

Tema 5: SEGMENTACIÓN



INGENIERÍA INFORMÁTICA



Tema 5: Segmentación



- El propósito de la segmentación de imágenes consiste en **dividir una imagen en regiones significativas** con respecto a una aplicación particular.
- El nivel al que se llevará a cabo esta subdivisión dependerá del problema a resolver. Es decir, el proceso de segmentación debería detenerse en el momento en que los objetos de interés para la aplicación hayan sido aislados.
- Su resultado es una representación simplificada de la imagen, mostrando las partes significativas que la componen.

Tema 5: Segmentación



- Los algoritmos de segmentación se basan en propiedades básicas de los valores del nivel de gris:
 - **Discontinuidad:** Los bordes de las regiones son suficientemente diferentes del fondo lo que permite la detección de los mismos basándonos en cambios bruscos de nivel de intensidad.
 - **Similitud:** Se divide la imagen basándose en la búsqueda de zonas que tengan valores similares, conforme a unos criterios prefijados. Hay que destacar los métodos de **umbralización** con los que se busca diferenciar un objeto del fondo de la imagen mediante una simple binarización.

Tema 5: Segmentación



- **Observación:** Hay que tener en cuenta que al ser un proceso enormemente complejo, no hay soluciones perfectas. Cada solución tendrá una serie de ventajas e inconvenientes.

Tema 5: Segmentación

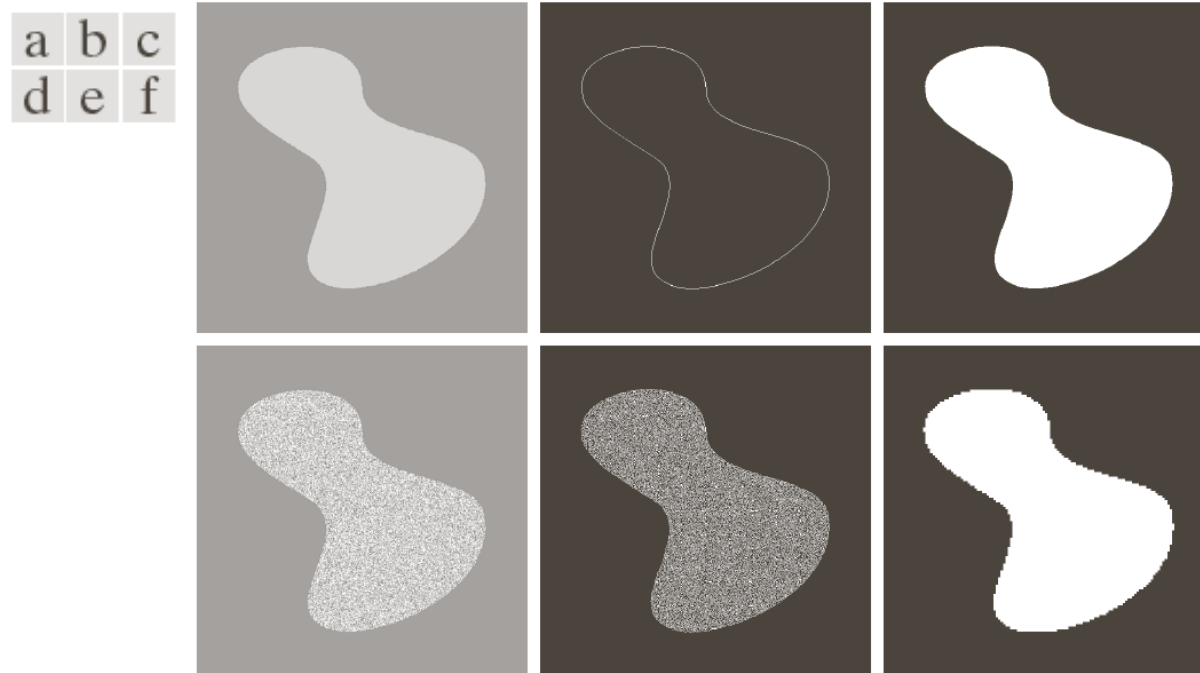


FIGURE 10.1 (a) Image containing a region of constant intensity. (b) Image showing the boundary of the inner region, obtained from intensity discontinuities. (c) Result of segmenting the image into two regions. (d) Image containing a textured region. (e) Result of edge computations. Note the large number of small edges that are connected to the original boundary, making it difficult to find a unique boundary using only edge information. (f) Result of segmentation based on region properties.

5.1. Detección de discontinuidades



DETECCIÓN DE BORDES

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



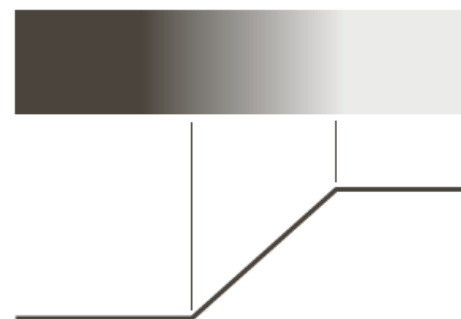
- Borde de una imagen digital en escala de grises:

Borde ideal



Forma un camino de un píxel de ancho en los que se produce un cambio en el nivel de gris, perpendicularmente.

Borde “rampa”



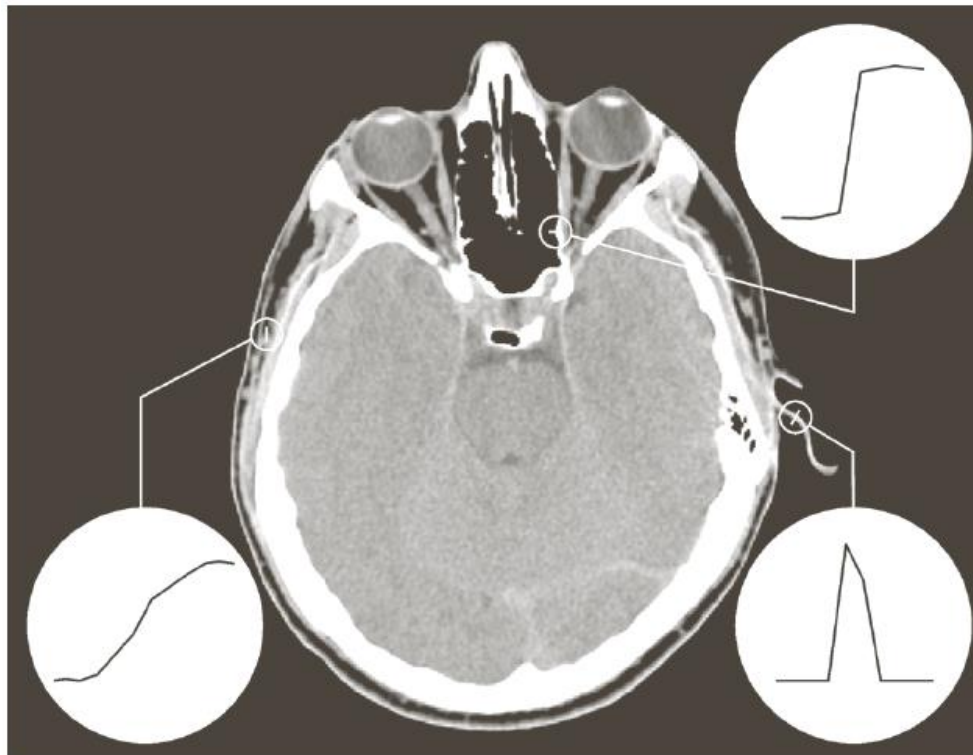
Forma un conjunto de píxeles conexos en los que se produce, en una determinada dirección, una variación gradual en el nivel de gris.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



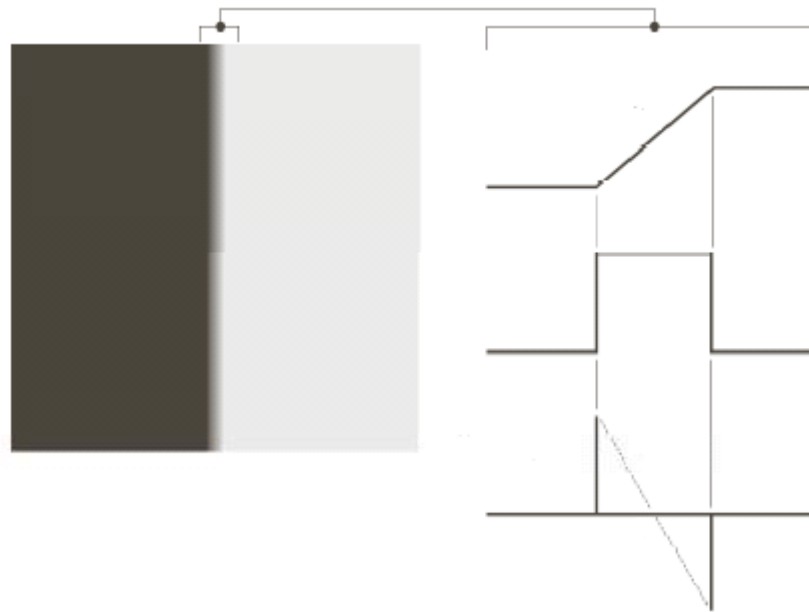
- Borde de una imagen digital en escala de grises:



Tema 5: Segmentación



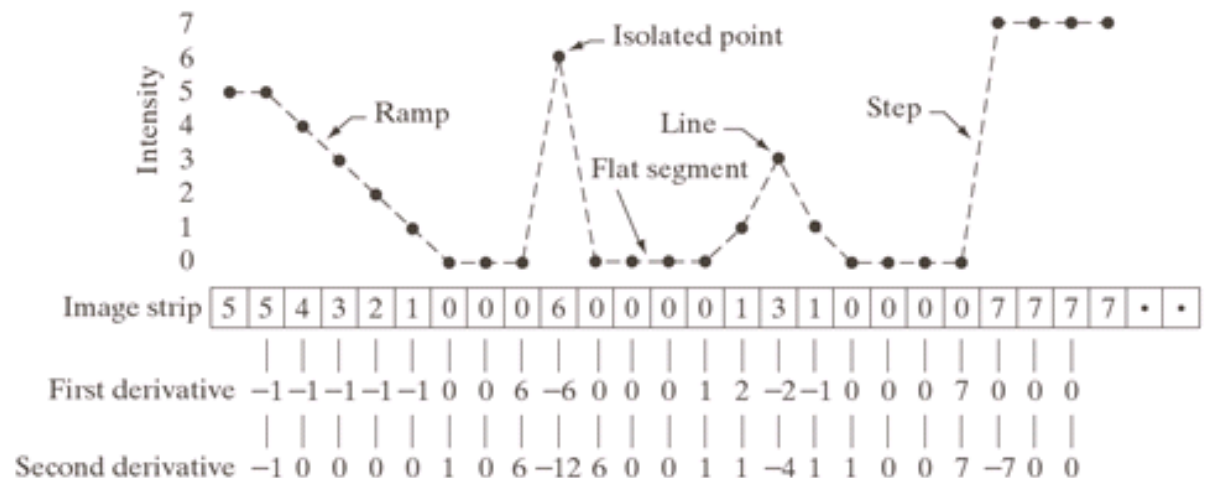
- Los métodos de segmentación basados en la detección de cambios bruscos de intensidad (nivel de gris) usan técnicas de derivación.



Tema 5: Segmentación



- Los métodos de segmentación basados en la detección de cambios bruscos de intensidad (nivel de gris) usan técnicas de derivación.



Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Inconveniente:** La presencia de ruido en la imagen produce falsos bordes al aplicar los operadores derivadas. Por esta razón, la detección de bordes está ligada a etapas de eliminación del ruido.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Inconveniente:** La presencia de ruido en la imagen produce falsos bordes al aplicar los operadores derivadas. Por esta razón, la detección de bordes está ligada a etapas de eliminación del ruido.
- **Pasos fundamentales** en la detección de bordes:
 - **Paso 1:** Realizar un suavizado de la imagen para eliminar el ruido.
 - **Paso 2:** Detectar los posibles candidatos a ser puntos del borde.
 - **Paso 3:** Seleccionar, de entre los candidatos, aquellos que pertenecen realmente al borde.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Técnicas de detección de bordes:**
 - Detección básica: Operadores gradiente
 - Operador cruzado de Roberts
 - Operador de Prewitt
 - Operador de Sobel
 - Técnicas más avanzadas:
 - Canny

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Operadores gradiente:**

- El operador gradiente sobre un pixel (x,y) de la imagen retorna un vector que indica la dirección de máxima variabilidad de la intensidad y su nivel de variación.

$$\nabla f = \text{grad}(f) = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} \quad \left. \begin{array}{l} g_x = \frac{\partial f}{\partial x} \\ g_y = \frac{\partial f}{\partial y} \end{array} \right\} \begin{array}{l} \text{Magnitud } M(x,y) \\ |\nabla f| = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \approx |g_x| + |g_y| \\ \text{Dirección } \alpha(x,y) \\ \alpha(x,y) = \tan^{-1}(g_y/g_x) \end{array}$$

- Obsérvese que g_x , g_y y $M(x,y)$ son imágenes del mismo tamaño que la imagen original.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Operadores gradiente:**

- Un píxel se considerará que pertenece al borde si el módulo del gradiente supera un cierto umbral T .

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & |\nabla f(x, y)| > T \\ 0 & |\nabla f(x, y)| < T \end{cases}$$

- Se podría establecer como umbral, T , por ejemplo, que el módulo del vector gradiente está por encima del 70% - 80% del valor máximo de intensidad detectado en la imagen

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- Operadores gradiente:**

Dirección del vector gradiente: perpendicular al borde.

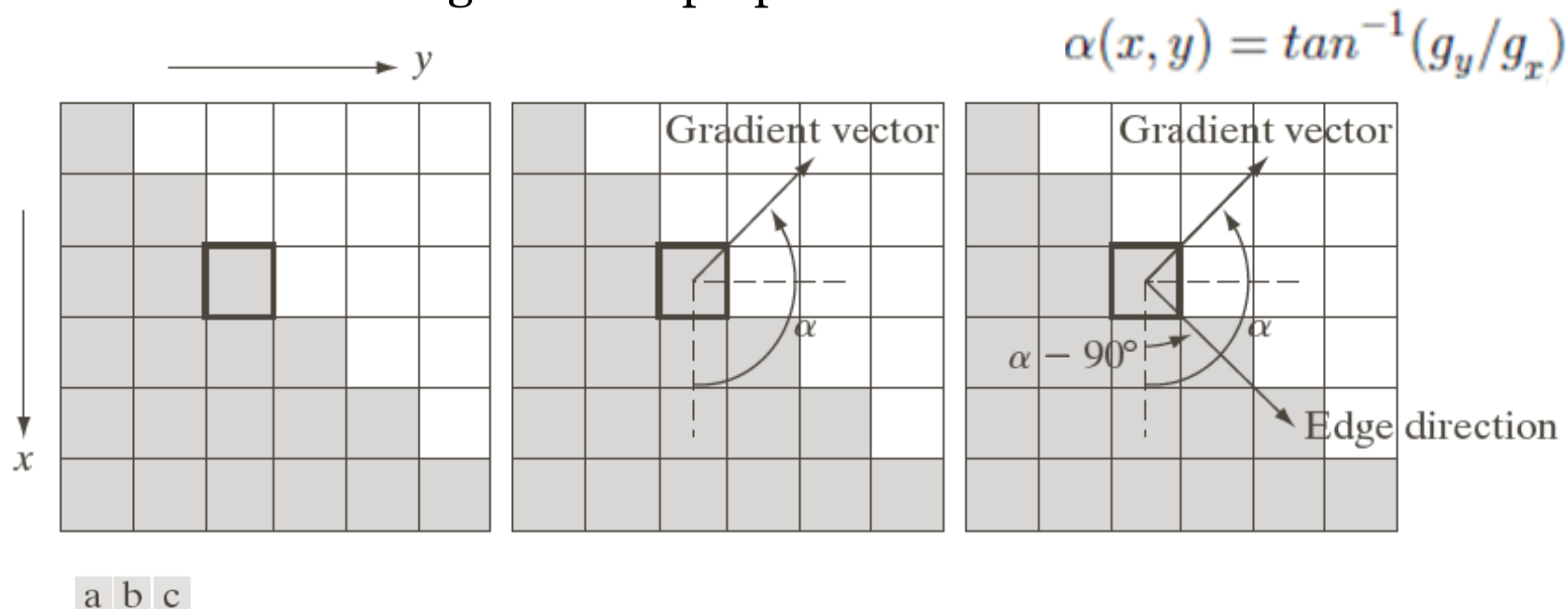


FIGURE 10.12 Using the gradient to determine edge strength and direction at a point. Note that the edge is perpendicular to the direction of the gradient vector at the point where the gradient is computed. Each square in the figure represents one pixel.

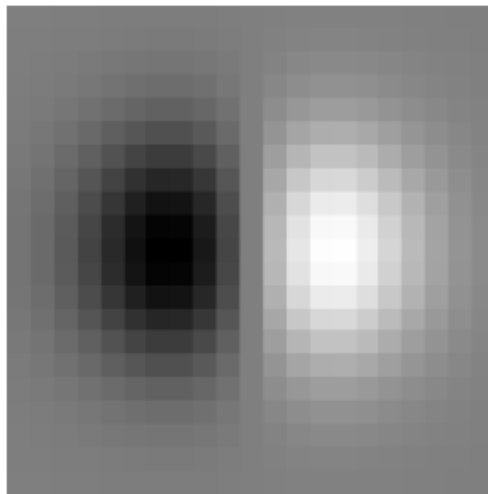
Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.

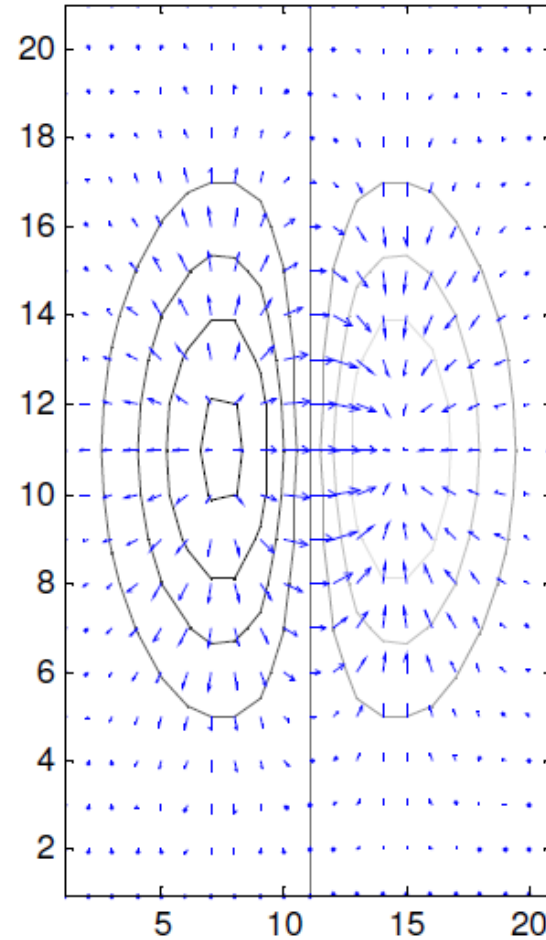


- Operadores gradiente:**

Imagen sintética



Operador gradiente en cada píxel



Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Operadores gradiente:**

- Máscaras que modelan operadores gradiente:

-1	0	0	-1
0	1	1	0

Roberts

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

Prewitt

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

Sobel

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Operadores gradiente:**

- Máscaras que modelan operadores gradiente:

Muy sensible al
ruido al ser
máscaras muy
pequeñas →

-1	0	0	-1
0	1	1	0

Roberts

Mejora su localización
en los bordes
diagonales



-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

Prewitt

Detecta mejor los
bordes horizontales y
verticales ←

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

Sobel

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- Operadores gradiente:**



(A) Original image

<table><tr><td>+1</td><td>0</td></tr><tr><td>0</td><td>-1</td></tr></table> <p>(A) M^-</p>	+1	0	0	-1	<table><tr><td>0</td><td>+1</td></tr><tr><td>-1</td><td>0</td></tr></table> <p>(B) M^+</p>	0	+1	-1	0
+1	0								
0	-1								
0	+1								
-1	0								

FIGURE 4.5 Templates for Roberts cross operator.

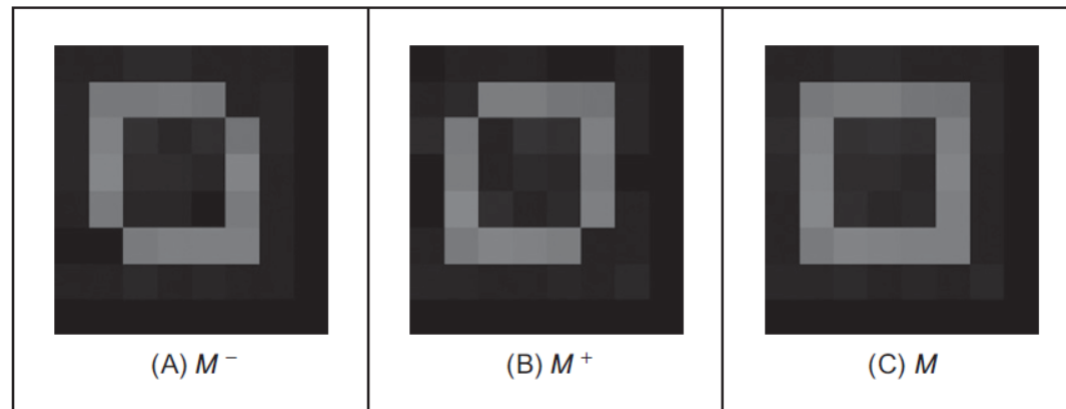


FIGURE 4.6 Applying the Roberts cross operator.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- Operadores gradiente:**

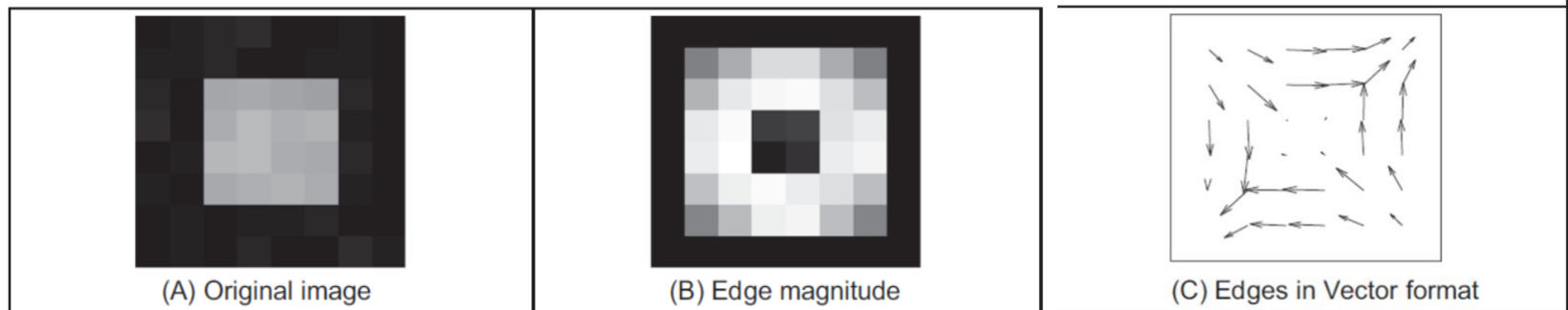
1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

(A) M_x

1	1	1
0	0	0
-1	-1	-1

(B) M_y

FIGURE 4.8 Templates for Prewitt operator.



Tema 5: Segmentación de imágenes

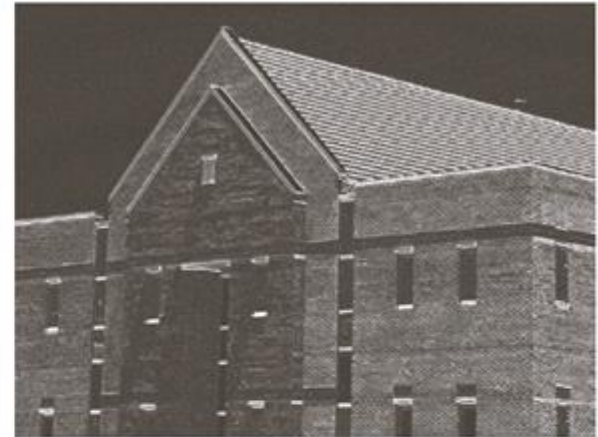
Detección de bordes.



- **Ejemplo Sobel:**



Imagen original



$|g_x|$



$|g_y|$



$|g_x| + |g_y|$

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



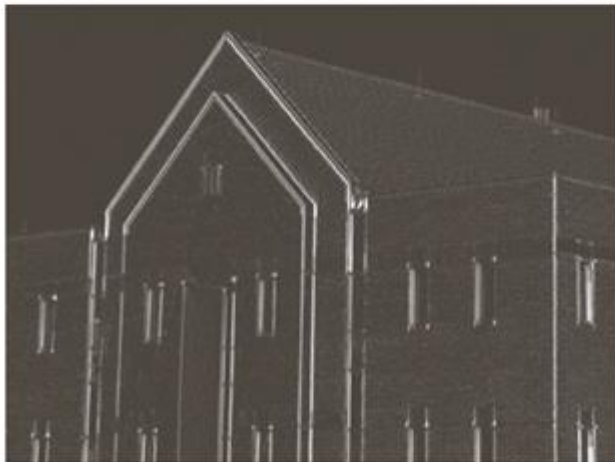
- **Ejemplo Sobel:**



Imagen
original
suavizada con
un filtro de la
media
 5×5



$|g_x|$



$|g_y|$



$|g_x| + |g_y|$

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Gradiente + umbralización:**

En algunas ocasiones es conveniente realizar una umbralización de la imagen gradiente obtenida.



a) Imagen resultante de aplicar Sobel b) Versión umbralizada tomando como umbral el 33% del valor de intensidad más alto de la imagen.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Gradiente + umbralización:**

En algunas ocasiones es conveniente realizar una umbralización de la imagen gradiente obtenida.



a) Imagen resultante de aplicar Sobel a la imagen suavizada b)
Versión umbralizada tomando como umbral el 33% del valor de intensidad más alto de la imagen.

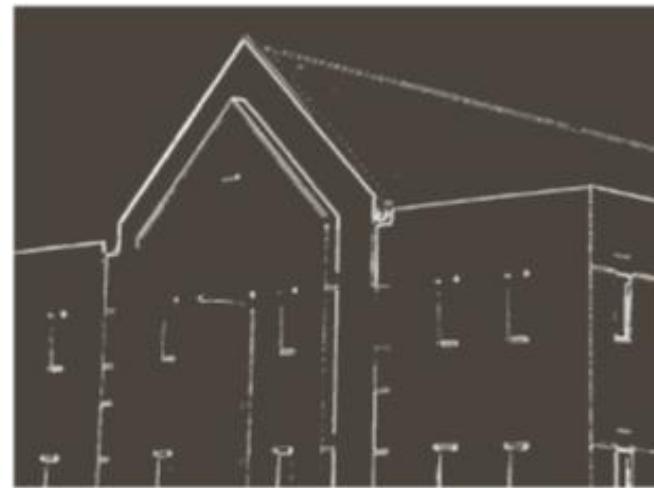
Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Gradiente + umbralización:**

En algunas ocasiones es conveniente realizar una umbralización de la imagen gradiente obtenida.



En la segunda imagen se produce una mejor conexión de los bordes (edges).

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Enlazado de bordes:**

- En la práctica, el conjunto de píxeles que se obtiene, rara vez caracteriza completamente un borde debido al ruido, a una iluminación no uniforme, etc. Por ello, los algoritmos de detección de bordes, normalmente se siguen de procedimientos de enlazado de los mismos.
- Un procesamiento local consiste en analizar las características de los vecinos en un entorno de cada uno de los píxeles de la imagen que se han detectado como borde. Todos los puntos que son similares en algún sentido predeterminado, se enlazan.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Técnicas de detección de bordes:**
 - Detección básica: Operadores gradiente
 - Operador cruzado de Roberts
 - Operador de Prewitt
 - Operador de Sobel
 - Otras, por ejemplo Máscaras de Kirsch
 - Técnicas más avanzadas:
 - **Canny**

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Detector Canny:**

- Es el operador borde más popular. Se caracteriza por evitar la ruptura de los bordes de los objetos.
- Su fundamento se basa en un proceso de optimización, teniendo en cuenta los siguientes dos objetivos:
 1. Disminuir todo lo posible la distancia entre el borde detectado y el borde real.
 2. No identificar un borde por un único pixel, sino por un conjunto de píxeles que tengan cierta conectividad.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Detector Canny:**

Los pasos principales del algoritmo son:

- **Paso 1:** Se realiza una convolución con un filtro gaussiano para suavizar la imagen (eliminar ruidos).

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Detector Canny:**

Los pasos principales del algoritmo son:

- **Paso 1:** Se realiza una convolución con un filtro gaussiano para suavizar la imagen (eliminar ruidos).
- **Paso 2:** Se calcula la imagen gradiente de la imagen suavizada. También se determina la dirección del vector gradiente.

$$M(x,y) \approx |g_x| + |g_y|$$

$$\alpha(x,y) = \tan^{-1}(g_y/g_x)$$

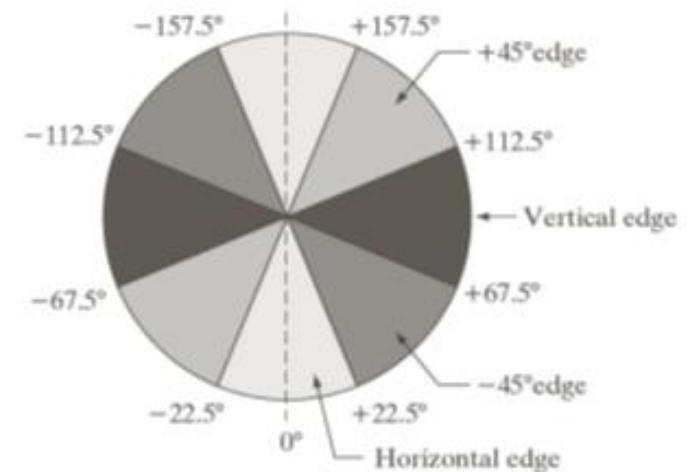
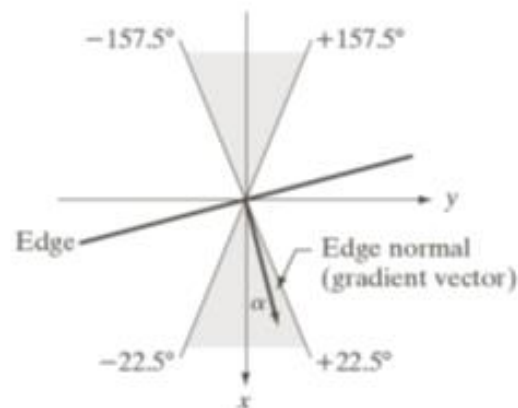
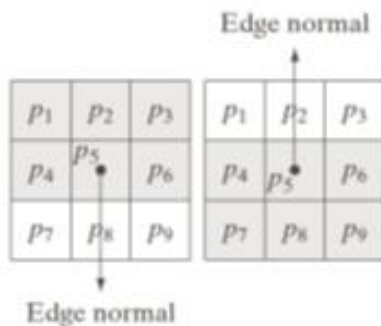
Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Detector Canny:**

- **Paso 3:** Se aplica un procedimiento para eliminar (igualar a cero) aquellos píxeles que no son máximos locales en la dirección del gradiente (que es perpendicular al borde), considerando un entorno 3 x 3.



Las direcciones se discretizan en 8 posibles valores.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Detector Canny:**

- **Paso 3:** Se aplica un procedimiento para eliminar (igualar a cero) aquellos píxeles que no son máximos locales en la dirección del gradiente (que es perpendicular al borde), considerando un entorno 3×3 .

Sean d_1 , d_2 , d_3 y d_4 las cuatro direcciones básicas (horizontal, -45° , vertical y $+45^\circ$). Entonces, para cada pixel (x,y) :

1. Encuentra la dirección d_k más cercana a $\alpha(x,y)$.
2. Si $M(x,y)$ es menor que al menos uno de sus dos vecinos a lo largo de la dirección d_k , sea $g_N(x,y)=0$; en caso contrario $g_N(x,y)=M(x,y)$.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Detector Canny:**

- **Paso 4:** Se realiza un proceso de doble umbralización para determinar los píxeles del borde:
 - se marcan los píxeles con valor por encima de un umbral T_1 (se localizan las semillas borde);
 - se marcan aquellos píxeles conectados a los primeros cuyo valor esté por encima de un segundo umbral T_2 ($T_2 < T_1$).

Esto eliminará falsos bordes al mismo tiempo que permite un resultado conexo.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Detector Canny:**



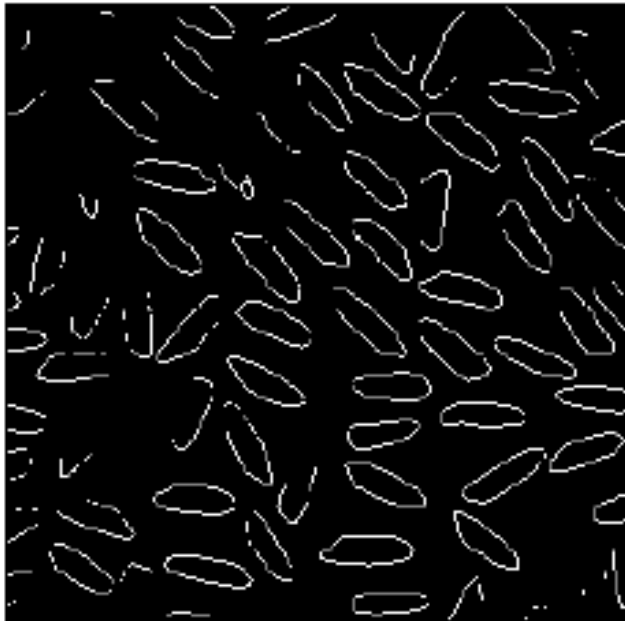
El filtro Gaussiano se ha realizado para $\sigma=4$ y una máscara de tamaño 25×25 . Los umbrales considerados han sido $T_1=0.1$ y $T_2=0.04$ (porque los valores están normalizados entre 0 y 1).

Tema 5: Segmentación de imágenes

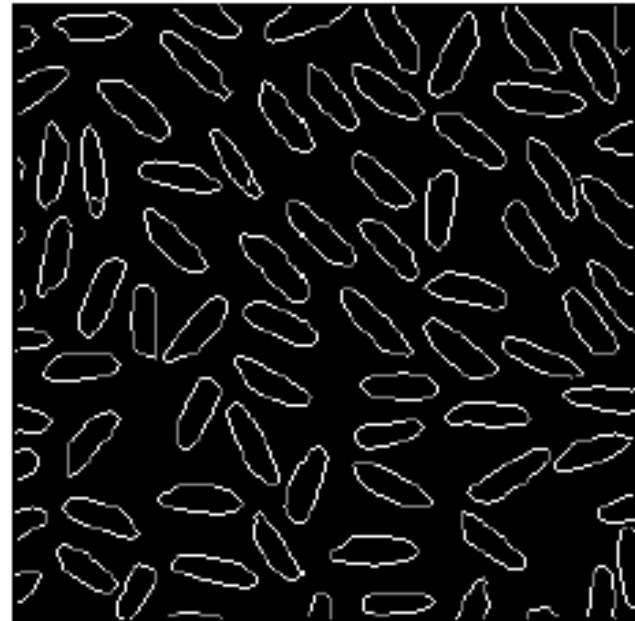
Detección de bordes.



- **Comparando Sobel y Canny:**



Sobel Filter



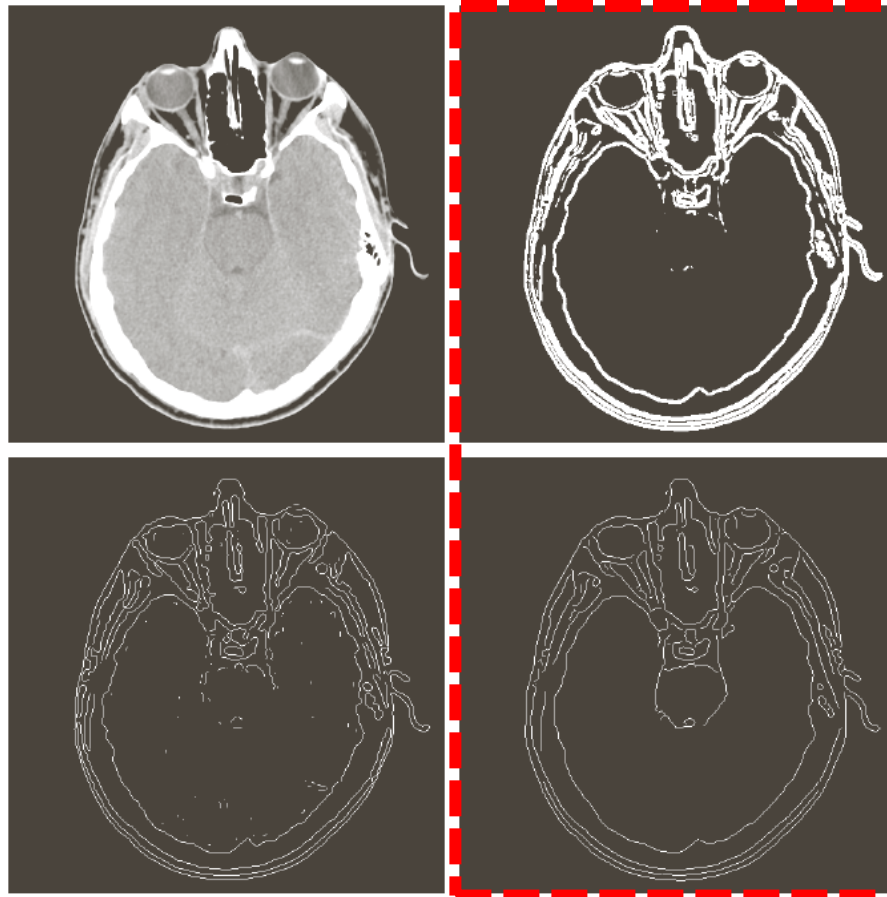
Canny Filter

Tema 5: Segmentación de imágenes

Detección de bordes.



- **Comparando Sobel y Canny:**



a	b
c	d

FIGURE 10.26

(a) Original head CT image of size 512×512 pixels, with intensity values scaled to the range $[0, 1]$.
(b) Thresholded gradient of smoothed image.
(c) Image obtained using the Marr-Hildreth algorithm.
(d) Image obtained using the Canny algorithm.
(Original image courtesy of Dr. David R. Pickens, Vanderbilt University.)

5.2. Similitudes



- CRECIMIENTO DE REGIONES
- DIVISIÓN Y FUSIÓN DE REGIONES
- UMBRALIZACIÓN

Tema 5: Segmentación de imágenes

Crecimiento de regiones.



Crecimiento de regiones

- Es un procedimiento que agrupa los píxeles o subregiones de la imagen en regiones mayores basándose en un criterio prefijado.
- Normalmente se empieza con unos *puntos “semillas”* para formar una determinada región, añadiendo aquellos píxeles vecinos que cumplan la propiedad especificada (por ejemplo, que estén en un rango de nivel de gris determinado).
- La propiedad considerada en el crecimiento de regiones debe tener en cuenta la información sobre conectividad o adyacencia de la imagen.
- Otro factor importante es la *condición de parada*.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Crecimiento de regiones.



- Sea $f(x,y)$ la imagen de entrada; $S(x,y)$ la matriz semilla conteniendo unos en las localizaciones de los píxeles semilla y ceros en el resto; y Q un predicado para ser aplicado en cada posición (x,y) . Asumimos que f y S con matrices del mismo tamaño.
- Un algoritmo de crecimiento de regiones basado en la 8-conectividad consiste en:
 1. Encuentra todas las componentes conexas en $S(x,y)$ y erosiona cada componente conexa a un píxel; etiqueta todos los píxeles encontrados con unos y el resto de píxeles con ceros.
 2. Forma una imagen f_Q tal que, $f_Q(x,y)=1$ si la imagen f satisface el predicado en la posición (x,y) ; en caso contrario $f_Q(x,y)=0$.

Tema 5: Segmentación de imágenes

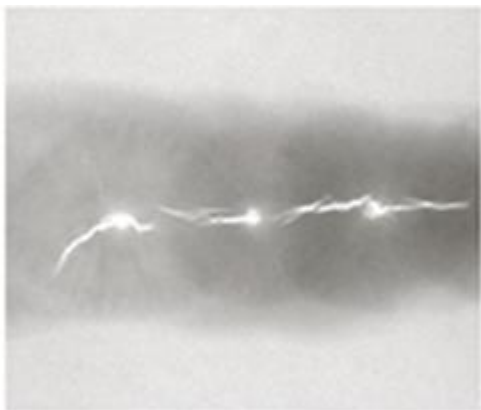
Crecimiento de regiones.



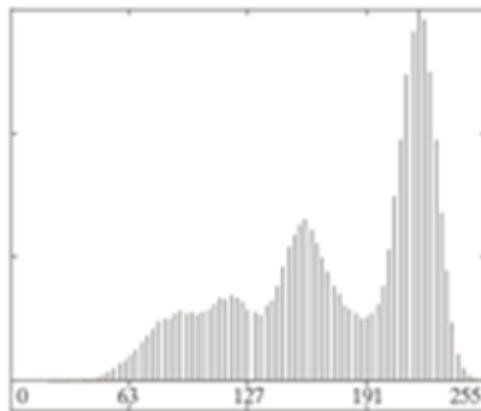
- Sea $f(x,y)$ la imagen de entrada; $S(x,y)$ la matriz semilla conteniendo unos en las localizaciones de los píxeles semilla y ceros en el resto; y Q un predicado para ser aplicado en cada posición (x,y) . Asumimos que f y S con matrices del mismo tamaño.
- Un algoritmo de crecimiento de regiones basado en la 8-conectividad consiste en:
 3. Sea g una imagen formada anexando a cada píxel semilla de S todos los píxeles 8-conexos tales que $f_Q = 1$.
 4. Etiqueta cada componente conexa de g (1, 2, 3, ...). La imagen resultante es la imagen segmentada usando crecimiento de regiones.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Crecimiento de regiones.



Imagen



Histograma



Puntos semilla: puntos con valor de intensidad 255



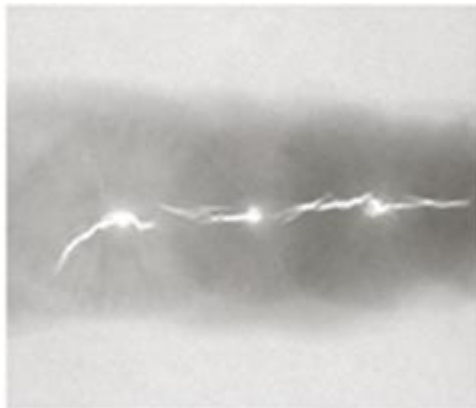
Resultado de erosionar cada componente conexa a un píxel

Criterios para aumentar una región:

1. Puntos tal que la diferencia en valor absoluto con un píxel semilla sea menor que 65.
2. 8-adyacencia con algún píxel de la región.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Crecimiento de regiones.



Imagen



Resultado de la
segmentación

Tema 5: Segmentación de imágenes

División y fusión.



División y fusión

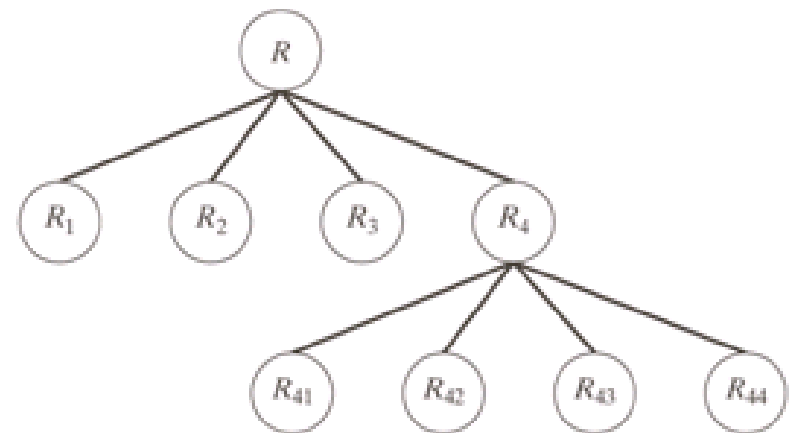
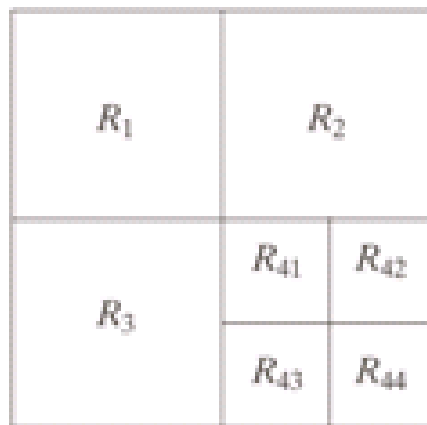
- Se subdivide la imagen inicialmente en un conjunto de regiones disjuntas, dentro de las cuales, se volverá a realizar una subdivisión o bien una fusión entre ellas, dependiendo de si se verifican las condiciones prefijadas.

Tema 5: Segmentación de imágenes

División y fusión.



- Se subdivide la imagen inicialmente en un conjunto de regiones disjuntas, dentro de las cuales, se volverá a realizar una subdivisión o bien una fusión entre ellas, dependiendo de si se verifican las condiciones prefijadas.
- La estructura más usada es la de **árbol cuaternario**.



Tema 5: Segmentación de imágenes

División y fusión.



- **Paso 1:** Se define un test de homogeneidad.
- **Paso 2:** Se subdivide la imagen en los cuatro cuadrantes disjuntos.
- **Paso 3:** Se calcula la medida de homogeneidad para cada cuadrante.
- **Paso 4:** Si una región no verifica la condición, se vuelve a subdividir y se repite el proceso hasta que todas las regiones pasan el test de homogeneidad.
- **Paso 5:** Se fusionan dos regiones adyacentes si la condición de homogeneidad se verifica para la unión de las mismas.

Tema 5: Segmentación de imágenes

División y fusión.

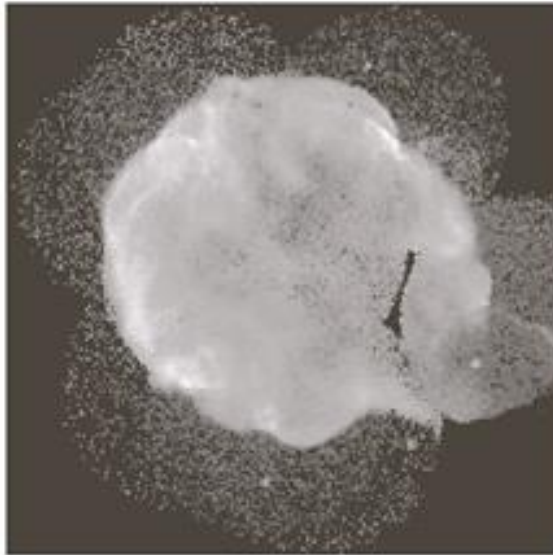


Imagen de
566x 566 píxeles

- **Objetivo:** Segmentar la zona de menor densidad alrededor de la masa central.
- **Test de homogeneidad:** La media de los valores de la región tiene que ser menor que un cierto valor m ($m=125$) y la desviación típica mayor que otro valor s ($s=10$).

Tema 5: Segmentación de imágenes

División y fusión.

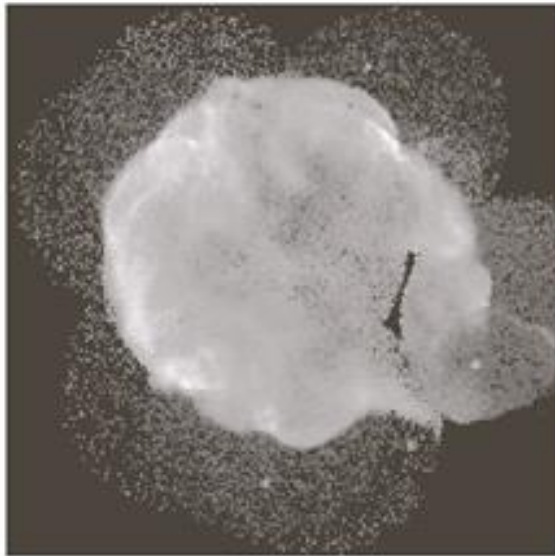


Imagen de
566x 566 píxeles



Resultado limitando las
subregiones más pequeñas
permitidas a 32 x 32

Tema 5: Segmentación de imágenes

División y fusión.

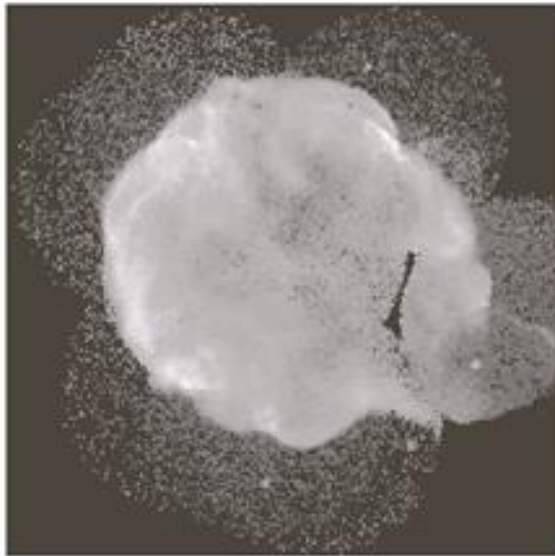


Imagen de
566x 566 píxeles



Resultado limitando las
subregiones más pequeñas
permitidas a 16 x 16

Tema 5: Segmentación de imágenes

División y fusión.

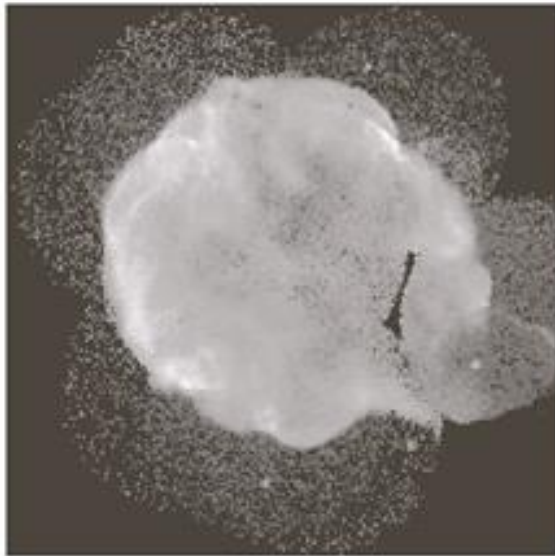
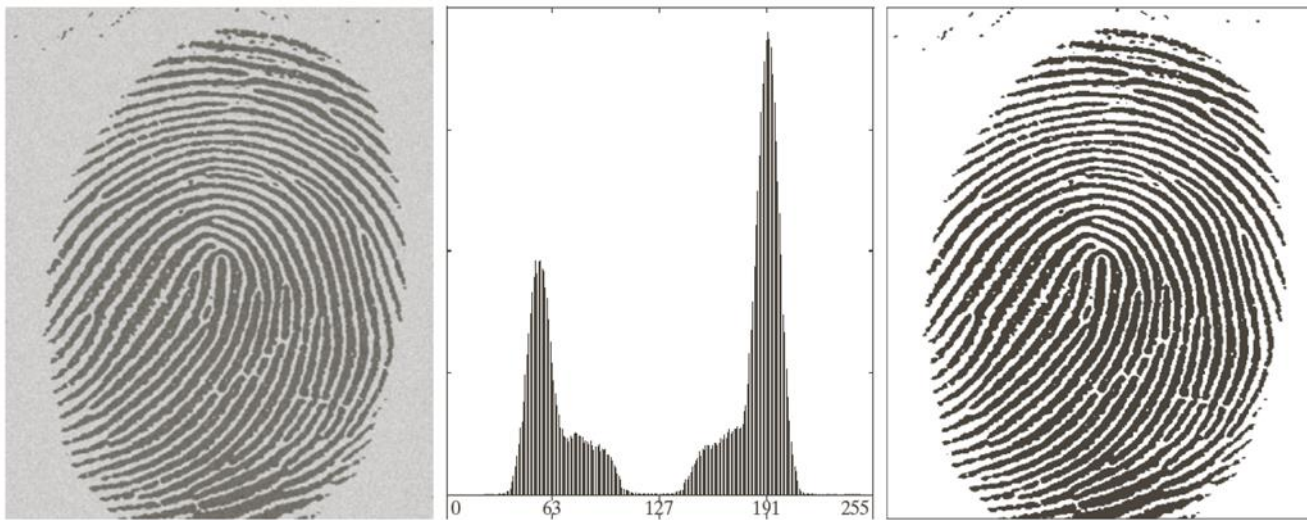


Imagen de
566x 566 píxeles



Resultado limitando las
subregiones más pequeñas
permitidas a 8 x 8

5.3. Umbralización

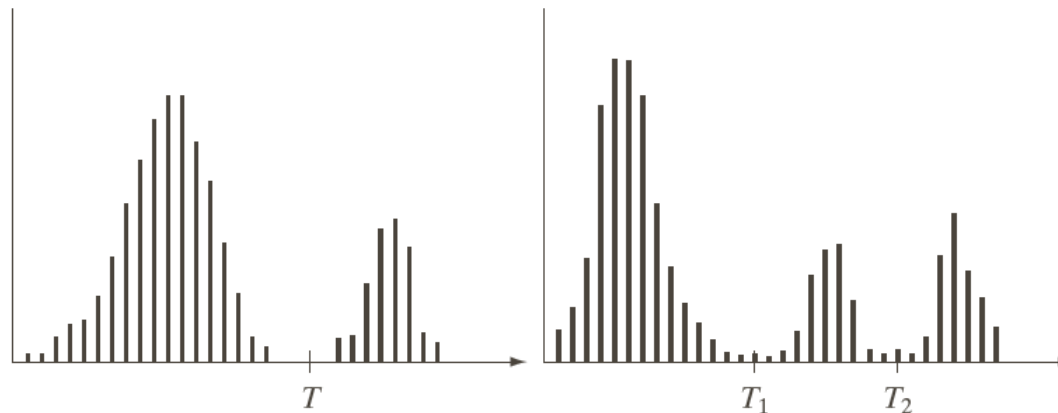


Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- Un método básico para diferenciar un objeto del fondo de la imagen es mediante **binarización**.
- A través del **histograma** obtenemos una gráfica donde se muestran el número de píxeles por cada nivel de gris que aparece en la imagen.

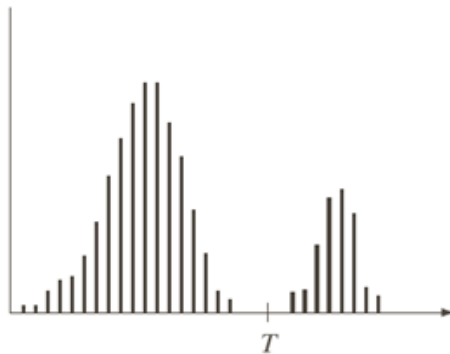


Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Caso sencillo:** Histograma de una imagen $f(x,y)$ con un objeto claro sobre un fondo oscuro (o viceversa). Este es el caso más sencillo, basta elegir un umbral dentro de los niveles de grises, de tal forma que el histograma forme un valle en ese nivel. Todos los niveles de grises menores al umbral calculado se convertirán en negro y todos los mayores en blanco.



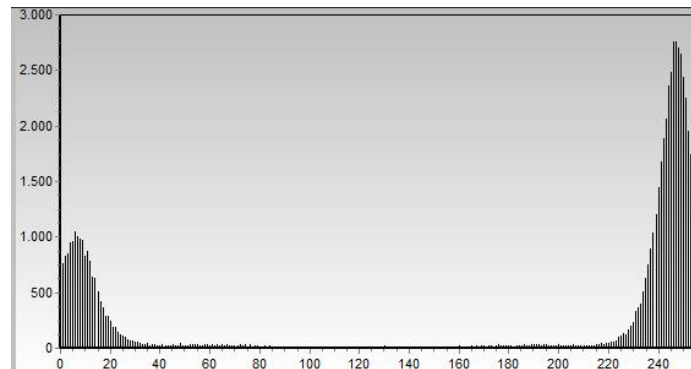
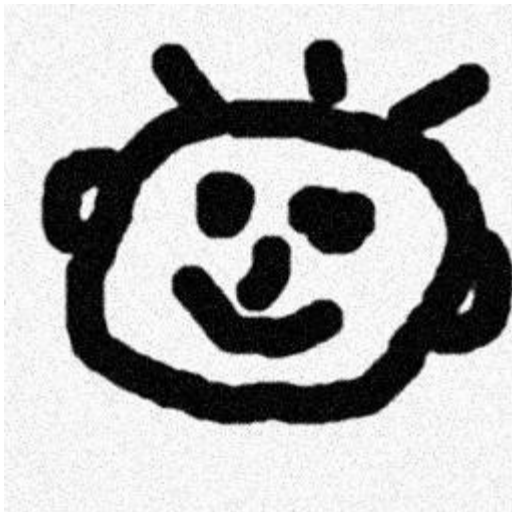
$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) > T \\ 0 & \text{si } f(x, y) \leq T \end{cases}$$

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Caso sencillo:** Histograma de una imagen $f(x,y)$ con un objeto claro sobre un fondo oscuro (o viceversa). Este es el caso más sencillo, basta elegir un umbral dentro de los niveles de grises, de tal forma que el histograma forme un valle en ese nivel. Todos los niveles de grises menores al umbral calculado se convertirán en negro y todos los mayores en blanco.



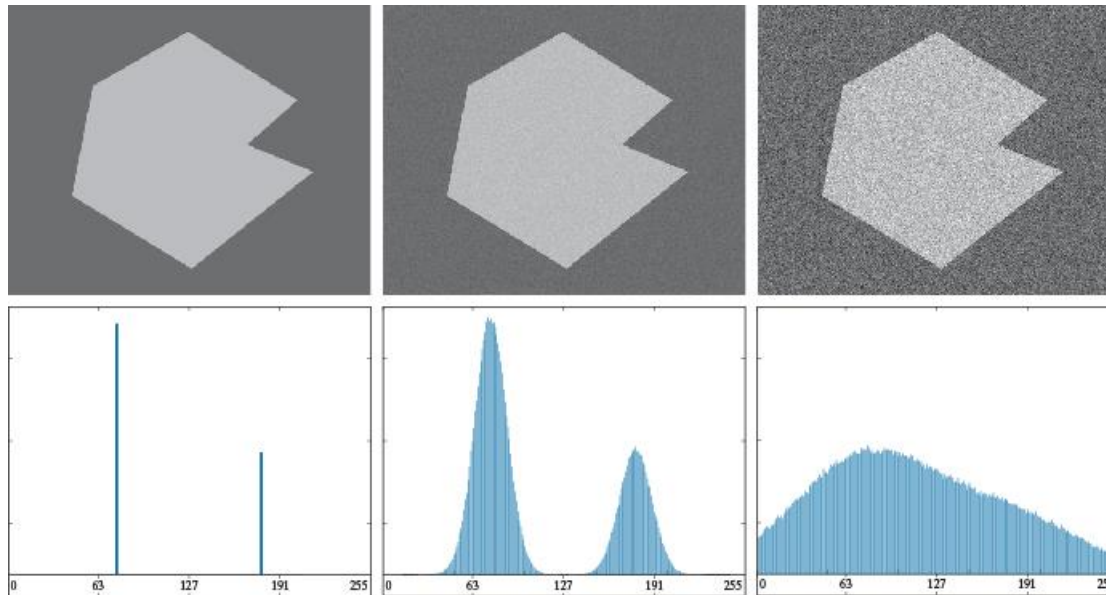
Umbral $T=100$

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- Influencia del ruido:**



a b c
d e f

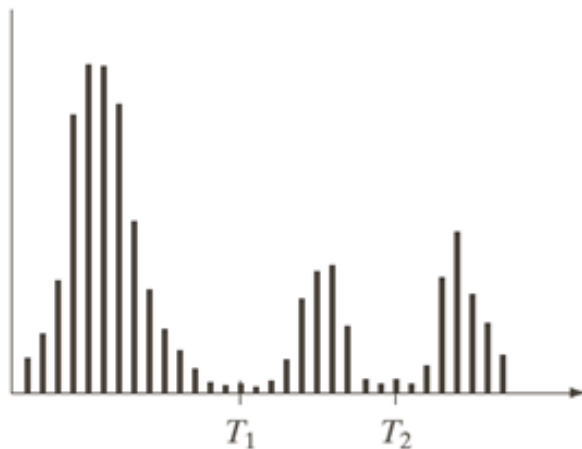
FIGURE 10.33 (a) Noiseless 8-bit image. (b) Image with additive Gaussian noise of mean 0 and standard deviation of 10 intensity levels. (c) Image with additive Gaussian noise of mean 0 and standard deviation of 50 intensity levels. (d) through (f) Corresponding histograms.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización múltiple:** P. ej., histograma de una imagen $f(x,y)$ con dos objetos claros sobre un fondo oscuro. Este caso no es tan sencillo como el anterior. La imagen segmentada vendría dada por:



$$g(x, y) = \begin{cases} a & \text{si } f(x, y) > T_2 \\ b & \text{si } T_1 < f(x, y) \leq T_2 \\ c & \text{si } f(x, y) \leq T_1 \end{cases}$$

Necesitamos dos umbrales.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global:**

Cuando los niveles de intensidad de los objetos y del fondo son suficientemente distintos, es posible segmentar la imagen usando un umbral global aplicable a toda la imagen.

¿Cómo elegir el umbral adecuado?

- Un algoritmo iterativo.
- Método de Otsu.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global: un algoritmo iterativo**

El siguiente algoritmo iterativo puede ser usado para estimar automáticamente el umbral adecuado:

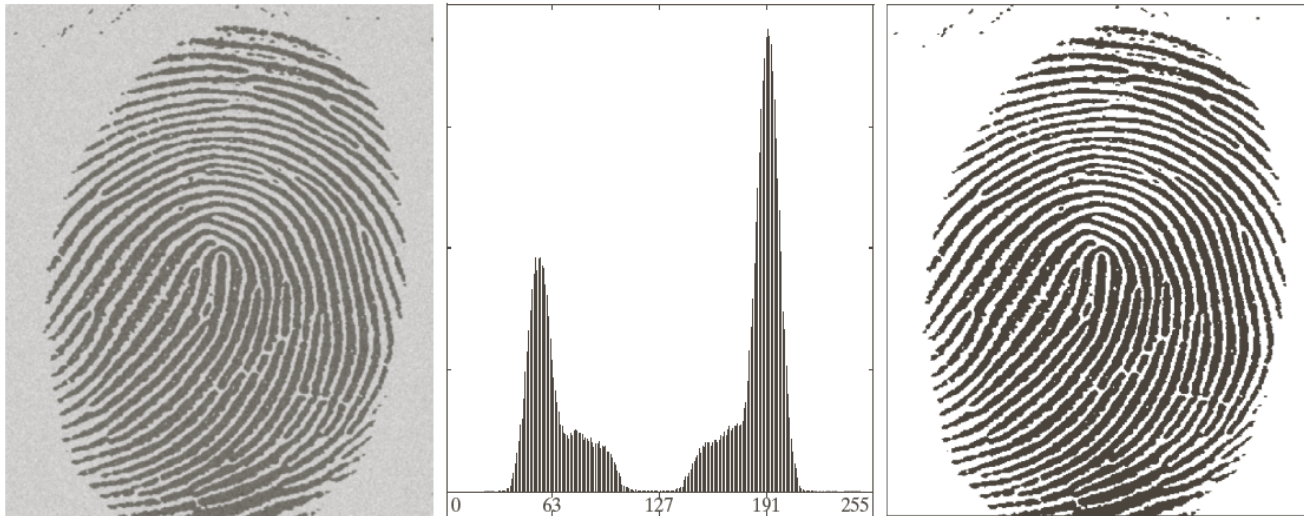
1. Estima un valor umbral inicial T .
2. Segmenta la imagen usando dicho valor umbral T : G_1 = píxeles con intensidad $> T$ y G_2 = píxeles con intensidad $\leq T$.
3. Calcula la media de intensidad m_1 y m_2 de los grupos G_1 y G_2 , respectivamente.
4. Calcula un nuevo valor umbral: $T = \frac{1}{2}(m_1 + m_2)$
5. Repite los pasos del 2 al 4 hasta que la diferencia entre los valores T en sucesivas iteraciones sea más pequeña que un parámetro predefinido ΔT .

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global: algoritmo iterativo**



- Umbral inicial $T = \text{media de intensidad}$
- $\Delta T = 0$
- Umbral final = 125.4 después de 3 iteraciones del método

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global: método de Otsu**

- El método de Otsu, llamado así en honor a Nobuyuki Otsu que lo inventó en 1979, utiliza técnicas estadísticas, para resolver el problema. En concreto, se utiliza la varianza, que es una medida de la dispersión de valores (en este caso se trata de la dispersión de los niveles de gris).
- **Objetivo:** calcular el valor umbral de forma que la dispersión dentro de cada clase sea lo más pequeña posible, pero al mismo tiempo la dispersión sea lo más alta posible entre clases diferentes.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global: método de Otsu**

- **Paso 1:** Computar el histograma normalizado de la imagen.

$f(x,y)$ =imagen $M \times N$;

$\{0,1,2,\dots,L-1\}$ = niveles de gris de la imagen;

n_i =número de píxeles con nivel de intensidad i ;

$p_i = \frac{n_i}{MN}$ = probabilidad de que ocurra el nivel de intensidad i .

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global: método de Otsu**

- **Paso 2:** Computar las sumas acumulativas $P_1(k)$, $k=0,1,\dots, L-1$.

$$P_1(k) = \sum_{i=0}^k p_i$$

Si fijásemos un valor umbral T en el nivel de intensidad k ($T=k$), dividiríamos el conjunto de píxeles de la imagen en dos clases:

C_1 = píxeles con nivel de intensidad en $[0,k]$

C_2 = píxeles con nivel de intensidad en $[k+1,L-1]$

Entonces, $P_1(k)$ indica la probabilidad de que un píxel pertenezca a la clase C_1 (probabilidad de que ocurra la clase C_1).

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global: método de Otsu**

- **Paso 3:** Computar las medias acumulativas $m(k)$, $k=0,1,\dots, L-1$.

$$m(k) = \sum_{i=0}^k i p_i$$

- **Paso 4:** Computar la media global m_G .

$$m_G = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i$$

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global: método de Otsu**

- **Paso 5:** Computar la varianza entre clases

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1 - P_1(k)]}$$

Este valor mide la dispersión entre los valores de intensidad de las dos clases C_1 y C_2 definidas al tomar como valor umbral el valor de intensidad k .

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global: método de Otsu**

- **Paso 6:** Maximizar la varianza anterior

$$k^* = \max_{0 \leq k \leq L-1} \sigma_B^2(k)$$

Este paso persigue el objetivo inicial, dispersar lo máximo posible los niveles de intensidad de las dos clases.

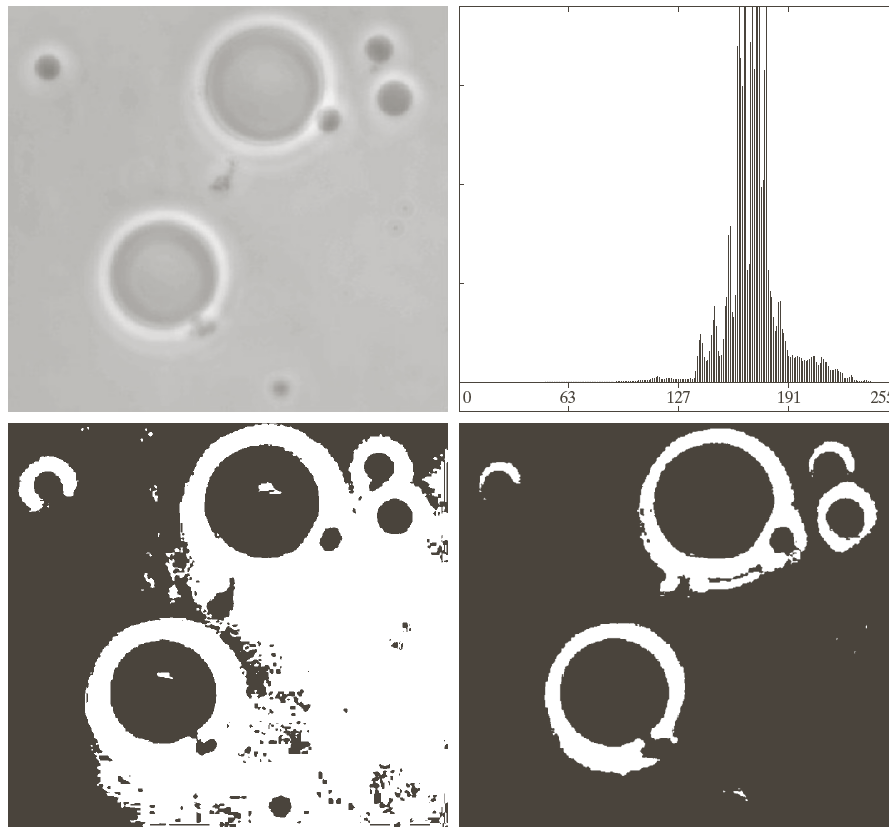
Si el máximo no es único, definir k^* como la media de todos los máximos posibles.

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización global: método de Otsu**



a	b
c	d

FIGURE 10.39

(a) Original image.

(b) Histogram (high peaks were clipped to highlight details in the lower values).

(c) Segmentation result using the basic global algorithm from Section 10.3.2.

(d) Result obtained using Otsu's method. (Original image courtesy of Professor Daniel A. Hammer, the University of Pennsylvania.)

(el iterativo)

Tema 5: Segmentación de imágenes

Umbralización.



- **Umbralización variable o adaptativa:**
 - Factores como el ruido o una deficiente iluminación en la imagen, pueden hacer que no sea conveniente el uso de un único umbral global para toda la imagen.
 - Dos técnicas para elegir umbrales variables:
 - Partición de la imagen
 - Propiedades locales de la imagen

Tema 5: Segmentación de imágenes



- **Muchos otros métodos de segmentación de imágenes:**

- Watershed
- Segmentación basada en el color
- Contornos activos
- Métodos basados en grafos
- Métodos basados en técnicas de agrupamientos (clustering)
- Métodos basados en técnicas estadísticas
- Métodos basados en redes neuronales, especialmente convolutional neural networks (CNN)...
- ...

Tema 5: Segmentación de imágenes



- **Bibliografía usada y de la que proceden las imágenes:**

R.C. González, R.E. Woods, Digital Image Processing, Pearson, 2018

Mark S. Nixon, Alberto S. Aguado. *Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision*. Elsevier, 2020.