Recuperación de Información Multimedia

Detección de Bordes

CC5213 – Recuperación de Información Multimedia
Departamento de Ciencias de la Computación
Universidad de Chile
Juan Manuel Barrios – https://juan.cl/mir/ – 2020

Gradiente (eje x)

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

Ver Learning OpenCV, cap.6

Gradiente (eje y)

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

Ver Learning OpenCV, cap.6

Gradiente

$$\vec{\nabla} I = \begin{pmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_x \\ I_y \end{pmatrix}$$

Magnitud del Gradiente:

$$\begin{aligned} ||\vec{\nabla} I(i,j)|| &= \sqrt{I_x(i,j)^2 + I_y(i,j)^2} \\ &\approx |I_x(i,j)| + |I_y(i,j)| \end{aligned}$$

Orientación del Gradiente:

$$\theta(i,j) = \arctan\left(\frac{I_y(i,j)}{I_x(i,j)}\right)$$

Gradiente

- Prewitt

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

-1	-1	0
-1	0	1
0	1	1

0	1	1
-1	0	1
-1	-1	0

Gradiente

- Sobel:

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

Gradiente

- Sobel (descomposición):

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

1
2
1

-1	0	1

Gradiente

- Scharr

-3	0	3
-10	0	10
-3	0	3

Ver Learning OpenCV, cap.6

Ejemplo

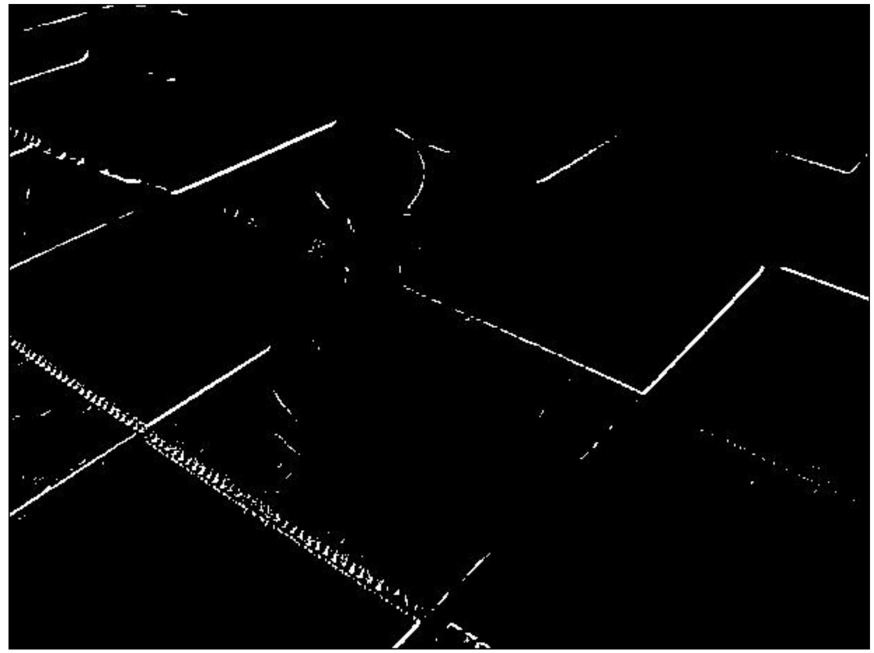
Ejemplo

I_x

I_y

Ejemplo

Magnitud del gradiente



Aplicando un umbral

Kernel

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

Segunda Derivada Discreta

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)$$

Laplaciano

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

$$\begin{aligned}\nabla^2 f = \big[& f(x+1, y) + f(x-1, y) \\ & + f(x, y+1) + f(x, y-1)\big] \\ & - 4f(x, y)\end{aligned}$$

Kernels basados en Laplaciano

0	1	0
1	−4	1
0	1	0

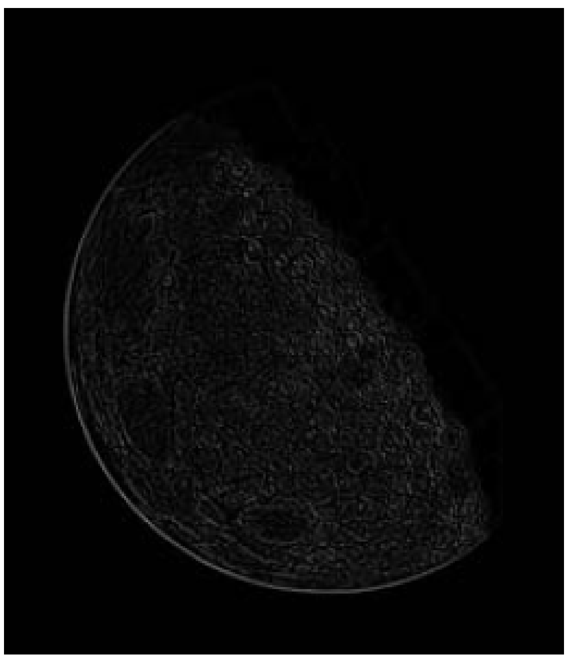
1	1	1
1	−8	1
1	1	1

0	−1	0
−1	4	−1
0	−1	0

−1	−1	−1
−1	8	−1
−1	−1	−1

Ver Gonzalez, cap. 3.6






Ver Gonzalez, cap. 3.6

Laplaciano

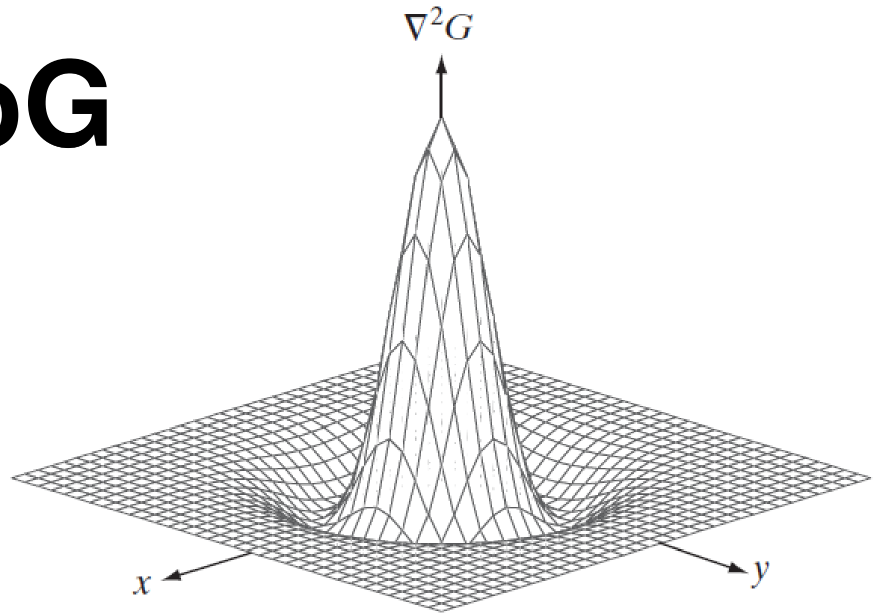
- El Laplaciano es muy susceptible a ruido
- Es usual primero aplicar un suavizado gaussiano y luego el Laplaciano
- Ambos procesos unidos se conocen como Laplaciano de Gaussiana (LoG)

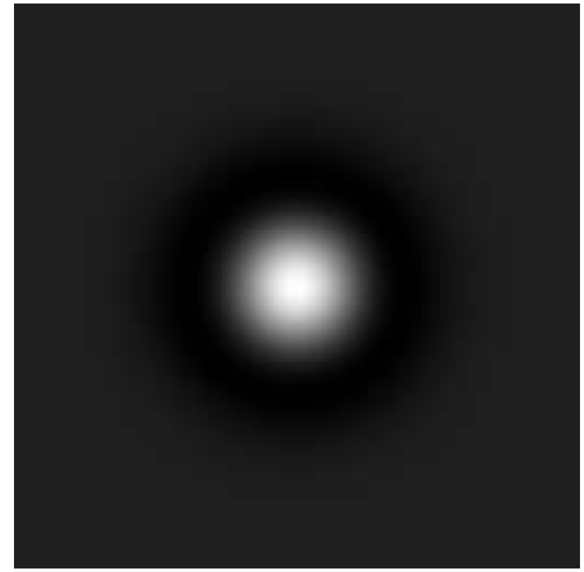
$$h(r) = -e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

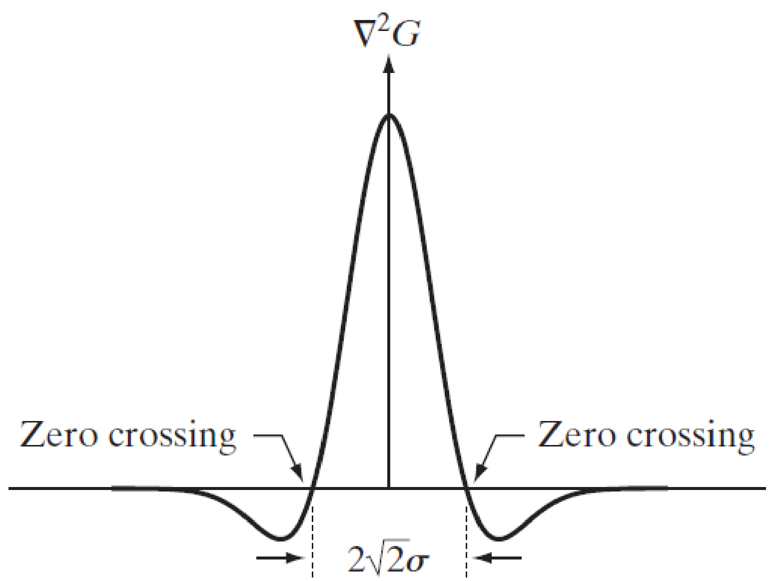
$$r^2 = x^2 + y^2$$

$$\nabla^2 h(r) = -\left[\frac{r^2 - \sigma^4}{\sigma^4}\right] e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

LoG

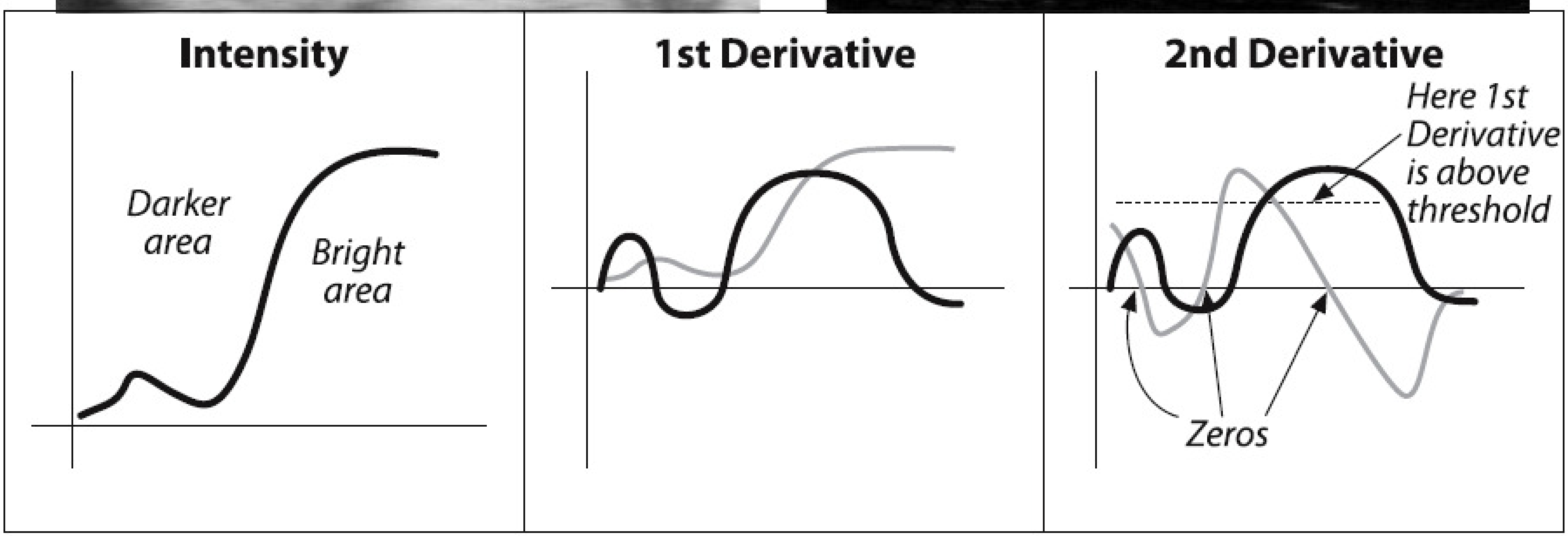






0	0	−1	0	0
0	−1	−2	−1	0
−1	−2	16	−2	−1
0	−1	−2	−1	0
0	0	−1	0	0

Ver Gonzalez, cap. 10



Ver Learning OpenCV, cap.6

Canny

- Se basa en el criterio de primera y segunda derivada para detectar bordes delgados
- Seleccionar pixeles de borde en forma incremental siguiendo la dirección perpendicular al gradiente
- Aplicar diferentes filtros gaussianos para obtener bordes a distintas escalas y unirlos
- Descartar pixeles cuya magnitud del gradiente no sea un máximo local en una vecindad 3x3

Canny

- Usar dos umbrales de selección: T_{sup} y T_{inf}, el mayor 2 a 3 veces más grande que el menor
  - Pixeles con gradiente $\geq T_{sup}$ es seleccionado, se recorren vecinos perpendicular al gradiente
  - Pixeles con gradiente $< T_{inf}$ rechazado
  - Pixeles con gradiente $\geq T_{inf}$ y con al menos un vecino ya seleccionado también es seleccionado

Detección según Canny

$T_{sup}=500 \;\; T_{inf}=10$

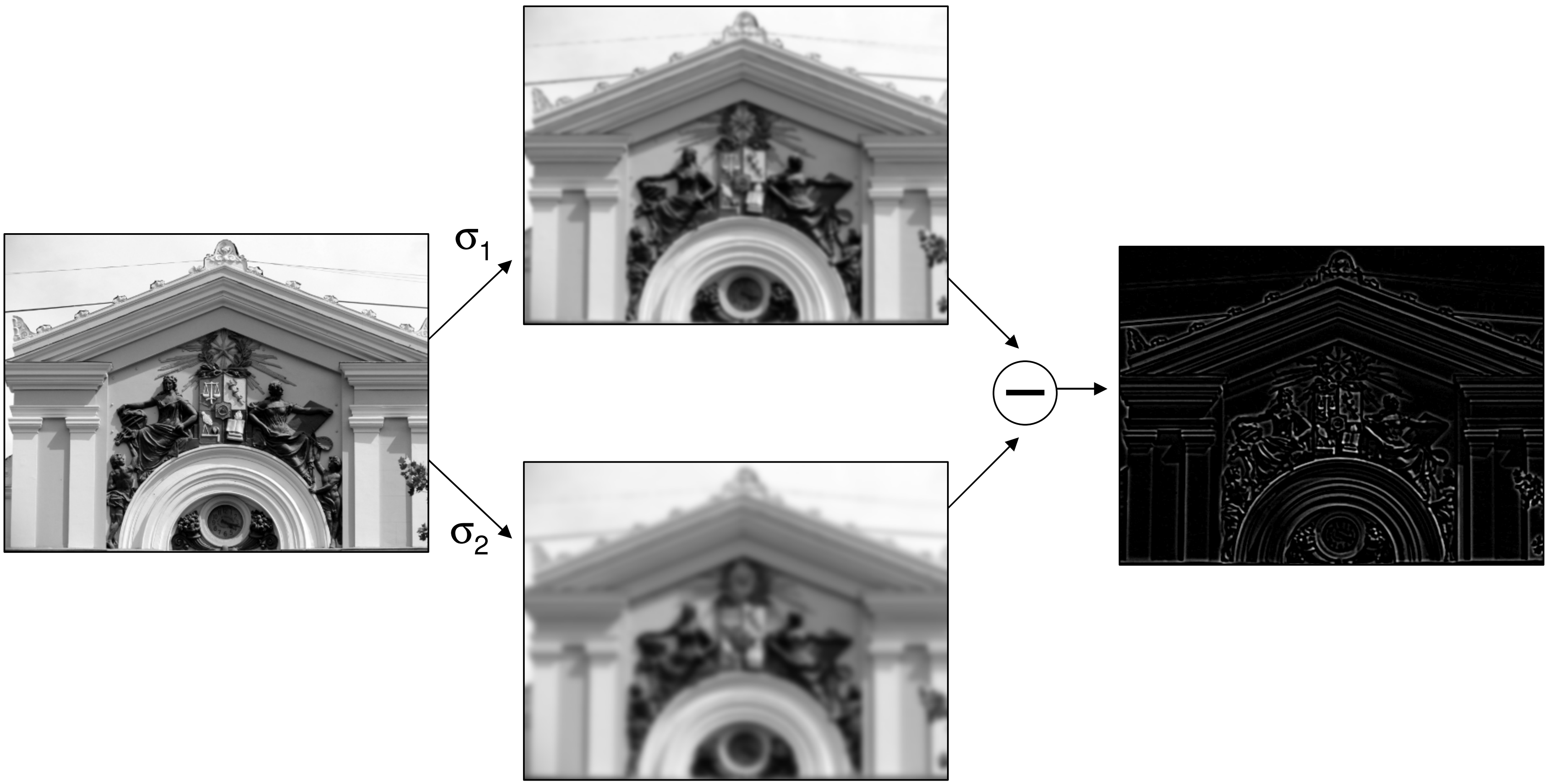
$T_{sup}=500 \;\; T_{inf}=100$

$T_{sup}=500 \;\; T_{inf}=400$

Diferencia de Gaussianas (DoG)

- El blur afecta una imagen mayormente en zonas con gran variación en la intensidad
- Al comparar la imagen original con la imagen borrosa se pueden localizar las zonas más afectadas
- Filtro gaussiano se usa para eliminar ruido
- Usar dos filtros gaussianos: uno pequeño para eliminar ruido y uno más grande para restar

Ejemplo

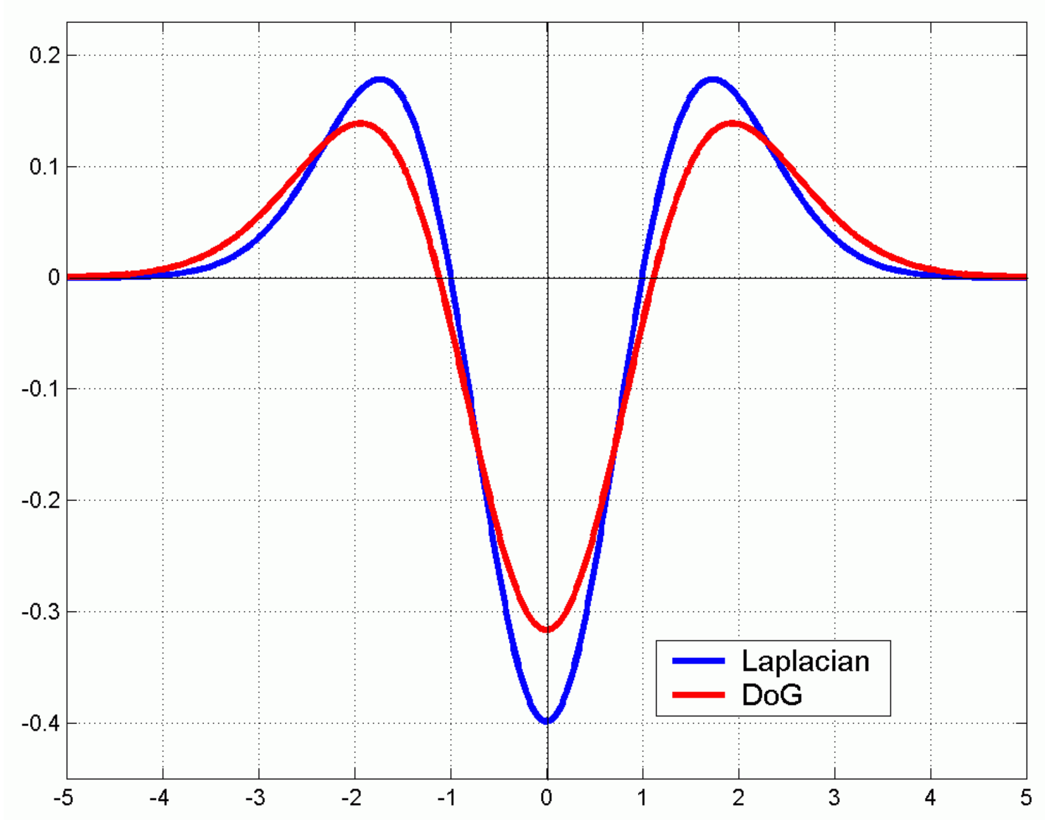


Comparación DoG vs LoG

$$L = \sigma^2 \left(G_{xx}(x, y, \sigma) + G_{yy}(x, y, \sigma) \right)$$

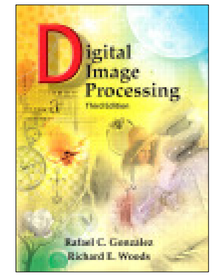
$$DoG = G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)$$

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

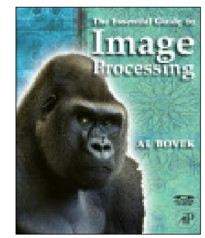


Bibliografía

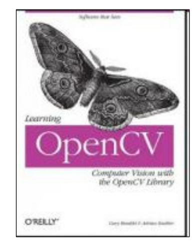
- **Digital Image Processing**. González et al. 2008.
  - Cap. 10



- **The Essential Guide To Image Processing**. Bovik. 2009.
  - Cap. 19



- **Learning OpenCV**. Bradski et al. 2008.
  - Cap. 6



- **Multimedia Retrieval**. Blanken et al. 2007.
  - Cap. 5 (canny)