



Tratamiento de Señales

Version 2024-I

Segmentación con Máscaras y Otras

[Capítulo 8]

Dr. José Ramón Iglesias

DSP-ASIC BUILDER GROUP

Director Semillero TRIAC

Ingeniería Electronica

Universidad Popular del Cesar

Segmentación de imágenes

La segmentación de imágenes divide la imagen en sus partes constituyentes hasta un nivel de subdivisión en el que se aíslan las regiones u objetos de interés.

Los algoritmos de segmentación se basan en una de estas dos propiedades básicas de los valores del nivel de gris: discontinuidad o similitud entre los niveles de gris de píxeles vecinos.

Discontinuidad. Se divide la imagen basándose en cambios bruscos de nivel de gris:

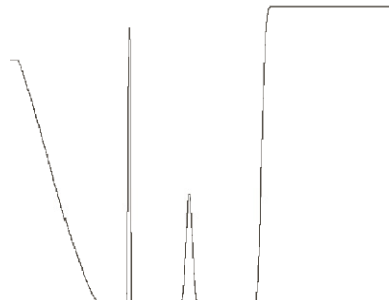
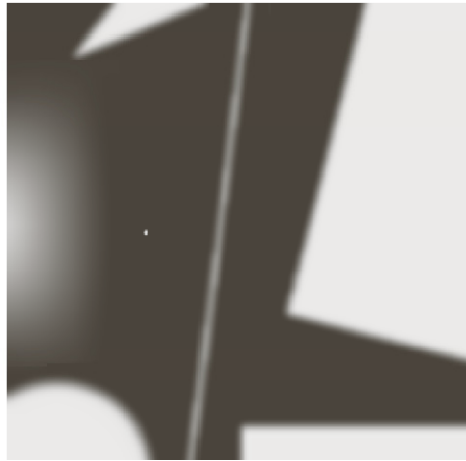
- Detección de puntos aislados
- Detección de líneas
- Detección de bordes

Similitud. Se divide la imagen basándose en la búsqueda de zonas que tengan valores similares, conforme a unos criterios prefijados:

- Crecimiento de región
- Umbralización

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades



La segunda derivada tiene una respuesta más fuerte ante detalles como puntos aislados o líneas, por lo que se usa el Laplaciano para detectar estos tipos de discontinuidad.

a b
c

FIGURE 10.2 (a) Image. (b) Horizontal intensity profile through the center of the image, including the isolated noise point. (c) Simplified profile (the points are joined by dashes for clarity). The image strip corresponds to the intensity profile, and the numbers in the boxes are the intensity values of the dots shown in the profile. The derivatives were obtained using Eqs. (10.2-1) and (10.2-2).

Segmentación de imágenes

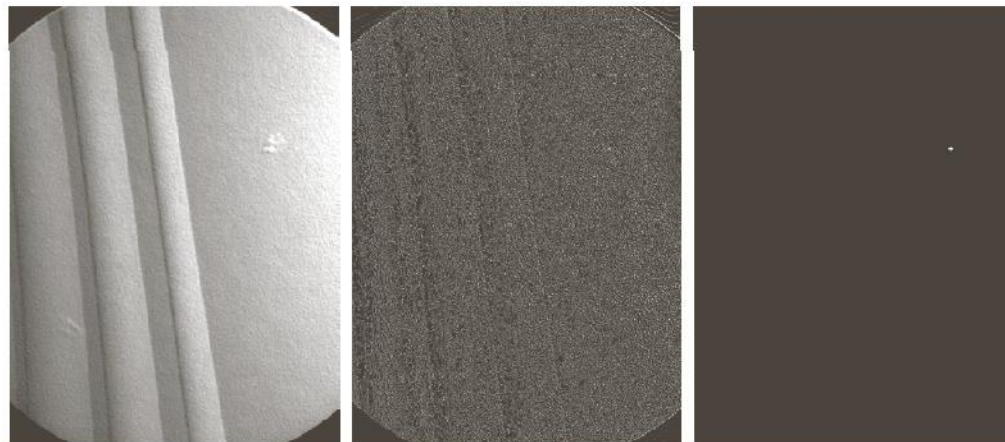
Detección de discontinuidades

Puntos aislados

Un *punto aislado* de una imagen tiene un tono de gris que difiere significativamente de los tonos de gris de sus píxeles vecinos, es decir, de los ocho píxeles de su entorno 3×3. Una máscara (Laplaciano) para detectar un punto aislado es la siguiente:

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Diremos que un píxel es un punto aislado si el resultado de aplicar la máscara sobre el píxel (en valor absoluto) es mayor o igual que un cierto valor umbral T , fijado por el decisor. Dicho valor depende de la aplicación que estemos realizando.



Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Puntos aislados

Ejemplo

mask		original image		convolved image																																																											
<table><tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr><tr><td>-1</td><td>8</td><td>-1</td></tr><tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr></table>	-1	-1	-1	-1	8	-1	-1	-1	-1	*	<table><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>10</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	1	1	1	1	1	1	10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	=	<table><tr><td>-</td><td>-</td><td>-</td><td>-</td><td>-</td></tr><tr><td>-</td><td>72</td><td>-9</td><td>0</td><td>-</td></tr><tr><td>-</td><td>-9</td><td>-9</td><td>0</td><td>-</td></tr><tr><td>-</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>-</td></tr><tr><td>-</td><td>-</td><td>-</td><td>-</td><td>-</td></tr></table>	-	-	-	-	-	-	72	-9	0	-	-	-9	-9	0	-	-	0	0	0	-	-	-	-	-	-
-1	-1	-1																																																													
-1	8	-1																																																													
-1	-1	-1																																																													
1	1	1	1	1																																																											
1	10	1	1	1																																																											
1	1	1	1	1																																																											
1	1	1	1	1																																																											
1	1	1	1	1																																																											
-	-	-	-	-																																																											
-	72	-9	0	-																																																											
-	-9	-9	0	-																																																											
-	0	0	0	-																																																											
-	-	-	-	-																																																											

Dependiendo del valor de T , obtenemos

4 puntos, si $(0 < T \leq 9)$

1 punto, si $(9 < T \leq 72)$

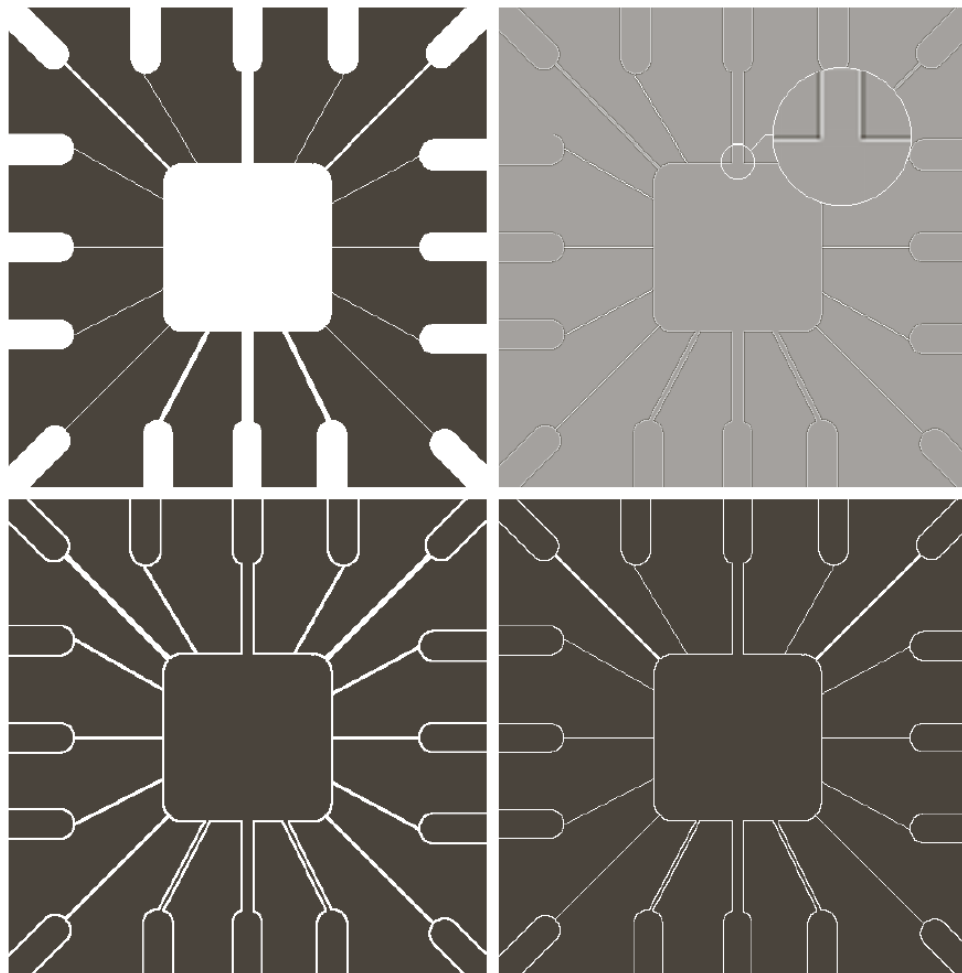
Ningún punto, si $(T > 72)$

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Líneas

Análogamente, para la detección de líneas de un píxel de ancho, podemos utilizar una máscara de Laplaciano.



a	b
c	d

FIGURE 10.5

(a) Original image.
(b) Laplacian image; the magnified section shows the positive/negative double-line effect characteristic of the Laplacian.
(c) Absolute value of the Laplacian.
(d) Positive values of the Laplacian.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Líneas

Sin embargo, frecuentemente estamos interesados en detectar líneas en una determinada dirección. Los píxeles que forman parte de una línea horizontal, vertical o diagonal, tendrán respuestas extremas ante alguna de las máscaras siguientes:

-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2
2	2	2	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1
-1	-1	-1	-1	-1	2	-1	2	-1	2	-1	-1

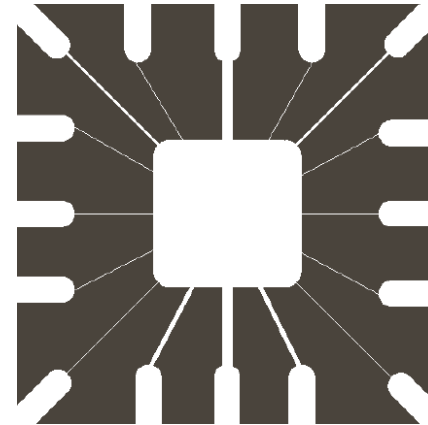
Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Líneas

Ejemplo, supongamos que estamos interesados en las líneas de la imagen con una orientación de -45° :

2	-1	-1
-1	2	-1
-1	-1	2



Valores absolutos de los resultados usando la máscara de detección de líneas con -45° y posterior umbralización.

Segmentación de imágenes

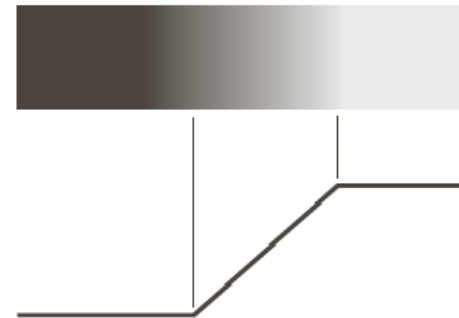
Detección de discontinuidades

Bordes

Borde de una imagen digital en escala de grises



Borde ideal: forman un camino de un píxel de ancho, en los que se produce, perpendicularmente, un cambio en el nivel de gris.



Borde “rampa”: forman un conjunto de píxeles conexos en los que se produce, en una determinada dirección, una variación gradual en el nivel de gris.

Un punto se dice que es del borde si su derivada primera dos-dimensional es mayor que un cierto valor umbral.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises

La idea que subyace en la mayor parte de las técnicas de detección de bordes es el cálculo de un operador local de derivación ya que un píxel pertenece a un borde si se produce un cambio brusco entre niveles de grises con sus vecinos.

Incidiremos en las propiedades de los operadores de derivación que vimos para realce de la imagen, para con la detección de bordes y estudiaremos otros no vistos hasta ahora.

Un problema a tener en cuenta es que en la búsqueda de los cambios bruscos para detectar los bordes, también se detectará, colateralmente, el ruido.

En general, podemos decir que los pasos fundamentales en la detección de bordes son:

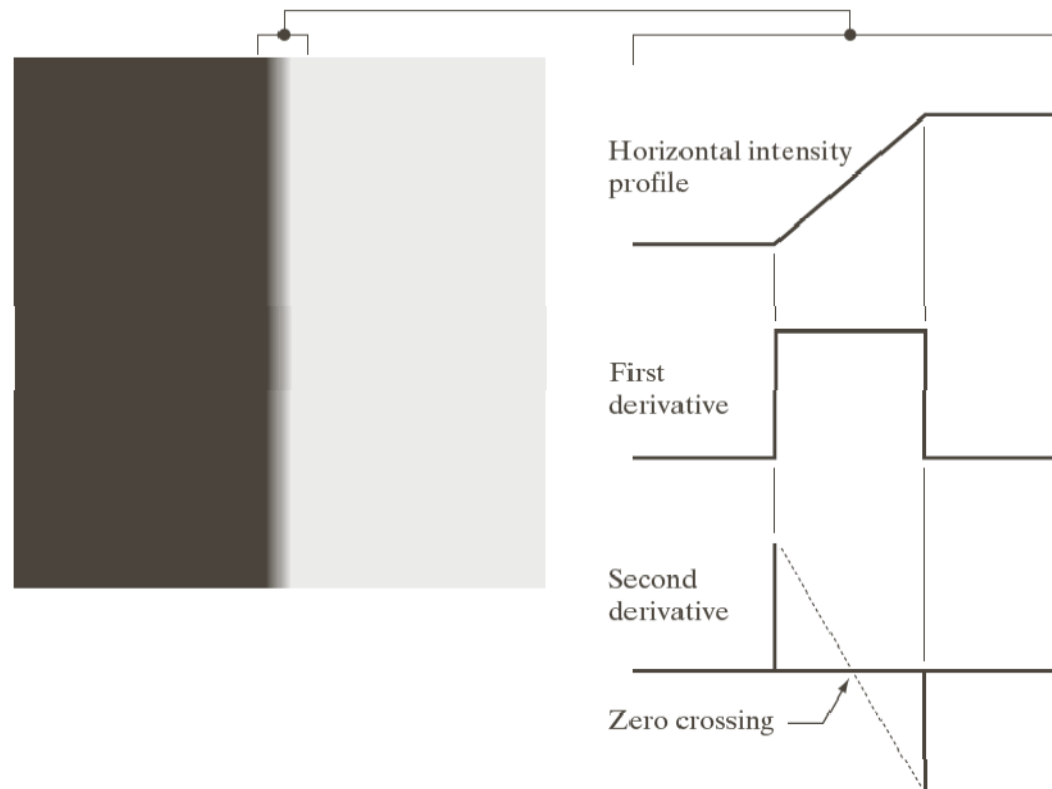
1. Realizar un suavizado de la imagen para reducir el ruido;
2. Detectar los posibles candidatos a ser puntos del borde;
3. Seleccionar, de entre los candidatos, aquéllos que pertenecen realmente al borde.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises



La primera derivada se puede usar para determinar la presencia de un borde. Además, el signo de la derivada segunda determina en qué parte del borde se encuentra el píxel.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises

En general, no hay forma de conocer si los píxeles detectados como parte del borde son correctos o no (intuitivamente hablando).

Es lo que se llama falso positivo (el detector devuelve un píxel cuando en realidad no pertenecía a ningún borde) y falso negativo (el detector no devuelve un píxel cuando en realidad pertenecía a un borde).

Una manera posible de evaluar si un detector de bordes es bueno o no sería comparando el borde obtenido por el detector con el borde real de la imagen (para lo que, evidentemente, necesitamos conocerlo de antemano).

Existen otras aproximaciones que se basan en la "coherencia local". En este caso, no se compara con el borde real de la imagen, sino que se compara cada píxel detectado con sus vecinos.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises

Un ejemplo de un evaluador que compara con el borde real de la imagen viene dado por la siguiente función:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^{I_D} \left(\frac{1}{1 + \alpha d(i)^2} \right)}{\max(I_D, I_I)}$$

donde

- I_D es la cantidad de píxeles que devuelve el detector de bordes,
- I_I es la cantidad de píxeles reales que pertenecen a un borde en la imagen,
- $d(i)$ es la distancia entre el píxel i -ésimo del detector y el píxel más próximo del verdadero borde de la imagen,
- α es una constante que se usa para reescalado . Lo normal es $\alpha=1/9$.

Observemos que mientras más lejano esté el borde calculado al borde real, más próximo a cero es el valor de E y mientras más cercano, más próximo a 1.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises

Ejercicio: Dada la imagen correspondiente a la siguiente matriz, encontrar el valor del evaluador anterior (llamado Figure of Merit), para los siguientes bordes encontrados (a), b) y c)). Tómese $\alpha=0.5$ y la distancia city-block.

Image Array
$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 100 & 100 & 100 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

(a)
$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

(b)
$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

(c)
$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Operadores gradiente

Del vector gradiente $\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right] = [G_x, G_y]$

obtenemos su módulo $|\nabla f| \approx |G_x| + |G_y|$

y su dirección $\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right)$

que es perpendicular a la del borde.

Varias máscaras usadas para calcular el gradiente:

Prewitt es más sencilla, pero Sobel evita mejor el ruido.

-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

Los bordes de una imagen se calculan a partir del Gradiente

La supresión non-maximum es una técnica que permite adelgazar los bordes basándose en el gradiente.

La derivada de una señal continua proporciona las variaciones locales con respecto a la variable, de forma que el valor de la derivada es mayor cuanto más rápidas son estas variaciones. En el caso de funciones bidimensionales $f(x,y)$, la derivada es un vector que apunta en la dirección de la máxima variación de $f(x,y)$ y cuyo módulo es proporcional a dicha variación. Este vector se denomina gradiente y se define:

$$f'(x) = \frac{\partial f}{\partial x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x}$$

$$\nabla f(x,y) = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right]$$

Los bordes de una imagen se calculan a partir del Gradiente

En las imágenes el Δx más pequeño es 1:

En el caso bidimensional discreto, las distintas aproximaciones del operador gradiente se basan en diferencias entre los niveles de grises de la imagen. La derivada parcial $f_x(x,y)$ (gradiente de fila $G_f(i,j)$) puede aproximarse por la diferencia de píxeles adyacentes de la misma fila.

$$G_i(i, j) = X(i + 1, j) - X(i, j)$$

GRADIENTE EN
DIRECCIÓN i

-1	1
----	---

$$G_j(i, j) = X(i, j + 1) - X(i, j)$$

GRADIENTE EN
DIRECCIÓN j

-1
1



$$G(i, j) = \sqrt{(G_i(i, j))^2 + (G_j(i, j))^2}$$

MAGNITUD



$$A(i, j) = \arctan \frac{G_j(i, j)}{G_i(i, j)}$$

ÁNGULO

Los bordes de una imagen se calculan a partir del Gradiente

En términos generales:

$$\mathbf{G}_i = \mathbf{X} * \mathbf{h}^T$$

GRADIENTE EN
DIRECCIÓN i

$$\mathbf{G}_j = \mathbf{X} * \mathbf{h}$$

GRADIENTE EN
DIRECCIÓN j

\mathbf{h}

Máscara que realiza el
gradiente y filtra el ruido
(filtro pasa bajos)

$$G(i, j) = \sqrt{(G_i(i, j))^2 + (G_j(i, j))^2}$$

MAGNITUD

$$A(i, j) = \arctan \frac{G_j(i, j)}{G_i(i, j)}$$

ÁNGULO

Los bordes de una imagen se calculan a partir del Gradiente

$$\mathbf{h} = [-1, 1]$$

En las imágenes el Δx más pequeño es 1:

$$G_i(i, j) = X(i+1, j) - X(i, j)$$

GRADIENTE EN
DIRECCIÓN i

$$G_j(i, j) = X(i, j+1) - X(i, j)$$

GRADIENTE EN
DIRECCIÓN j

$$G(i, j) = \sqrt{(G_i(i, j))^2 + (G_j(i, j))^2}$$

MAGNITUD

$$A(i, j) = \arctan \frac{G_j(i, j)}{G_i(i, j)}$$

ÁNGULO

Máscaras usadas para calcular el Gradiente

$$\mathbf{h}_{\text{Sobel}} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}$$

El operador Sobel (-2 0 +2), se supone que es más sensible a los bordes diagonales que el de Prewitt aunque en la práctica hay poca diferencia entre ellos

$$\mathbf{h}_{\text{Prewitt}} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}$$

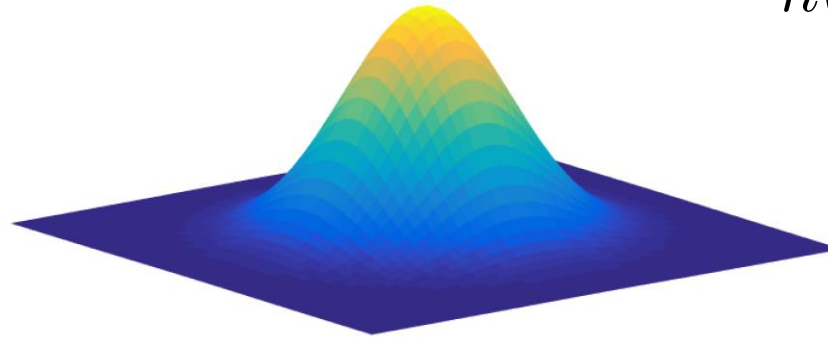
En el operador Prewitt (-1 0 +1) se involucran a los vecinos de filas / columnas

$$h_{\text{Gauss}}(m, n) = m \cdot e^{-\frac{m^2+n^2}{2\sigma^2}}$$

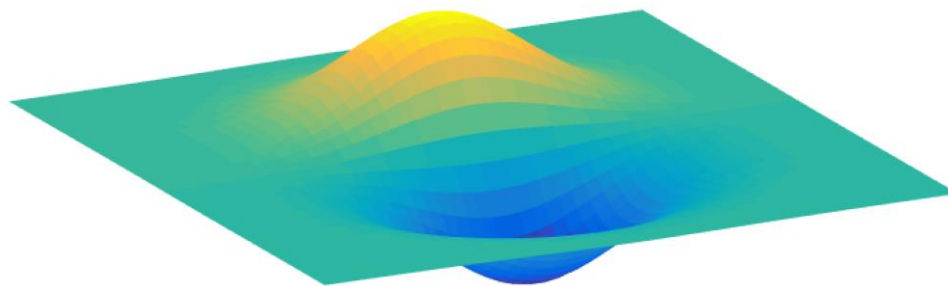
adyacentes para proporcionar mayor inmunidad al ruido

Máscaras Gaussianas

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot e^{-\frac{m^2+n^2}{2\sigma^2}}$$

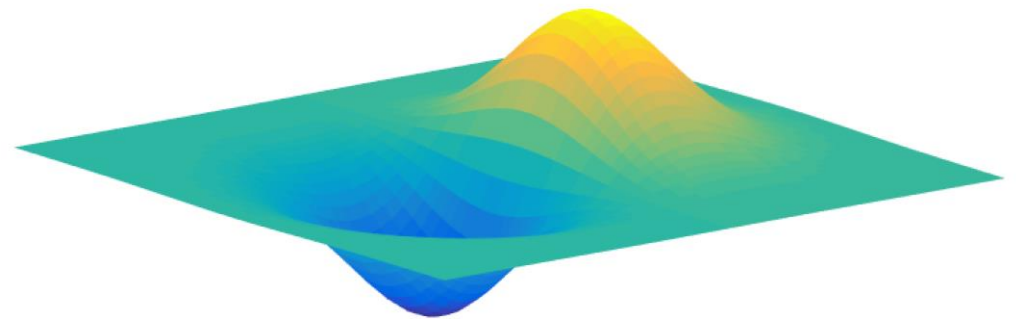


FILTRO PASABAJOS



$$\frac{\partial h}{\partial x}$$

GRADIENTE EN
DIRECCIÓN x



$$\frac{\partial h}{\partial y}$$

GRADIENTE EN
DIRECCIÓN y

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Operadores gradiente



a	b
c	d

FIGURE 10.16

(a) Original image of size

834×1114 pixels, with intensity values scaled to the range $[0, 1]$.

(b) $|g_x|$, the component of the gradient in the x -direction, obtained using the Sobel mask in Fig. 10.14(f) to filter the image.

(c) $|g_y|$, obtained using the mask in Fig. 10.14(g).

(d) The gradient image, $|g_x| + |g_y|$.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Operadores gradiente



a	b
c	d

FIGURE 10.18

Same sequence as in Fig. 10.16, but with the original image smoothed using a 5×5 averaging filter prior to edge detection.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Operadores gradiente

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



FIGURE 10.20 (a) Thresholded version of the image in Fig. 10.16(d), with the threshold selected as 33% of the highest value in the image; this threshold was just high enough to eliminate most of the brick edges in the gradient image. (b) Thresholded version of the image in Fig. 10.18(d), obtained using a threshold equal to 33% of the highest value in that image.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: máscaras “brújula”.

Un ejemplo son las máscaras de **Kirsch**:

K_0	K_1	K_2	K_3																																				
<table><tr><td>-3</td><td>-3</td><td>5</td></tr><tr><td>-3</td><td>0</td><td>5</td></tr><tr><td>-3</td><td>-3</td><td>5</td></tr></table>	-3	-3	5	-3	0	5	-3	-3	5	<table><tr><td>-3</td><td>5</td><td>5</td></tr><tr><td>-3</td><td>0</td><td>5</td></tr><tr><td>-3</td><td>-3</td><td>-3</td></tr></table>	-3	5	5	-3	0	5	-3	-3	-3	<table><tr><td>5</td><td>5</td><td>5</td></tr><tr><td>-3</td><td>0</td><td>-3</td></tr><tr><td>-3</td><td>-3</td><td>-3</td></tr></table>	5	5	5	-3	0	-3	-3	-3	-3	<table><tr><td>5</td><td>5</td><td>-3</td></tr><tr><td>5</td><td>0</td><td>-3</td></tr><tr><td>-3</td><td>-3</td><td>-3</td></tr></table>	5	5	-3	5	0	-3	-3	-3	-3
-3	-3	5																																					
-3	0	5																																					
-3	-3	5																																					
-3	5	5																																					
-3	0	5																																					
-3	-3	-3																																					
5	5	5																																					
-3	0	-3																																					
-3	-3	-3																																					
5	5	-3																																					
5	0	-3																																					
-3	-3	-3																																					
K_4	K_5	K_6	K_7																																				
<table><tr><td>5</td><td>-3</td><td>-3</td></tr><tr><td>5</td><td>0</td><td>-3</td></tr><tr><td>5</td><td>-3</td><td>-3</td></tr></table>	5	-3	-3	5	0	-3	5	-3	-3	<table><tr><td>-3</td><td>-3</td><td>-3</td></tr><tr><td>5</td><td>0</td><td>-3</td></tr><tr><td>5</td><td>5</td><td>-3</td></tr></table>	-3	-3	-3	5	0	-3	5	5	-3	<table><tr><td>-3</td><td>-3</td><td>-3</td></tr><tr><td>-3</td><td>0</td><td>-3</td></tr><tr><td>5</td><td>5</td><td>5</td></tr></table>	-3	-3	-3	-3	0	-3	5	5	5	<table><tr><td>-3</td><td>-3</td><td>-3</td></tr><tr><td>-3</td><td>0</td><td>5</td></tr><tr><td>-3</td><td>5</td><td>5</td></tr></table>	-3	-3	-3	-3	0	5	-3	5	5
5	-3	-3																																					
5	0	-3																																					
5	-3	-3																																					
-3	-3	-3																																					
5	0	-3																																					
5	5	-3																																					
-3	-3	-3																																					
-3	0	-3																																					
5	5	5																																					
-3	-3	-3																																					
-3	0	5																																					
-3	5	5																																					

Por ejemplo, si el mayor valor es el resultante de aplicar la primera máscara sobre un píxel implica que existe un borde en sentido vertical en el píxel donde se ha aplicado la máscara. Para encontrar los bordes, se aplica cada una de las máscaras en cada uno de los píxeles (se realiza una convolución con cada máscara). La respuesta del detector de bordes es el máximo de las respuestas de cada una de las ocho máscaras y la dirección del gradiente sería $\pi * i/4$ si K_i ha sido la máscara responsable de dicho máximo.

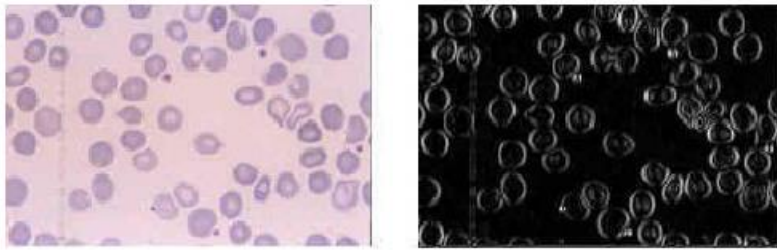
Otro ejemplo: **Robinson** (más sencillo de implementar, pues sólo posee coeficientes 0,1,2).

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Kirsch



Los operadores Sobel y Kirsch producen menos errores que otros modelos de gradiente digital en imágenes con ruido. Normalmente, el operador de Kirsch produce mejores resultados que el de Sobel. Sin embargo, ambos operadores siguen siendo demasiado sensibles a determinada cantidad de ruido.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Marr-Hildreth

Los pasos a seguir son:

1. Aplicar un filtro Gaussiano.
2. Calcular el Laplaciano de la imagen resultante.
3. Determinar los píxeles de “paso por cero”.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Marr-Hildreth

PASO 1

Realizar una convolución a la imagen I con una matriz G que modeliza una función gaussiana bidimensional:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

donde σ representa la desviación típica.

Ejemplo de máscara 5x5
para el filtro gaussiano con
 $\sigma=1.0$:

	1	4	7	4	1
	4	16	26	16	4
$\frac{1}{273}$	7	26	41	26	7
	4	16	26	16	4
	1	4	7	4	1

Recuérdese que la convolución de una imagen con una función de esta forma emborrona la imagen con un grado de emborronamiento proporcional a σ (por tanto, se produce una reducción de ruido).

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Marr-Hildreth

PASO 2

Calcular el Laplaciano de la imagen resultante.

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

Los pasos 1 y 2 se pueden aproximar mediante la convolución con la máscara:
Se trata del filtro Laplaciano del Gaussiano (LoG). Existen otras aproximaciones alternativas que modelizan este filtro.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & -16 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Segmentación de imágenes

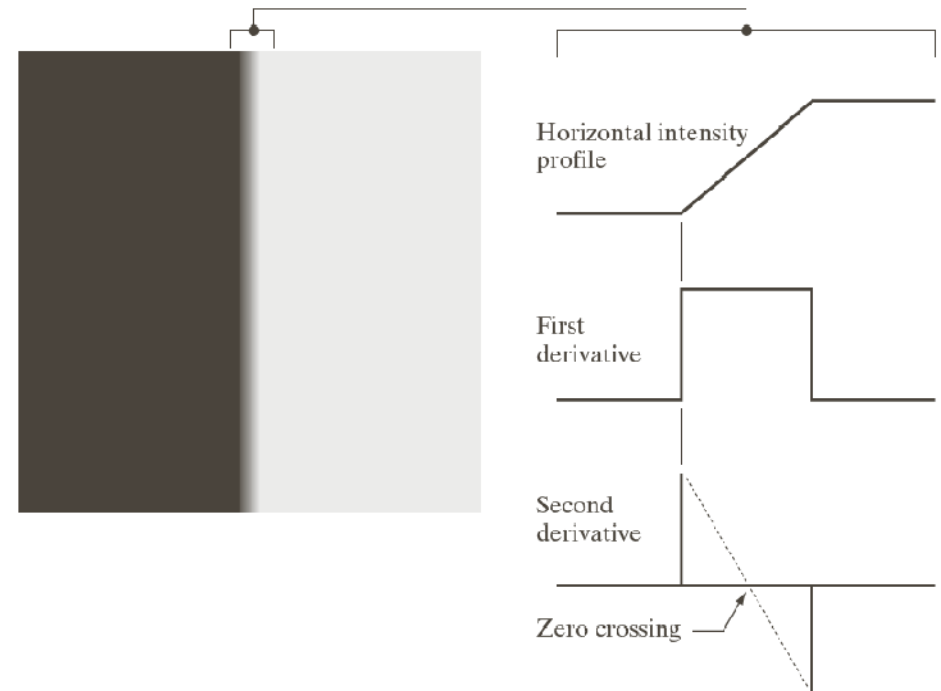
Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Marr-Hildreth

PASO 2

Determinar los píxeles de “paso por cero”.



Los píxeles del borde son aquellos tal que el Laplaciano de dos de sus vecinos en posiciones opuestas tienen distinto signo (píxeles de paso por cero). Normalmente se considera un valor umbral para el valor absoluto de la diferencia numérica entre posiciones opuestas para considerar que un píxel es de paso por cero.

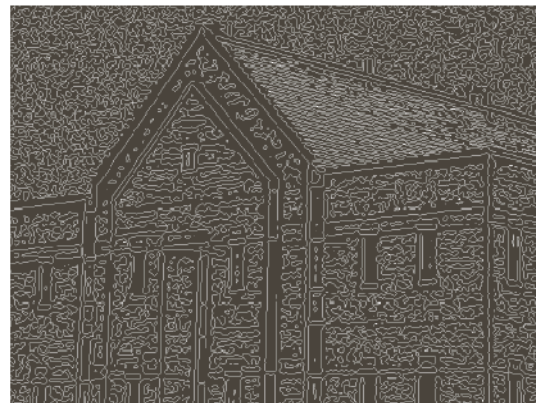
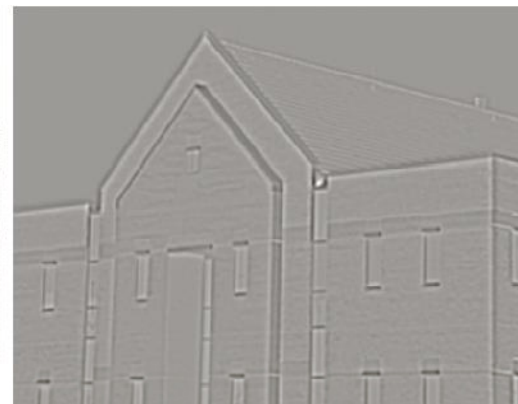
Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Marr-Hildreth

Ejemplo:



a	b
c	d

FIGURE 10.22

(a) Original image of size 834×1114 pixels, with intensity values scaled to the range $[0, 1]$. (b) Results of Steps 1 and 2 of the Marr-Hildreth algorithm using $\sigma = 4$ and $n = 25$. (c) Zero crossings of (b) using a threshold of 0 (note the closed-loop edges). (d) Zero crossings found using a threshold equal to 4% of the maximum value of the image in (b). Note the thin edges.

Inconvenientes: efecto “espagueti”; implementación del paso por cero.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Canny

Es el detector de bordes más potente que existe actualmente.

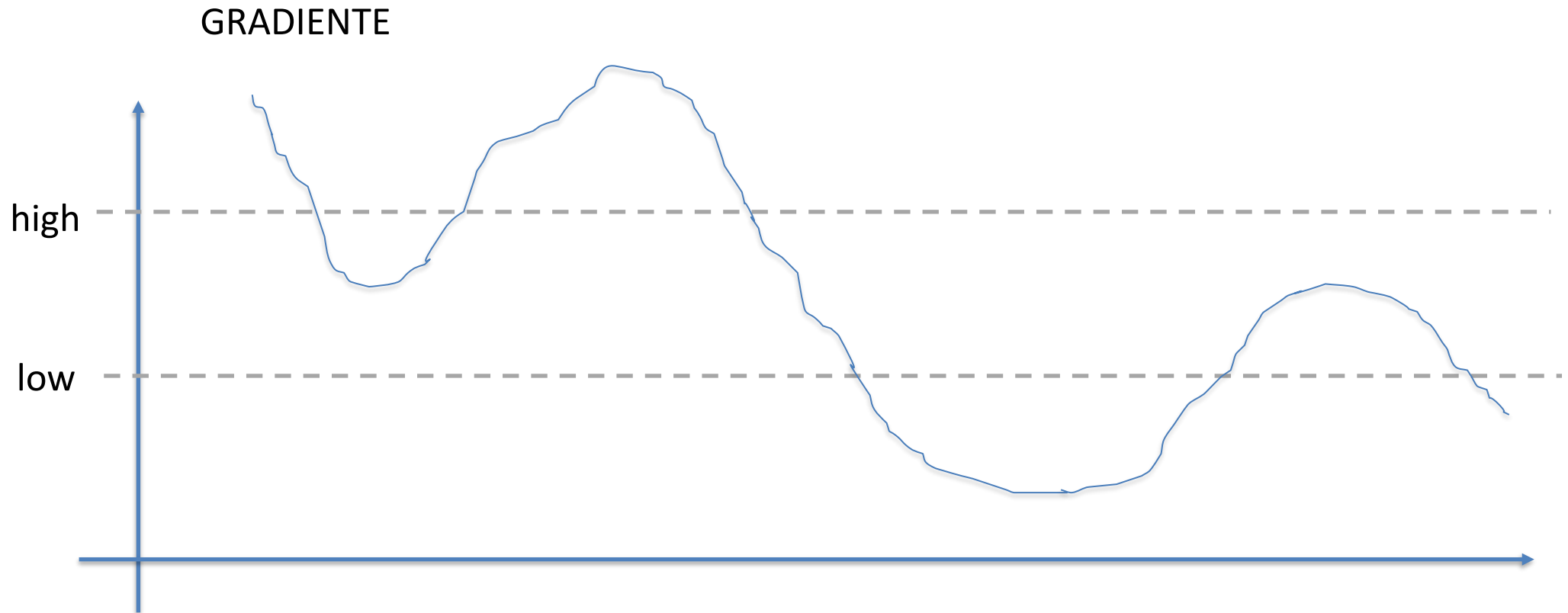
Los pasos principales del algoritmo son:

1. Se realiza una convolución con un filtro gaussiano. De esta forma la imagen se suaviza (eliminación de ruidos).
2. Se calcula el gradiente de la imagen suavizada, para determinar los píxeles donde se produce máxima variación (mayor módulo del vector gradiente). También se determina la dirección del vector gradiente.
3. La matriz M correspondiente al módulo del gradiente de la función gaussiana tendrá valores grandes donde la variación de la intensidad sea grande. Se eliminan (igualan a cero) aquellos píxeles que no son máximos locales en la dirección del gradiente (que es perpendicular al borde).
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 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 o bordes dobles, al mismo tiempo que permite un resultado conexo.

Segmentación de imágenes

Detector Canny - Histéresis

Bordes



Hysteresis Thresholding

Segmentación de imágenes

Detector Canny - Histéresis

Bordes

El umbral por histéresis se centra en establecer dos umbrales, uno máximo y otro mínimo.

Esto te ayudará a determinar si un píxel forma parte de un borde o no. Pueden darse 3 casos:

Si el gradiente de un píxel está por encima de “Máximo”, declararlo un "píxel de borde”

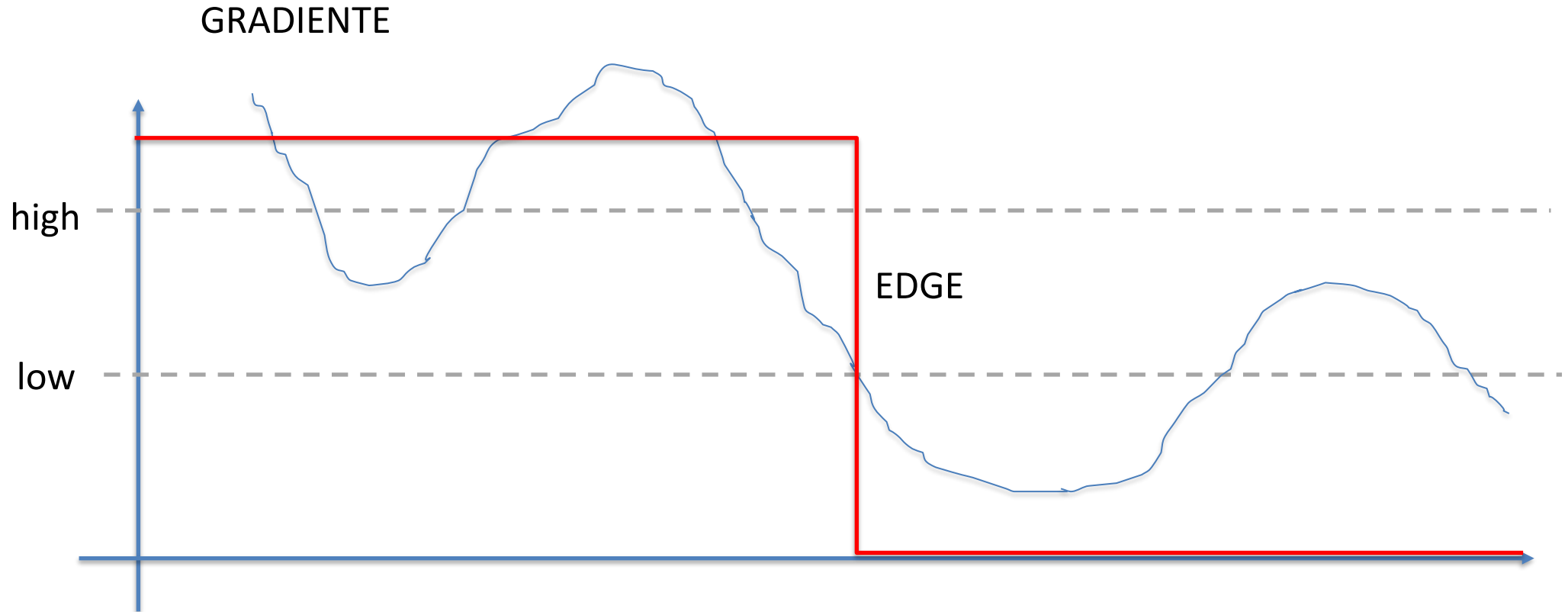
Si el gradiente de un píxel está por debajo de “Mínimo”, declararlo como un "no-píxel de borde".

Si el gradiente de un píxel está entre “Mínimo” y “Máximo”, entonces declararlo como un "píxel de borde" si y sólo si está conectado a un "píxel de borde" directamente o a través de píxeles entre “Mínimo” y “Máximo”.

Segmentación de imágenes

Detector Canny - Histéresis

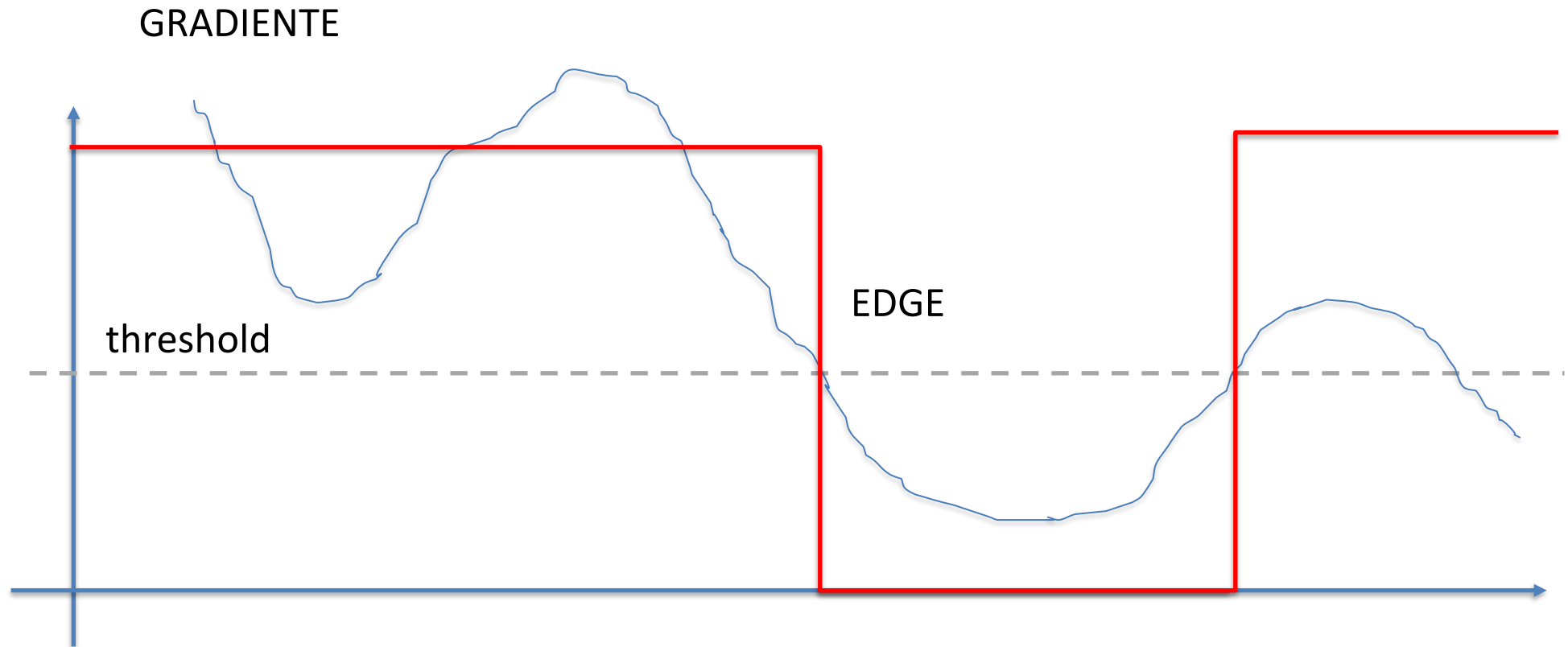
Bordes



Segmentación de imágenes

Detector Canny - Histéresis

Bordes



Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises: Canny

Un ejemplo de aplicación de este método es el siguiente:



El filtro Gaussiano se ha realizado para $\sigma=4$ y una máscara de tamaño 25x25.
Los umbrales considerados han sido $T1=0.1$ y $T2=0.04$

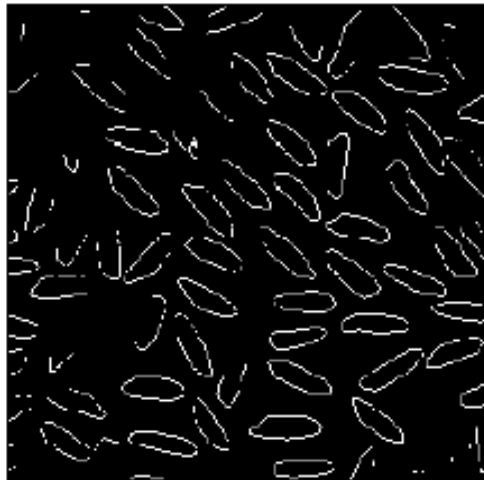
Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

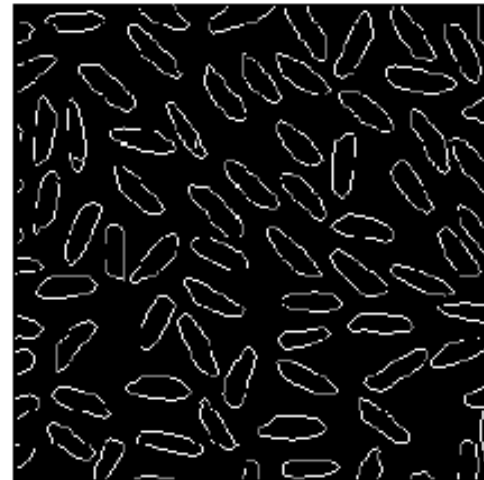
Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises

Un ejemplo comparando el detector de bordes de Sobel y de Canny es el siguiente:



Sobel Filter



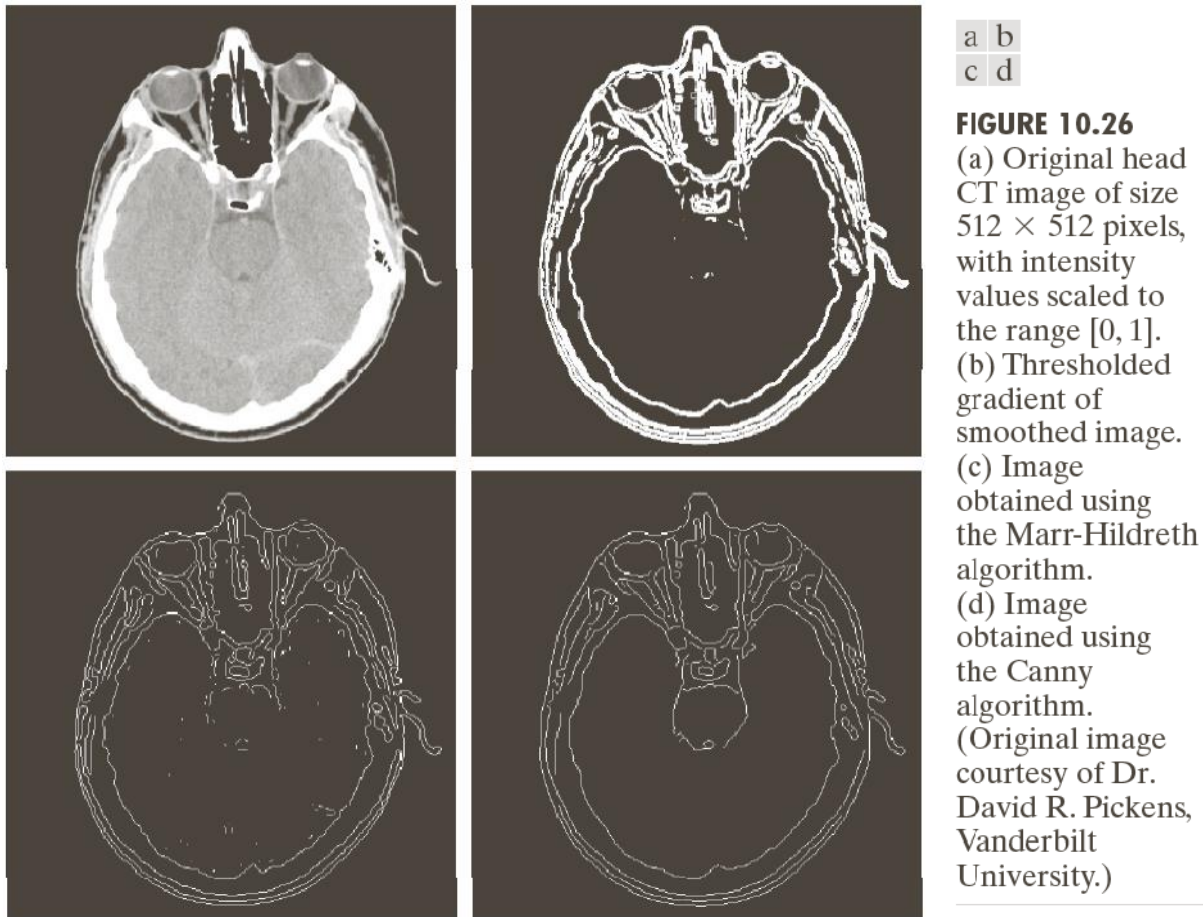
Canny Filter

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises



Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Detección de bordes en imágenes en escala de grises

En resumen:

- (1) La detección de bordes usando operadores de aproximación del gradiente tiende a funcionar bien en los casos en que se involucran imágenes con transiciones de intensidad claramente definidas y ruidos relativamente bajos.
- (2) Los pasos por cero ofrecen una alternativa en los casos en que los bordes están emborronados o cuando está presente un alto contenido de ruido. El paso por cero ofrece fiabilidad en las localizaciones de bordes y la propiedad de suavizado de la convolución gaussiana reduce los efectos del ruido. El precio a pagar por estas ventajas es el incremento de complejidad de cálculo y tiempo.
- (3) El algoritmo de Canny es el que ofrece mejores resultados para bordes de imágenes con ruido gaussiano.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Enlazado de bordes

Las técnicas anteriores detectan las discontinuidades de intensidad.

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.

Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Enlazado de bordes

Las dos principales propiedades utilizadas en este tipo de análisis para establecer la similitud de los píxeles del borde son:

- La intensidad de la respuesta del operador gradiente utilizado para producir el píxel del borde. Un píxel del borde de coordenadas (x',y') que se encuentra en un entorno de vecindad determinado de un píxel de coordenadas (x,y) , tiene

intensidad similar si: $|\nabla f(x,y) - \nabla f(x',y')| \leq T$

donde T es un valor umbral no negativo.

- La dirección del gradiente. Un píxel del borde de coordenadas (x',y') que se encuentra en un entorno de un píxel de coordenadas (x,y) , tiene ángulo similar si:

$$|\alpha(x,y) - \alpha(x',y')| \leq A$$

donde A es un valor umbral no negativo.

Siendo $\alpha(x,y) = \arctan\left(\frac{\nabla_2 f(x,y)}{\nabla_1 f(x,y)}\right)$ la dirección del gradiente (que es perpendicular a la del borde).

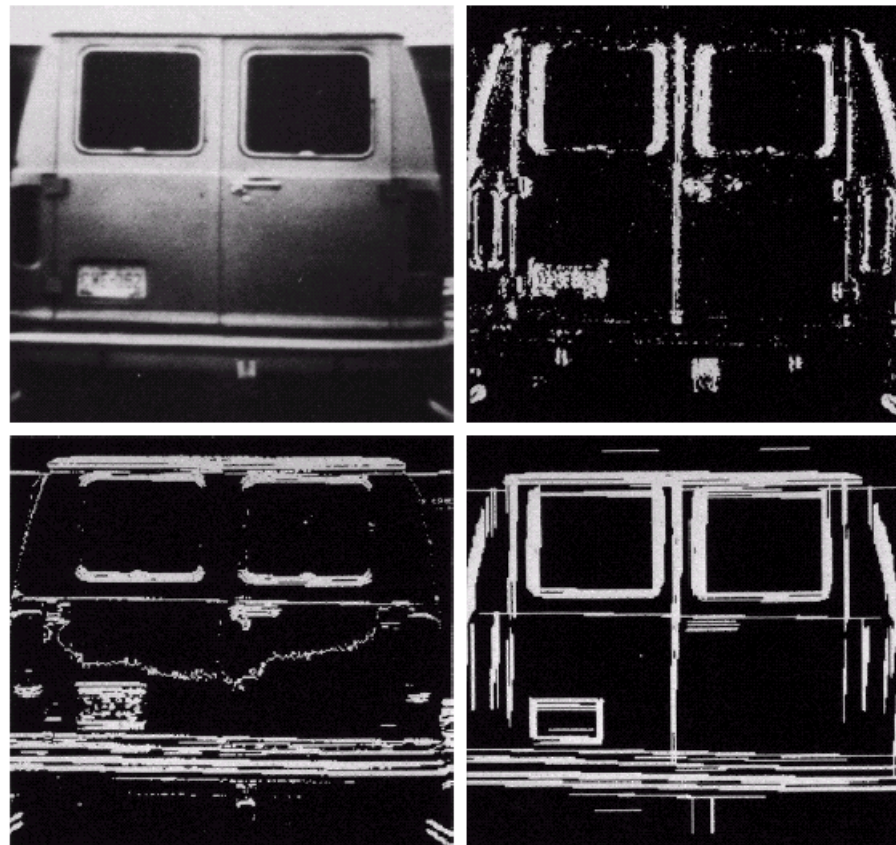
Segmentación de imágenes

Detección de discontinuidades

Bordes

Enlazado de bordes

En el siguiente ejemplo se muestra la imagen original (a), la componente x e y del gradiente usando el operador de Sobel ((b) y (c), respectivamente), La figura (d) muestra el resultado de enlazar todos los puntos que tienen módulo del gradiente mayor que 25 y cuya dirección del gradiente no difiere más de 15° .



Segmentación de imágenes

Detección de similitudes

Crecimiento de regiones

Segmentación de imágenes mediante 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.

Segmentación de imágenes

Detección de similitudes

Crecimiento de regiones

Ejemplo

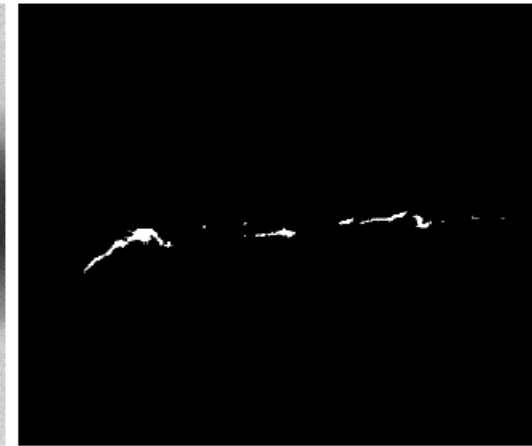
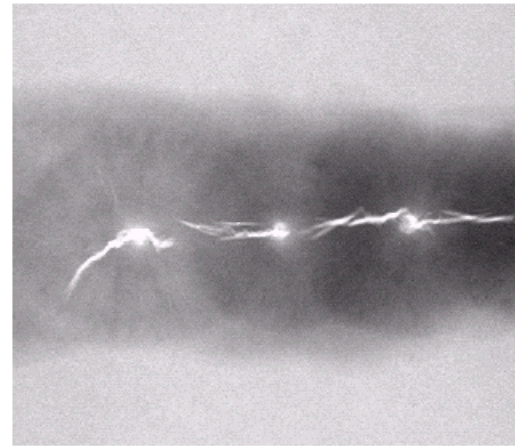
Puntos semilla:
aquellos con valor
255.

Criterios para
aumentar una región:
(1) diferencia en valor
absoluto con píxel
semilla menor que
65; (2) 8-adyacencia
con algún píxel de la
región.

a b
c d

FIGURE 10.40

(a) Image showing defective welds. (b) Seed points. (c) Result of region growing. (d) Boundaries of segmented defective welds (in black). (Original image courtesy of X-TEK Systems, Ltd.).



Segmentación de imágenes

Detección de similitudes

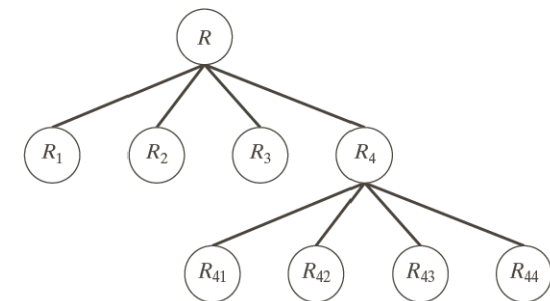
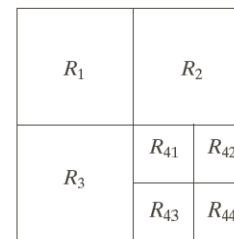
División y fusión

Crecimiento de regiones

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 para la subdivisión es el árbol cuaternario. Los pasos a seguir son:

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



Segmentación de imágenes

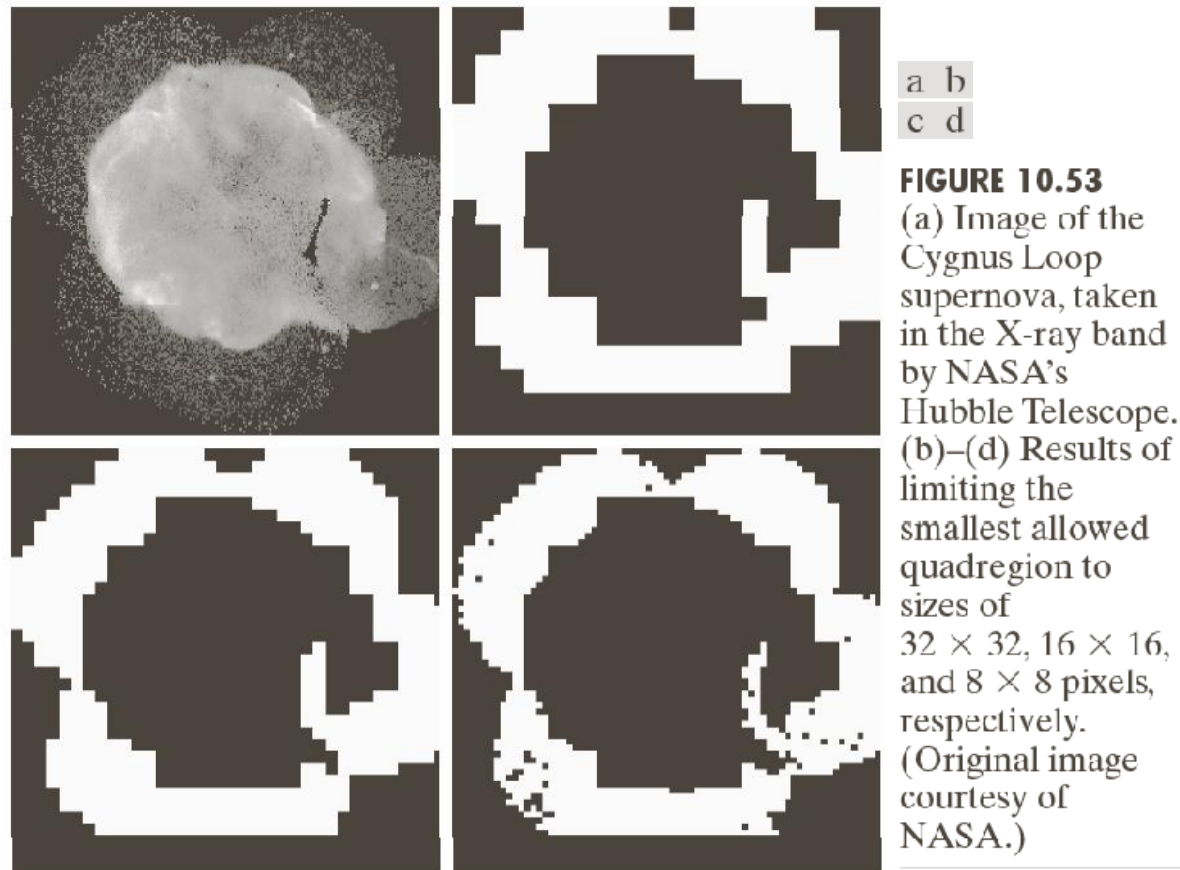
Detección de similitudes

División y fusión

Crecimiento de regiones

Ejemplo: en la siguiente imagen se quiere segmentar la zona de menor densidad alrededor de la masa central.

El test de homogeneidad que se define consiste en que la media de los valores de la región sea menor que un cierto valor m y la desviación típica mayor que otro valor s .



Segmentación de imágenes

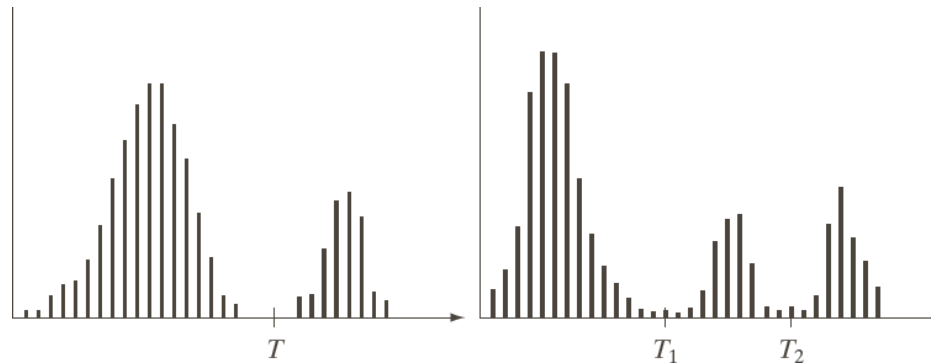
Detección de similitudes

Umbralización

Segmentación de imágenes mediante umbralización

Un método básico para diferenciar un objeto del fondo de la imagen es mediante una simple 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. Para binarizar la imagen, se deberá elegir un valor adecuado (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.



Existen muchos métodos de búsqueda del umbral. A continuación exponemos algunos de ellos.

Segmentación de imágenes

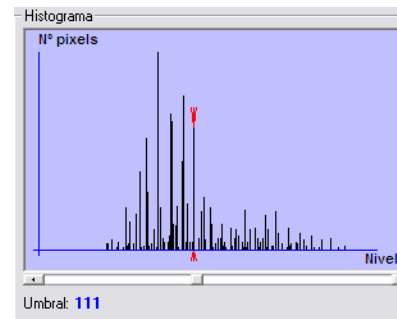
Detección de similitudes

Umbralización

Segmentación de imágenes mediante histograma de la imagen

Método del valor medio

Se usa el nivel medio de gris de la imagen como valor umbral. Esta umbralización tendrá éxito si el objeto y el fondo ocupan áreas comparables en tamaño en la imagen.



Segmentación de imágenes

Detección de similitudes

Umbralización

Algoritmo ISODATA

Es un método iterativo. A partir de la primera estimación del umbral, se van recalculando los parámetros y nuevos umbrales sucesivamente. Este algoritmo no está pensado en un principio para usar el histograma, sino para una implementación hardware que trate la imagen completa. Sin embargo, se puede realizar una implementación software tratando el histograma. El algoritmo es el siguiente:

1. Definimos un t_0 inicial como el nivel medio de gris.
2. Calculamos μ_t como el nivel medio de gris de los niveles que se encuentran a la izquierda de t_0 , y ν_t como el nivel medio de gris de los niveles que se encuentran a la derecha de t_0 .
3. Se calcula $(\mu_t + \nu_t)/2$. Si es igual a t_0 , t_0 es el umbral. Si es distinto, se asigna el nuevo valor a t_0 , y volvemos a 2.

Paramos el proceso cuando la diferencia entre los valores t_0 obtenidos en bucles sucesivos es menor que un cierto parámetro.



Imagen original



Resultado isodata

Segmentación de imágenes

Detección de similitudes

Umbralización

Segmentación de imágenes mediante histograma de la imagen

Método del porcentaje de píxeles negros

Dado un histograma, y un porcentaje de píxeles negros deseados, se determina el número de píxeles negros multiplicando el porcentaje por el número total de píxeles.

A continuación se cuentan el número de píxeles de cada nivel del histograma, empezando por el nivel cero, hasta llegar al número de píxeles negros deseados.

El umbral será el nivel de gris del histograma, en el que la cuenta llegue al número de píxeles negros deseados.

Segmentación de imágenes

Detección de similitudes

Umbralización

Segmentación de imágenes mediante histograma de la imagen

Método de los dos picos

Si el histograma muestra al menos dos picos, el valor umbral más apropiado suele ser (según se ve en la práctica) el menor valor entre esos dos picos del histograma.

Seleccionar el umbral automáticamente consiste en:

- Encontrar los dos picos más altos.

- Encontrar el menor valor entre ellos.

Encontrar el primer pico es fácil (aquel que tenga el mayor valor).

El segundo pico es más difícil de encontrar, ya que el segundo valor más grande del histograma podría ser, por ejemplo, el que está más a la derecha del mayor, en vez de ser el segundo pico.

Segmentación de imágenes

Detección de similitudes

Umbralización

Segmentación de imágenes mediante histograma de la imagen

Método de los dos picos

Una manera simple que suele funcionar para encontrar el segundo pico es multiplicar los valores del histograma por el cuadrado de la distancia al primer pico y tomar el máximo.

$$\max [(k - f)^2 * h(k)] \mid 0 \leq k \leq 255$$

Donde k es el nivel de gris considerado, $h(k)$ es el valor del histograma para ese nivel y f es el nivel de gris donde se da el pico más alto.

Esto da preferencia a aquellos picos que no están cercanos al máximo pero es muy sensible al ruido.

Si el ruido está normalmente distribuido, los picos del histograma pueden aproximarse por curvas Gaussianas. Dichas curvas pueden ajustarse al histograma, y las dos mayores son usadas como los picos más altos, el umbral debe estar comprendido entre ellos.

Segmentación de imágenes

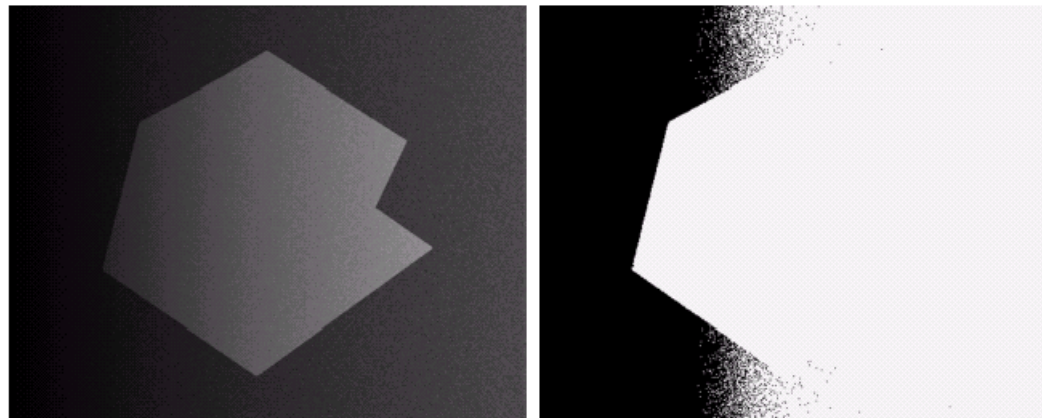
Detección de similitudes

Umbralización

Segmentación de imágenes mediante histograma de la imagen

Umbralización adaptativa

A veces, una deficiente o desigual iluminación en la imagen, hace que no sea conveniente el uso de un umbral global para toda la imagen.



Una solución puede ser subdividir la imagen y encontrar un umbral apropiado para cada subimagen.

Como el umbral usado en cada píxel depende de la localización del mismo, esta umbralización se llama adaptativa.