Universidad
Popular del Cesar

Tratamiento de Señales
Version 2022-2

PARTE 1

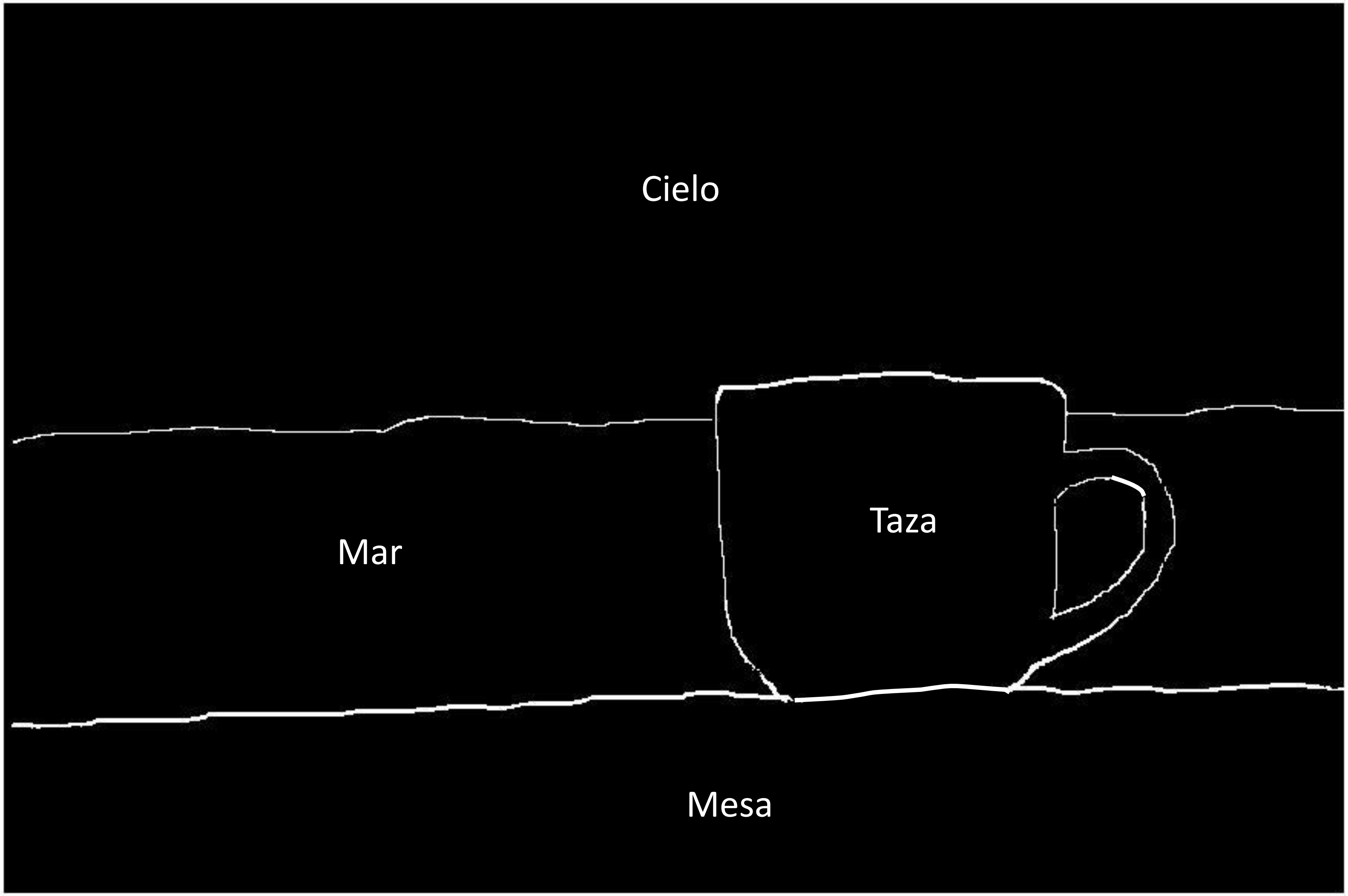
Detección de Bordes

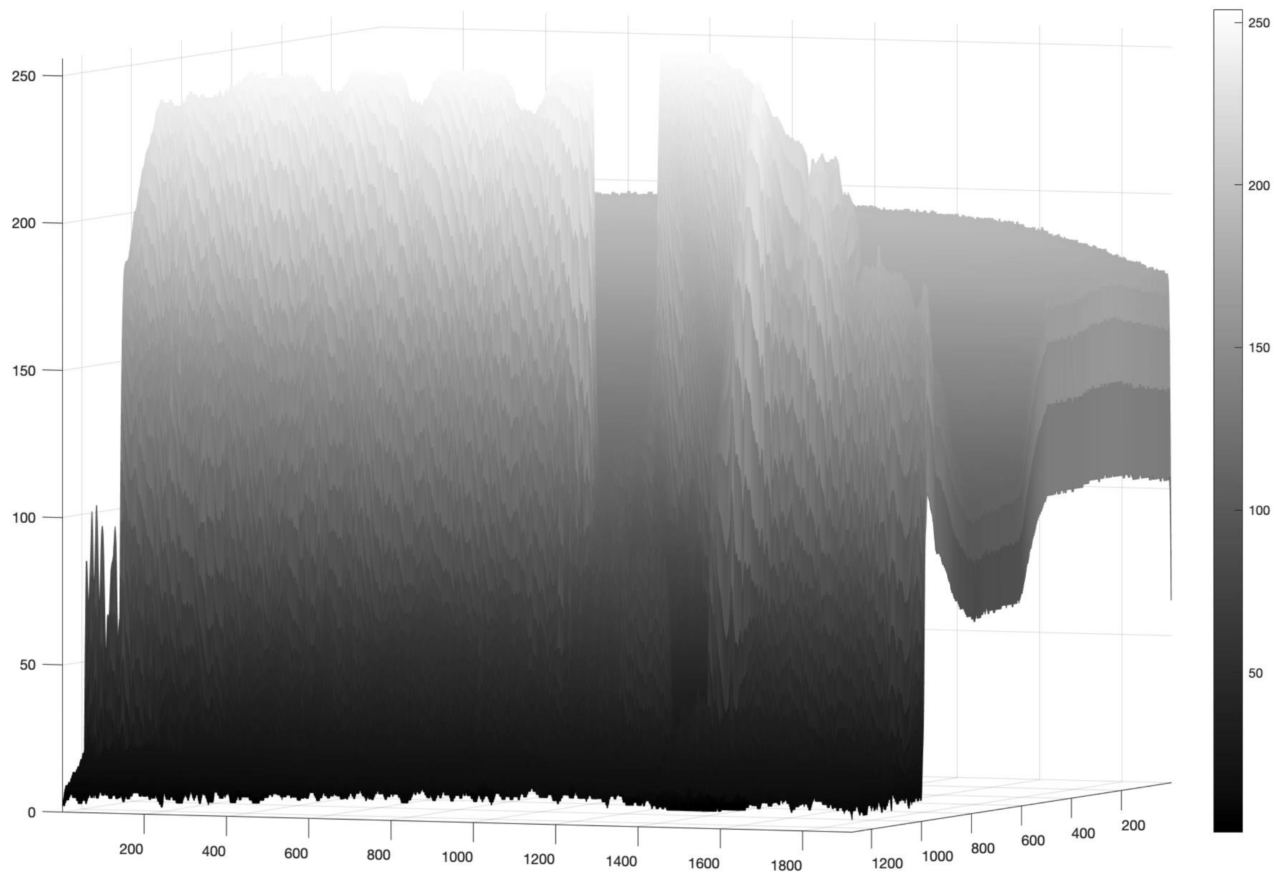
[Capítulo 7]

Dr. José Ramón Iglesias
DSP-ASIC BUILDER GROUP
Director Semillero TRIAC
Ingenieria Electronica
Universidad Popular del Cesar

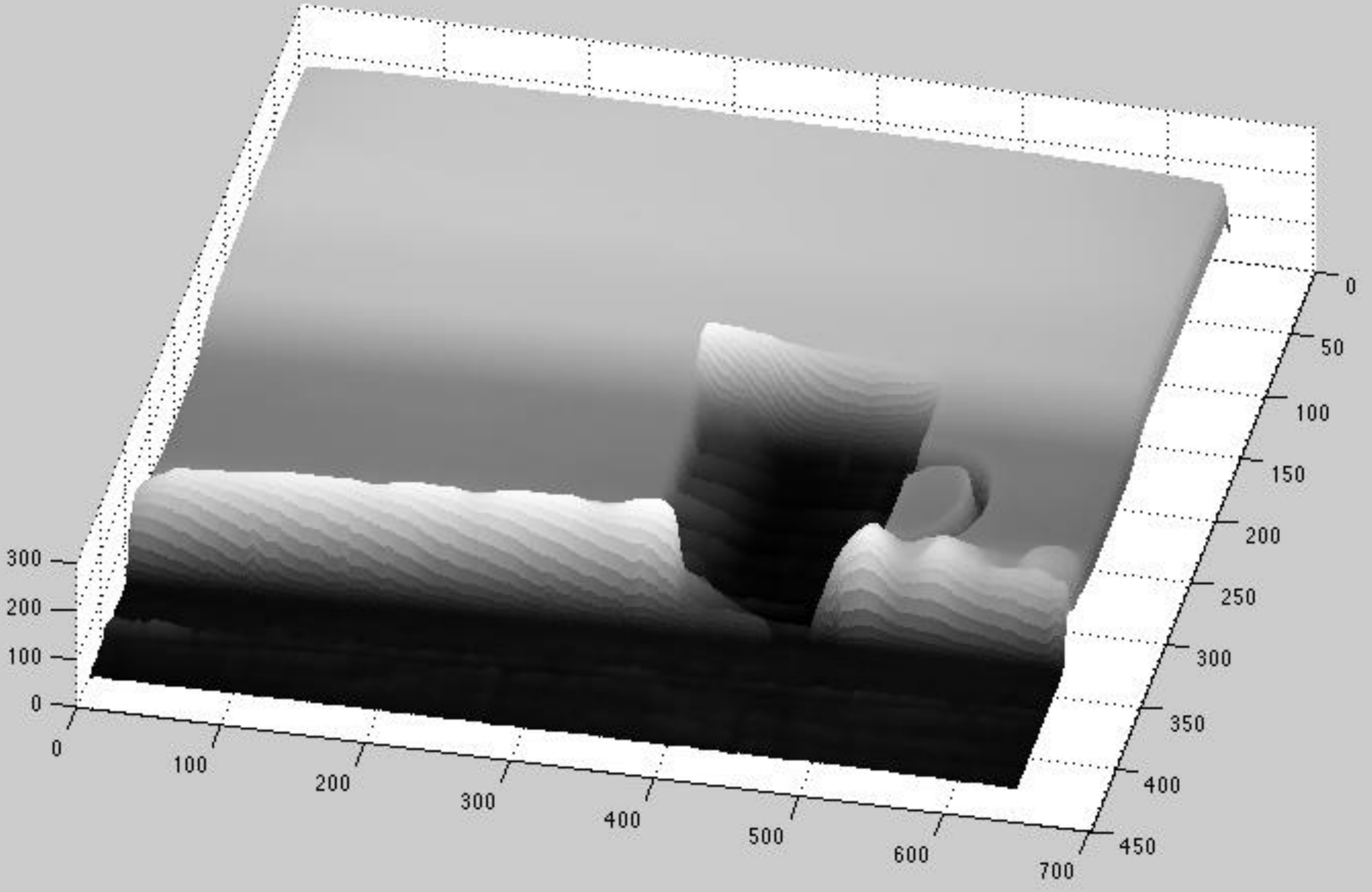

Cielo
Taza
Mar
Mesa


Cielo
Mar
Mesa


Cielo
Taza
Mar
Mesa



250
200
150
100
50
0
200
400
600
800
1000
1200
1400
1600
1800
1200
1000
800
600
400
200
250
200
150
100
50


0
100
200
300
400
500
600
700
0
50
100
150
200
250
300
350
400
450
0
100
200
300

Los bordes de una imagen se calculan a partir del Gradiente

La supresión non-maximun 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:

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

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

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 fx(x,y) (gradiente de fila GF(i,j)) puede aproximarse por la diferencia de píxeles adyacentes de la misma fila.

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

GRANDIENTE EN DIRECCIÓN i

-1	1

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

GRANDIENTE 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:

$\mathbf{h}$ Máscara que realiza el gradiente y filtra el ruido (filtro pasa bajos)

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

GRANDIENTE EN DIRECCIÓN i

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

GRANDIENTE 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

Los bordes de una imagen se calculan a partir del Gradiente

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

En las imágenes el Δx más pequeño es 1:

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

GRANDIENTE EN DIRECCIÓN i

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

GRANDIENTE 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

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

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

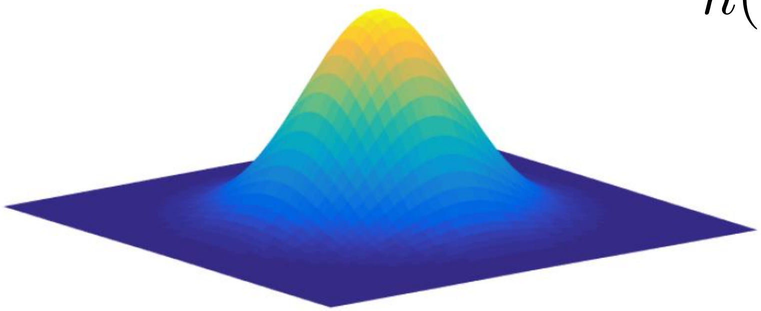
$$h_{\text{Gauss}}(m,n) = m \cdot e^{-\frac{m^2+n^2}{2\sigma^2}}$$

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

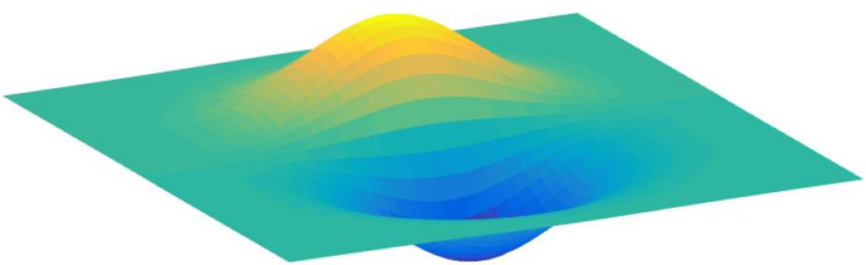
En el operador Prewitt (-1 0 +1) se involucran a los vecinos de filas / columnas adyacentes para proporcionar mayor inmunidad al ruido

Máscaras Gaussianas

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

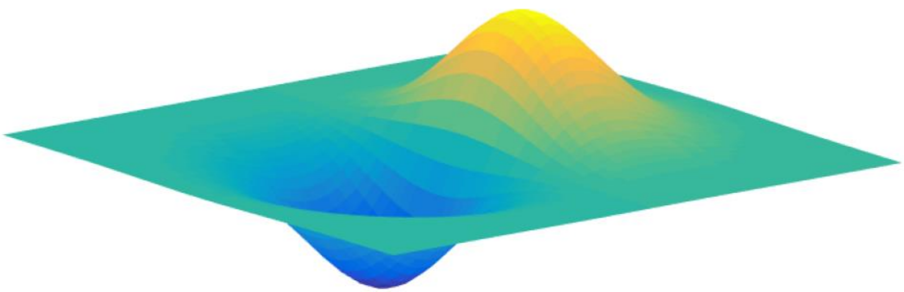


FILTRO PASABAJOS



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

GRADIENTE EN DIRECCIÓN x



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

GRADIENTE EN DIRECCIÓN y

Ejemplos

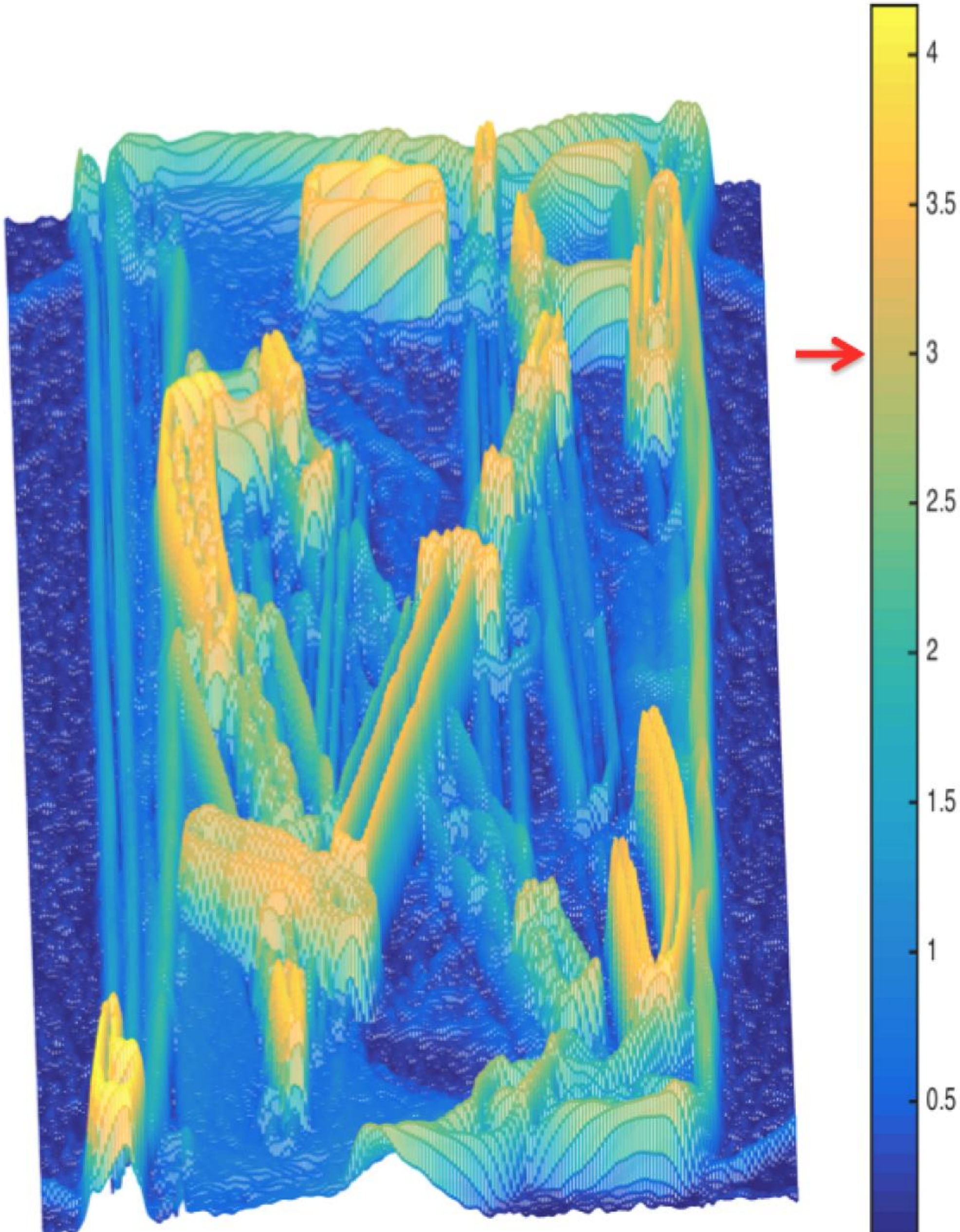
Ejemplos

Original

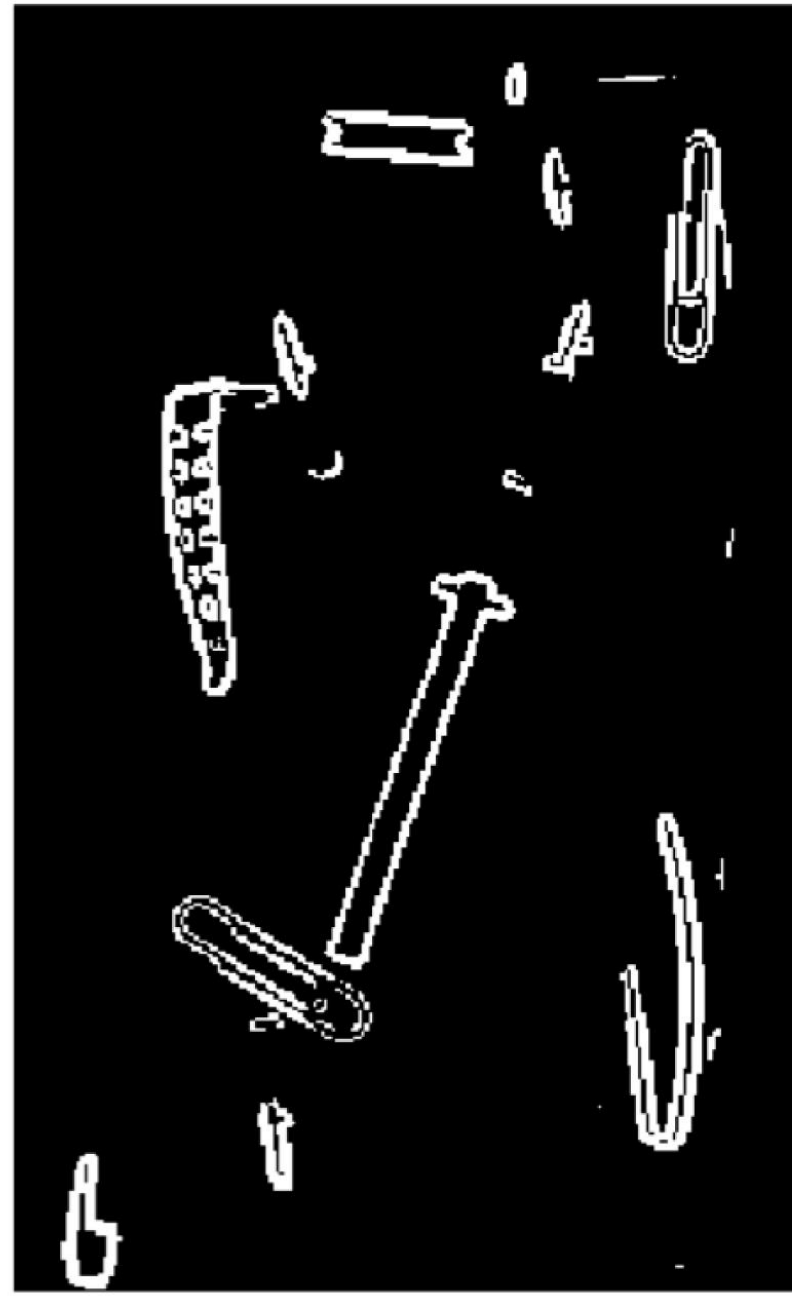
Sobel

Prewitt

Gaussian



Gaussiana
(escala logarítmica)



Threshold = 3