Lección 6
Detector de puntos característicos en las imágenes

Reynaldo Martell, Hugo Estrada, Julio Cruz,Jesús Savage, Marco Negrete

10 de junio de 2021

Características y Descriptores.

Objetivo: Extraer y etiquetar información pertinente.

- Extracción de características:
  1. Bordes
  2. Formas geométricas (lineas, circulos)
  3. Esquinas
  4. Espacio-escala

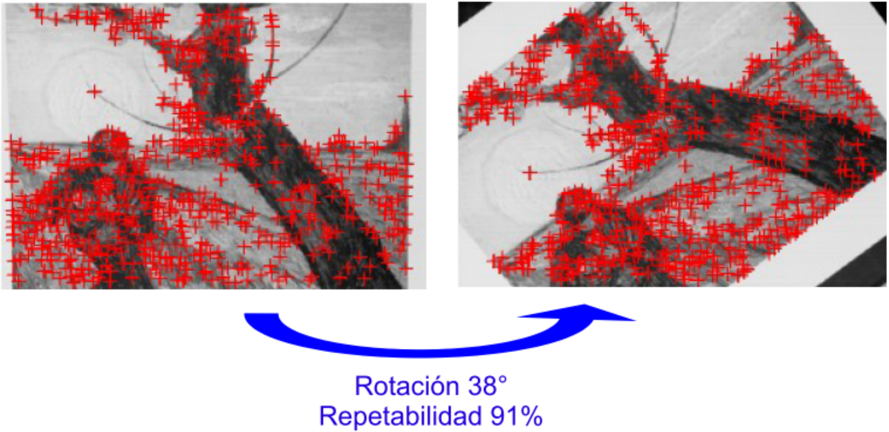
Características.

1. Encontrar propiedades interesantes de la imagen.
2. Existen dos tipos:
    1. **Características globales:** Representan propiedades de la imagen completa.
    2. **Características locales:** Son puntos o regiones sobresalientes de la imagen. Son las que vamos a estudiar.

Características Locales.

1. Propiedades deseables.
    1. **Localizadas:** Representan una región bien definida de la imagen (punto, línea, región conexa).
    2. **Significativas:** Son elementos de la imaǵen que corresponden a elementos interesantes de la escena (Por ejemplo regiones o bordes de los objetos).
    3. **Robustas:** Aparecen y son detectables en imagenes de una misma escena tomadas bajo varias condiciones (cambio de punto de vista, iluminación ...).

Detector de puntos característicos independientes de la rotación



Detección de bordes.

- Los bordes son caracteristicas importantes, ya que frecuentemente delimitan objetos.
- Un borde (o contorno) es un conjunto de puntos en los cuales la intensidad de la imagen varia rápidamente.
- Por lo tanto, se puede detectar usando las derivadas de la imagen.

Detección de bordes.

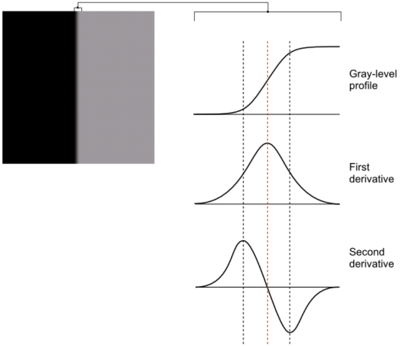


Figura: (a) Dos regiones separados por un borde vertical. (b) Detalle del borde, muestra el perfil de nivel de gris, ádemas la primera y segunda derivada del perfil.

En la práctica los bordes son más parecidos a una rampa de niveles que a un escalon, por que el proceso de adquisición suaviza las transiciones.

Detección de bordes.

- Dos maneras posibles.
  - Buscar máximos de la primera derivada **(gradiente)** .
  - Buscar cruces por cero de la segunda derivada **(Laplaciano)** .
- Comentarios sobre la segunda derivada.
  - Su magnitud produce dos respuestas para cada borde.
  - Su signo determina si un pixel está en el lado claro u oscuro del borde.

Primera Derivada: Operador Gradiente

La primera derivada de una imagen digital está basada en varias aproximaciones del gradiente en 2D. El gradiente de una imagen $f(x, y)$ en la posición (x, y) está definido como el vector:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (1)$$

El vector gradiente apunta a la dirección con la velocidad de cambio máxima de f en las coordenadas (x, y).

Primera Derivada: Operador Gradiente

La maginitud del vector Gradiente está dada por:

$$||\nabla f|| = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \approx |f_x| + |f_y| \tag{2}$$

Y la dirección de ∇f en (x, y): $\theta = \tan^{-1}(\frac{f_y}{f_x})$

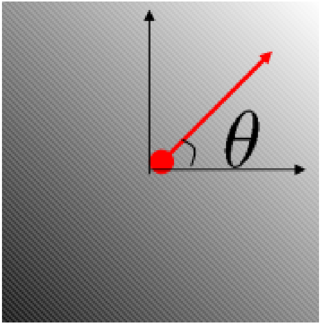


Figura: $\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$

Aproximaciones del gradiente

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) \approx f(x+1, y) - f(x-1, y)$$

Filtro de Prewitt

horizontal			vertical		
−1	−1	−1	−1	0	1
0	0	0	−1	0	1
1	1	1	−1	0	1

Filtro de Sobel

horizontal			vertical		
−1	−2	−1	−1	0	1
0	0	0	−2	0	2
1	2	1	−1	0	1

Aproximaciones del gradiente

Filtrado.

- Se trata de métodos para resaltar o suprimir, de forma selectiva, información contenida en una imagen a diferentes escalas espaciales, para destacar algunos elementos de la imagen, o también para ocultar valores anómalos.
- El proceso de filtrado consiste en la aplicación a cada uno de los pixels de la imagen de una matriz de filtrado de tamaño NxN (generalmente de 3x3 aunque puede ser mayor) compuesta por números enteros y que genera un nuevo valor mediante una función del valor original y los de los pixels circundantes. El resultado final se divide entre un escalar, generalmente la suma de los coeficientes de ponderación.

Segunda Derivada: Operador Laplaciano.

- De una función $f(x,y) : \nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$
- La versión discreta:
  $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1,y) + f(x-1,y) - 2f(x,y)$
  $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x,y+1) + f(x,y-1) - 2f(x,y)$

0	1	0
1	–4	1
0	1	0

Laplaciano.

- La idea:
  - Si el coeficiente del pixel del centro es positivo.
  - Los coeficientes de los pixeles alrededor del centro deben ser negativos.
  - La suma de los coeficientes debe ser cero (El Laplaciano es una derivada).

0	1	0
1	−4	1
0	1	0

Segunda derivada: Operador Laplaciano.

Variantes:

0	1	0
1	−4	1
0	1	0

1	1	1
1	−8	1
1	1	1

0	−1	0
−1	4	−1
0	−1	0

−1	−1	−1
−1	8	−1
−1	−1	−1

Figura: (a) Mascara usada para implementar el laplaciano digital, (b) Mascara usada que incluye los vecinos diagonales, (c) y (d) Otras dos implementaciones del laplaciano.

Segunda derivada: Operador Laplaciano.

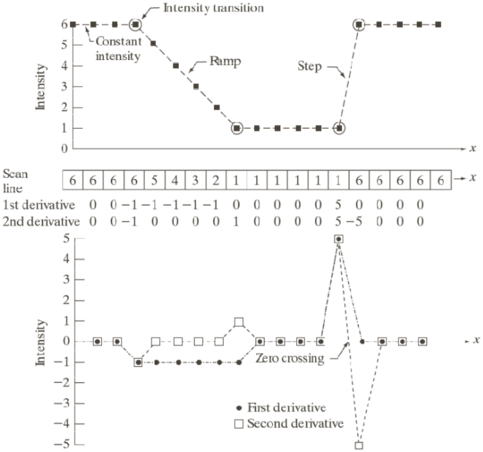


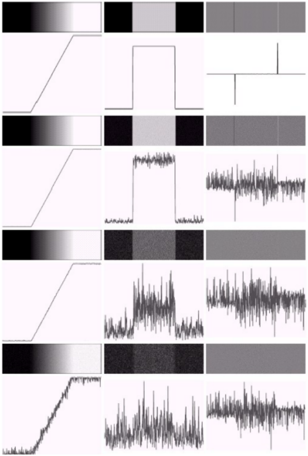
Figura: Primera y segunda derivada de una función digítal 1D, representando una sección de un perfil de intensidad de una imagen.

Laplaciano para bordes.

En la práctica el Laplaciano no se utiliza mucho para detectar bordes porque:

- Es demasiado sensible al ruido (como cualquier derivada de segundo orden).
- Su magnitud produce bordes doble.

Laplaciano para bordes.



- Sensibilidad de las 1ra y 2da derivadas al ruido.
- La suavización de la imagen puede ser una buena operación a realizar antes del cálculo de las derivadas.
- Una buena manera es por convolución con una gaussiana.

Figura: Primera columna: Perfiles de escala de grises de una imagen, corrompida con un Ruido Gaussiano de media 0 y $\sigma = 0.0, 0.1, 1.0$ and 10.0, Segunda columna: Primera derivada, Tercer columna: Segunda derivada.

Filtro Gaussiano.

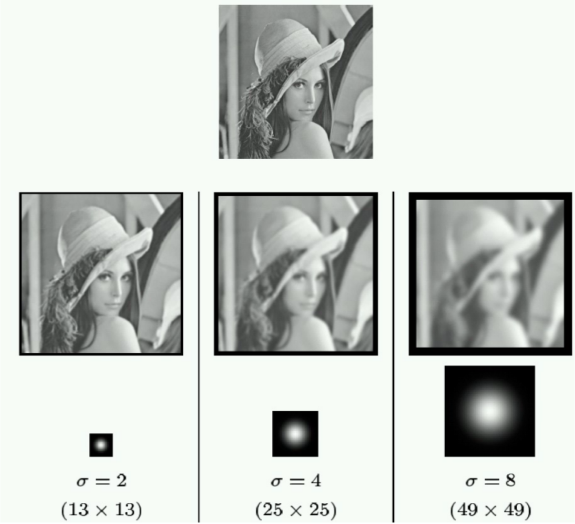
- Si la imagen se convoluciona con una función Gaussiana 2D de la forma:

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

  Donde: σ es la desviación estándar.

- Produce una imagen borrosa, cuyo grado de emborronamiento dependiendo del valor de σ

Filtro Gaussiano.



Laplaciano de Gaussiana (LoG).

Idea:

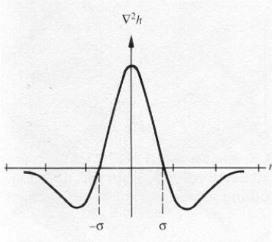
- Imagen I con ruido.
- Aplicar un filtro Gaussiano G para eliminar el ruido.
- Aplicar un filtro Laplaciano L para detectar bordes (curces por cero).

$$L \otimes (G \otimes I) = (L \otimes G) \otimes I \tag{3}$$

Laplaciano de Gaussiana (LoG).

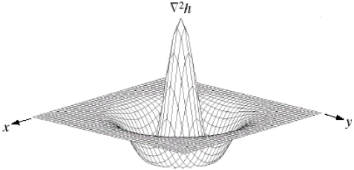
El Laplaciano de la función Gaussiana es la segunda derivada de G respecto a x y y:

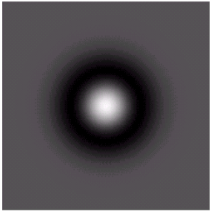
$$\nabla^2 G = -(\frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4})e^{\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \tag{4}$$

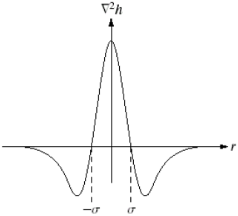


σ Determina el grado de emborronamiento

Laplaciano de Gaussiana (LoG).







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

Figura: Laplaciano de una Gaussiana **(LoG)** (a) 3-D Plot, (b) Imagen (negro es negativo, gris es el plano cero y blanco es positivo). (c) Sección de cruces por cero. (d) Mascara de 5 x 5 aproximación de (a).

Laplaciano de Gaussiana (LoG).

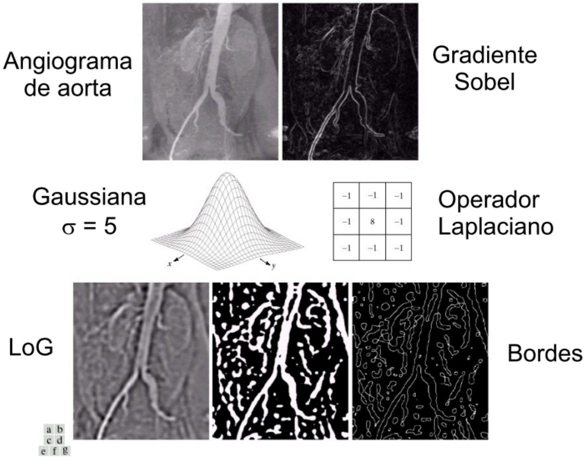
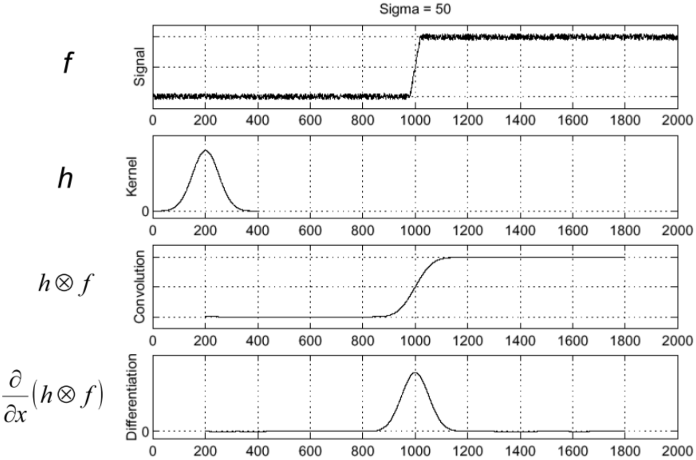


Figura: (a) Imagen original. (b) Sobel gradient (Solo para comparación). (c) Función Gaussiana. (d) Mascara Laplaciano. (e) LoG. (f) Thresholded LoG (g) Cruzes por cero.

Laplaciano de Gaussiana (LoG).

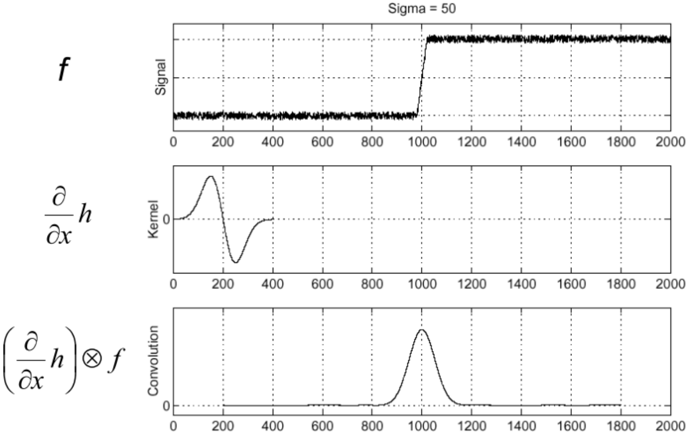
- Resumiendo: El próposito de la Gaussiana en la formulación **LoG** es suavizar la imagen (reducir el ruido), mientras que el propósito del operador Laplaciano es proveer de información sobre cruces por cero y establecer la localización de los bordes.
- Es interesante notar que los experimientos neurofisiológicos llevados a cabo al inicio de los 80's por Ullman (1981) y Marr (1982), proveen de evidencias de que el sistema de visión humana puede ser modelado matemáticamente por expresiones **LoG**.

Filtro Gaussiano 1D, 1ra derivada.



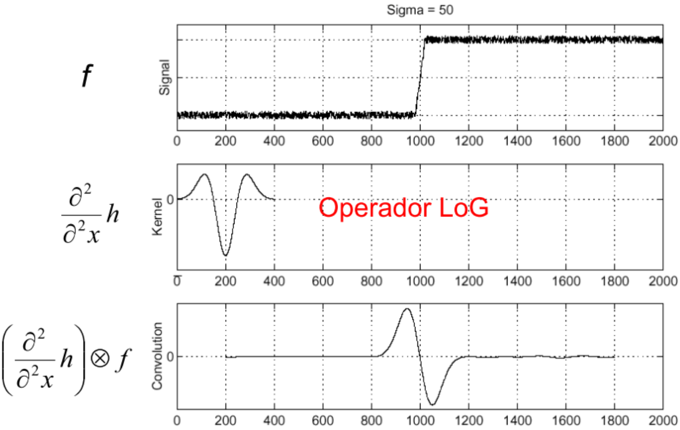
Filtro Gaussiano 1D, 1ra derivada.

Propiedad: $\frac{\partial}{\partial x}(h \otimes f) = (\frac{\partial}{\partial x} h) \otimes f$

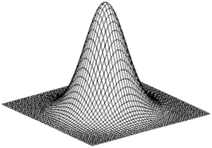


Filtro Gaussiano 1D, 2da derivada.

Considere: $\frac{\partial^2}{\partial^2 x}(h \otimes f)$

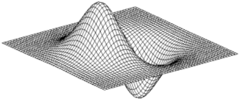


Filtro Gaussianos 2D.



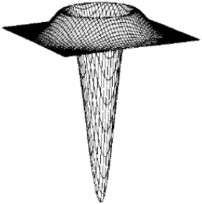
Gaussiana

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



Derivada de la Gaussiana

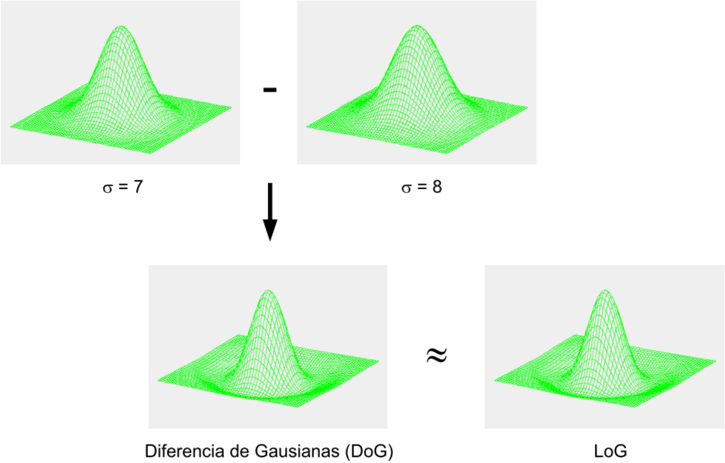
$$\frac{\partial}{\partial x} h_\sigma(x,y)$$



Operador LoG

$$\nabla^2 h_\sigma(x,y)$$

Diferencias de Gaussianas (DoG).



Diferencias de Gaussianas (DoG).

- La diferencia entre dos gaussianas de extensiones σ_1 y σ_2 cercanas es muy buena aproximación del Laplaciano de Gaussiana.
- Es más fácil de calcular que una segunda derivada (convolución por un filtro Laplaciano).