- La segmentación de imágenes se ocupa de descomponer una imagen en sus partes constituyentes, es decir, los objetos de interés y el fondo, basándose en ciertas características locales que nos permiten distinguir un objeto del fondo y objetos entre si
- La mayoría de las imágenes están constituidas por regiones o zonas que tienen características homogéneas (nivel de gris, textura, etc.). Generalmente estas regiones corresponden a objetos de la imagen.
- La segmentación de una imagen consiste en la división o partición de la imagen en varias zonas o regiones homogéneas y disjuntas a partir de su contorno, su conectividad, o en términos de un conjunto de características de los píxeles de la imagen que permitan discriminar unas regiones de otras.

Los algoritmos de segmentación de imágenes monocromáticas se basan en alguna de las tres propiedades siguientes:

- Discontinuidad en los tonos de gris de los píxeles de un entorno, que permite detectar puntos aislados, líneas y aristas (bordes).
- Similaridad en los tonos de gris de los píxeles de un entorno, que permite construir regiones por división y fusión, por crecimiento o por umbralización.
- Conectividad de los píxeles desempeña un papel importante en la segmentación de imágenes. Recordemos que una región D se dice conexa o conectada si para cada par de píxeles de la región existe un camino formado por píxeles de D que los conecta. Un camino de píxeles es una secuencia de píxeles adyacentes (que pertenecen a su entorno inmediato).

Los métodos de segmentación se puede agrupar en cuatro clases diferentes:

- a) Métodos basados en **píxeles**, que a su vez pueden ser:
 - □ locales (basadas en las propiedades de los píxeles y su entorno)
 - globales (basadas en la información global obtenida, por ejemplo, con el histograma de la imagen).
- b) Métodos basados en bordes
- c) Métodos basados en regiones, que utilizan las nociones de homogeneidad y proximidad geométrica, como las técnicas de crecimiento, fusión o división
- d) Métodos basados en modelos

Detección de puntos

Un punto aislado de una imagen tiene un tono de gris que diferente significativamente de los tonos de gris de sus píxeles vecinos, es decir, de los ocho píxeles de su entorno 3×3.

Una máscara para detectar un punto aislado es la siguiente:

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

y un filtro no lineal:

$$g(i,j) = \min_{\substack{(r,s) \in N_8(i,j) \\ (r,s) \neq (i,j)}} |f(r,s) - f(i,j)|$$

 \triangleright Diremos que el píxel (*i,j*) es un **punto aislado** si |g(i,j)| > T

Detección de líneas

Una línea es una secuencia de píxeles en la que dos píxeles consecutivos están conectados, es decir, son vecinos en un entorno 3×3 de alguno de ellos. Cada píxel se puede conectar con alguno de sus 8 píxeles vecinos, y por lo tanto, vamos a tener sólo 4 direcciones (tramos lineales) posibles: horizontal, vertical, de 45° y de -45°.

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} -1 & -1 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \\ 2 & -1 & -1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

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

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

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

 \triangleright Fijado un valor umbral T > 0, diremos que el píxel (i, j) constituye una parte una línea horizontal si

$$|g_1(i, j)| > |g_k(i, j)|, \forall k \neq 1, y$$

 $|g_1(i, j)| > T$

Detección de bordes

Para detectar los bordes comenzaremos detectando las aristas locales. Un *eje local* o *arista local* es un píxel cuyo nivel de gris difiere significativamente del nivel de gris de algunos píxeles de su entorno. Es decir, hay diferencia de contraste local. Ello se debe esencialmente a dos situaciones:

- a) El píxel forma parte del **borde entre dos regiones** diferentes de la imagen (cada región tiene cierta homogeneidad en sus niveles de gris, con respecto a algún criterio de homogeneidad).
- b) El píxel forma parte de un arco muy fino sobre un fondo de diferente tono de gris.

Las aristas locales se detectan midiendo la tasa de cambio de los tonos de gris de su entorno. Vamos a utilizar, para ello, el operador gradiente (como operador de primer orden) o el operador Laplaciano (como operador de segundo orden).

Operadores diferencia

$$+\mathbf{D}_{x}(m,n) = f(m+1,n) - f(m,n)$$

$$^{\mathbf{D}}_{\mathsf{X}}\left(m,n\right)=f\!\left(m,n\right)-f\!\left(m\!-\!1,n\right)$$

$$^{+}\mathbf{D}_{V}(m,n) = f(m,n+1) - f(m,n)$$

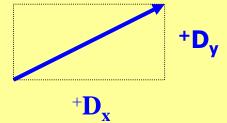
$$^{\mathbf{D}}\mathbf{D}_{\vee}(m,n)=f(m,n)-f(m,n-1)$$

$\left| {}^{+}\mathbf{D}(m,n) \right| = \left({}^{+}\mathbf{D}_{\mathbf{x}}^{2}(m,n) + {}^{+}\mathbf{D}_{\mathbf{y}}^{2}(m,n) \right)^{1/2}$

$$| {}^{+}\mathbf{D}(m,n) | = | {}^{+}\mathbf{D}_{x}(m,n) | + | {}^{+}\mathbf{D}_{y}(m,n) |$$

Operador gradiente

$$^{+}\mathbf{D}(m,n) = \begin{pmatrix} ^{+}\mathbf{D}_{\mathbf{x}}(m,n) \\ ^{+}\mathbf{D}_{\mathbf{y}}(m,n) \end{pmatrix}$$



Operador de Laplace

$$\nabla^{2} f(m,n) = {}^{+}\mathbf{D}x[\mathbf{f}(m,n)] + {}^{+}\mathbf{D}y[\mathbf{D}y(f(m,n))]$$

$$= {}^{+}\mathbf{D}x[f(m,n) - f(m-1,n)] + {}^{+}\mathbf{D}y[f(m,n) - f(m,n-1)]$$

$$= [f(m+1,n) - f(m,n) - (f(m,n) - f(m-1,n))] + [f(m,n+1) - f(m,n) - (f(m,n) - f(m,n-1))]$$

$$= f(m+1,n) + f(m,n+1) + f(m-1,n) + f(m,n-1) - 4f(m,n)$$

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Operador de Laplace

$$\begin{pmatrix}
0 & 1 & 0 \\
1 & -4 & 1 \\
0 & 1 & 0
\end{pmatrix}$$

$$\nabla^2 f(m,n) = [f(m+1,n) - f(m,n)] + [f(m,n+1) - f(m,n)] + [f(m-1,n) - f(m,n)] + [f(m,n-1) - f(m,n)]$$

$$\frac{1}{4}\nabla^2 f(m,n) = f(m,n) - \frac{1}{4} [f(m+1,n) + f(m,n+1) + f(m-1,n) + f(m,n-1)]$$

Complementario del filtro de paso baja:

$$\frac{1}{4} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Operador de Laplace

$$-\frac{1}{5}\nabla^2 f(m,n) = f(m,n) - \frac{1}{5} [f(m+1,n) + f(m,n+1) + f(m-1,n) + f(m,n-1) + f(m,n)]$$

$$\frac{1}{5} \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} - \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

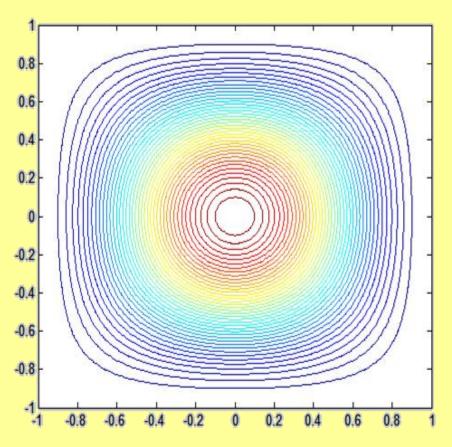
Complementario del filtro de paso baja:

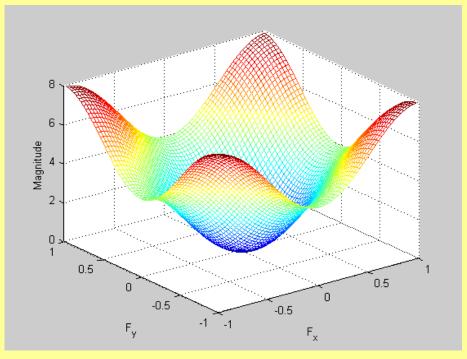
$$\frac{1}{5} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Operador de Laplace

Transformada de Fourier:

$$H(\omega_1, \omega_2) = e^{i\omega_1} + e^{-i\omega_1} - 4 + e^{i\omega_2} + e^{-i\omega_2} = 2\cos(\omega_1) + 2\cos(\omega_2) - 4$$

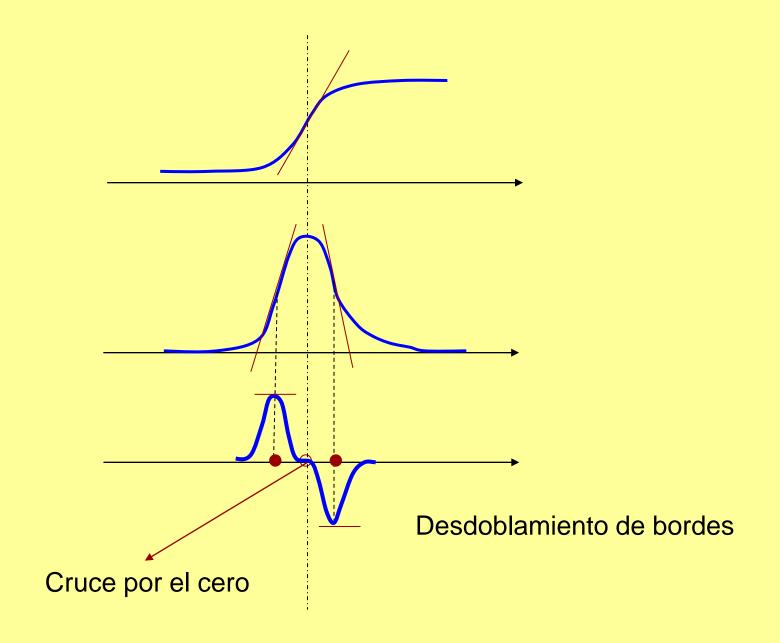


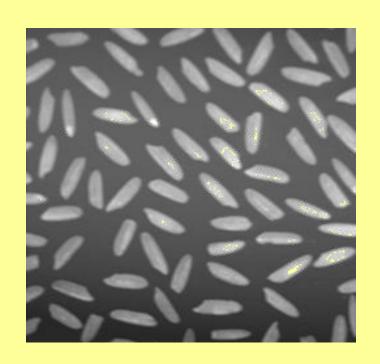






Bordes desdoblados







Bordes: Cruce por el cero

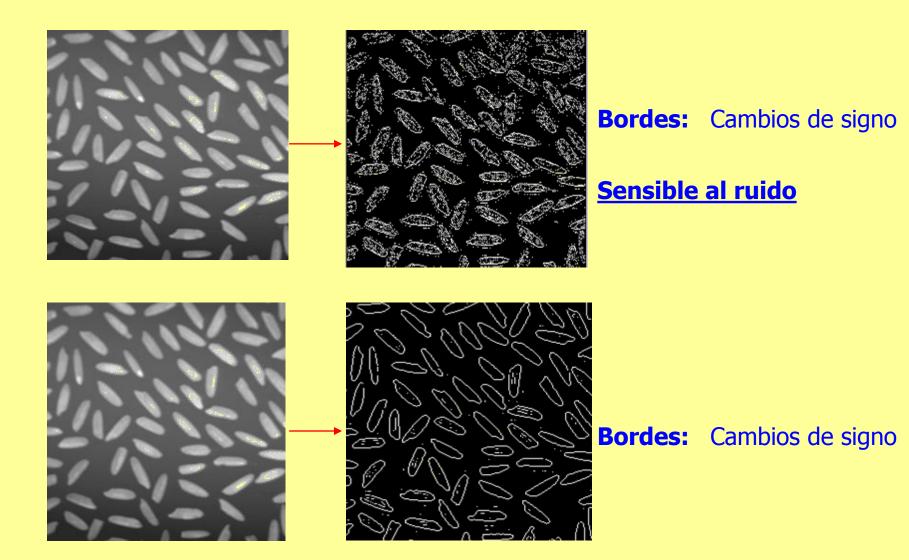
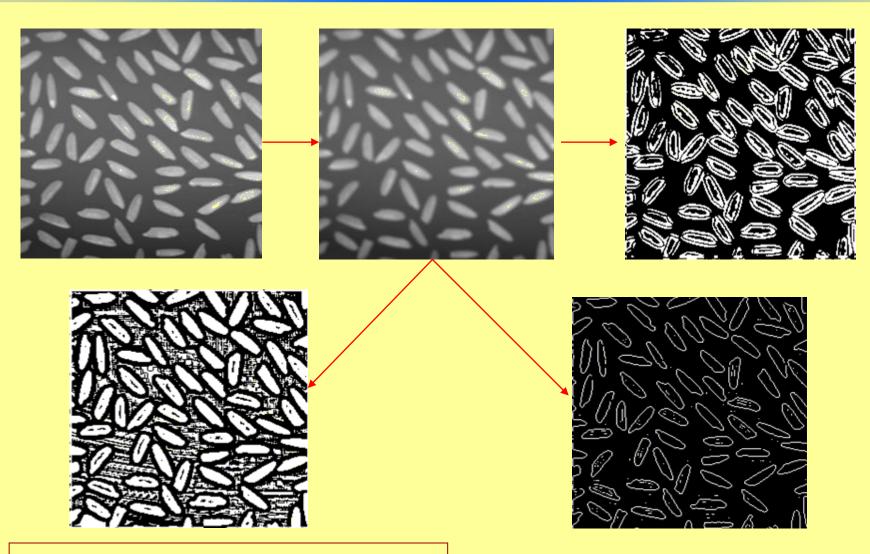


Imagen suavizada



En blanco los valores positivos y en negro los valores negativos

Operador Laplaciano de la Gaussiana

Primero se suaviza con el filtro Gaussiano:

$$h(m,n) = e^{-(m^2+n^2)/2\sigma^2}$$

$$0.0113 \quad 0.0838 \quad 0.0113$$

$$0.0838 \quad 0.6193 \quad 0.0838$$

$$0.0113 \quad 0.0838 \quad 0.0113$$

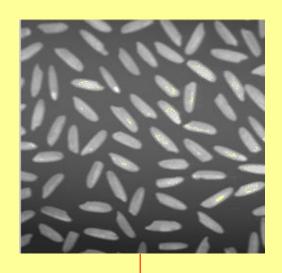
$$f^*(x, y) = \sum_{r} \sum_{s} f(r, s) h(x - r, y - s)$$

$$\nabla^2 f^*(x, y) = \sum_r \sum_s f(r, s) \nabla^2 h(x - r, y - s)$$

$$\nabla^{2}h(x,y) = \left(\frac{x^{2} + y^{2} - \sigma^{2}}{\sigma^{4}}\right)e^{-(x^{2} + y^{2})/2\sigma^{2}}$$

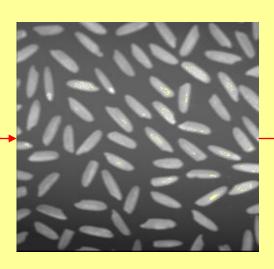
0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0

Operador Laplaciano de la Gaussiana

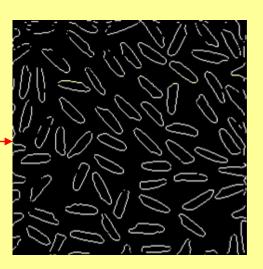


Filtro Gaussiano

 $\sigma = 2$



Filtro Laplaciano



Operador Diferencia de Gaussianaa

$$h(m,n) = e^{-(m^2 + n^2)/2\sigma_1^2} - e^{-(m^2 + n^2)/2\sigma_2^2}$$

$$\sigma_1 < \sigma_2$$

Operador de Canny (1986) para la detección de bordes

En criterio de **detección** expresa el hecho de evitar la eliminación de bordes importantes y no suministrar bordes espurios.

El criterio de **localización** establece que la distancia entre la posición real y la localizada del borde se debe minimizar.

El criterio de **una respuesta** que integre las respuestas múltiples correspondientes a un único borde.

Algoritmo de Canny

• Se suaviza la imagen f(m,n) con una función gaussiana h(m,n), con parámetro de escala σ m^2+n^2

$$h(m,n) = e^{-\frac{m^2+n^2}{2\sigma^2}}$$

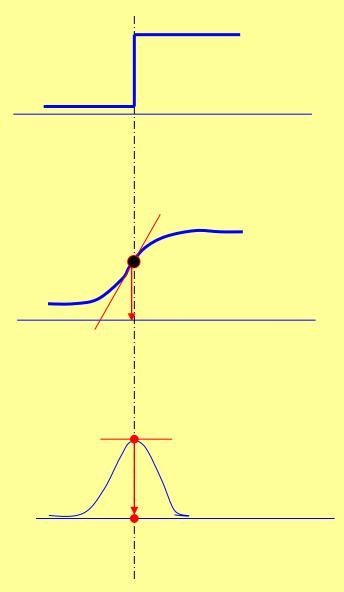
Para cada píxel de la imagen se estima la magnitud del gradiente local

$$g(m,n) = \sqrt{D_x^2(m,n) + D_y^2(m,n)}$$

y la dirección del borde local mediante la expresión

$$\alpha(m,n) = \tan^{-1}\left(\frac{D_x(m,n)}{D_y(m,n)}\right)$$

 Un borde local viene definido por un punto que corresponde al máximo local en la dirección del gradiente



Bordes: corresponden a las crestas en la magnitud del gradiente

• <u>Supresión no maximal</u>: Se <u>eliminan los bordes espurios</u> mediante el operador umbral con *histéresis*. Es decir, se utilizan dos umbrales $t_1 < t_2$.

Los píxeles maximales con magnitud del gradiente superior a t_2 se dice que son **bordes fuertes** y los que están entre t_1 y t_2 se dice que son **débiles**.

- Se repiten los pasos anteriores para valores ascendentes del parámetro de escala σ .
- Enlace de bordes: El algoritmo incorpora como bordes aquellos borde débiles que están conectados a bordes fuertes, es decir, que están dentro de un entorno 3×3.

```
[E, t] = edge(I, 'canny', [T1, T2], sigma)
```





Detección de bordes por el método de Canny

Métodos basados en píxeles

Consideremos la imagen digital $\{f(m,n): (m,n) \in D \subset ZxZ\}$ donde el dominio $D = \{(m,n): m = 0,1,...,M-1; n = 0,1,...,N-1\}$ se ha dividido en k regiones disjuntas $D_1,...,D_k$, de manera que para un cierto predicado P que asegura la homogeneidad de la región se verifica que:

$$P(D_i) = VERDADERO$$
 para $i=1,2,...,k$
 $P(D_i \cup D_j) = FALSO$ para $i\neq j$

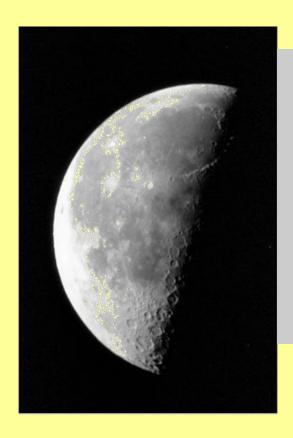
La unión de regiones no puede darnos una región homogénea

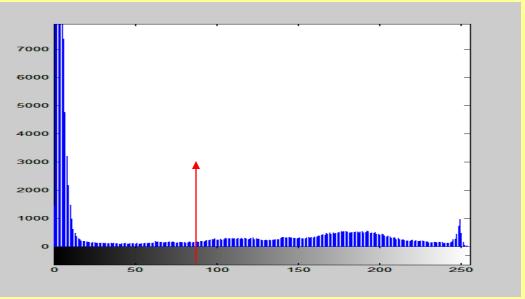
Al predicado lógico *P* definido sobre el conjunto de las partes del dominio de la imagen, *D*, lo llamaremos **regla de segmentación**.

Así, una regla de segmentación simple es:

$$P(D, f, t)$$
: $t_1 < f(m, n) < t_2$

Métodos basados en el histograma



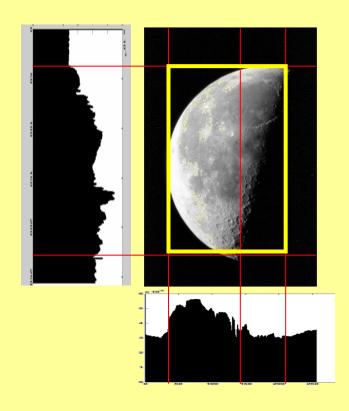


P(D, f, t): 80 < f(m,n) < 255

Método basado en las proyecciones

$$H(m) = \sum_{j=0}^{N-1} f(m, j), \qquad m = 0, 1, ..., M-1$$
 $V(n) = \sum_{i=0}^{M-1} f(i, n), \qquad n = 0, 1, ..., N-1$

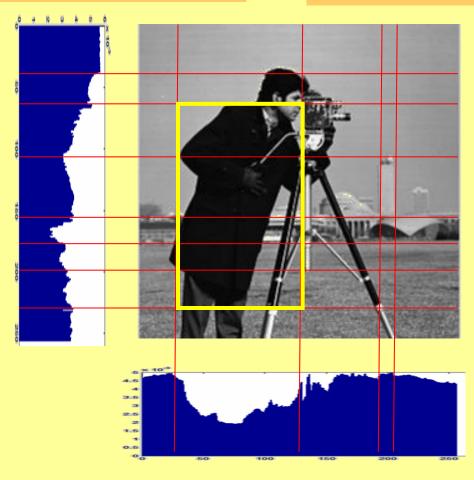
$$V(n) = \sum_{i=0}^{M-1} f(i,n), \qquad n = 0,1,...,N-1$$



Método basado en las proyecciones

$$H(m) = \sum_{j=0}^{N-1} f(m, j), \qquad m = 0, 1, ..., M-1$$
 $V(n) = \sum_{j=0}^{M-1} f(j, n), \qquad n = 0, 1, ..., N-1$

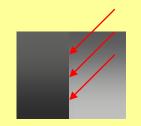
$$V(n) = \sum_{i=0}^{M-1} f(i,n), \qquad n = 0,1,...,N-1$$



Métodos basados en bordes

Diferencia de Gradientes:

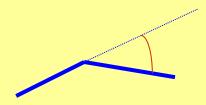
$$\left|\nabla f(i,j) - \nabla f(r,s)\right|$$



$$|\phi(i,j) - \phi(r,s)|$$

$$\phi(i,j) = arctan(D_y^+(i,j)/D_x^+(i,j))$$

Curvatura del borde: medida de discrepancia según las diferentes orientaciones de las aristas locales del entorno

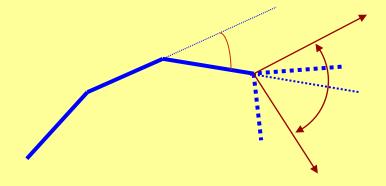


Trazado de contornos

El píxel (i,j) y su vecino (r,s), donde r=i ± 1 , s=j ± 1 , se pueden enlazar (formar parte de un mismo contorno) si:

$$\left|\nabla f(i,j) - \nabla f(r,s)\right| \le T_1$$

$$\left|\phi(i,j)-\phi(r,s)\right| \leq T_2$$



ALGORITMO: Trazado de contornos

- 1. Supongamos que el contorno se ha determinado hasta el elemento (i,j).
- 2. Se elige el píxel (r,s) adyacente a (i,j) en la dirección $\phi(i,j)$. Si (r,s) verifica la ecuación (1) entonces se considera un elemento del contorno y se regresa al paso 1. Si no, se va a paso 3.
- 3. Determinar el nivel medio de gris en un entorno 3×3 del elemento (r,s) y compararlo con algún valor preestablecido para saber si (r,s) está dentro o fuera de la región. Ir al paso 4.
- 4. Seleccionar un píxel (h,k) adyacente a (i,j) en la dirección $\phi(i,j)\pm\pi/4$ (el signo se determina según el resultado del paso 3). Si verifica (1) entonces se considera un elemento del borde, continuación del anterior. Si no, comenzar el trazado del contorno con otro píxel más prometedor.

Métodos de segmentación basados en crecimiento de regiones:

- 1. Las regiones obtenidas en la partición, R_1 , R_2 ,..., R_k , deben ser disjuntas $R_i \cap R_j = \phi, \quad i \neq j$
- 2. Su unión debe ser la imagen completa,

$$\bigcup_{i=1}^k R_i = I$$

- 3. Cada región R_i tiene que ser **conexa**, es decir, todos sus píxeles conectados
- 4. Se debe verificar que:

$$P(R_i) = VERDADERO$$
 y $P(R_i \cup R_j) = FALSO$,

para **regiones adyacentes** cualesquiera, R_i y R_j , siendo P el predicado que nos proporciona el **test de homogeneidad** de la región.

Segmentación basada en crecimiento de regiones

- Se elige aleatoriamente un conjunto de píxeles, que se llaman semillas.
- A partir de las semillas se van incorporando nuevos píxeles a las regiones utilizando un **mecanismo de crecimiento** que detecta, en cada etapa y para cada región $R_i(k)$, aquellos píxeles aun no clasificados que pertenecen a un entorno de algún píxel del contorno de la región $R_i(k)$. Para cada píxel (x,y), detectado de esta forma, se comprueba si cumple la **regla de homogeneidad**, es decir, si la nueva región $R_i(k) \cup (x,y)$ sigue siendo homogénea, en cuyo caso se consigue ampliar la región.

$$P(D_i \cup (r, s)) = \begin{cases} \text{VERDADERO} & \text{si } |f(r, s) - m_i| \le T_i(r, s) \\ \text{FALSO} & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Segmentación basada en crecimiento de regiones

Cuando se elige más de una semilla por región es necesario unir o fusionar algunas de las regiones obtenidas. Está claro que las regiones a unir deben de ser adyacentes y tener propiedades estadísticas similares, como pueden ser la intensidad (nivel de gris) media de la región y su desviación típica. Por ejemplo, una regla de unión pueden ser que

$$\left| m_i - m_j \right| < k\sigma_i$$
 y $\left| m_i - m_j \right| < k\sigma_j$

Segmentación basada en crecimiento de regiones

Cuando se elige más de una semilla por región es necesario unir o fusionar algunas de las regiones obtenidas. Está claro que las regiones a unir deben de ser adyacentes y tener propiedades estadísticas similares, como pueden ser la intensidad (nivel de gris) media de la región y su desviación típica. Por ejemplo, una regla de unión pueden ser que

$$P(R_i \cup (r, s)) = \begin{cases} \text{VERDADERO} & \text{si } |f(r, s) - m_i| \le T_i(r, s) \\ \text{FALSO} & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

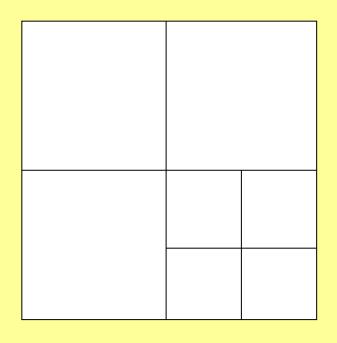
$$T_i(r,s) = \left(1 - \frac{\sigma_i^*}{m_i^*}\right)T$$

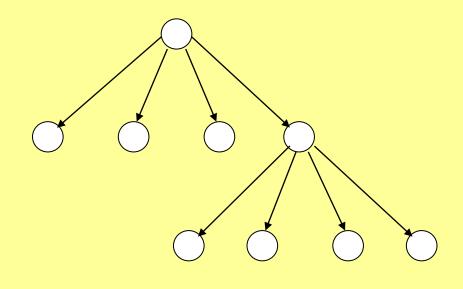
Segmentación basada en crecimiento de regiones

El crecimiento de la región depende en gran medida del valor umbral T seleccionado. Si T es pequeño es más difícil que se produzcan fusiones y se generan muchas regiones pequeñas, en cambio, si T es grande se favorece la fusión y así se generan pocas regiones pero grandes (con menos homogeneidad y mayor desviación típica).

Segmentación basada en regiones: Divisiones y Fusiones

Los procedimientos de crecimiento de regiones parten de un conjunto de píxeles semilla. Un método alternativo se obtiene actuando al revés, es decir, partiendo de la imagen completa se van realizando sucesivas divisiones de la misma. Cada subimagen obtenida que no sea homogénea se vuelve a dividir y así sucesivamente.



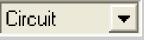


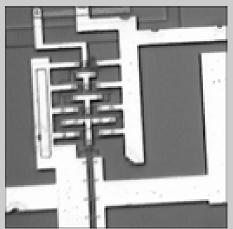
Árbol cuaternario

Segmentación basada en regiones: Divisiones y Fusiones

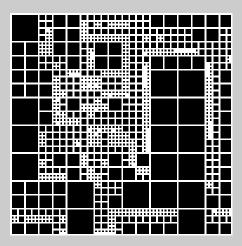
Un **algoritmo de división y fusión** de regiones consta de los siguientes pasos:

- 1. Dividir en cuatro cuadrantes disjuntos cada región R_i con $P(R_i)$ =FALSO.
- 2.- Cuando no sean posible más divisiones fundir las regiones adyacentes R_i y R_j para las cuales $P(R_i \cup R_j) = VERDADERO$.
- 3.- Parar cuando no se puedan hacer más fusiones.



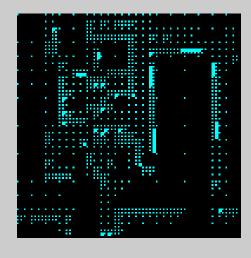


Quadtree decomposition

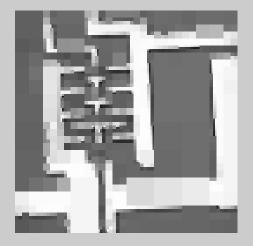


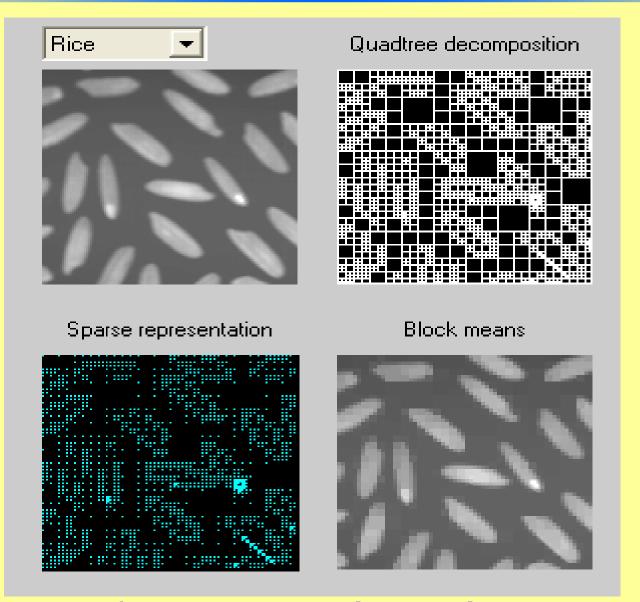
Segmentación basada en división y fusión de regiones

Sparse representation



Block means





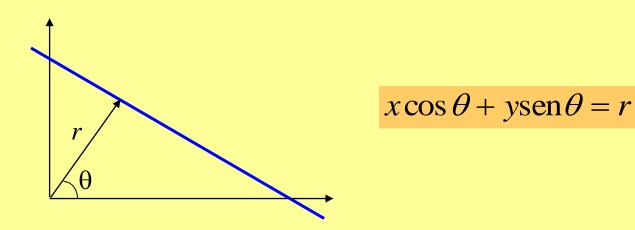
Segmentación basada en **división** y **fusión** de regiones

Métodos basados en modelos: La transformada de Hough

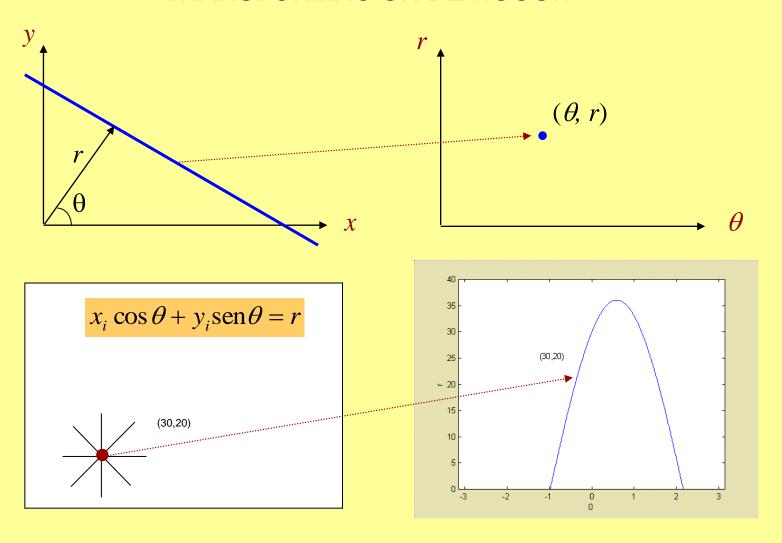
Las técnicas basadas en la transformación de Hough se pueden utilizar con éxito en segmentación de objetos solapados o parcialmente ocluidos.

DETECCIÓN DE RECTAS:

Se determinan las n(n-1)/2 rectas (a lo sumo) que pasan por dos o más puntos y se comprueban los puntos verifican la ecuación de cada recta. El número de operaciones elementales que se requiere para ello es de orden n^3 .

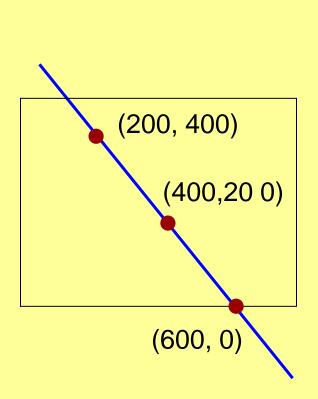


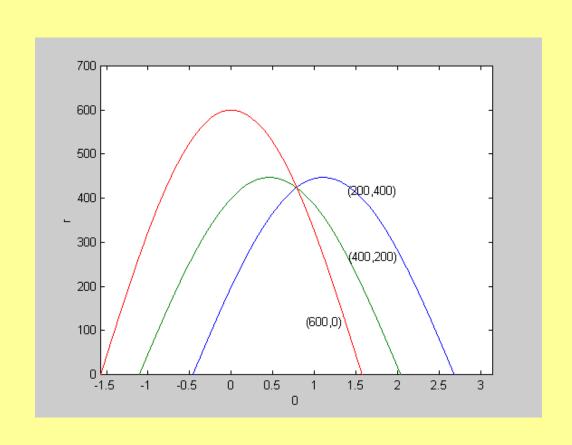
TRANSFORMACIÓN DE HOUGH



 $\{ (\theta, r): 30\cos\theta + 20\sin\theta = r, \theta \in [-\pi, \pi] \ y \ r \ge 0 \}$

DETECCIÓN DE RECTAS:





$$x_i \cos \theta + y_i \sin \theta = r,$$
 $i = 1, 2, ..., n$

$$i = 1, 2, ..., r$$

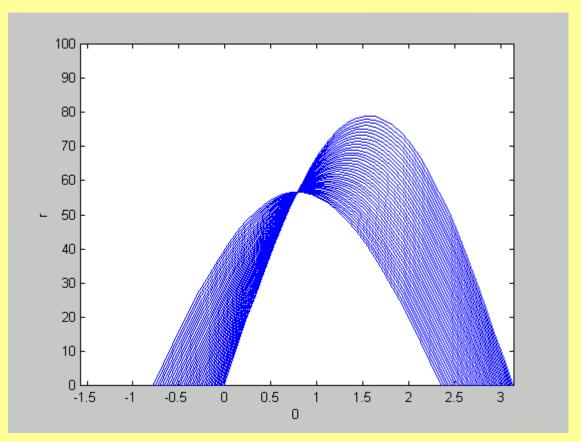
DETECCIÓN DE RECTAS:

40 Puntos de la recta

$$y = -x + 80$$

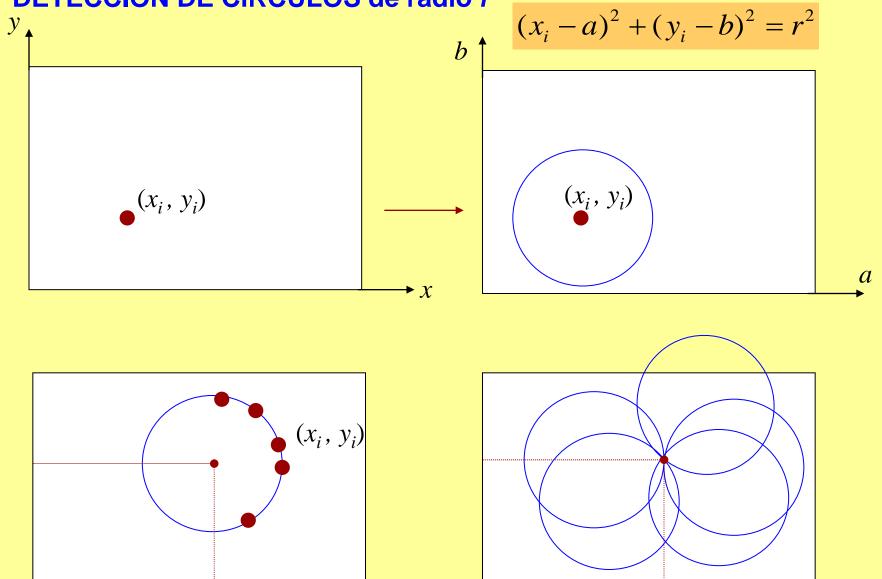
$$x\cos(\pi/4) + y\sin(\pi/4)$$

=56,5685



Puede observarse como todas las curvas sinusoidales se cortan en el punto ($\pi/4$, 56,5685)

DETECCIÓN DE CÍRCULOS de radio r



ALGORITMO:

- 1. Cuantificar el espacio de los parámetros.
- **2. Inicializar** a cero los acumuladores $A(\theta_1,...,\theta_p)$ obtenidos para los diferentes valores del vector paramétrico $(\theta_1,...,\theta_p)$
- 3. Para cada píxel (x_i, y_i) de la imagen de bordes locales y para todos los valores de los parámetros especificados **incrementar** los acumuladores $A(\theta_1, ..., \theta^p)$ en una unidad,

$$A(\theta_1, \theta_2, ..., \theta_p) \leftarrow A(\theta_1, \theta_2, ..., \theta_p) + 1$$

siempre que $f(x_i, y_i, \theta_1, ..., \theta_p) = 0$,

4. **Determinar los máximos locales** en la tabla de acumuladores y aplicarles el operador umbral. Aquellos acumuladores que superen el valor umbral nos dan los parámetros de las curvas detectadas que están presentes en la imagen original.