



INTRODUCCION A LA VISION COMPUTACIONAL

Daniela Opitz

Universidad del Desarrollo

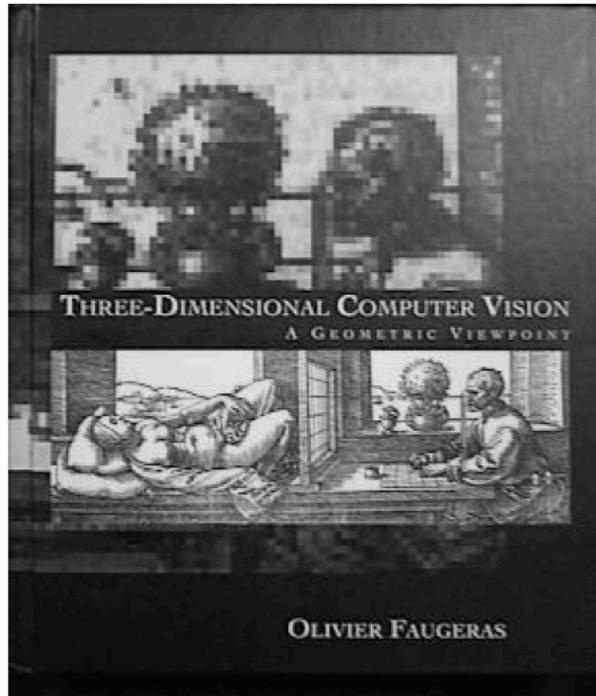
Clase 01

CLASE DE HOY

- Introduction a la detection de características
 - Bordes
 - Esquinas
 - Detector de Esquinas Harris-Detector
 - SIFT
-

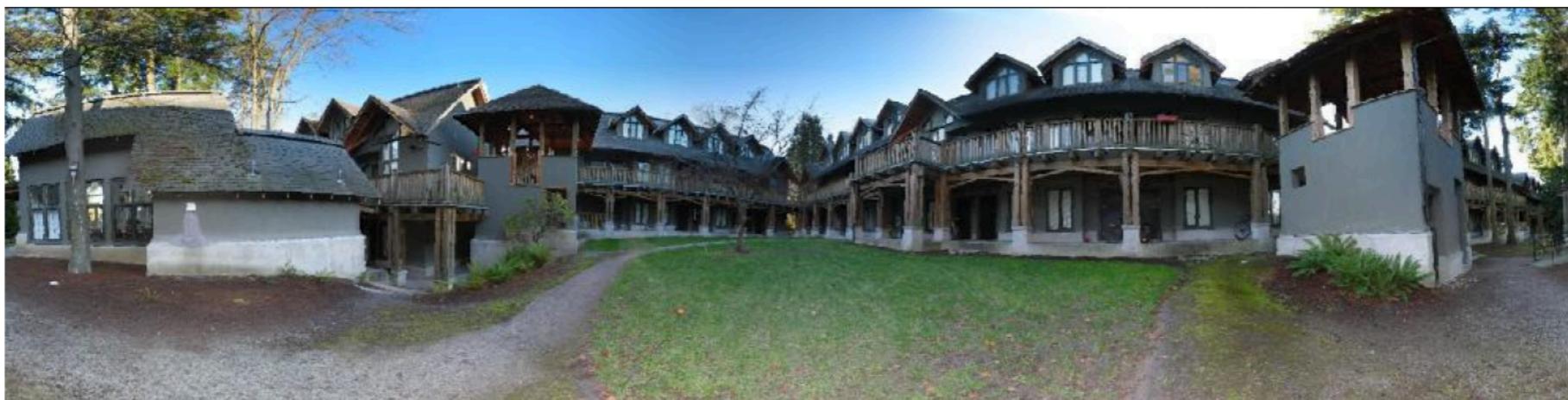
MOTIVACIÓN

Detección de Características para Reconocimiento

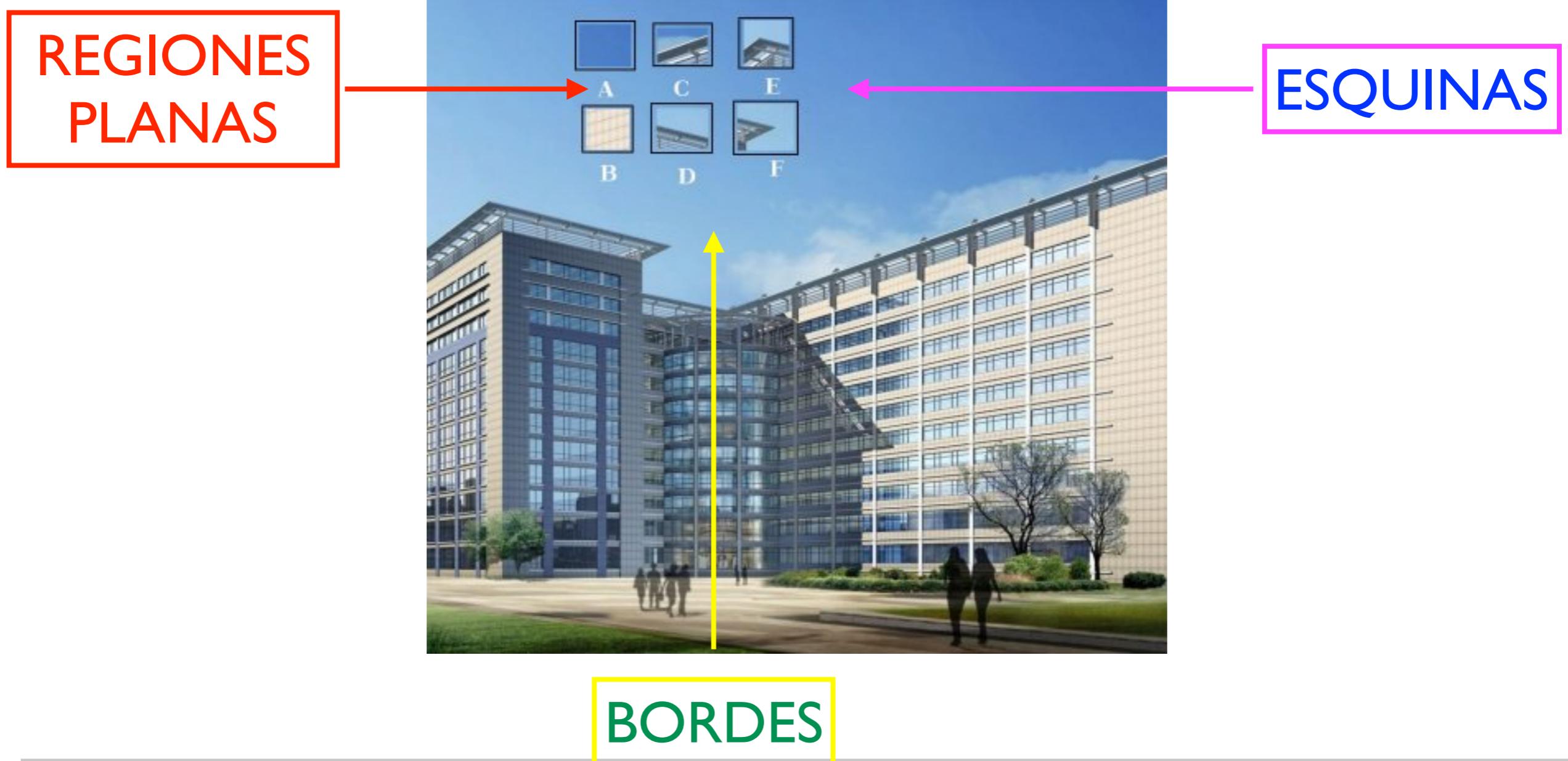


MOTIVACIÓN

- Detección de Características para Construcción de Panoramas

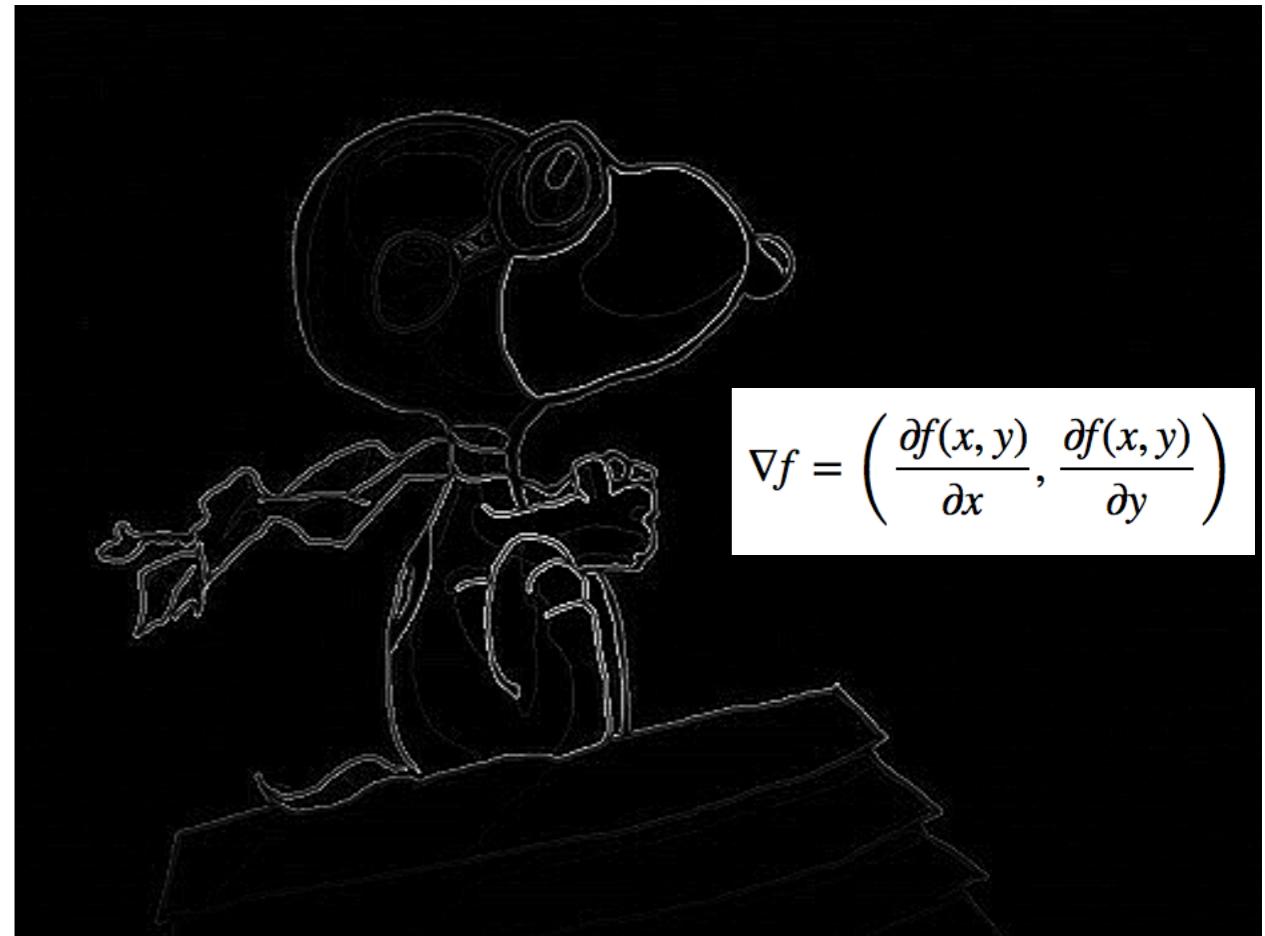


DETECCION Y DESCRIPCION DE CARACTERISTICAS



BORDES

- La detección de bordes es una herramienta común e importante en CV, particularmente en las áreas de detección y extracción de características. Se pueden definir como el cambio de intensidad entre dos regiones de la imagen.
- La mayoría de las técnicas para detectar bordes utilizan aproximaciones de la primera y la segunda derivada de la función intensidad de una imagen.



KERNELS

- En CV son operadores que sirven para calcular aproximaciones de operaciones específicas.
- También se les conoce como matriz de convoluciones o máscaras.

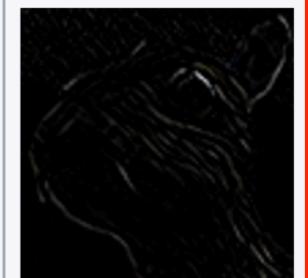
Identity

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$



Edge detection

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

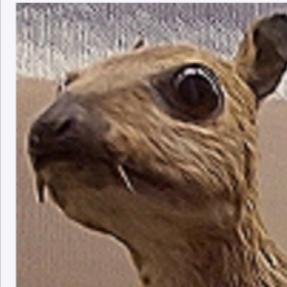
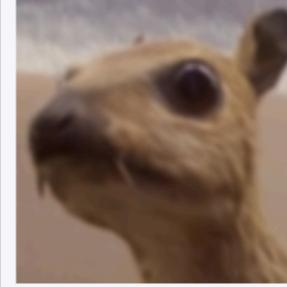
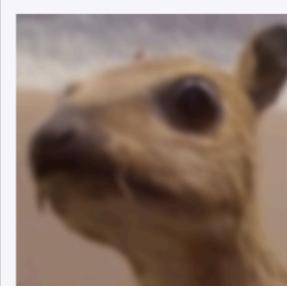
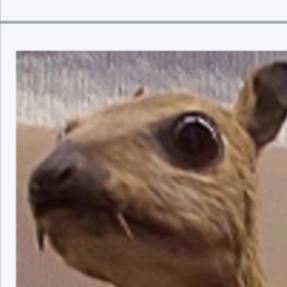


$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$



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



Sharpen	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	
Box blur (normalized)	$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	
Gaussian blur 3 × 3 (approximation)	$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	
Gaussian blur 5 × 5 (approximation)	$\frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$	
Unsharp masking 5 × 5 Based on Gaussian blur with amount as 1 and threshold as 0 (with no image mask)	$\frac{-1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & -476 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$	

¿COMO USAR KERNELS?

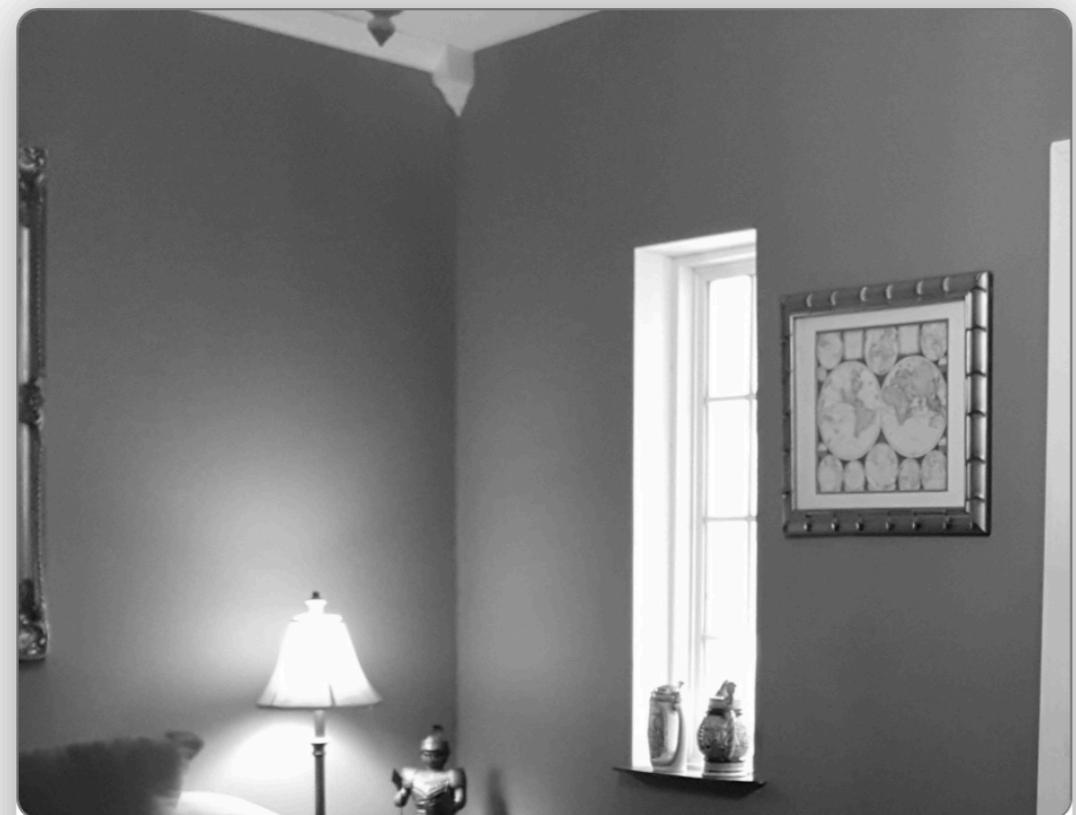


Figure 1: The original grayscale image

105	102	100	97	96	
103	99	103	101	102	
101	98	104	102	100	
99	101	106	104	99	
104	104	104	100	98	

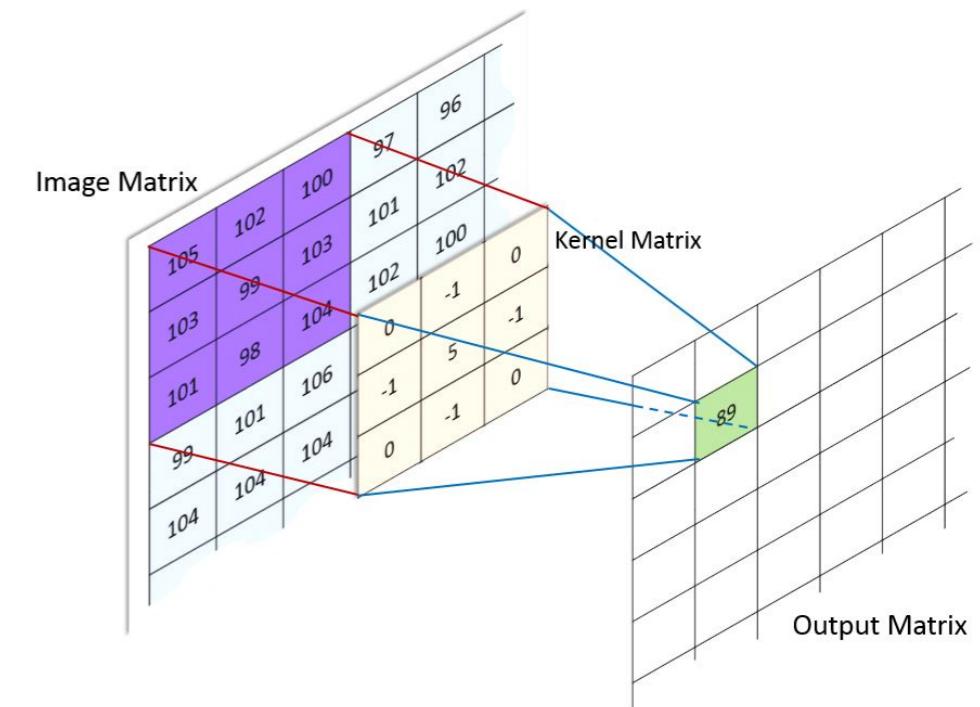
Figure 2: The first 5 columns and rows of the image in Figure 1

COMO USAR KERNELS

1. Volte el kernel horizontal y verticalmente.
Como el kernel seleccionado es simétrico,
el kernel volteado es igual al original.
2. Coloque el elemento central del kernel
volteado en cada píxel de la imagen.
3. Multiplique cada elemento del kernel con el
píxel correspondiente de la imagen.

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

Kernel



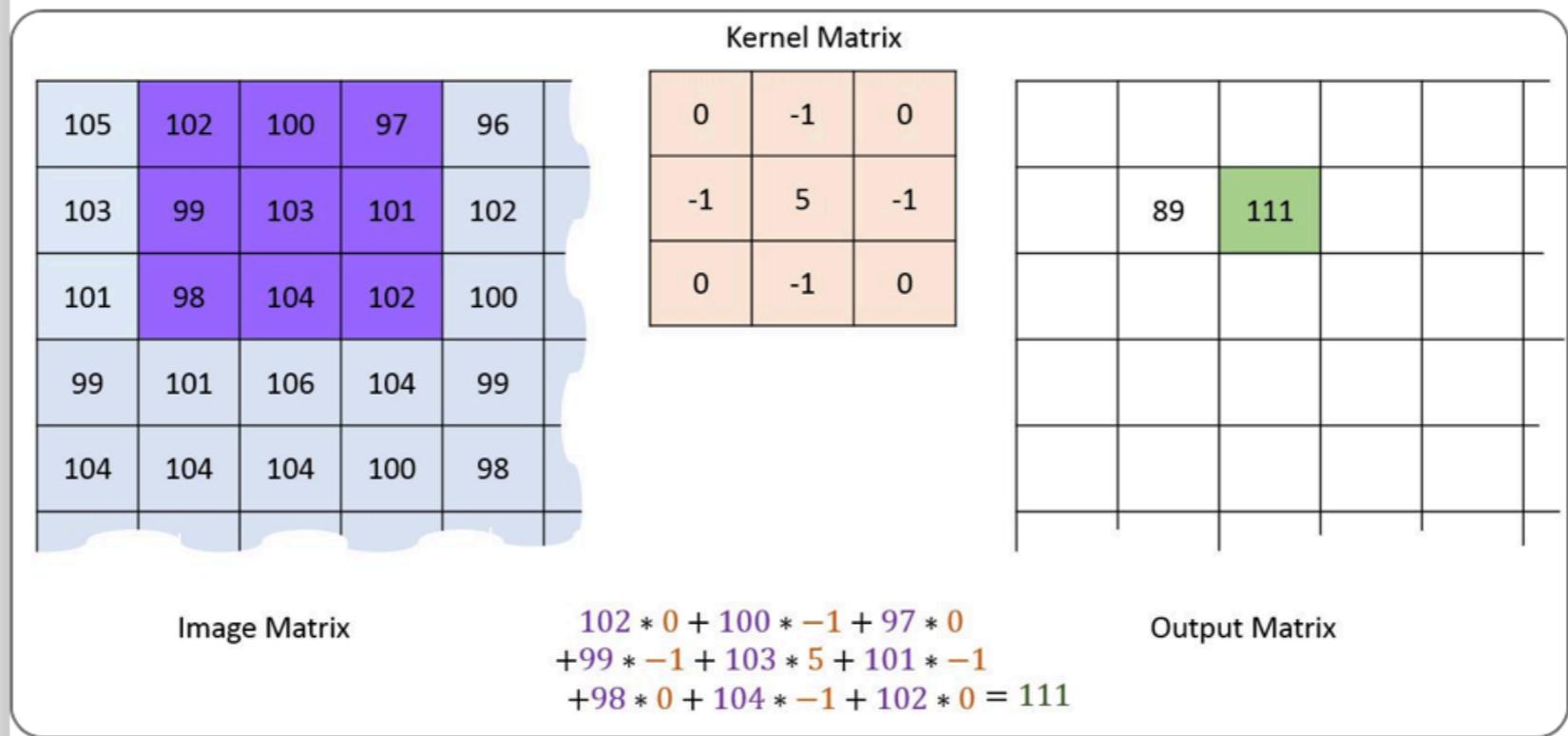
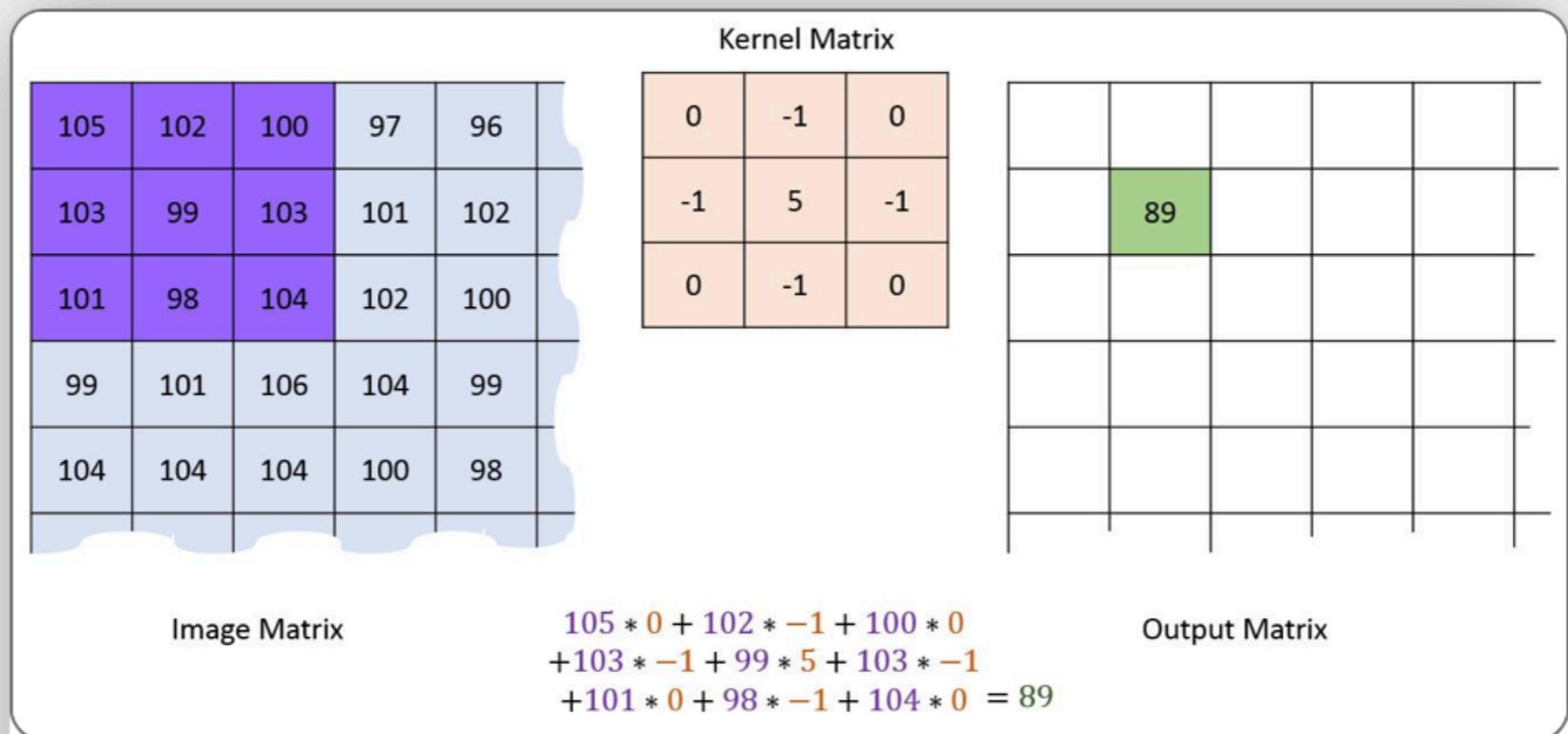


Figure 4: Convolution calculation

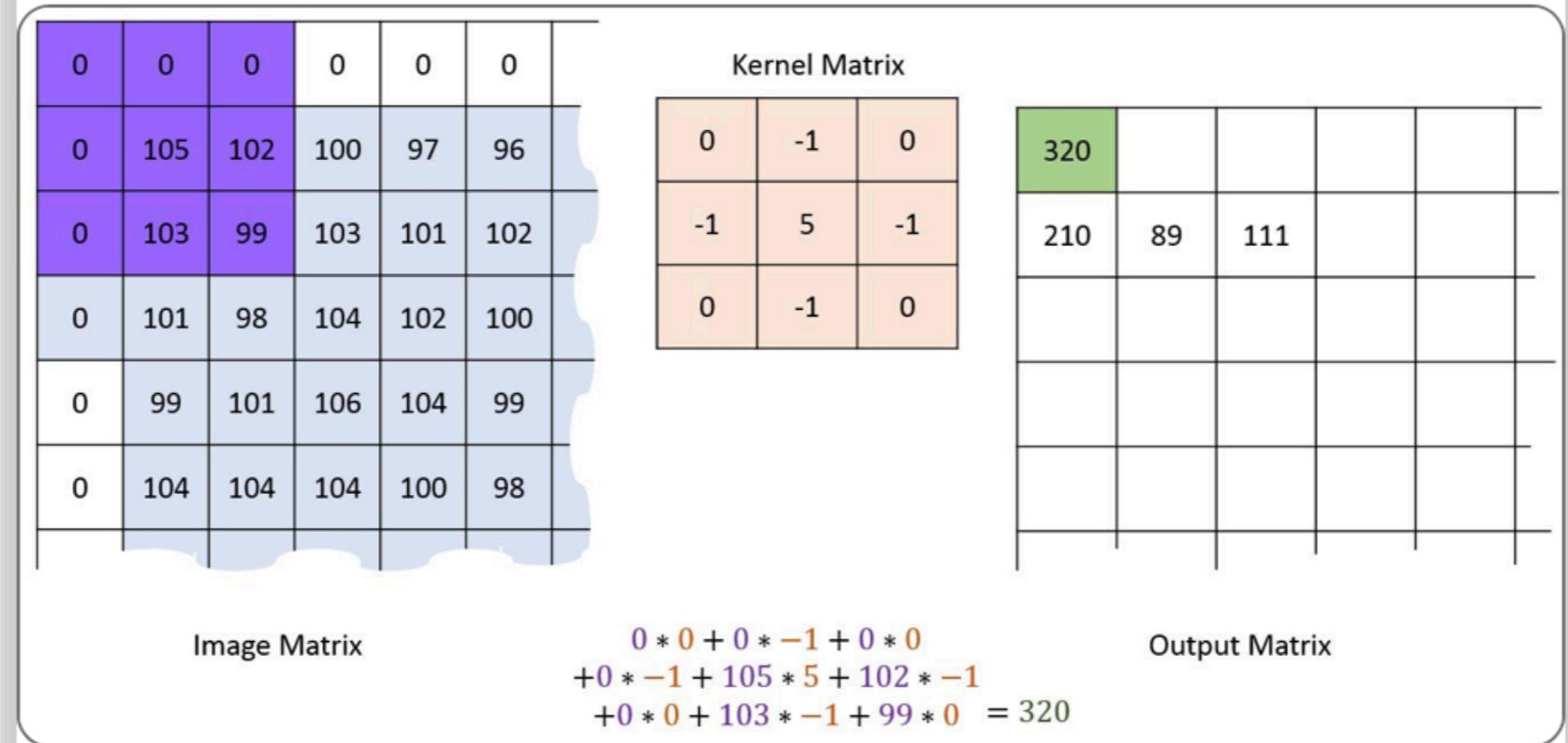
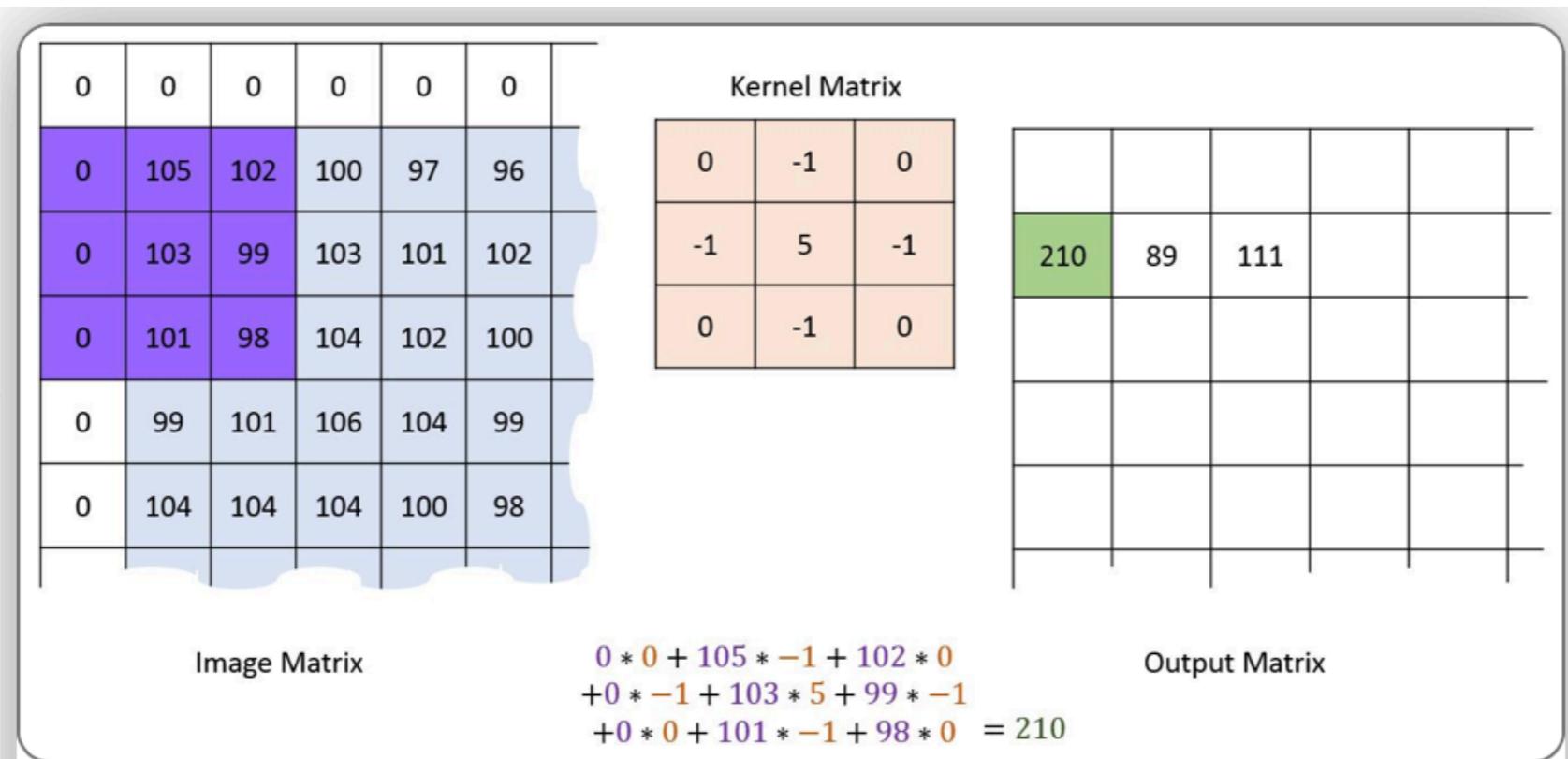


Figure 5: Convolution calculation on borders

COMO USAR KERNELS

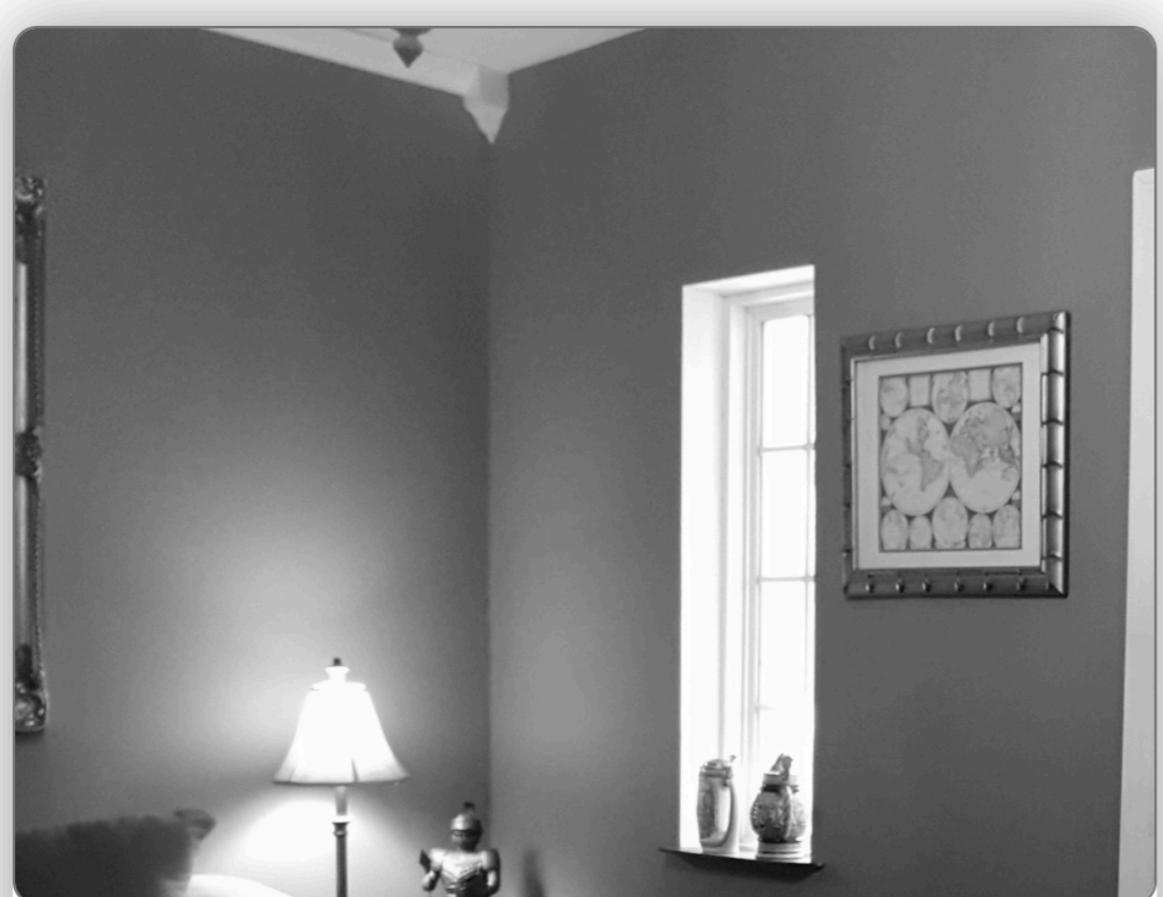


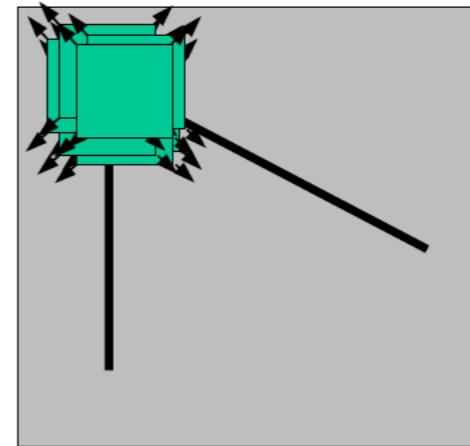
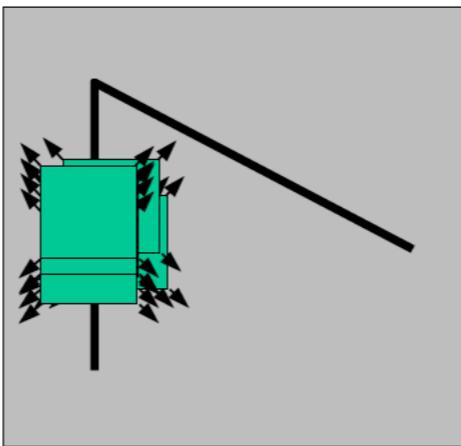
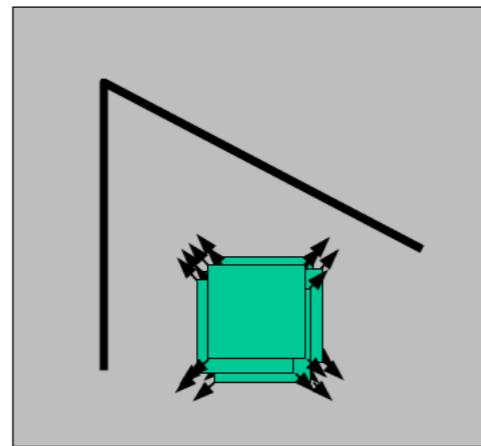
Figure 1: The original grayscale image



Figure 7: Sharpened image

DETECTOR DE ESQUINAS

HARRIS DETECTOR



Región Plana

No hay cambios en
ninguna dirección

Bordes

Hay cambios en
algunas direcciones

Esquinas

Hay cambios en
todas direcciones

HARRIS DETECTOR

$$E(u, v) = \sum_{x,y} \underbrace{w(x, y)}_{\text{windows-intensity}} \frac{\overbrace{I(x + u, y + v)}^{\text{shifted-intensity}} - \overbrace{I(x, y)}^{\text{intensity}}}{[I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2}$$

El término $I(x + u, y + v)$ puede ser aproximado utilizando una expansión de Taylor tal que

$$I(x + u, y + v) \approx I(x, y) + I_x(x, y)u + I_y(x, y)v$$

donde I_x I_y son las derivadas o gradientes en las direcciones x e y.

Reemplazando el término anterior en la expresión para $E(u, v)$ se obtiene:

$$E(u, v) \approx \sum_{x,y} w(x, y)[I_x u + I_y v]^2$$

Lo que puede ser reescrito como:

$$E(u, v) \approx (u, v) M \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix}$$

donde

$$M \approx \sum_{x,y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x I_x & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y I_y \end{bmatrix}$$

Para determinar una esquina es podemos usar la siguiente expresión:

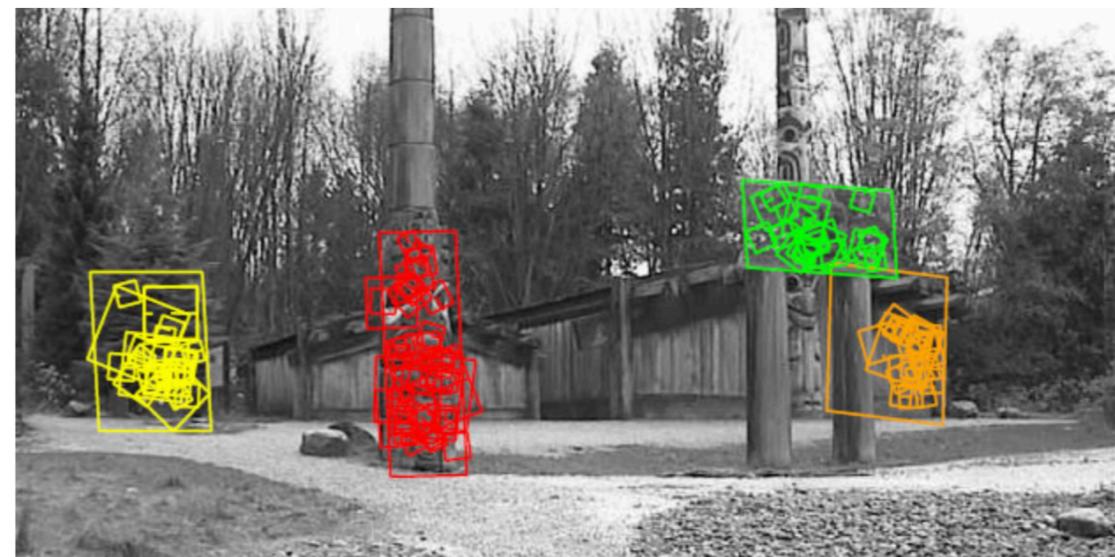
$$\frac{\det(M)}{\text{traza}(M)}$$

¿COMO PUEDO COMPARAR PUNTOS EN IMÁGENES LIGERAMENTE DISTINTAS?



Busco esquinas y construyo descriptores de esquinas!

¿COMO PUEDO RECONOCER OBJETOS ROTADOS Y A DISTINTA ESCALA EN UNA IMAGEN?



SIFT

- SIFT es un algoritmo utilizado para detectar y describir características locales en imágenes.
- Localiza ciertos puntos clave y luego proporciona información cuantitativa (descriptores) que pueden usarse, por ejemplo, para el reconocimiento de objetos.
- Los descriptores son invariables frente a rotación y escalamiento.

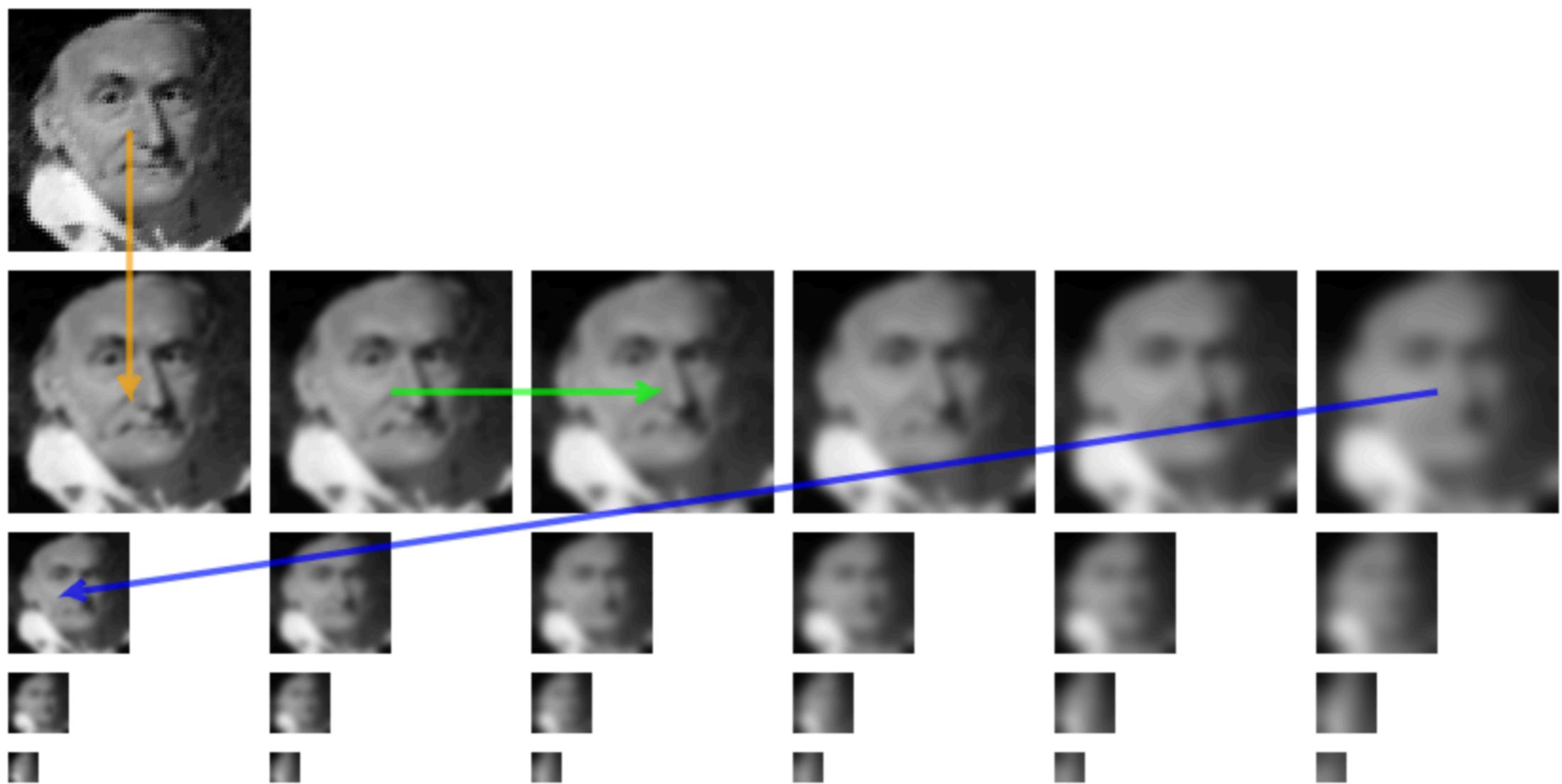
Fuente1: <https://ianlondon.github.io/blog/how-to-sift-opencv/>

Fuente 2: <http://aishack.in/tutorials/sift-scale-invariant-feature-transform-introduction/>

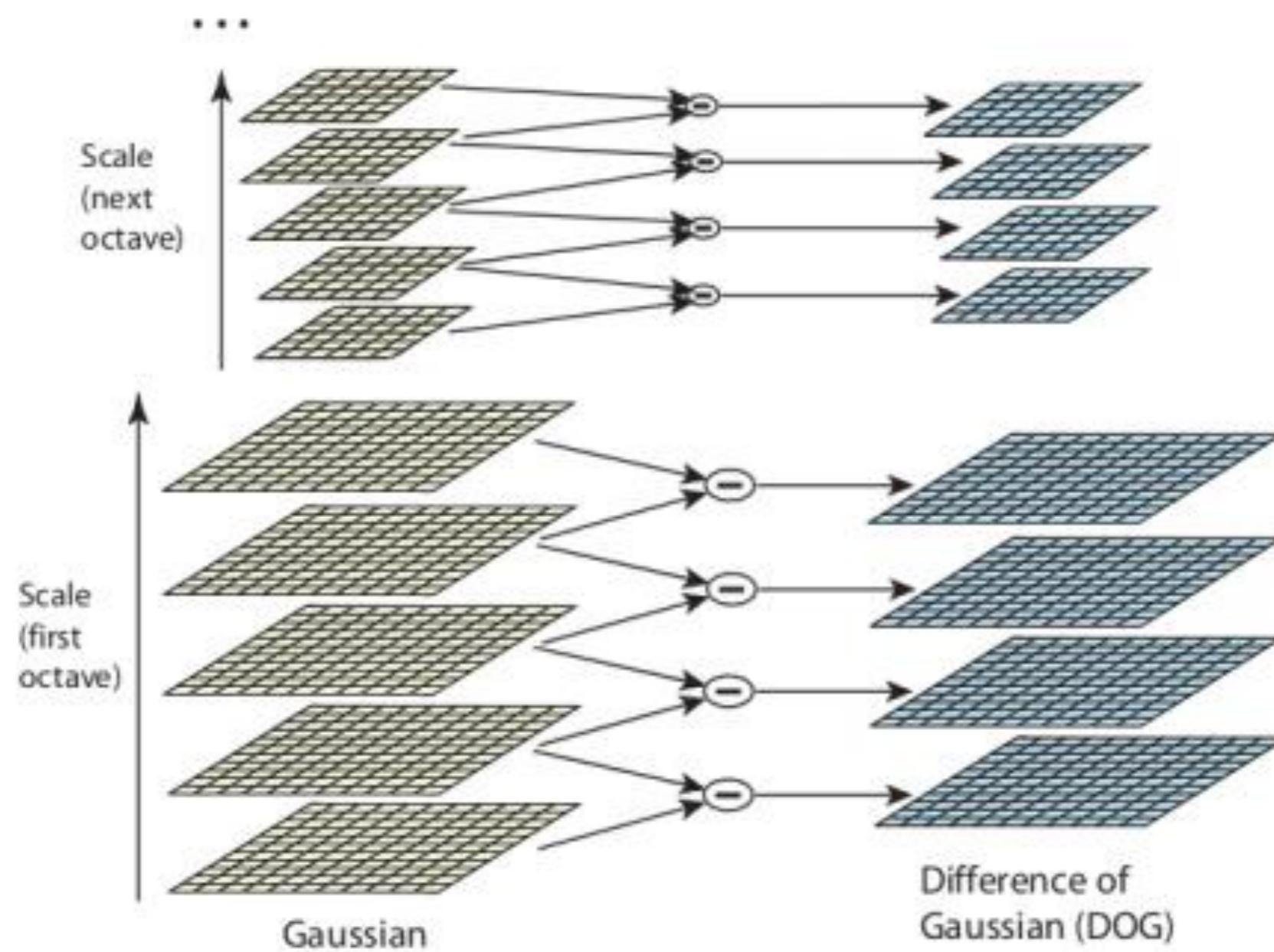
COMO FUNCIONA SIFT?

1. Se construye espacio de la escala
 2. Se calculan las DoGs (Diferencias de Gaussianas)
 3. Se encuentran puntos clave y se remueven los puntos clave de bajo
contraste y los bordes
 4. Define orientaciones de los puntos claves
 5. Generación de características
-

I. ESPACIO DE ESCALA



2. DIFERENCIAS DE GAUSSEANAS (DOGS)



2. DIFERENCIAS DE GAUSSEANAS (DOGS)

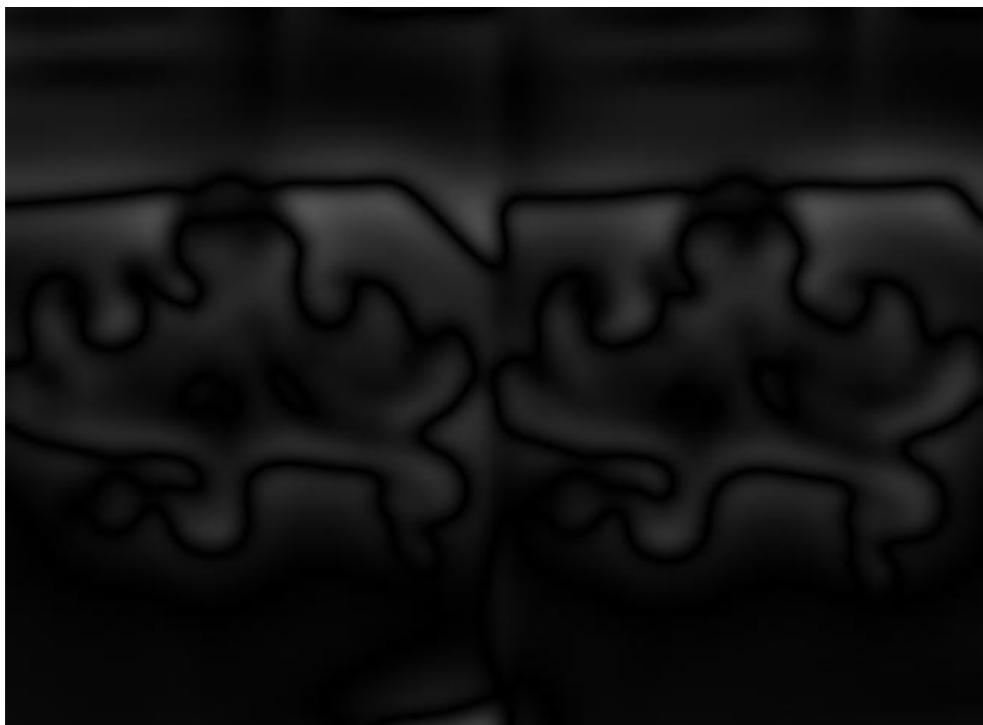


10, 5



10, 25

2. DIFERENCIAS DE GAUSSEANAS (DOGS)



25,10



100, 25

3-DETECCION DE PUNTOS CLAVE

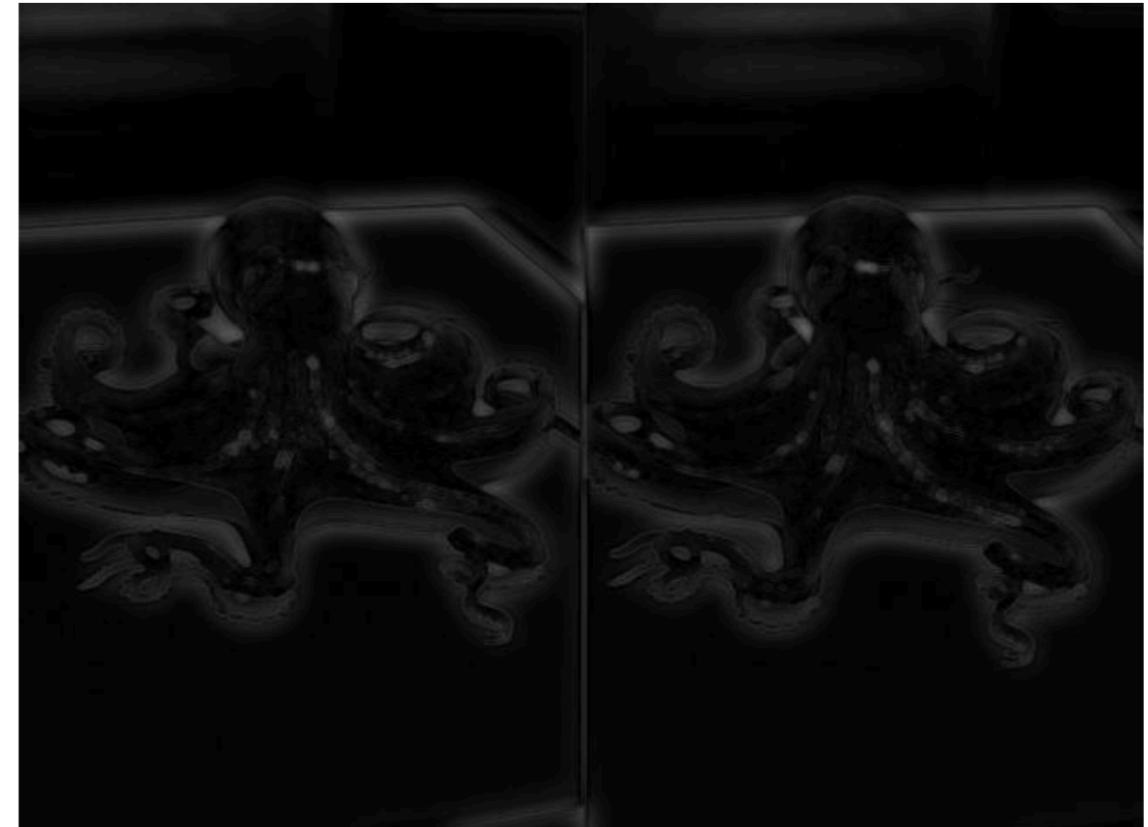
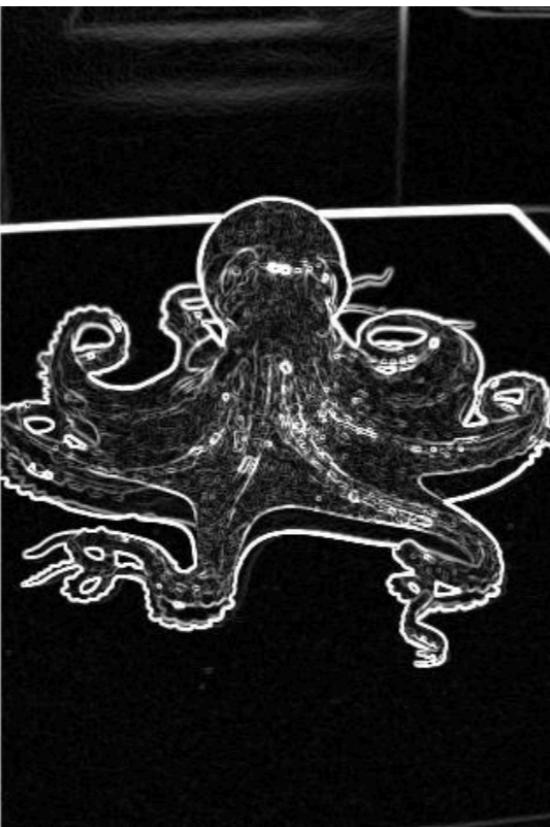
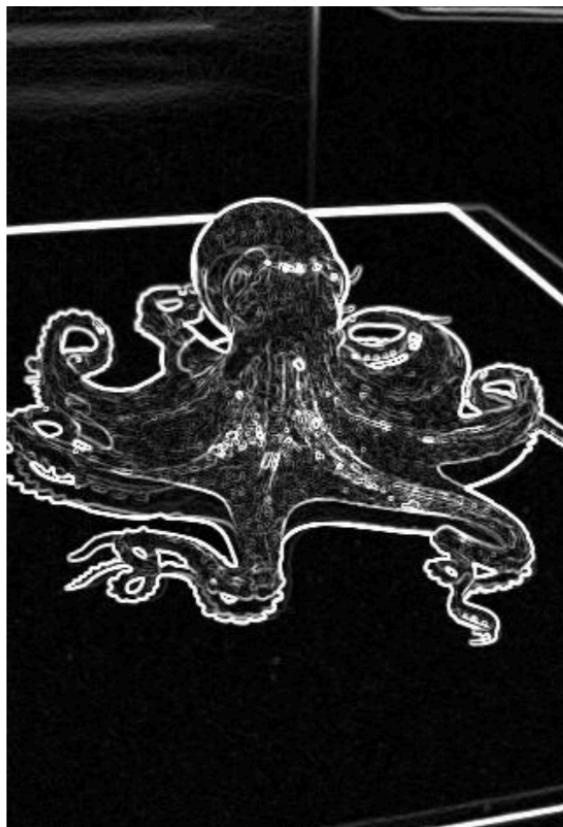
1. Se remueven los bordes calculando gradientes perpendiculares (los bordes no son tan buenos para caracterizar).
2. Para cada punto de interés se guarda su octava.
3. Se refinan los puntos de interés removiendo puntos de interés con bajo contraste (intensidad).

Región plana: Dos gradientes iguales.

Borde: Un gradiente grande (perpendicular al borde) y otro pequeño (a lo largo del borde).

Esquina: Ambos gradientes son grandes

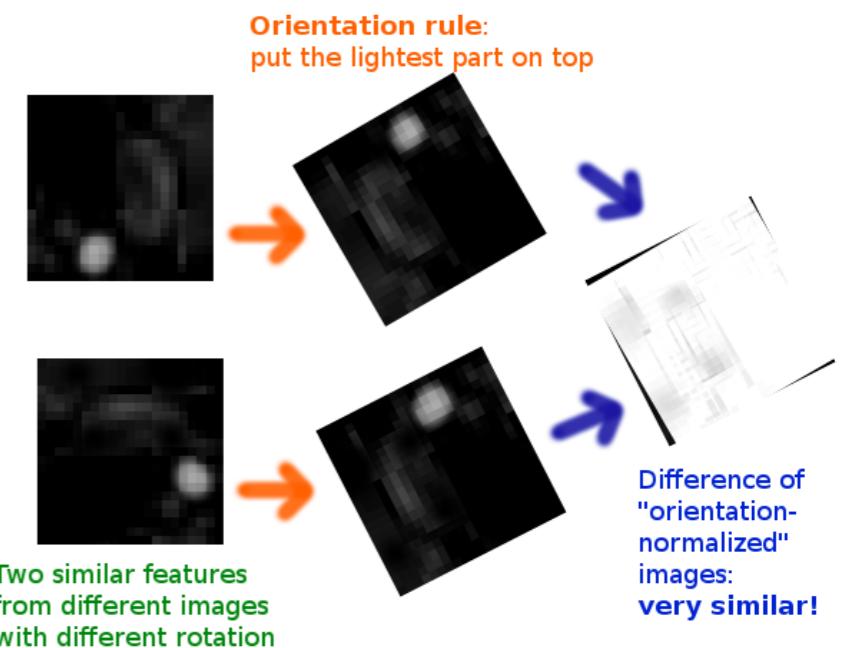
3-DETECCION DE PUNTOS CLAVE



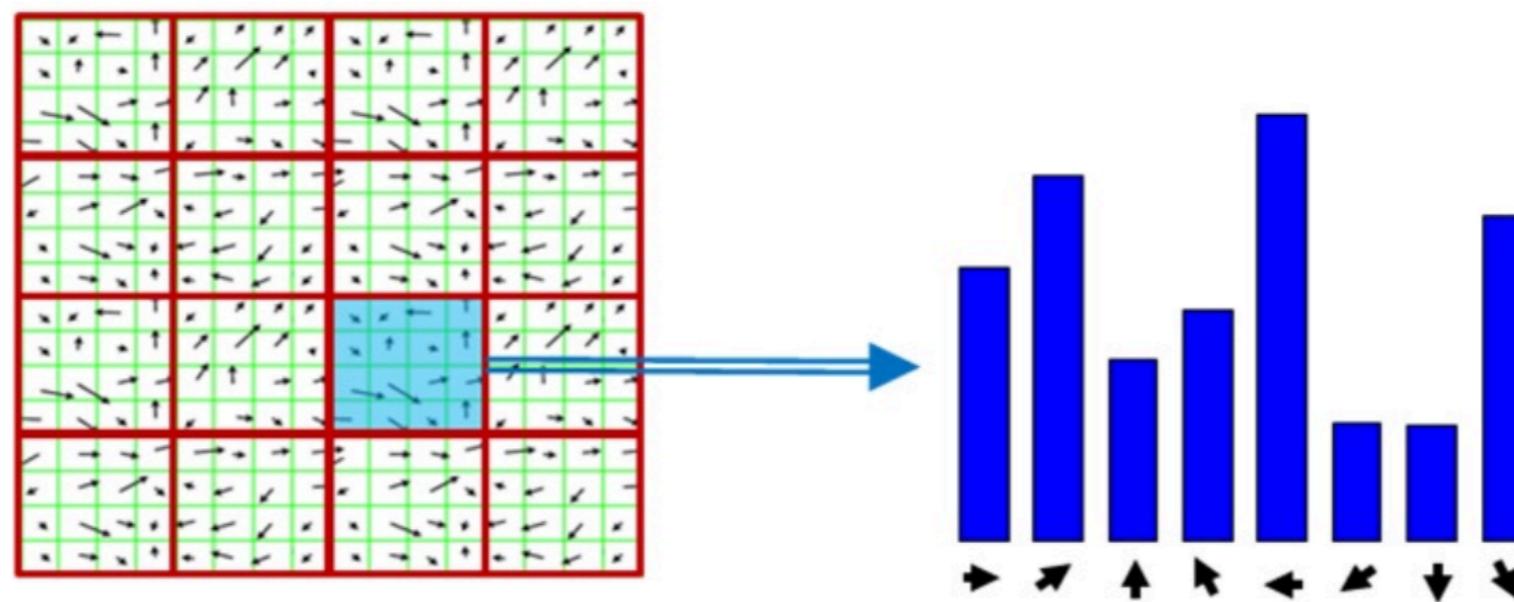
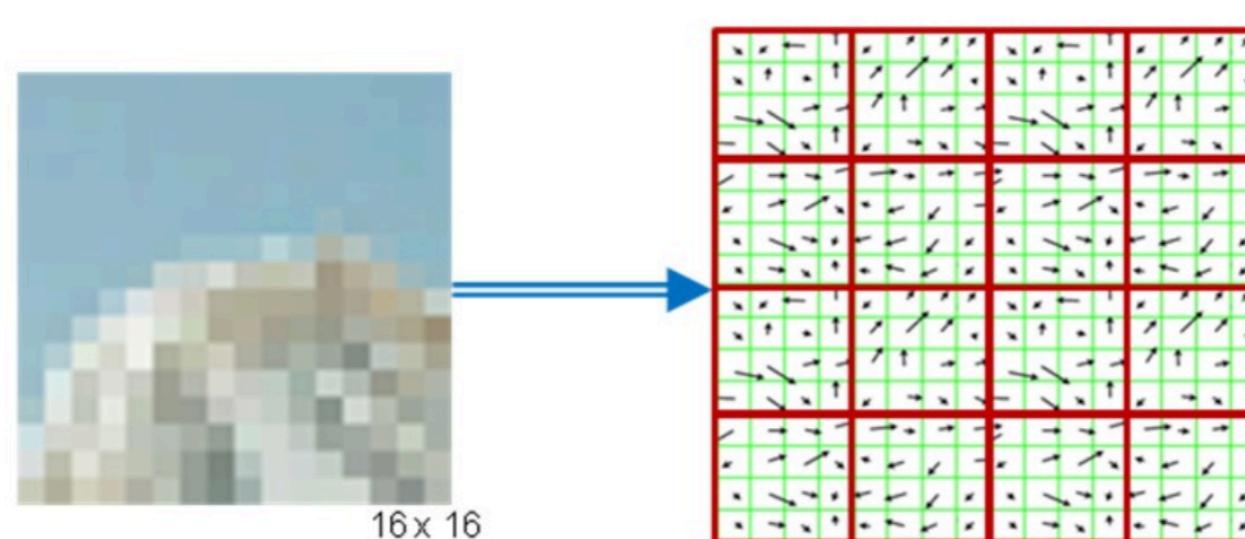
4-DEFINICION DE ORIENTACIONES

Se asigna una orientación en base a la intensidad.

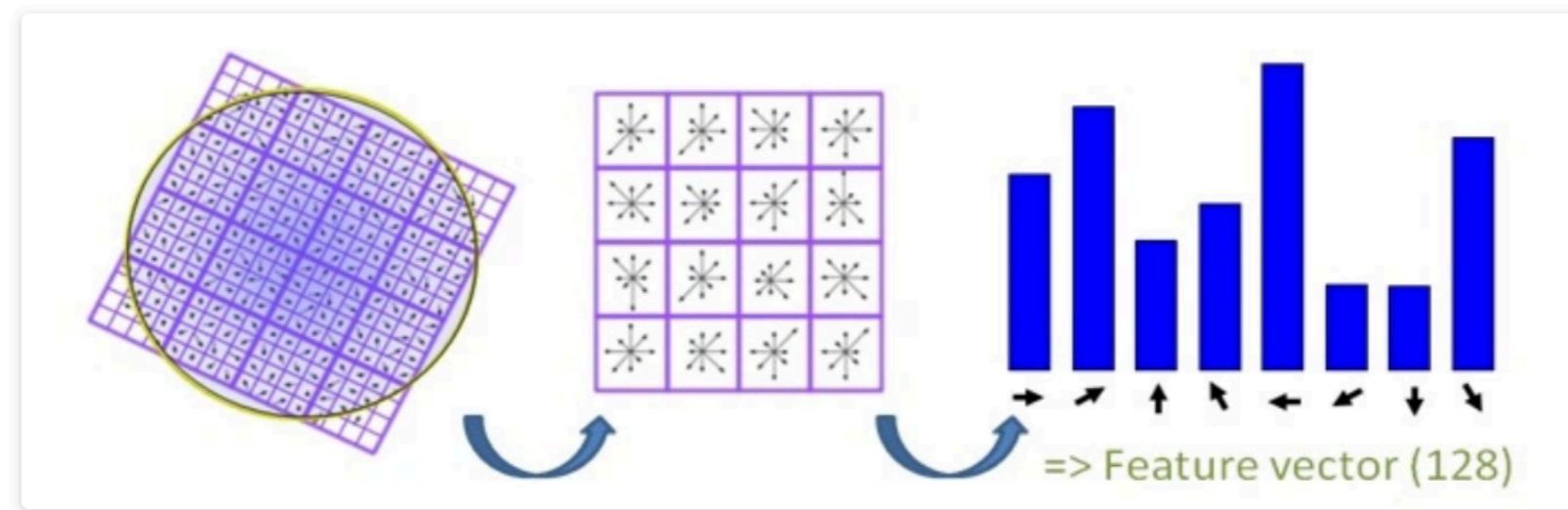
1. Se calculan los gradientes entorno al punto clave
2. Se calculan las orientaciones y la magnitudes
3. Se crea un histograma de orientaciones donde cada bin representa un rango en grados de 0-360.
4. Se define el peak del histograma como la orientación de característica.



4-DEFINICION DE ORIENTACIONES



4-DEFINICION DE ORIENTACIONES



Dimension 128 (16x8)

Histograma de Orientaciones (HOG)