

#### Tratamiento de Señales

Version 2023-2



### Detección de Bordes

[Capítulo 8]

#### Dr. José Ramón Iglesias

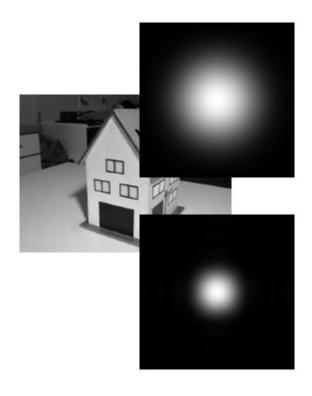
DSP-ÁSIC BUILDER GROUP Director Semillero TRIAC Ingenieria Electronica Universidad Popular del Cesar

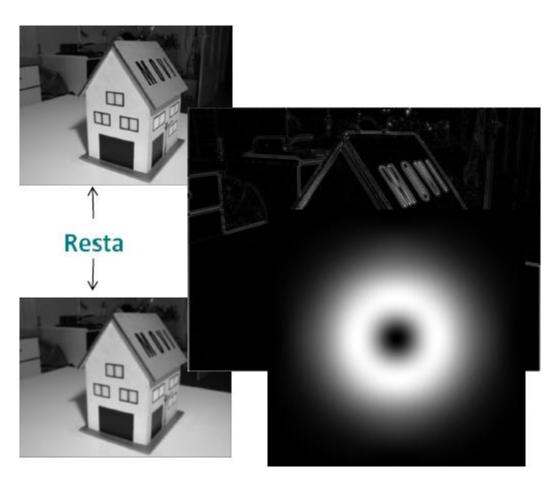
## Detector de Bordes usando Laplacian of Gaussian (LoG)

# Filtrado pasa-banda: DOG

Idea: capturar información sobre una banda de frecuencia

específica en la imagen





### Filtrado pasa-altas (Cont.)

#### Detección de bordes

Ejemplo. Un borde vertical.



#### Como detectarlo?

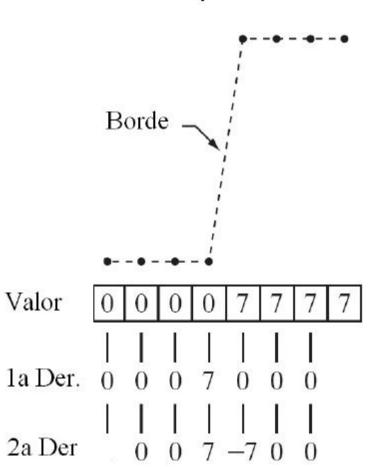
R/ Eliminando las componentes de baja frecuencia.

Primera derivada

$$\frac{df(x)}{dx} = \underbrace{f(x+1) - f(x)}_{Aprox. \ discreta}$$

· Segunda derivada

$$\frac{d^2 f(x)}{dx} = \underbrace{f(x+1) - 2f(x) + f(x-1)}_{Aprox. discreta}$$



#### Máscaras para detectar bordes

Derivada	Bordes	Máscara
1	Verticales	[-1 1]
1	Horizontales	$\begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}^T$
2	Verticales	$\begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$
2	Horizontales	$\begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}^T$

Ejemplo. Detección de bordes verticales y horizontales.

Imagen original

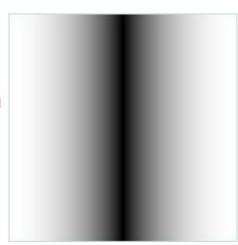


Primera derivada horizontal (bordes verticales)

Imagen Filtrada



Respuesta en Frecuencia

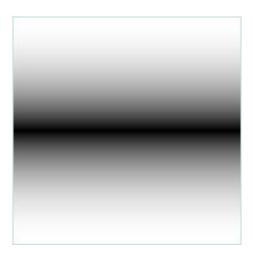


Primera derivada vertical (bordes horizontales)

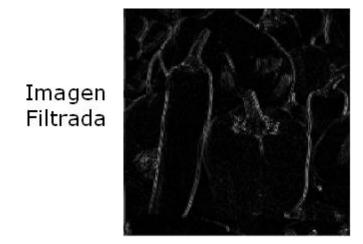
Imagen Filtrada



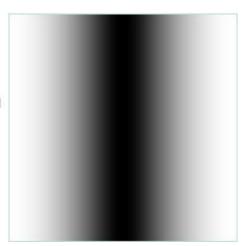
Respuesta en Frecuencia



Segunda derivada horizontal (bordes verticales)

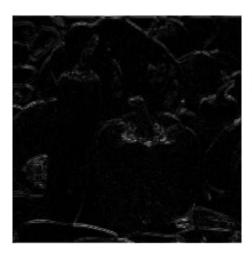


Respuesta en Frecuencia

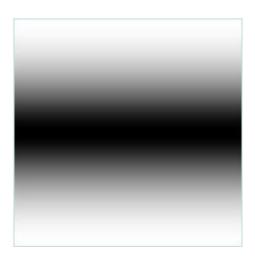


Segunda derivada vertical (bordes horizontales)



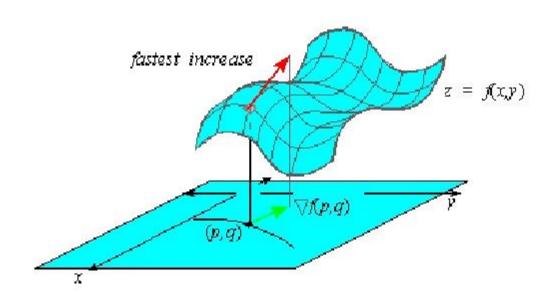


Respuesta en Frecuencia



### Gradiente de una imagen

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



#### Gradiente de una imagen

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

$$\left| \nabla f \right| = \sqrt{\frac{\partial f(x,y)^{2}}{\partial x} + \frac{\partial f(x,y)^{2}}{\partial y}} \approx \left| \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right| \approx \left| \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} + \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right|$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} + \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = f(x+1) + f(y+1) - 2f(x) \quad \text{Máscara} \quad \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Imagen Filtrada



Respuesta en Frecuencia

Detecta bordes horizontales y verticales!

#### Laplaciano

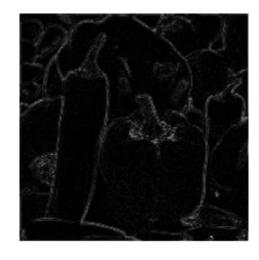
$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2}$$

$$= \left[ f(x+1,y) - 2f(x,y) + f(x+1,y) \right] + \left[ f(x,y+1) - 2f(x,y) - f(x,y-1) \right]$$

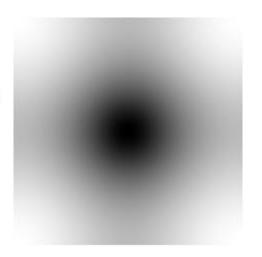
$$= f(x+1,y) + f(x,y+1) - 4f(x,y) + f(x-1,y) + f(x,y-1)$$

$$\text{Máscara} \begin{bmatrix}
 0 & 1 & 0 \\
 1 & -4 & 1 \\
 0 & 1 & 0
 \end{bmatrix}$$

Imagen Filtrada



Respuesta en Frecuencia



#### Inconveniente de la aproximación hacia atrás

La derivada se computa en la mitad de los dos píxeles

Solución. Utilizar la aproximación central

$$\frac{df(x)}{dx} \approx \frac{f(x+1) - f(x-1)}{\underbrace{2}_{Aprox. discreta}}$$

#### Máscaras para detectar bordes

Derivada	Bordes	Máscara
1	Verticales	[-1/2 0 1/2]
1	Horizontales	$\begin{bmatrix} -1/2 & 0 & 1/2 \end{bmatrix}^T$

Problema. Una imagen ruidosa puede producir falsos bordes.

Idea. Suavizar la imagen antes de detectar los bordes.

#### OPERADOR DE SOBEL

bordes verticales

$$\nabla f = \left[G_x, G_y\right]$$

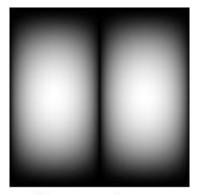
$$G_{x} = \begin{bmatrix} -1/2 & 0 & 1/2 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$G_{y} = \begin{bmatrix} -1/2 \\ 0 \\ 1/2 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 2 & 4 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

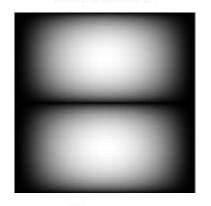
bordes horizontales suavizado horizontal

suavizado vertical

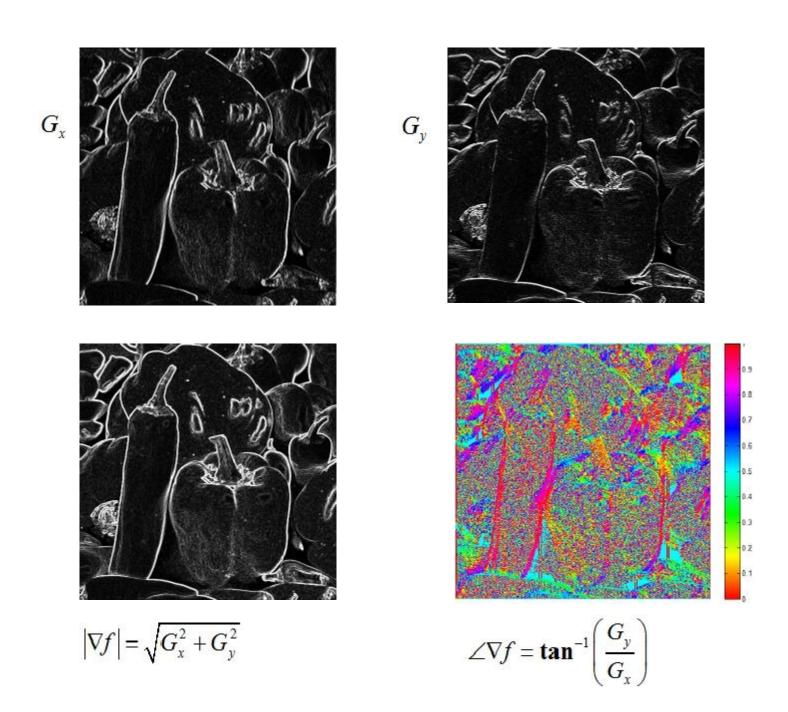
Respuesta en Frecuencia



Respuesta en Frecuencia

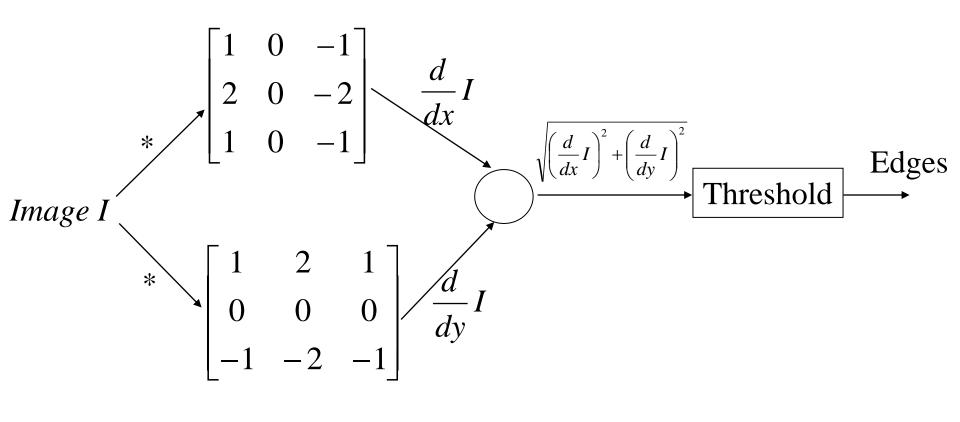


h=fspecial('sobel');



# Detecting Edges in Image

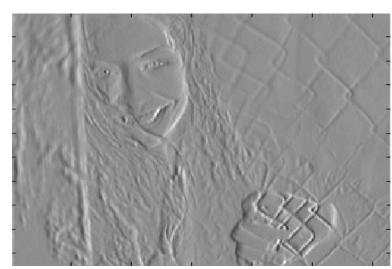
Sobel Edge Detector



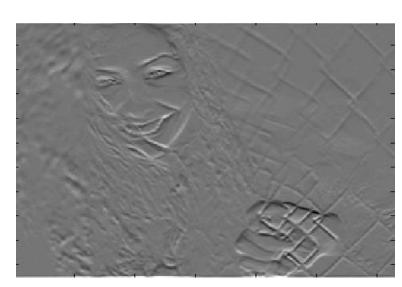
# Sobel Edge Detector







 $\frac{d}{dy}I$ 



# Sobel Edge Detector

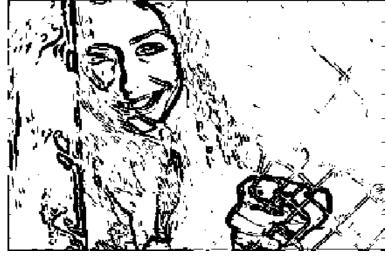
I



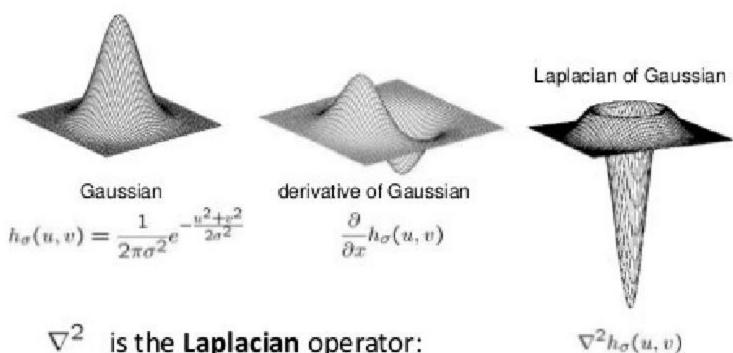
$$\Delta = \sqrt{\left(\frac{d}{dx}I\right)^2 + \left(\frac{d}{dy}I\right)^2}$$

 $\Delta \ge Threshold = 100$ 



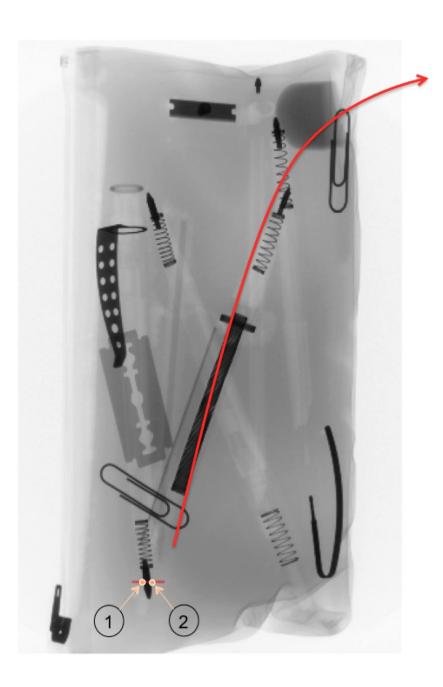


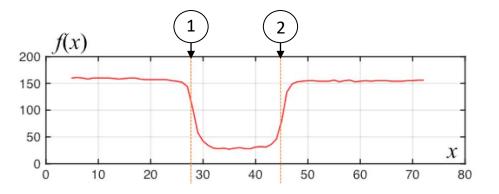
## 2D edge detection filters



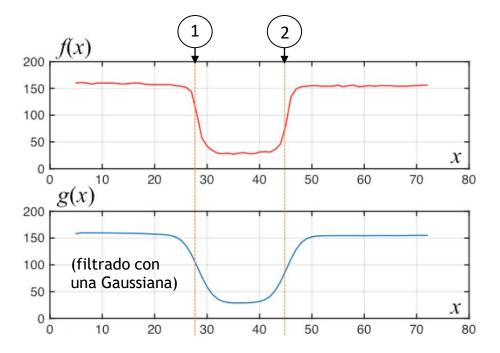
is the Laplacian operator:

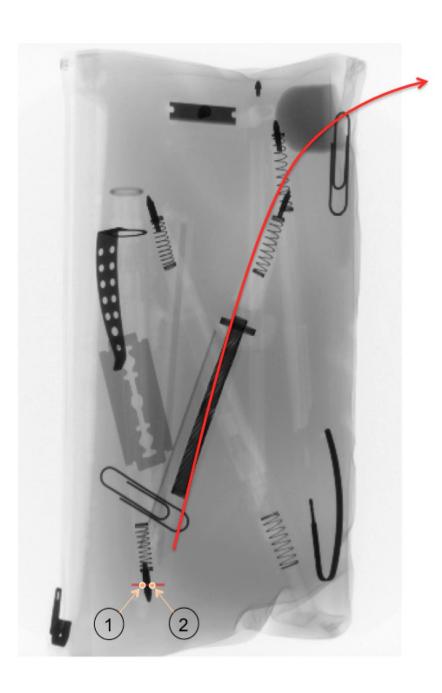
$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

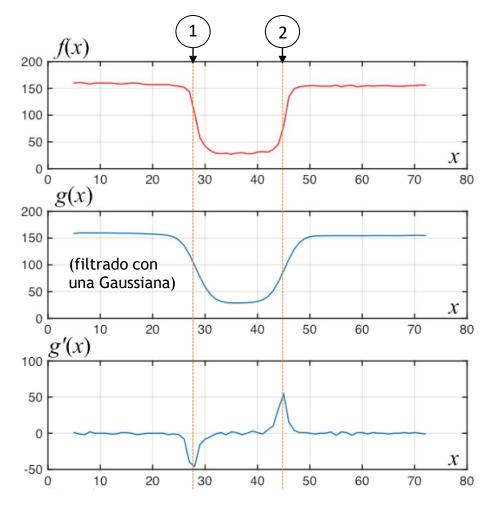




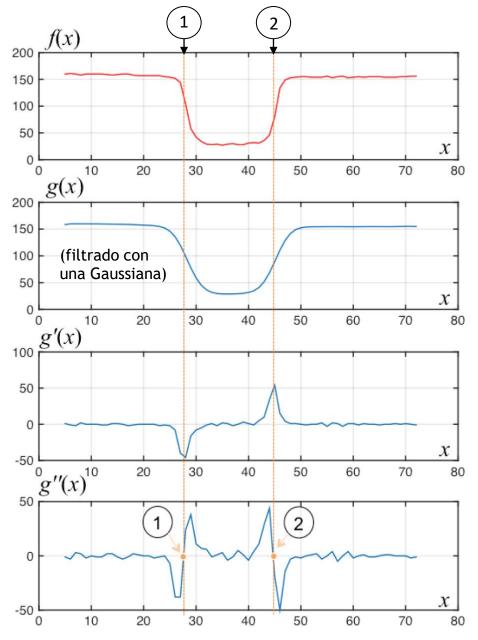


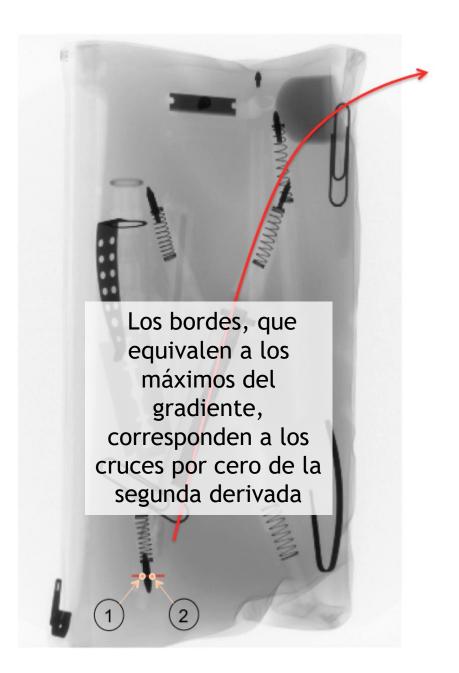


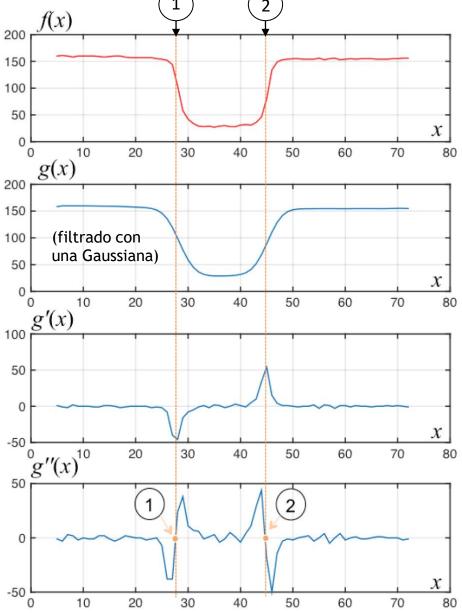






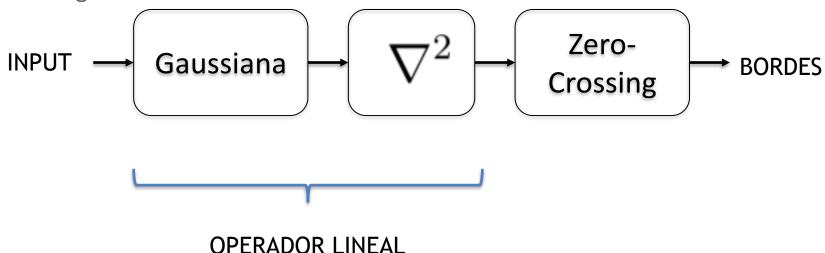






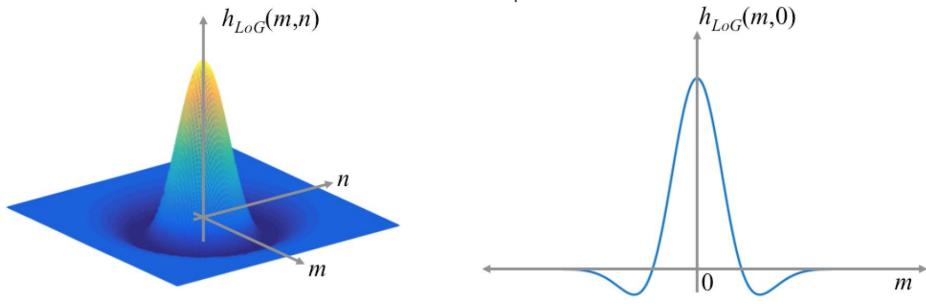
## Detector de Bordes usando Laplacian of Gaussian (LoG)

Si un filtro contiene como parte de sus coeficientes números negativos, su operación puede interpretarse como la diferencia de dos diferentes sumas: La suma de todas las combinaciones lineales de los coeficientes positivos del filtro menos la suma de todas las combinaciones lineales debidas a los coeficientes negativos.



### Segunda derivada de la Gaussiana

Curiosamente esta función es conocida como «Mexican hat» (o sombrero Mexicano) dada la forma tan parecida de su grafica resultante con el sombrero típico Mexicano:



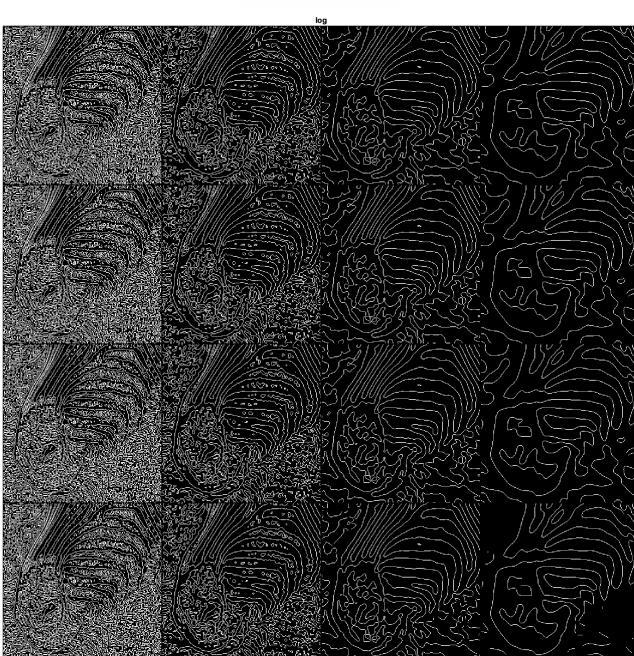
$$h_{LoG}(m,n) = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \cdot (2 - \frac{m^2 + n^2}{\sigma^2}) \cdot e^{-\frac{m^2 + n^2}{2\sigma^2}}$$

LoG

ĭ

**INPUT** 





# Detector de Bordes usando Canny

### Detección de bordes

### Algoritmo de Canny

1. Disminución de Ruido (Filtro gaussiano)

$$I' = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} *I$$



2. Estimación del gradiente (Operador de Sobel)

$$G_{x} = \begin{bmatrix} -1/2 & 0 & 1/2 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad G_{y} = \begin{bmatrix} -1/2 \\ 0 \\ 1/2 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 2 & 4 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

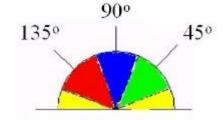
$$|G| \approx |G_x| + |G_y|$$

# Detección de bordes (Cont.)

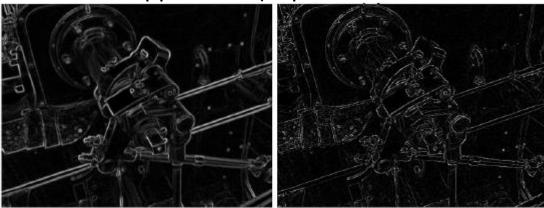
3. Estimación de la dirección del gradiente

$$\angle G = \arctan\left(\frac{G_{y}}{G_{x}}\right)$$

4. Cuantificación de la dirección



5. Non-maximum suppression (Supresión de los No máximos)

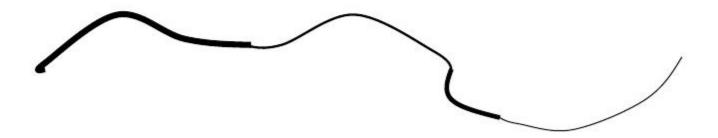


6. Umbralización por histéresis (High and Low)

# Detección de bordes (Cont.)

### Hysteresis thresholding

- Check that maximum value of gradient value is sufficiently large
  - drop-outs? use **hysteresis** 
    - use a high threshold to start edge curves and a low threshold to continue them.









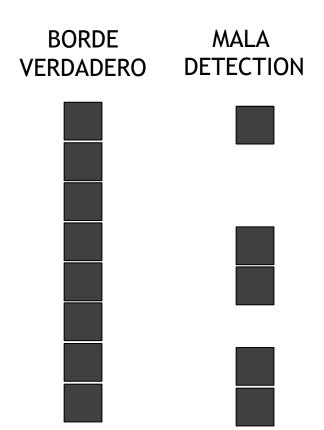
### Detector de Canny

Canny propone el uso de una máscara 2D para detectar bordes basándose en un método de optimización que minimiza una función objetivo que incluye los siguientes criterios:

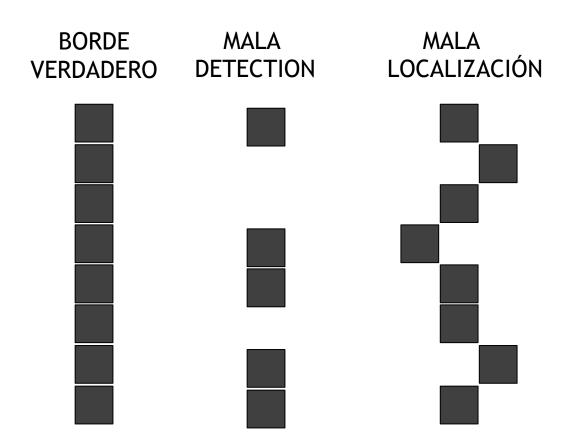
- A) Buena detección: La detección debe corresponder al borde y no al ruido.
- B) Buena Localización: El borde detectado debe ser cercano al real.
- C) Respuesta única: Se debe detectar sólo un borde y no múltiples.

#### BORDE VERDADERO

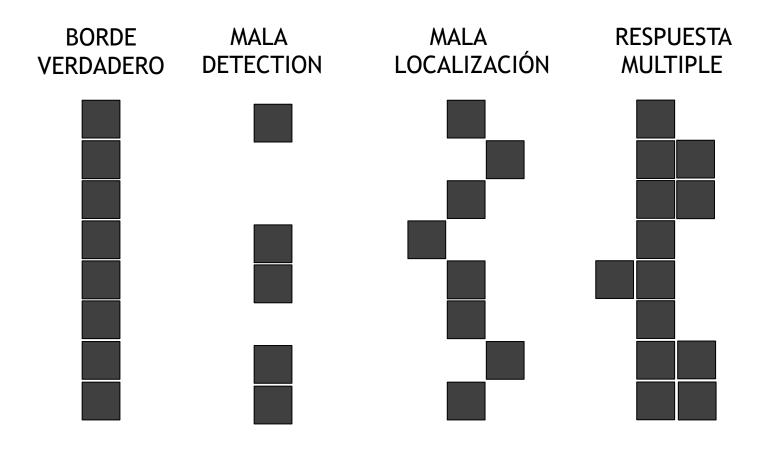




Criterio A) Buena detección: La detección debe corresponder al borde y no al ruido.

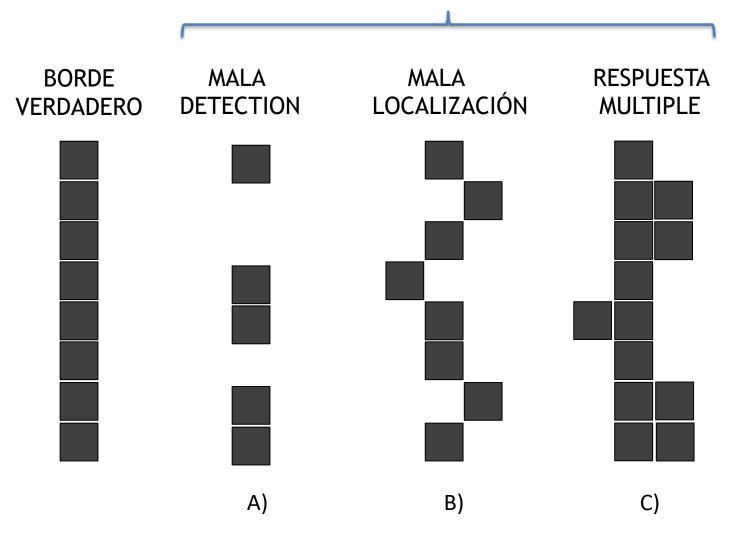


Criterio B) Buena Localización: El borde detectado debe ser cercano al real.



Criterio C) Respuesta única: Se debe detectar sólo un borde y no múltiples.

#### NO CUMPLE LOS CRITERIOS



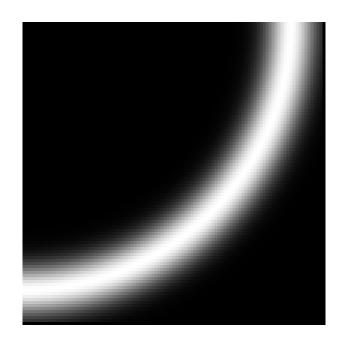
#### Detector de Canny

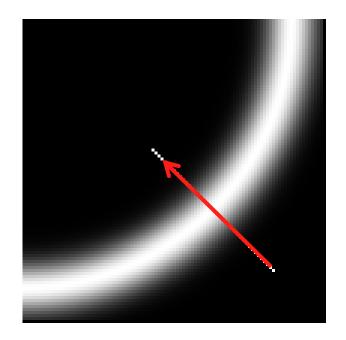
La máscara óptima es muy similar a la derivada de una Gaussiana.

La idea es usar esta máscara para encontrar los máximos locales del gradiente de la imagen (NMS).

La implementación práctica utiliza el umbral adaptativo del gradiente (para detectar los bordes fuertes y débiles) con histéresis (los bordes débiles se detectan sólo si están conectados a los bordes fuertes)

## Canny Edge Detector - NMS





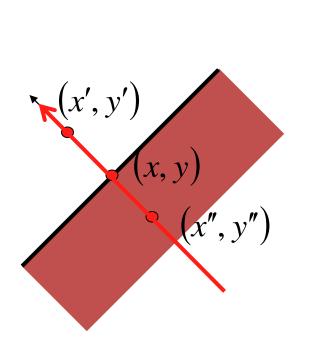
En cada píxel, suprime la intensidad del borde del píxel central (estableciendo su valor en 0) si su magnitud no es mayor que la magnitud de los dos vecinos en la dirección del gradiente.

Non-Maximum Suppression (NMS)

### **Detector Canny - NMS**

(non-maximum suppression)

 Suprime los pixeles del Gradiente que no son máximos locales



$$M(x,y) = \begin{cases} |\nabla S|(x,y) & \text{if } |\nabla S|(x,y) > |\nabla S|(x',y') \\ & & & & \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

### **Detector Canny - NMS**





 $|\nabla S| \ge Threshold = 25$ 

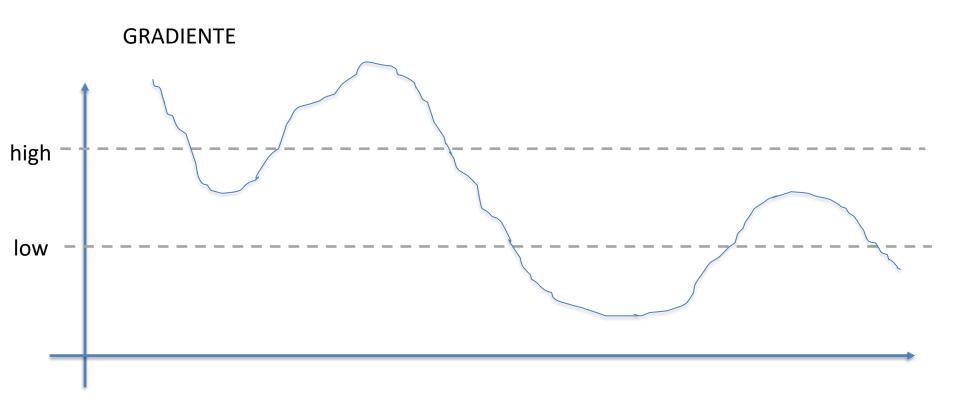


M



 $M \ge Threshold = 25$ 





Hysteresis Thresholding

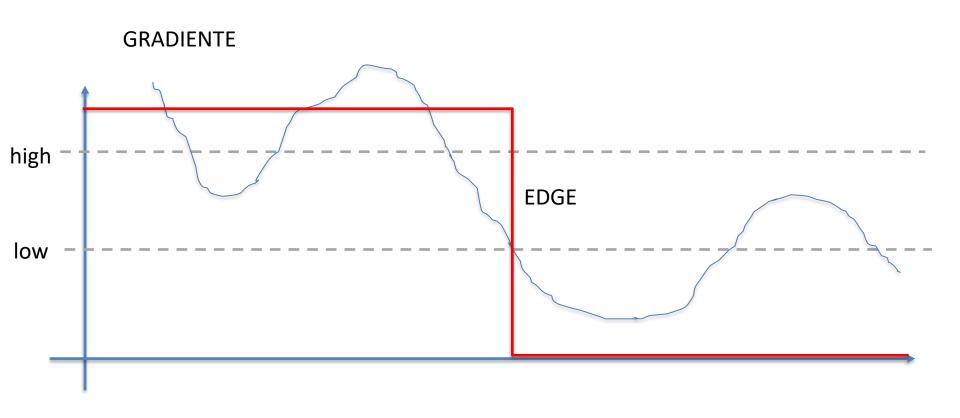
Eel umbral por histéresis se centra en establecer dos umbrales, uno máximo y otro mínimo.

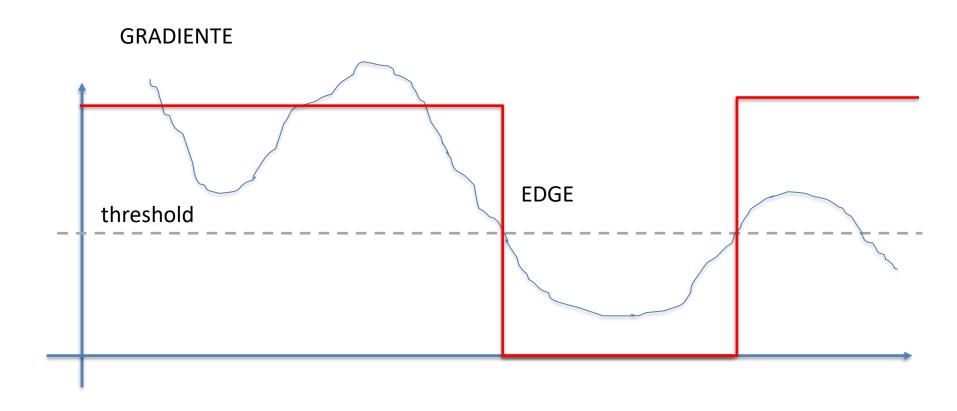
Esto te ayudará a determinar si un píxel forma parte de un borde o no. Pueden darse 3 casos:

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".





# SIN HISTÉRESIS

#### Canny



**INPUT** 



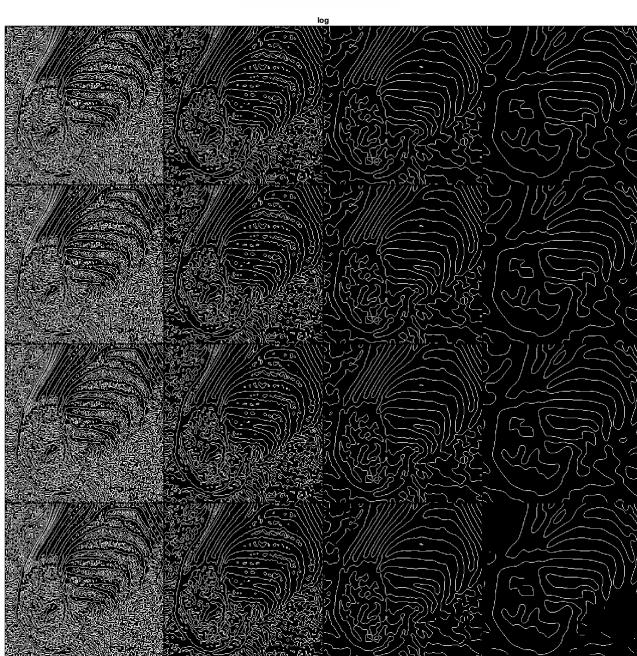


LoG

Ĭ

**INPUT** 





#### Lecturas Sugeridas

- Chapter 8, David A. Forsyth and Jean Ponce,
   "Computer Vision: A Modern Approach"
- Chapter 4, Emanuele Trucco, Alessandro Verri,
   "Introductory Techniques for 3-D Computer Vision"
- Canny, John (1986): "A computational approach to edge detection." *IEEE Transactions on Pattern* Analysis and Machine Intelligence, 6 (1986): 679-698.