nivel de gris 0). Hemos aplicado el *Cluster Shade Edge Detection* (CSED) y el algoritmo modificado que hemos denominado *Medium Shade Edge Detection* (MSED), y una vez obtenidas las isothermas (contornos de las regiones blancas), tras un proceso de erosión de las líneas, podremos ya generar una carta térmica, sin más que georreferenciar la imagen. Dispondremos estableciendo al final del trabajo unos valores óptimos para ambos.

## ALGORITMOS

Para extraer los bordes de las zonas de igual temperatura hemos buscado un algoritmo que sea insensible al ruido, ya que, aunque nuestra imagen ha sido sometida a la acción de un filtro pasabaja y dado que la resolución espacial de los satélites meteorológicos es baja, podemos encontrar con niveles de radiación erróneos (ruidos espúreos debidos quizá al proceso de transmisión) no deseados en la imagen a procesar. Centrándonos en esta característica, el algoritmo elegido está basado en la matriz de coocurrencia de los niveles de gris (matriz GLC) que además de ser insensible al ruido presenta excelentes resultados en la detec-

ción de eventos marinos (como remolinos, frentes térmicos, etc) (Cayula et al, 1991).

Cada elemento (i,j) de esta matriz representa la probabilidad relativa de que dos pixels separados en la imagen por las distancias Δx y Δy tengan como niveles de gris i y j respectivamente, y su expresión matemática viene dada por la siguiente ecuación (Holdyer et al, 1989):

$$P(i,j|\Delta x,\Delta y)=\sum_{m,n}\begin{cases} \frac{1}{[(M-\Delta x)\times(N-\Delta y)]} & \text{si } f(m,n)=i \\ & \text{y } f(m\pm\Delta x,n\pm\Delta y)=j \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (1)$$

### Cluster Shade Edge Detection

Una vez evaluada la matriz GLC de la imagen problema hemos de elegir un parámetro que nos permita estimar la presencia o ausencia de un borde en la matriz. El denominado por la literatura como Cluster Shade (C.S.) evaluado sobre una ventana centrada en cada pixel, y cuya expresión viene dada por la ecuación 2, es el que se utiliza en este algoritmo. La elección del tamaño de la ventana sobre la cual se va a calcular el CS es el primer parámetro variable en nuestro estudio.

$$S(\Delta x,\Delta y)=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}(i+j-\mu_i-\mu_j)^3 \cdot P(i,j|\Delta x,\Delta y) \quad (2)$$

donde μ<sub>i</sub> y μ<sub>j</sub> son

$$\mu_i = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} P(i,j|\Delta x,\Delta y) \quad (3)$$

$$\mu_j = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} j P(i,j|\Delta x,\Delta y)$$

Como podemos observar en la ecuación 2 el CS es equivalente al momento de tercer orden de la matriz GLC, ya que pondera el valor en cada pixel con el cubo de las medias de intensidad sopesadas por filas y columnas.

Hay que hacer notar al llegar a este punto del algoritmo que esta matriz está definida en función de dos distancias variables: Δx y Δy. Hemos encontrado dos razones poderosas para hacer cero ambos parámetros:

- valores pequeños no introducen variaciones sustanciales.
- el tiempo de cálculo se reduce considerablemente si ambos son nulos.

Las expresiones matemáticas de la matriz GLC y del CS vienen dadas ahora (Δx = Δy = 0) por las ecuaciones 4 y 5 respectivamente. μ<sub>i</sub> = μ<sub>j</sub> = μ se reducen al valor medio de niveles de gris evaluado sobre toda la ventana.

$$P(i,j|\Delta x,\Delta y)=0, \text{ para } i \neq j$$

$$P(i,j|\Delta x,\Delta y)=\frac{1}{M \times N} H(i), \text{ para } i = j$$

$$\mu_i = \mu_j = \mu \quad (4)$$

$$S(\Delta x,\Delta y)=\frac{2^3}{M \times N} \sum_{i=0}^{L-1} (i-\mu)^3 \cdot H(i) \quad (5)$$

Teniendo en cuenta el hecho de que nuestra imagen- trabajo es binaria (recordemos que hemos destacado en blanco los pixels de interés sobre un fondo negro), podemos simplificar las ecuaciones 4 y 5:

$$\mu = \frac{255}{M \times N} \times H[255]$$

$$S(0,0) = (255-\mu)^3 \times H[255] - \mu^3 \times H[0] \quad (6)$$

donde H[i] es el valor del histograma para el nivel de gris i.

El algoritmo empleado para extraer las isoterms sobre una imagen de trabajo de 512x512 pixels es el que se muestra en la Figura 1.1, en el que se halla englobada la ecuación 6, y que constituye la base de trabajo para decidir si un pixel pertenece o no a un borde de las regiones de igual temperatura, por lo que es conveniente estudiarla en detalle:

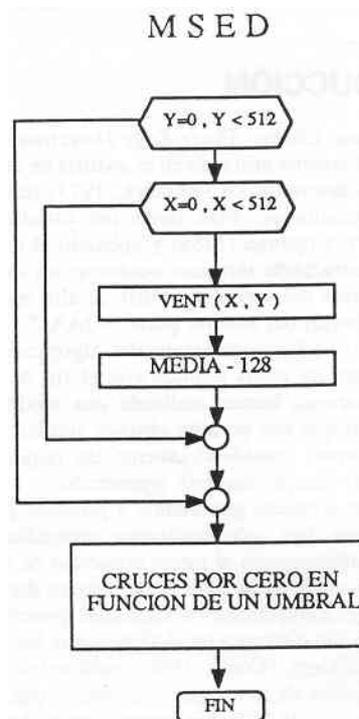


Figura 1.1. Algoritmo MSED aplicado a una imagen de 512x512

- i) Si en la ventana sobre la que estamos evaluando el CS todos los pixels tiene un valor de 255

(todos son blancos, y por lo tanto pertenecen a la región de la que intentamos extraer el borde), la media también toma el valor 255, y  $H[0]=0$ : el primer término de la ecuación 6 es nulo al igual que lo es el segundo, por lo que el CS es nulo también.

ii) De igual manera sucede si todos los pixels de la ventana son negros:  $H[255]=0$ ,  $\mu=0$ , y el CS se anula.

iii) Un caso interesante se nos presenta cuando la mitad de los pixels son negros y la otra mitad son blancos:  $H[255]=H[0]$ , y  $(255-\mu)=\mu$ , por lo que el CS vale cero también en este caso.

iv) Tan sólo el CS tiene un valor positivo significativo cuando en la ventana predominan los pixels blancos, sobre los pixels de fondo (negros), o lo que es lo mismo cuando  $H[0] \ll H[255]$ .

v) El caso contrario al anterior se nos presenta cuando predominan los negros sobre los blancos, es decir  $S(0,0) \ll 0$  si  $H[0] \gg H[255]$ .

Estimaremos que un pixel es de un borde cuando en una ventana de tamaño 3x3 sobre el CS se produce un cruce por cero, en función de un umbral que evite pequeñas oscilaciones alrededor del origen. Este umbral que introducimos aquí constituye el segundo parámetro variable del algoritmo.

### Medium Shade Edge Detection

Todo el razonamiento anterior nos llevó a evaluar sobre la misma ventana que el CS, la media del nivel de gris, y a estudiar qué sucedería si estimamos que un pixel conforma un borde, simplemente cuando existen cruces de la media del nivel de gris en una ventana por 128 (mitad del valor máximo). El algoritmo desarrollado sobre imágenes de 512x512 pixels es el que se muestra en la Figura 1.2; como se puede ver, este segundo planteamiento del problema es equivalente a estudiar el CS utilizando tan sólo el momento de primer orden de la matriz de coocurrencia de niveles de gris.

### CONCLUSIONES

Los algoritmos desarrollados en este trabajo han sido implementados en un ordenador PC-AT de IBM que dispone de un microprocesador Intel 80286 funcionando a 16 Mhz, dotado de un coprocesador matemático 80287 también de Intel y de una placa de procesado de imagen de 8 bits y de 1 Mbyte de memoria.

Sobre una línea de imagen típica hemos evaluado ambos algoritmos (Fig. 2), representando con trazo discontinuo los valores de S para el MSED, y con trazo continuo para el CSED. Como se puede apreciar las variaciones relativas en ambos algoritmos son las mismas, lo que corrobora nuestra teoría de que es posible extraer los bordes utilizando tan sólo cruces por la media.

Con respecto al primer parámetro variable de nuestro estudio (el tamaño de la ventana), hemos

realizado pruebas con distintos valores, siendo tan sólo útiles tres de ellos: ventana 7x7, 9x9, 11x11; y para cada una de ellas hemos tomado tres valores distintos del segundo parámetro: umbrales de 5, 10, 15 han sido utilizados para evaluar los cruces por cero en ambos algoritmos.

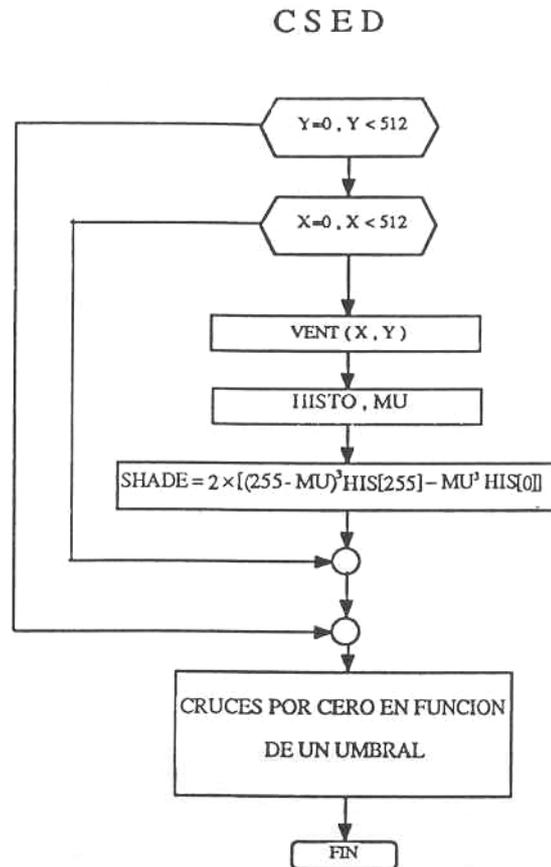


Figura 1.2. Algoritmo CSED sobre una imagen de 512x512 píxeles

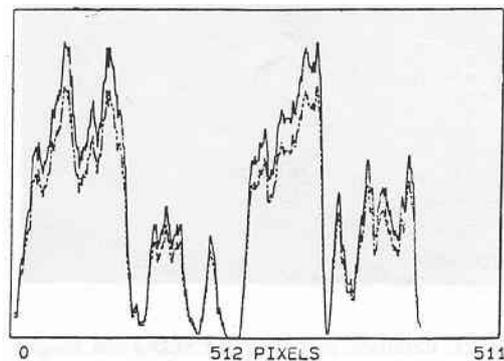


Figura 2. Ambos algoritmos evaluados sobre una línea de imagen

Hemos constatado que el tiempo de cálculo se incrementa de forma exponencial con el tamaño de la ventana.

La introducción del algoritmo presentado supone un gran adelanto cuando se trabaja en procesado

digital de imagen con ordenadores de bajo coste (lo que suele llevar implícito baja velocidad) como es nuestro caso, dado que reduce hasta en un 20% el tiempo de computación. Como cabía esperar, el tiempo empleado es independiente del umbral utilizado. Por otra parte ventanas de tamaño 11x11 (o mayores) incluyen demasiados elementos para estimar bordes (sobre todo en el algoritmo que utiliza la media de los niveles de gris). A su vez, ventanas menores que 5x5 no son útiles para estimar transiciones utilizando el CSED, y dado que el CS toma valores extremos en zonas de borde, el efecto del umbral es aquí prácticamente nulo. Finalmente, hemos establecido como condiciones óptimas un tamaño de ventana de 9x9 pixels y un umbral de 5 para el algoritmo del tercer momento y un umbral de 1 para el de la media.

## RESULTADOS

Las figuras 3.1 y 3.2 muestran el resultado de aplicar los algoritmos CSED y MSED a un mapa térmico, del que han sido extraídas las isoterma de 10, 15 y 20 grados centígrados. Si comparamos ambas imágenes obtenidas en las condiciones

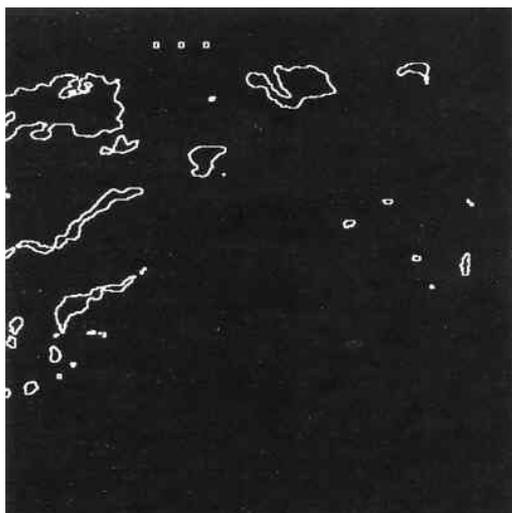


Figura 3.1. Resultado de aplicar el CSED a una imagen

óptimas establecidas en el apartado anterior, podemos ver que los resultados son prácticamente iguales, dado que tan sólo hay pérdida de información en los contornos bruscos. Ambos algoritmos funcionan correctamente ya que encierran las zonas correspondientes a 10 grados (azul oscuro), distinguen perfectamente la isoterma de 15 grados (transición amarillo-azul), y agrupan los pixels naranja correspondientes a las zonas de 20 grados (Fig. 4).

Las Figuras 5.1 y 5.2 muestran las cartas térmicas generadas para los cuadrantes D2 del satélite Meteosat, y para el sector LR del satélite americano Goes. Las isoterma generadas se reflejan con sus valores de temperatura sobre un mapa que incluye la línea de la costa y líneas de longitud /

latitud. A pie de imagen ha sido introducida la fecha correspondiente. Es recomendable presentar las isoterma tras un proceso de erosión, ya que en la detección de bordes por cruces por cero aparecen líneas dobles. Otro postprocesado deseable sería la conexión de líneas próximas aisladas.

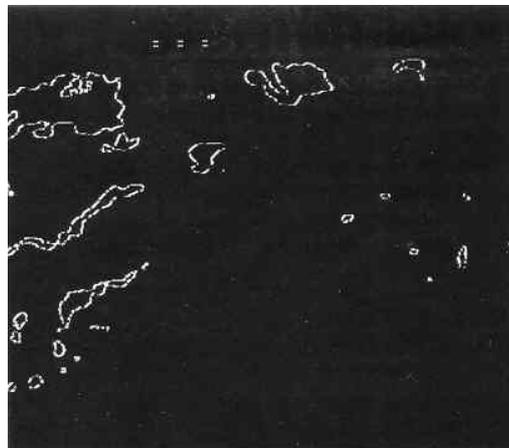


Figura 3.2. Resultado de aplicar el MSED a la misma imagen



Figura 4. Superposición de isoterma sobre la imagen original

## BIBLIOGRAFÍA

- CAYULA, F.J. et al. (1991) «Comparative study of two recent edgedetection algorithms designed to process sea surface temperature fields», *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 29, pp 175- 177.
- COTOS, J.M. (1990) *Monitorización térmica de aguas superficiales oceánicas empleando el satélite Meteosat*, Tesina presentada para optar al grado de licenciado en Ciencias Físicas, Universidad de Santiago de Compostela.
- HARALICK R.M., SHANMUGAM K. (1973) «Textural features for image classification» *IEEE transactions on systems, man and cybernetics*. Vol SMC-3, nº 6, pp 610-621.
- HOLDYER, R.J., PECKINPAUGH, S.H. (1989) «Edge detection applied to satellite imagery of the oceans», *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 27, pp 46-56.

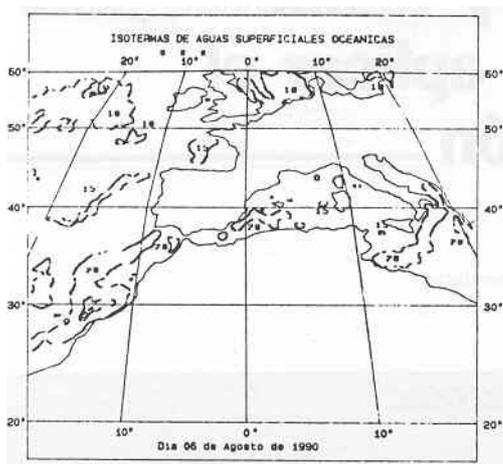


Figura 5.1. Cuadrante D2 del satélite Meteosat con isotermas de 10, 15 y 20 grados centígrados

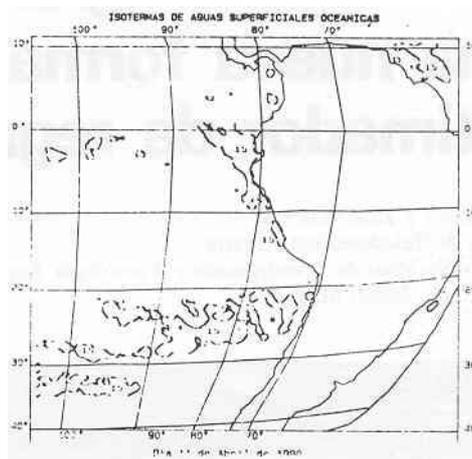


Figura 5.2. Sector LR del satélite Goes con isotermas de 15 grados centígrados