

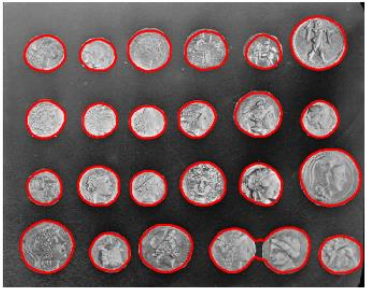
Morphological ACWE segmentation



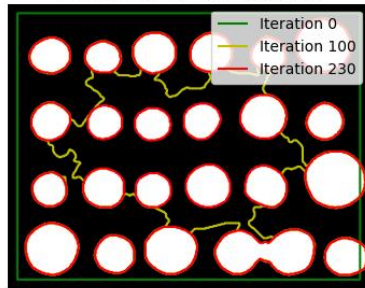
Morphological ACWE evolution



Morphological GAC segmentation

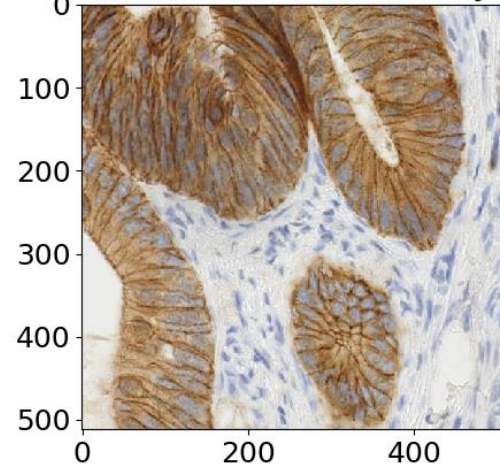


Morphological GAC evolution

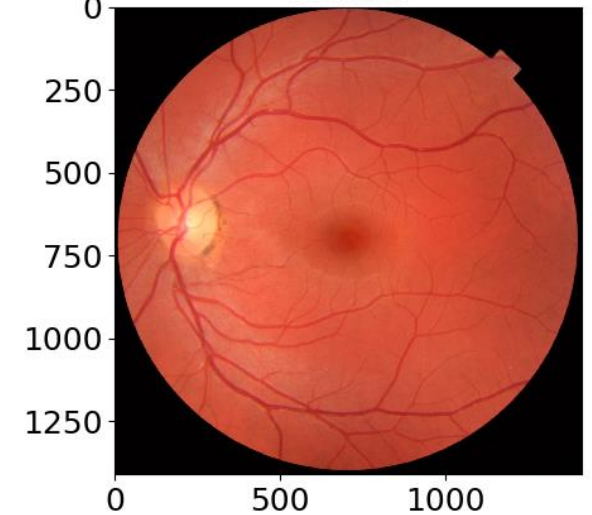


scikit-image  
image processing in python

immunohistochemistry



retina



# Fundamentos de procesamiento digital de imágenes con scikit-image

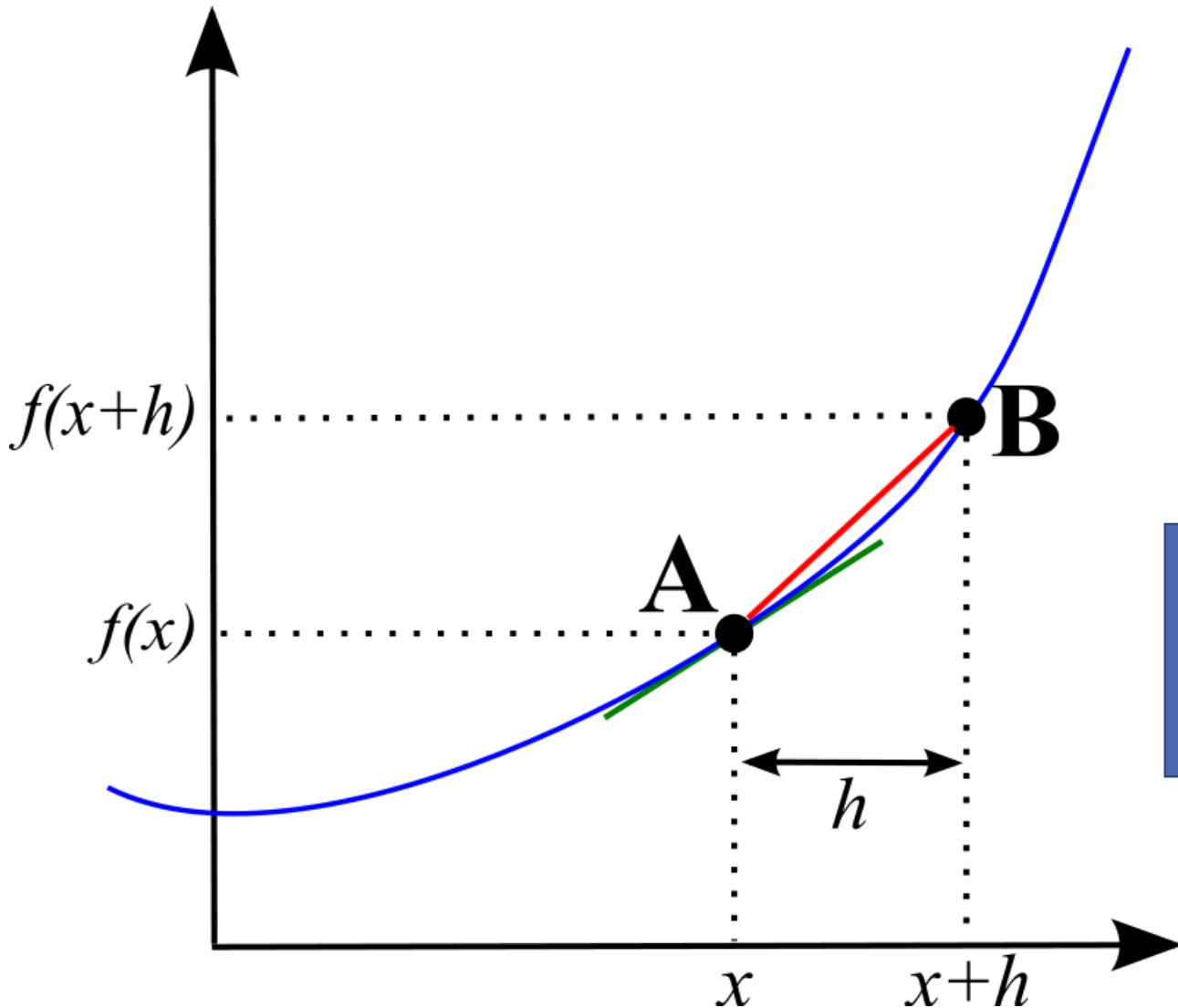
Rodolfo E. Escobar U.

# Lo esencial: Matrices

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} \end{bmatrix}$$

En matemáticas, una matriz es un arreglo bidimensional de números. Las dimensiones de una matriz suelen denotarse por  $m \times n$  dónde  $m$  es el número de filas y  $n$  el de columnas.

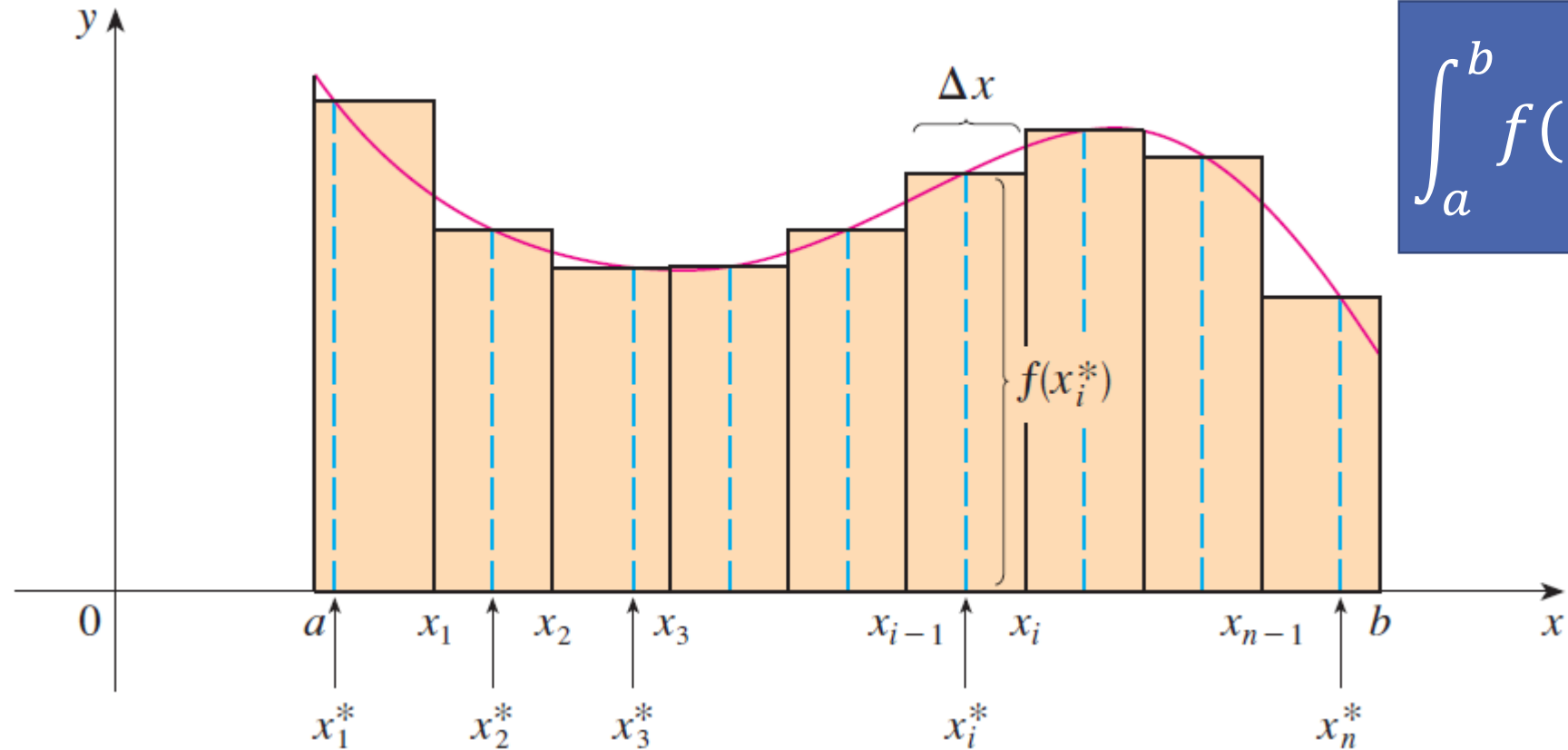
# Lo esencial: Cálculo



Derivada

$$\frac{df(t)}{d} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h}$$

# Lo esencial: Cálculo



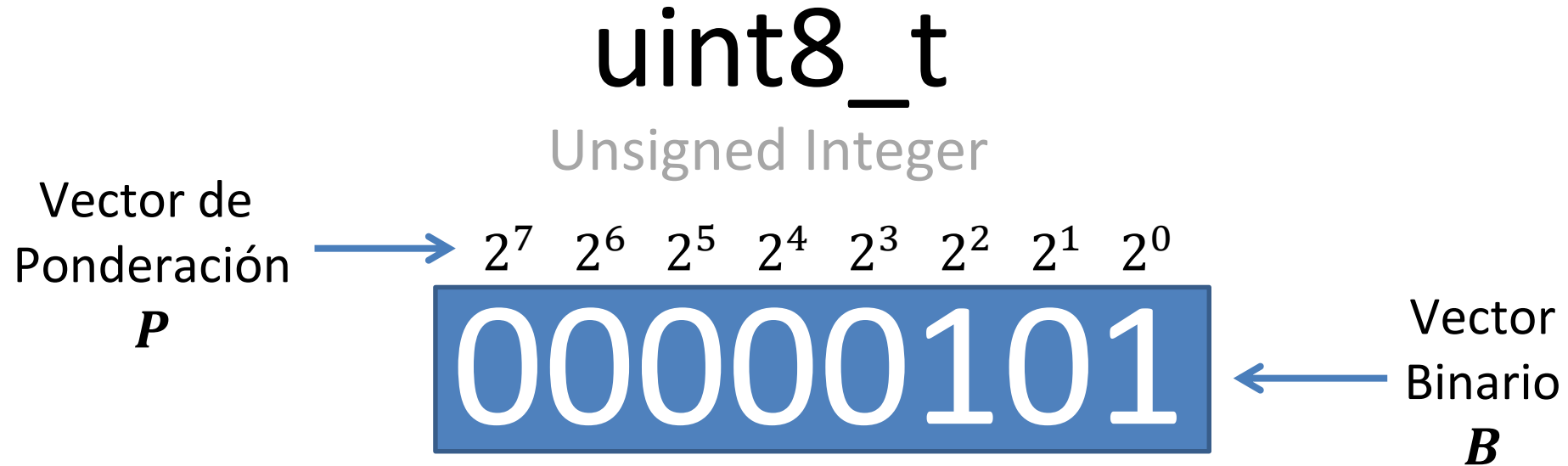
Integral

$$\int_a^b f(t) dt = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n f(x_i^*) \Delta x$$

# Lo esencial: Tipos de dato

Tipo	Descripción	Rango
<b>int8_t</b>	Enteros signados de 8 bits	-128 a 127
<b>uint8_t</b>	Enteros sin signo de 8 bits	0 a 255
<b>int16_t</b>	Enteros signados de 16 bits	-32,768 a 32,767
<b>uint16_t</b>	Enteros sin signo de 16 bits	0 a 65,535
<b>float</b>	Racionales de 4 bytes	$1.2 \times 10^{-38}$ a $3.4 \times 10^{38}$
<b>double</b>	Racionales de 8 bytes	$2.3 \times 10^{-308}$ a $1.7 \times 10^{308}$

# Lo esencial: Tipos de dato

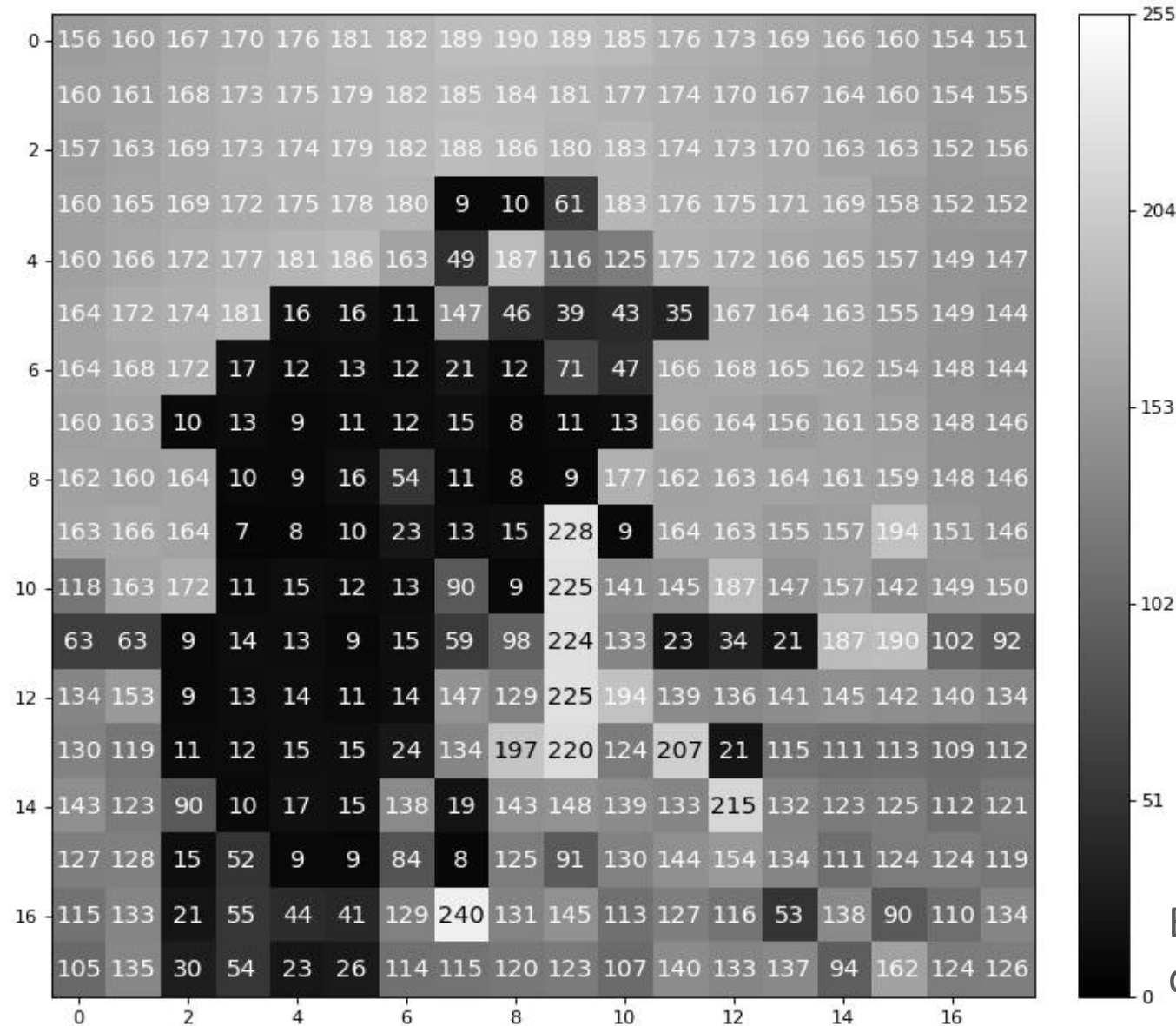


$$\text{Valor decimal} = P \cdot B$$

$$1 \cdot 2^2 + 0 \cdot 2^1 + 1 \cdot 2^0 = 5$$

**Rango:** 0 a 255

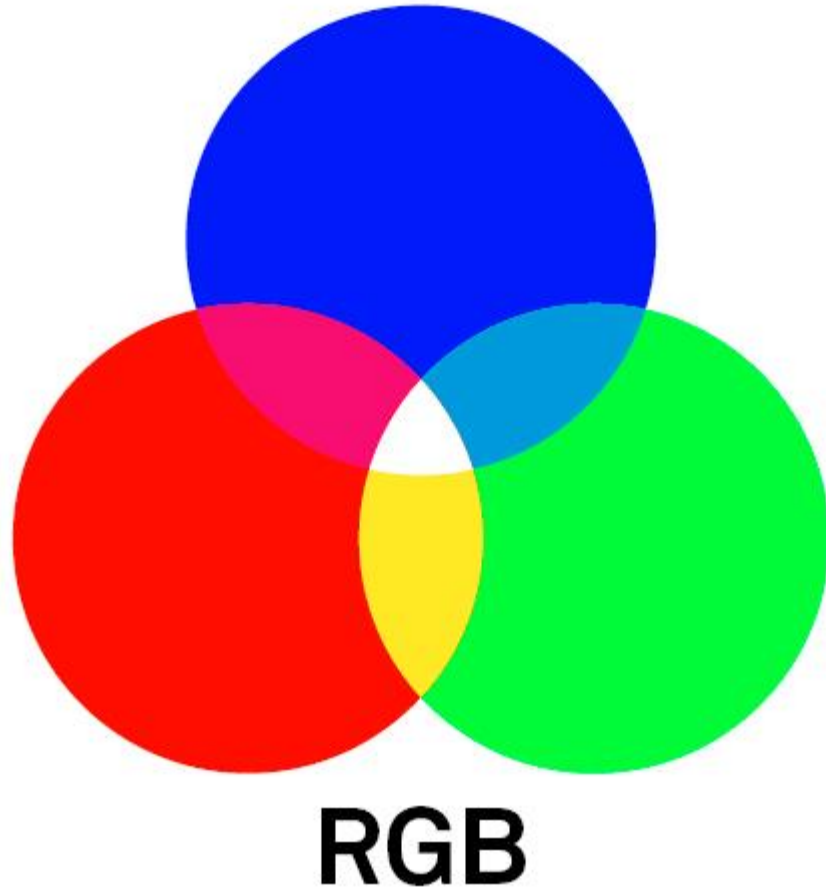
# ¿Qué es una imagen digital?



**Respuesta corta. Es una matriz.**

En este ejemplo, una matriz  $18 \times 18$  de datos `uint8`.

# Modelo aditivo de colores RGB



RGB es un **modelo de color** basado en la síntesis aditiva, con el que es posible representar un color mediante la mezcla por adición de los tres colores de luz primarios



# Modelo aditivo de colores RGB

Canal R



Canal G



Canal B



# ¿Qué es una imagen digital?

												242	242	241	227	219	219	202	90	214	218	201	198	203	185	165	87						
												234	234	230	190	164	169	151	73	162	156	146	146	151	134	119	56	212	198	198	187	157	143
223	222	217	112	68	75	69	36	70	56	58	58	62	46	54	20	156	147	150	140	116	98	32	198	191	187	164	134						
222	221	92	59	81	7	46	38	31	13	62	61	59	64	54	42	19	140	141	141	119	88	39	113	199	192	192	148						
222	85	78	113	75	56	57	63	56	28	8	46	56	63	52	33	21	58	146	147	139	98	177	235	204	183	179	192						
50	108	84	86	82	58	75	45	11	60	7	9	60	63	58	38	147	206	153	135	136	147	252	239	233	218	207	186						
100	44	67	88	83	8	21	21	25	26	80	74	67	66	70	78	239	210	191	174	173	145	248	238	238	213	212	211						
56	73	80	87	78	105	134	7	6	186	146	74	54	88	105	77	225	209	205	182	177	177	250	236	229	215	208	212						
109	37	18	85	119	224	186	173	153	161	109	72	65	119	102	102	240	205	186	188	166	166	222	234	234	229	221	230						
47	63	88	110	163	90	219	214	243	6	215	70	54	122	80	80	212	195	214	196	179	196	241	253	227	180	208	212						
51	62	238	98	131	212	211	210	224	163	166	58	163	115	90	121	214	251	196	131	156	168	254	249	216	220	192	225						
52	30	19	231	90	158	215	215	200	140	77	234	117	63	75	82	250	239	177	176	144	186												
81	10	43	104	233	235	103	16	73	239	238	211	110	93	66	103											P2. Es un conjunto de matrices							

**R2.** Es un conjunto de matrices.



scikit-image  
image processing in python

**Scikit-image** es una biblioteca de código abierto para **Python** que cuenta con algoritmos de segmentación, transformaciones geométricas, manipulaciones de espacio de color, análisis, filtrado, morfología, detección de características, etc. Su uso esta orientado al **procesado *offline* de imágenes**.

[scikit-image.org/docs/dev/api/api.html](https://scikit-image.org/docs/dev/api/api.html)

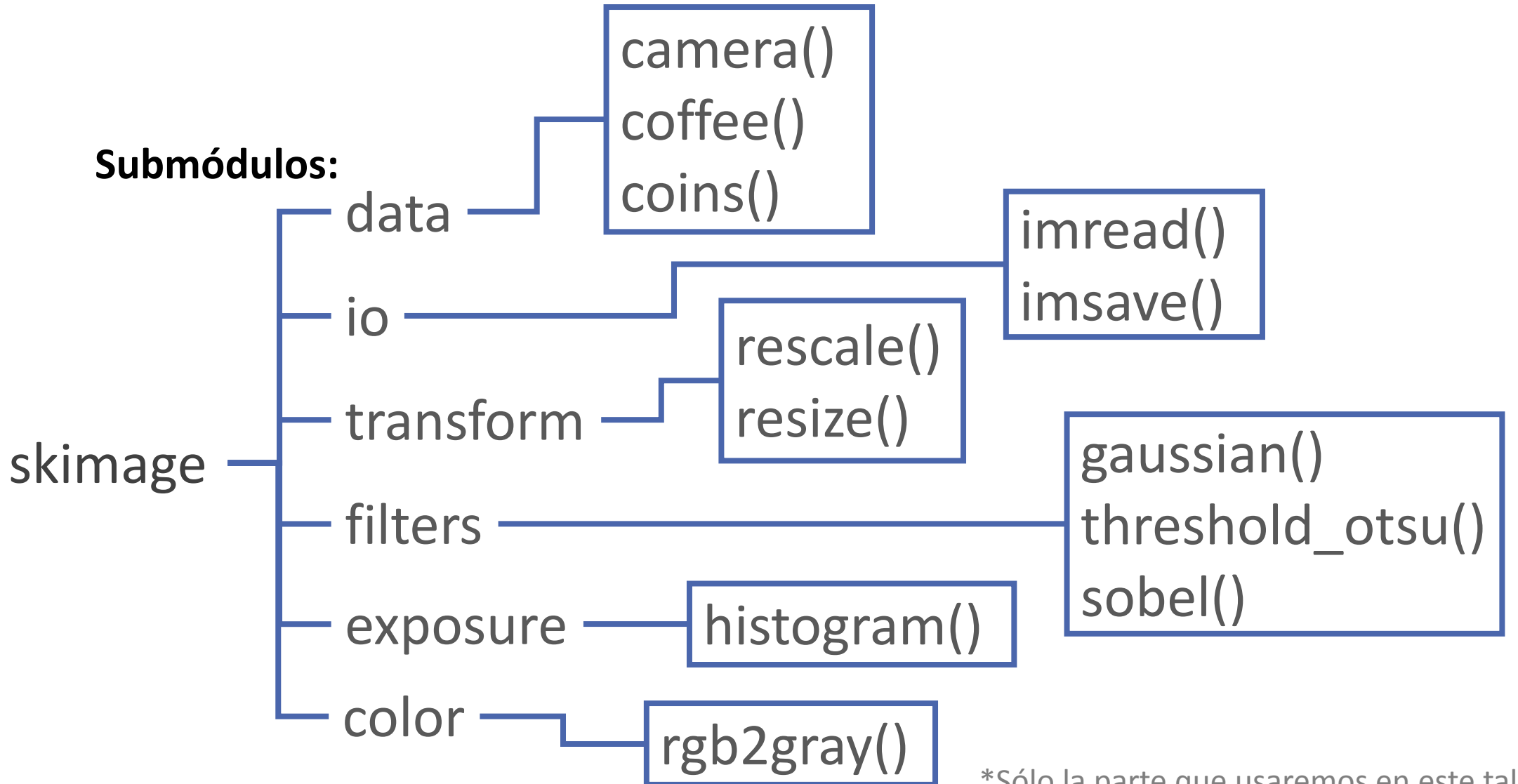
**Viene pre-instalada junto con las dos principales distribuciones de Python:**



**O puede instalarse manualmente con:**

```
pip install numpy scipy matplotlib scikit-image
```

# Mapa\* de scikit-image



\*Sólo la parte que usaremos en este taller

# Práctica #1

Cargar una imagen de la base de datos de ejemplo y visualizarla.  
(El “Hola Mundo” del PDI)

# Práctica #2

Extraer y visualizar de manera separada los canales de una imagen RGB .

# Convolución

$$f(t) * g(t) = \int_0^t f(\tau)g(t - \tau)d\tau$$

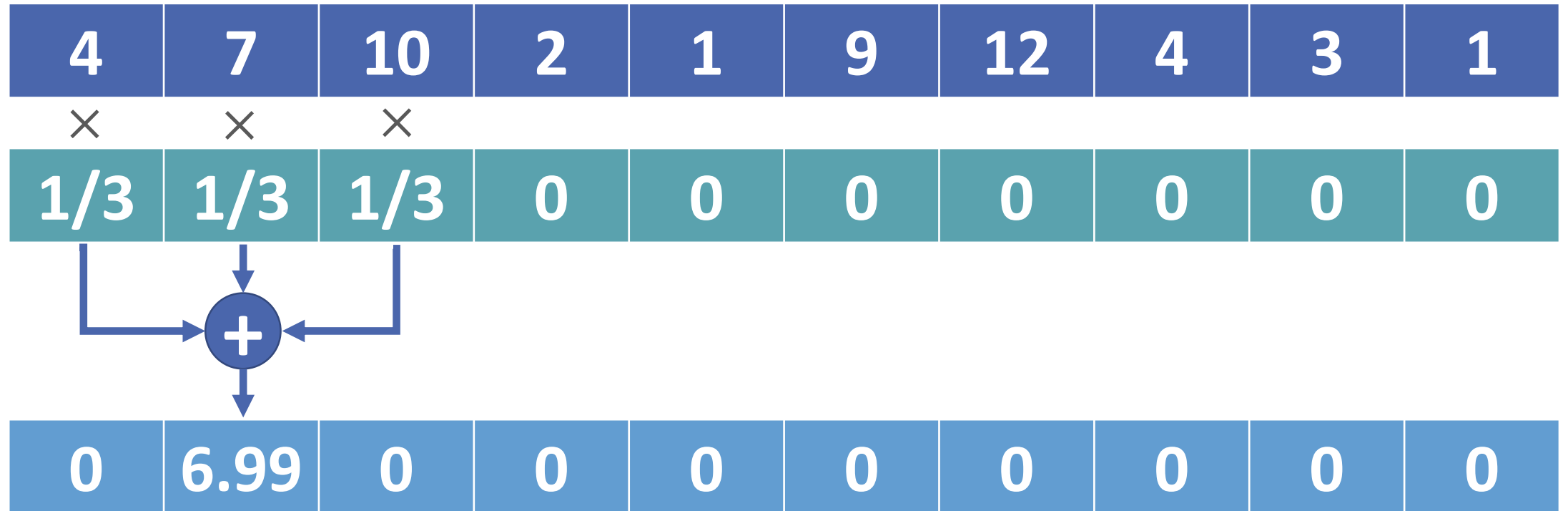
[https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Convolution\\_of\\_box\\_signal\\_with\\_itself2.gif](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Convolution_of_box_signal_with_itself2.gif)



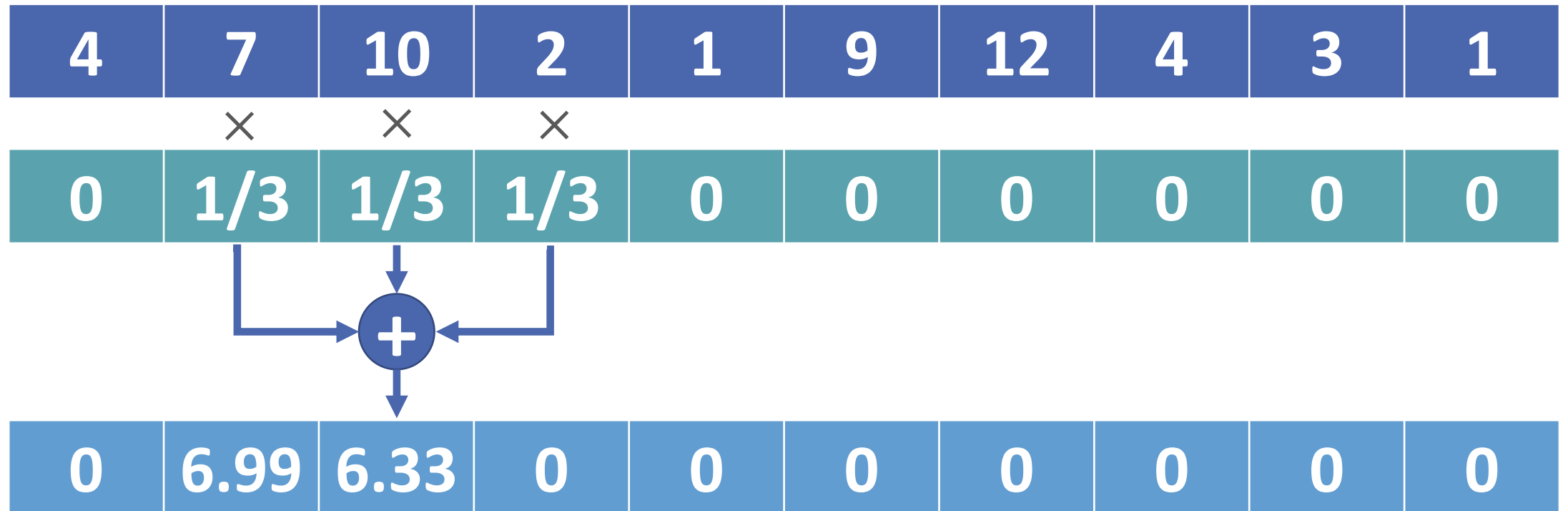
# Promedio móvil

4	7	10	2	1	9	12	4	3	1
---	---	----	---	---	---	----	---	---	---

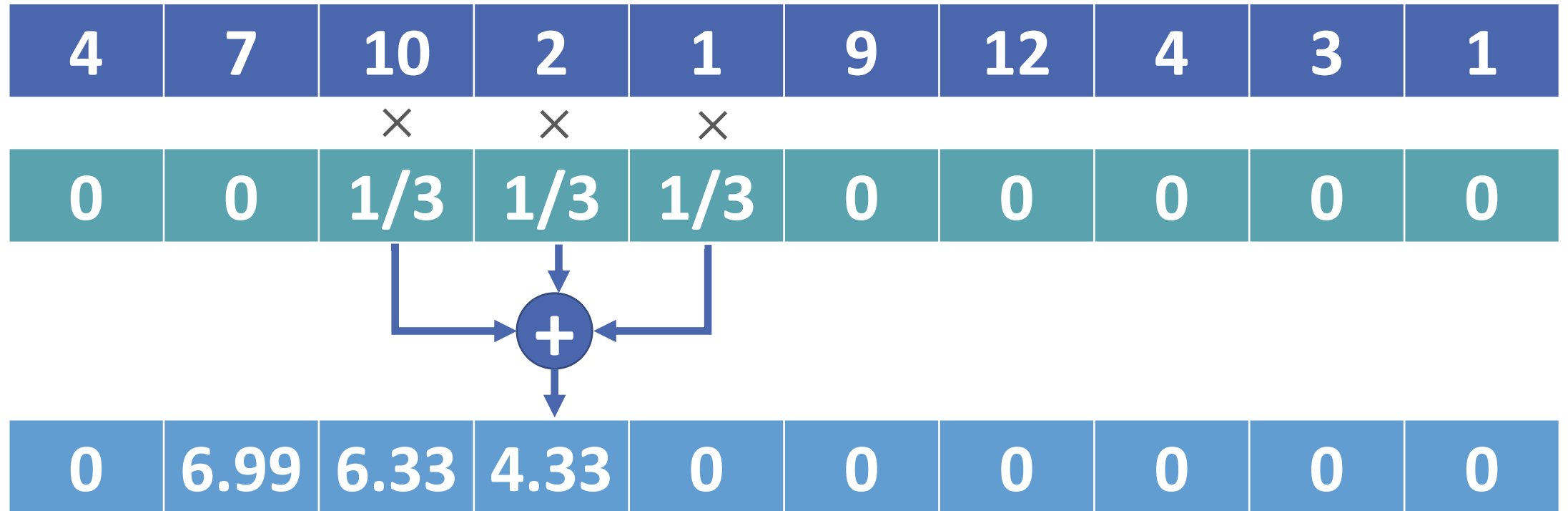
# Promedio móvil



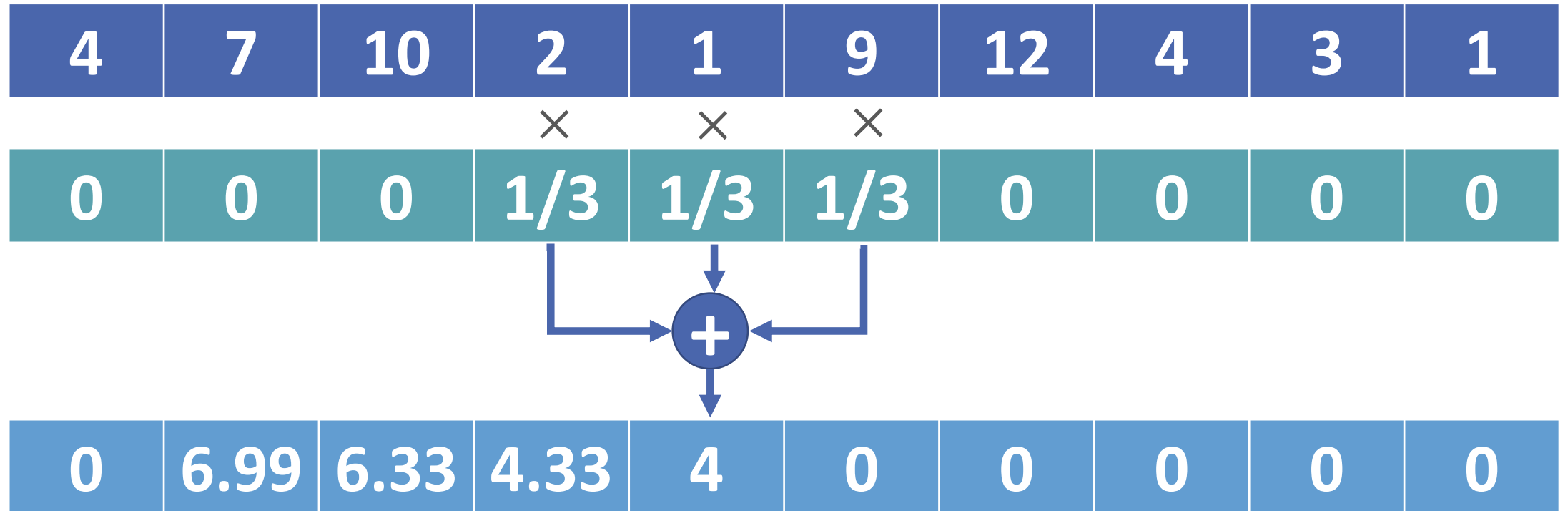
# Promedio móvil



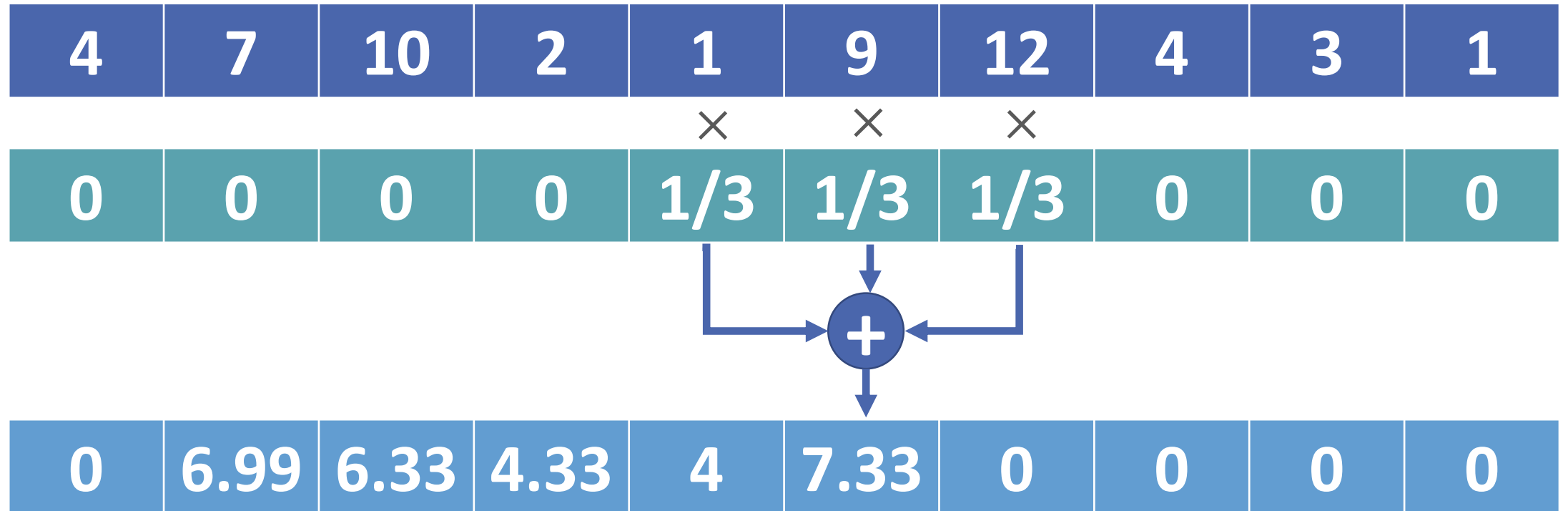
# Promedio móvil



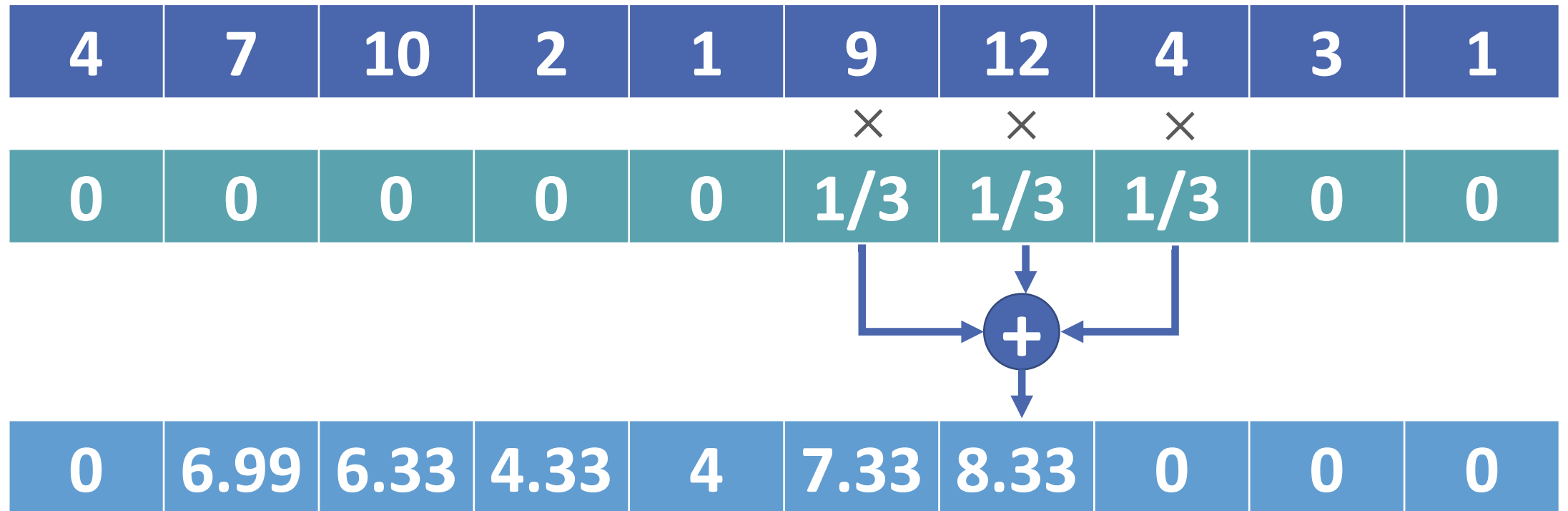
# Promedio móvil



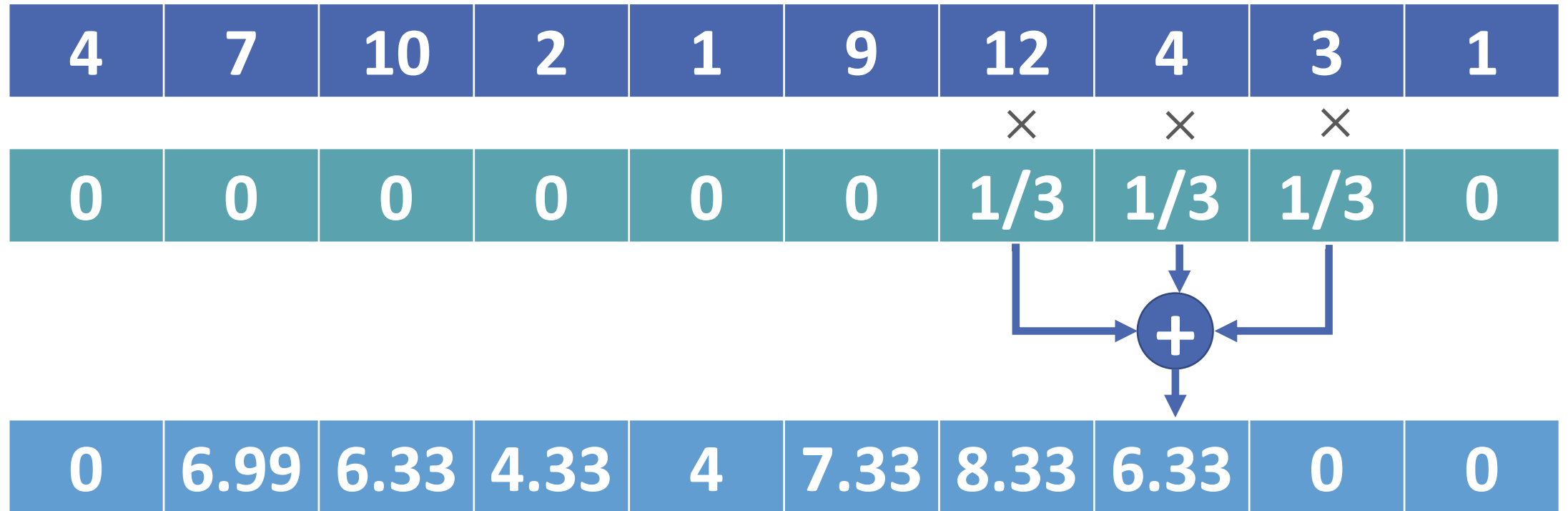
# Promedio móvil



# Promedio móvil

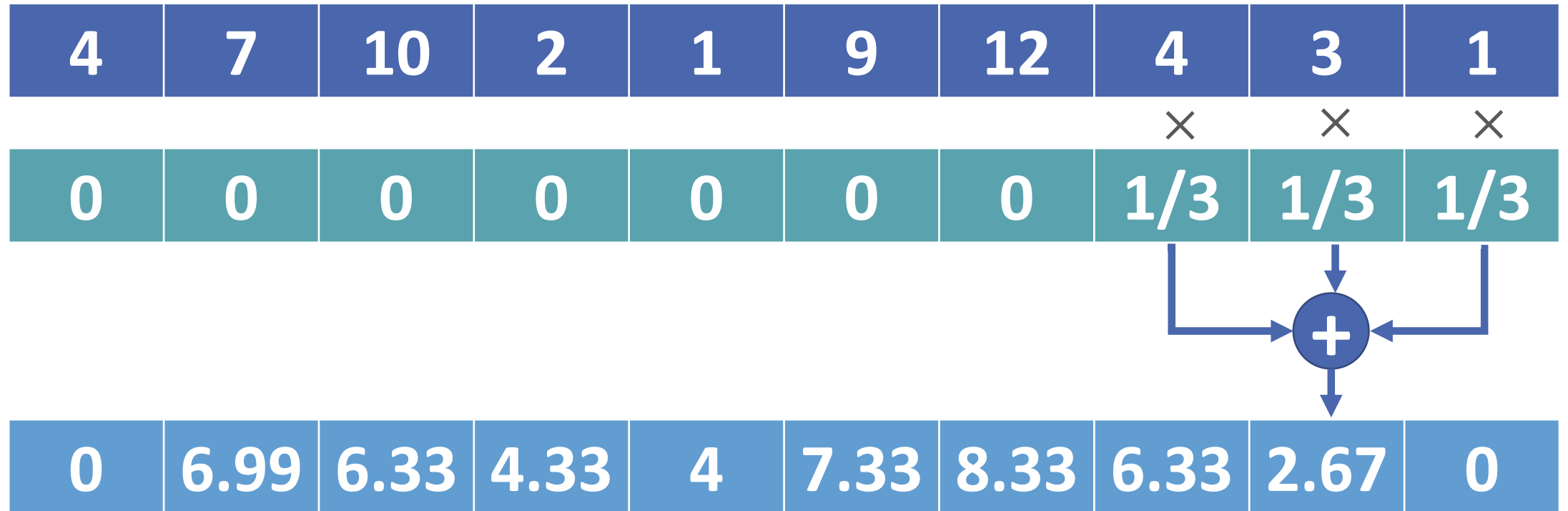


# Promedio móvil





# Promedio móvil



# Promedio móvil con numpy

In [15]:

```
► import numpy as np
   from scipy import signal

   V = [4,7,10,2,1,9,12,4,3,1]
   V = np.array(V)
   H = np.ones(3)*1/3.0
   Vm = signal.convolve(V,H,mode='valid')

   np.set_printoptions(precision=2)
   print("V = " + str(V))
   print("Vm = " + str(Vm))
```

```
V = [ 4  7 10  2  1  9 12  4  3  1]
Vm = [7.   6.33 4.33 4.   7.33 8.33 6.33 2.67]
```

# Promedio móvil en 2D

3	1	9	1	0
1	7	6	2	3
2	1	0	8	1
0	4	2	4	0
7	9	5	1	2

0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

# Promedio móvil en 2D

$3 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$9 \cdot \frac{1}{9}$	1	0
$1 \cdot \frac{1}{9}$	$7 \cdot \frac{1}{9}$	$6 \cdot \frac{1}{9}$	2	3
$2 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$0 \cdot \frac{1}{9}$	8	1
0	4	2	4	0
7	9	5	1	2

0	0	0	0	0
0	3.3	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

# Promedio móvil en 2D

3	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$9 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$	0
1	$7 \cdot \frac{1}{9}$	$6 \cdot \frac{1}{9}$	$2 \cdot \frac{1}{9}$	3
2	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$0 \cdot \frac{1}{9}$	$8 \cdot \frac{1}{9}$	1
0	4	2	4	0
7	9	5	1	2

0	0	0	0	0
0	3.3	3.9	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

# Promedio móvil en 2D

3	1	$9 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$0 \cdot \frac{1}{9}$
1	7	$6 \cdot \frac{1}{9}$	$2 \cdot \frac{1}{9}$	$3 \cdot \frac{1}{9}$
2	1	$0 \cdot \frac{1}{9}$	$8 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$
0	4	2	4	0
7	9	5	1	2

0	0	0	0	0
0	3.3	3.9	3.3	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

# Promedio móvil en 2D

3	1	9	1	0
$1 \cdot \frac{1}{9}$	$7 \cdot \frac{1}{9}$	$6 \cdot \frac{1}{9}$	2	3
$2 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$0 \cdot \frac{1}{9}$	8	1
$0 \cdot \frac{1}{9}$	$4 \cdot \frac{1}{9}$	$2 \cdot \frac{1}{9}$	4	0
7	9	5	1	2

0	0	0	0	0
0	3.3	3.9	3.3	0
0	2.5	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

# Promedio móvil en 2D

3	1	9	1	0
1	$7 \cdot \frac{1}{9}$	$6 \cdot \frac{1}{9}$	$2 \cdot \frac{1}{9}$	3
2	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$0 \cdot \frac{1}{9}$	$8 \cdot \frac{1}{9}$	1
0	$4 \cdot \frac{1}{9}$	$2 \cdot \frac{1}{9}$	$4 \cdot \frac{1}{9}$	0
7	9	5	1	2

0	0	0	0	0
0	3.3	3.9	3.3	0
0	2.5	7.8	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0



# Promedio móvil en 2D

3	1	9	1	0
1	7	$6 \cdot \frac{1}{9}$	$2 \cdot \frac{1}{9}$	$3 \cdot \frac{1}{9}$
2	1	$0 \cdot \frac{1}{9}$	$8 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$
0	4	$2 \cdot \frac{1}{9}$	$4 \cdot \frac{1}{9}$	$0 \cdot \frac{1}{9}$
7	9	5	1	2

0	0	0	0	0
0	3.3	3.9	3.3	0
0	2.5	7.8	2.9	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0

# Promedio móvil en 2D

3	1	9	1	0
1	7	6	2	3
$2 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$0 \cdot \frac{1}{9}$	8	1
$0 \cdot \frac{1}{9}$	$4 \cdot \frac{1}{9}$	$2 \cdot \frac{1}{9}$	4	0
$7 \cdot \frac{1}{9}$	$9 \cdot \frac{1}{9}$	$5 \cdot \frac{1}{9}$	1	2

0	0	0	0	0
0	3.3	3.9	3.3	0
0	2.5	7.8	2.9	0
0	3.3	0	0	0
0	0	0	0	0

# Promedio móvil en 2D

3	1	9	1	0
1	7	6	2	3
2	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$0 \cdot \frac{1}{9}$	$8 \cdot \frac{1}{9}$	1
0	$4 \cdot \frac{1}{9}$	$2 \cdot \frac{1}{9}$	$4 \cdot \frac{1}{9}$	0
7	$9 \cdot \frac{1}{9}$	$5 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$	2

0	0	0	0	0
0	3.3	3.9	3.3	0
0	2.5	7.8	2.9	0
0	3.3	3.8	0	0
0	0	0	0	0

# Promedio móvil en 2D

3	1	9	1	0
1	7	6	2	3
2	1	$0 \cdot \frac{1}{9}$	$8 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$
0	4	$2 \cdot \frac{1}{9}$	$4 \cdot \frac{1}{9}$	$0 \cdot \frac{1}{9}$
7	9	$5 \cdot \frac{1}{9}$	$1 \cdot \frac{1}{9}$	$2 \cdot \frac{1}{9}$

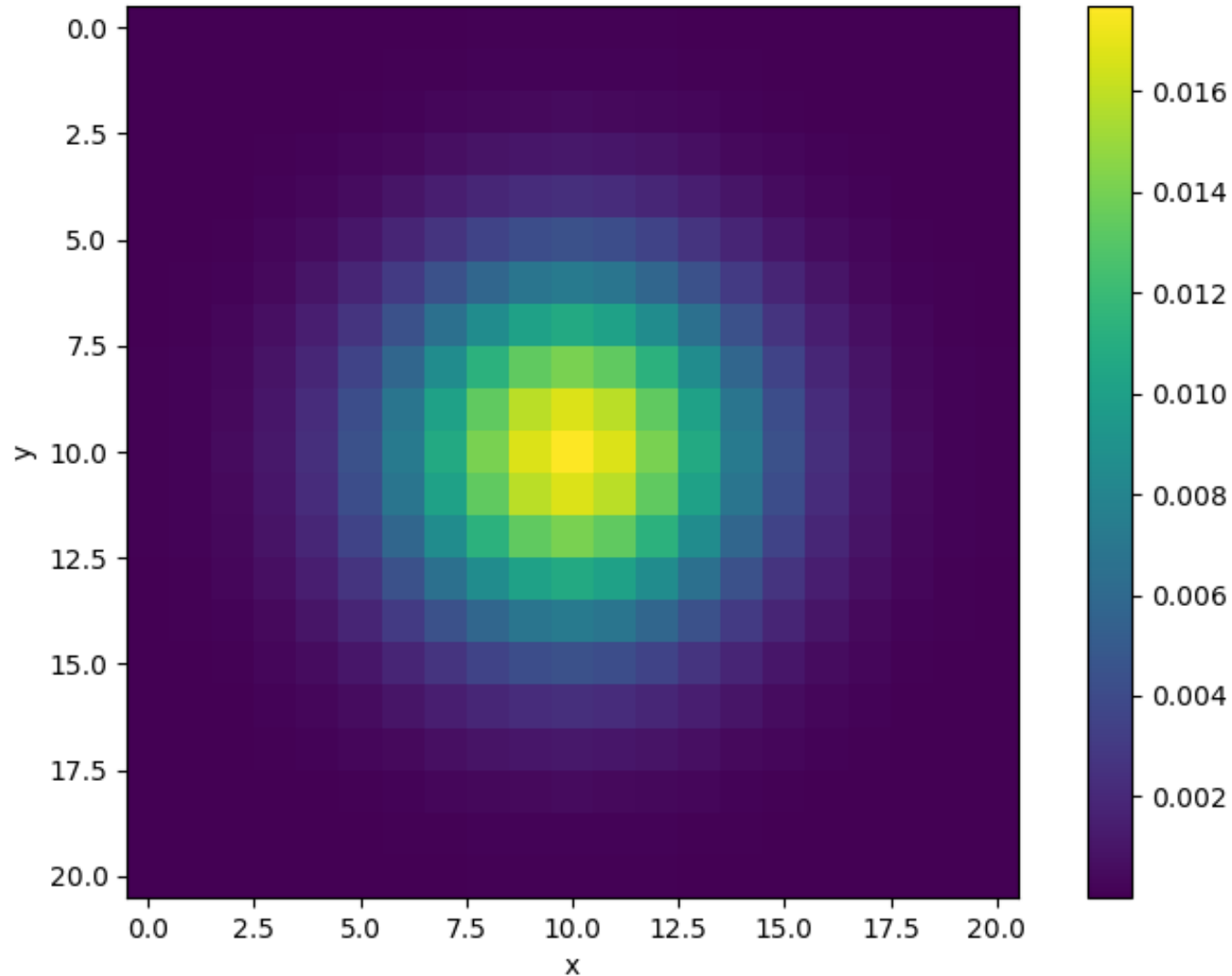
0	0	0	0	0
0	3.3	3.9	3.3	0
0	2.5	7.8	2.9	0
0	3.3	3.8	2.5	0
0	0	0	0	0

# Práctica #3

Realizar un filtrado de promedio con un Kernel de 11x11 a *Camera Man*.



# Kernel Gaussiano



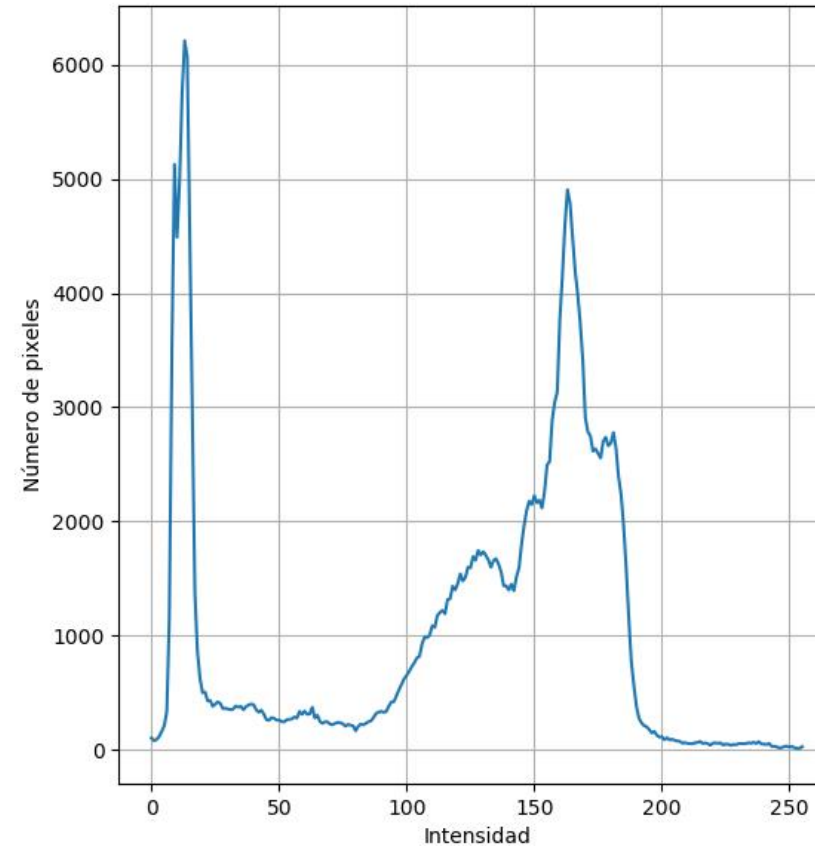
$$H(x, y) = Ae^{-\left(\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_X^2} + \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_Y^2}\right)}$$

# Práctica #4

Realizar un filtrado gaussiano con  $\sigma = 10$  a *Camera Man*.



# Histograma

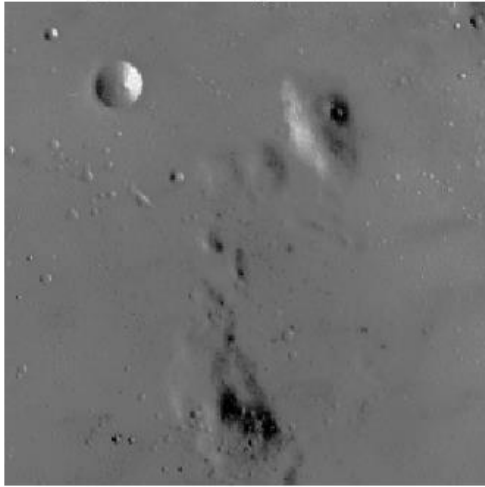


Un histograma es una representación grafica del número de píxeles que hay de un valor determinado dentro de la imagen .



# Histograma

Imagen de bajo contraste



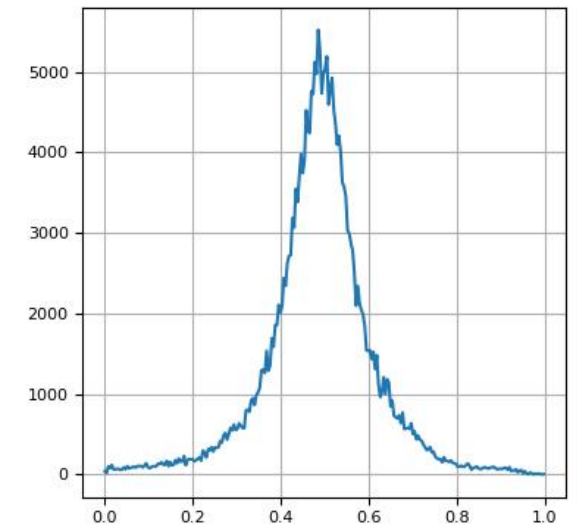
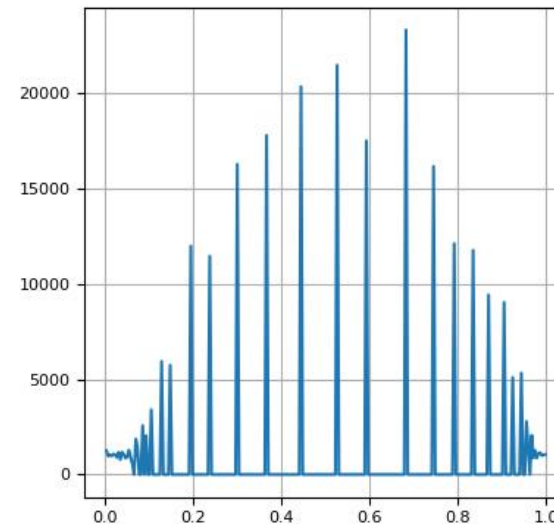
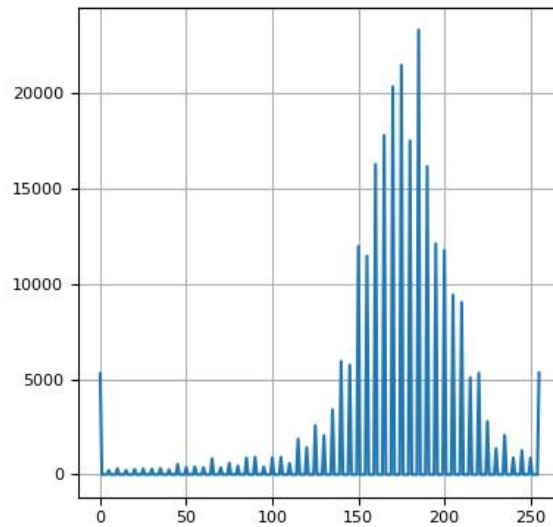
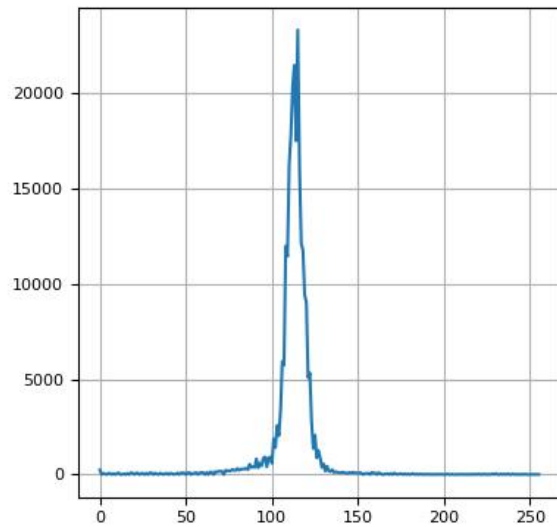
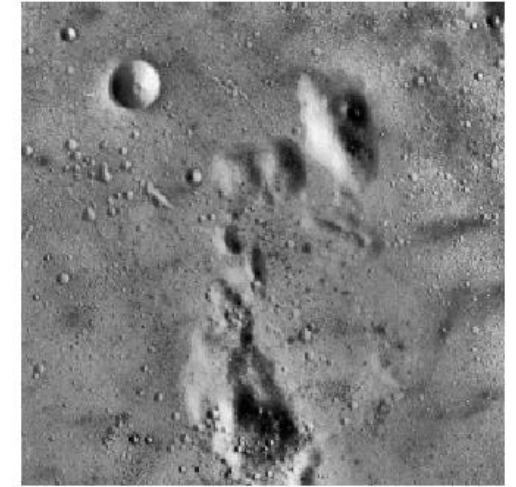
Contraste aumentado



Histograma equalizado



Equalización adaptativa

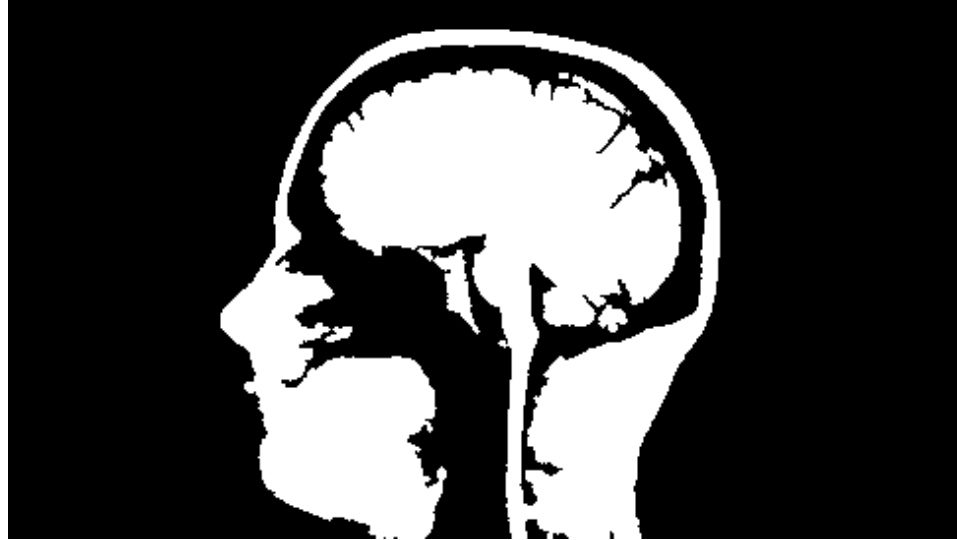


# Mejora de contraste

Mapeo  
lineal  
[96,132] → [40,203]

`skimage.exposure.rescale_intensity(image, in_range, out_range)`

# Umbrales y binarización



Se llama **binarización** al resultado de la operación lógica de relación ( $<, >, \leq, \geq, =$ ) entre la imagen digital y un valor de umbral.

**Ejemplo.** Si el umbral es 121, la operación lógica  $A(x, y) < 121$  dará verdadero sólo si el pixel en  $(x, y)$  tiene un valor menor a 121.

# Umbrales y binarización

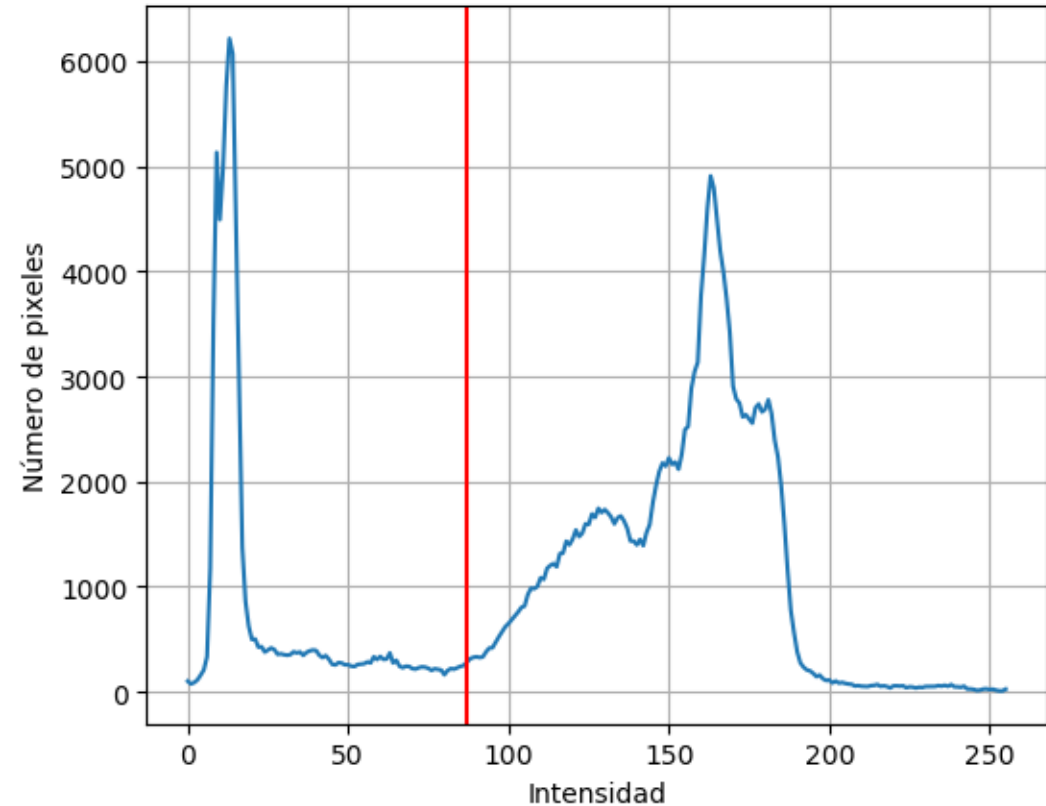
20	15	14	12
3	14	122	100
5	32	97	108
21	10	8	16

$$P(x, y) > 90$$



F	F	F	F
F	F	T	T
F	F	T	T
F	F	F	F

# Método de Otsu



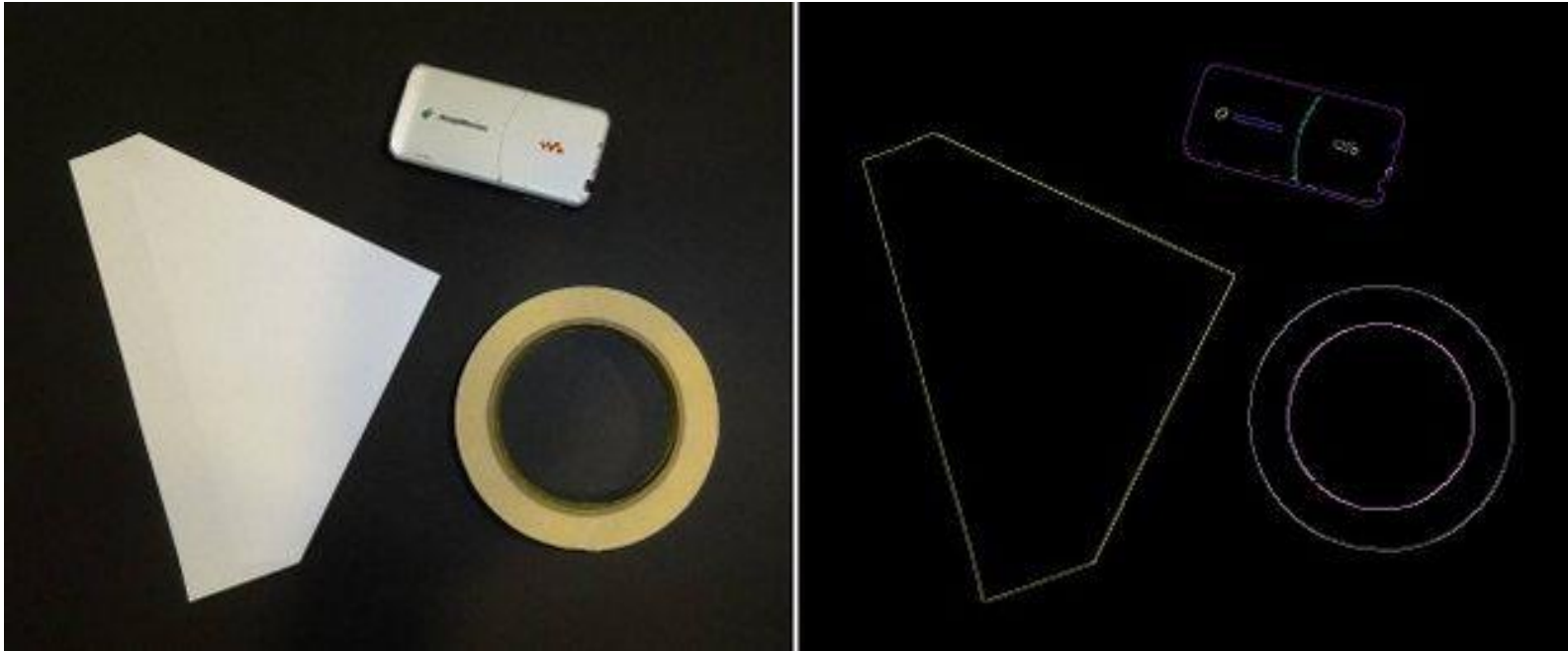
El método de Otsu es un algoritmo que calcula el valor de umbral como un punto que divide al histograma en dos clases: objeto y fondo.

# Práctica #5

Calcular el valor de umbral con el método de Otsu y obtener una imagen binarizada de *Chelsea The Cat*. Graficar histograma.



# Detección de bordes



La detección de bordes es una herramienta fundamental que tiene como objetivo la identificación de puntos en una imagen digital en la que el brillo de la imagen cambia ***abruptamente***.

# Detección de bordes: Operador de Sobel

Sea  $A$  una imagen (de un solo canal)

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * A$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Imagen de magnitud del gradiente de cambios en la imagen  $A$ .



# Detección de bordes: Operador de Sobel

0	0	1	1	1	1
0	0	1	1	1	1
0	0	1	1	1	1
0	0	1	1	1	1

0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0

# Detección de bordes: Operador de Sobel

0	0	1	1	1	1
0	0	2	1	1	1
0	0	1	1	1	1
0	0	1	1	1	1

Bordes verticales

0	0	0	0	0	0
0	4	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0

# Detección de bordes: Operador de Sobel

0	0	0	1	1	1
0	0	0	2	1	1
0	0	0	1	1	1
0	0	1	1	1	1

Bordes verticales

0	0	0	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0

# Detección de bordes: Operador de Sobel

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

Bordes verticales

0	0	0	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0

# Detección de bordes: Operador de Sobel

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

Bordes verticales

0	0	0	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0

# Detección de bordes: Operador de Sobel

0	0	1	1	1	1
0	0	1	1	1	1
0	0	2	1	1	1
0	0	1	1	1	1

Bordes verticales

0	0	0	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	4	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0

# Detección de bordes: Operador de Sobel

0	0	1	1	1	1
0	0	0	1	1	1
0	0	0	2	1	1
0	0	0	1	1	1

Bordes verticales

0	0	0	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	0	0	0	0	0

# Detección de bordes: Operador de Sobel

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

Bordes horizontales

0	0	0	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	0	0	0	0	0



# Detección de bordes: Operador de Sobel

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

Bordes verticales

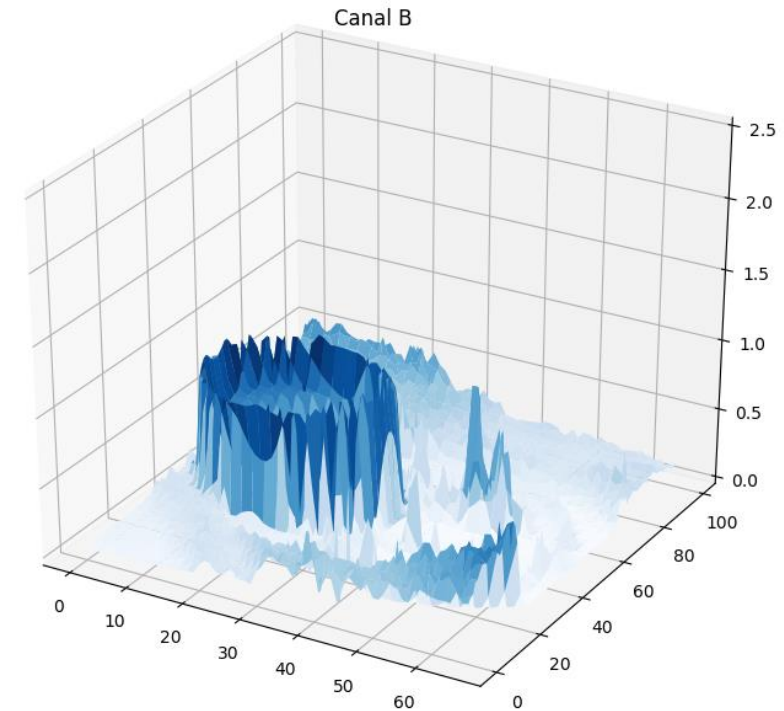
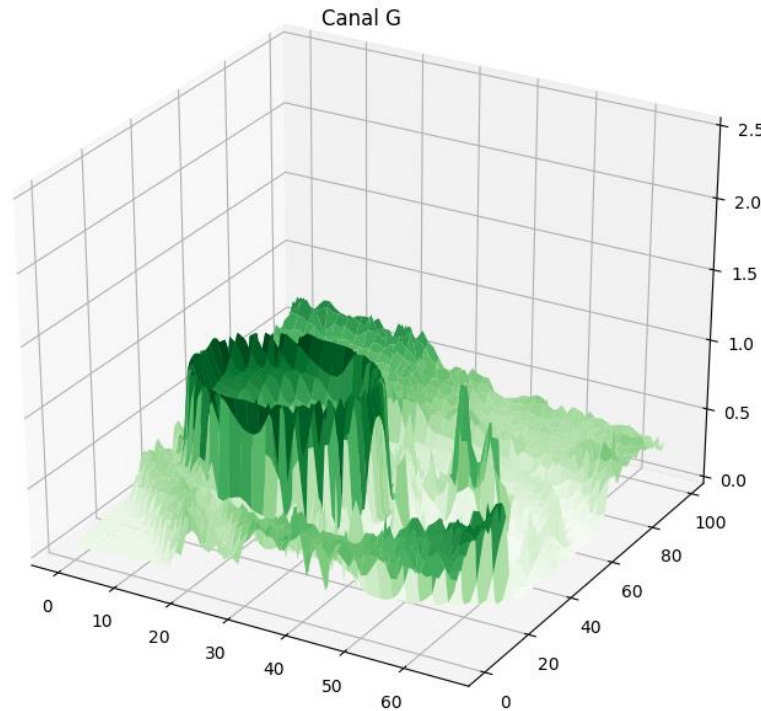
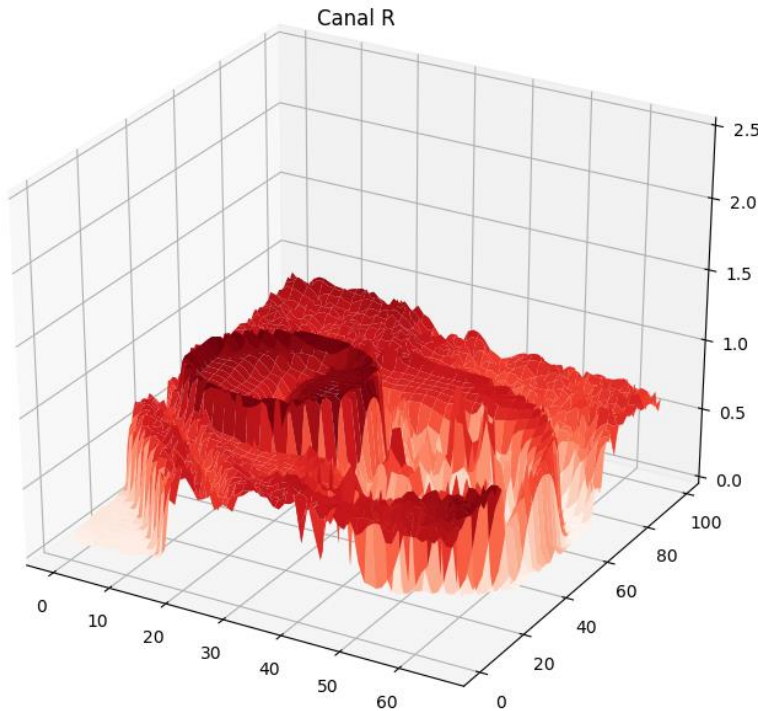
0	0	0	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	4	4	0	0	0
0	0	0	0	0	0

# Práctica #6

Aplicar el operador de Sobel a *Coins*.

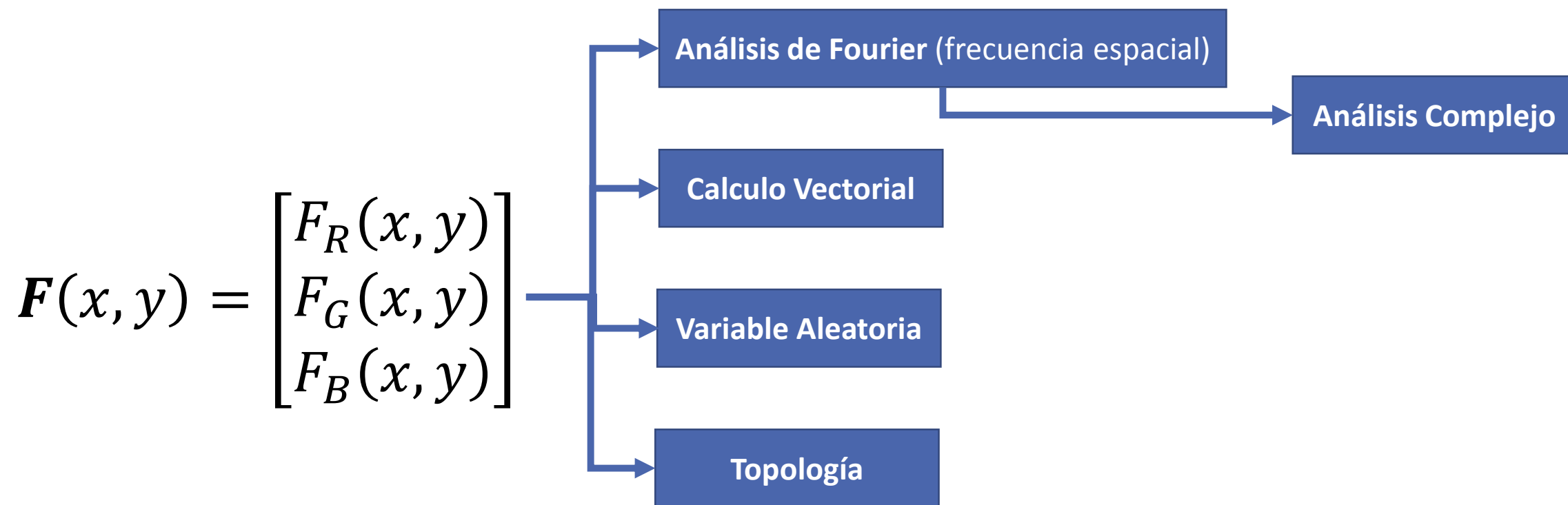


# ¿Qué es una imagen digital?



**Respuesta elaborada.** Es un conjunto de funciones de dos variables  $F(x, y)$ .

# Imágenes como funciones

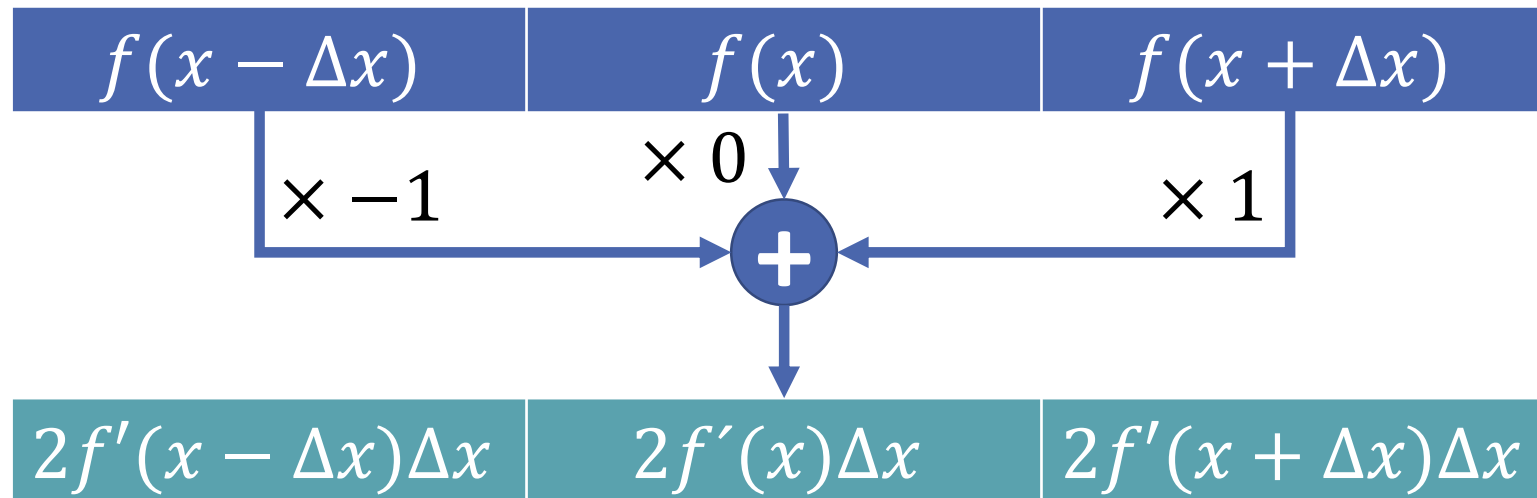


Considerar a las imágenes como funciones abre una enorme variedad de métodos de análisis y herramientas matemáticas para procesamiento.

# Operador de Sobel como derivada numérica

$$f'(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h} \approx \frac{f(x - \Delta x) - f(x + \Delta x)}{2\Delta x}$$

$0 < \Delta x \ll 0$



Los kernels de Sobel de las operaciones  $G_x$  y  $G_y$  son versiones escaladas de las derivadas numéricas parciales a lo largo de  $x$  y  $y$ .



# Práctica #7

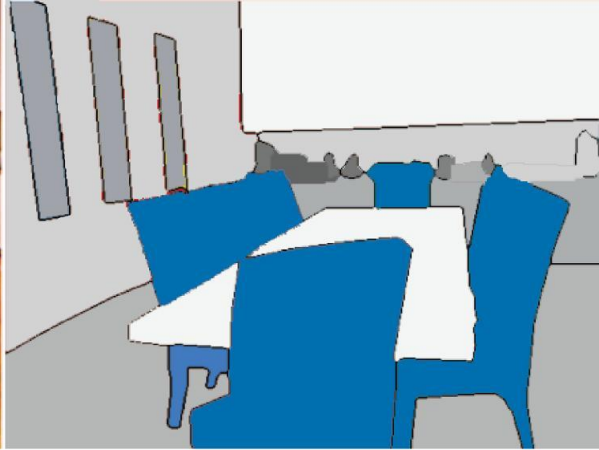
Obtener el campo de gradiente de *Coffee* (para uno de sus canales o su versión en escala de grises).



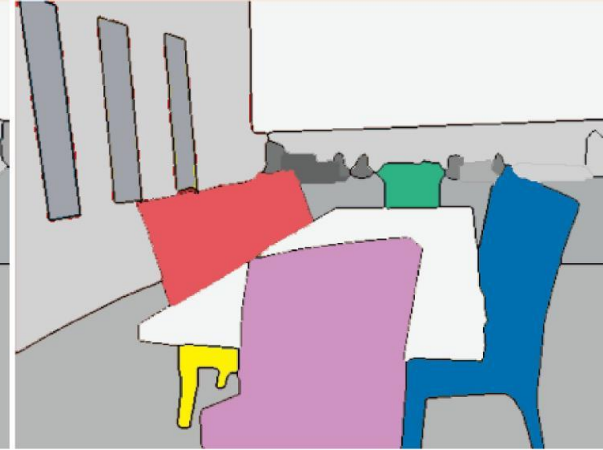
# Segmentación de imágenes



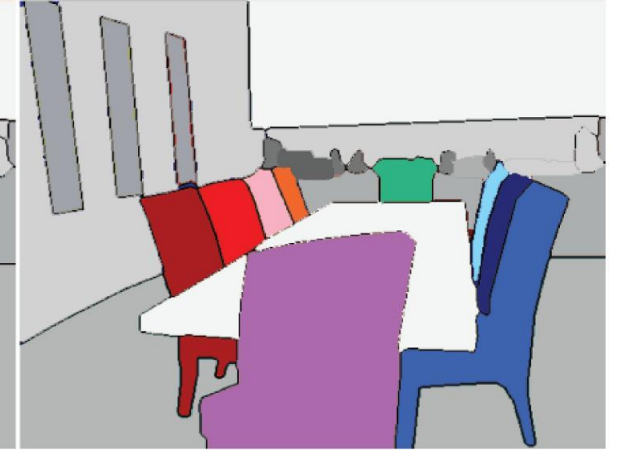
Input Image



Semantic Segmentation



Boundary Segmentation



Semantic Instance Segmentation

Es el proceso de división de imágenes en regiones de interés.

Puede dividirse en dos tipos:

- Segmentación por características (PDI, CV Clásica)
- Segmentación semántica (Machine Learning, Deep Learning)

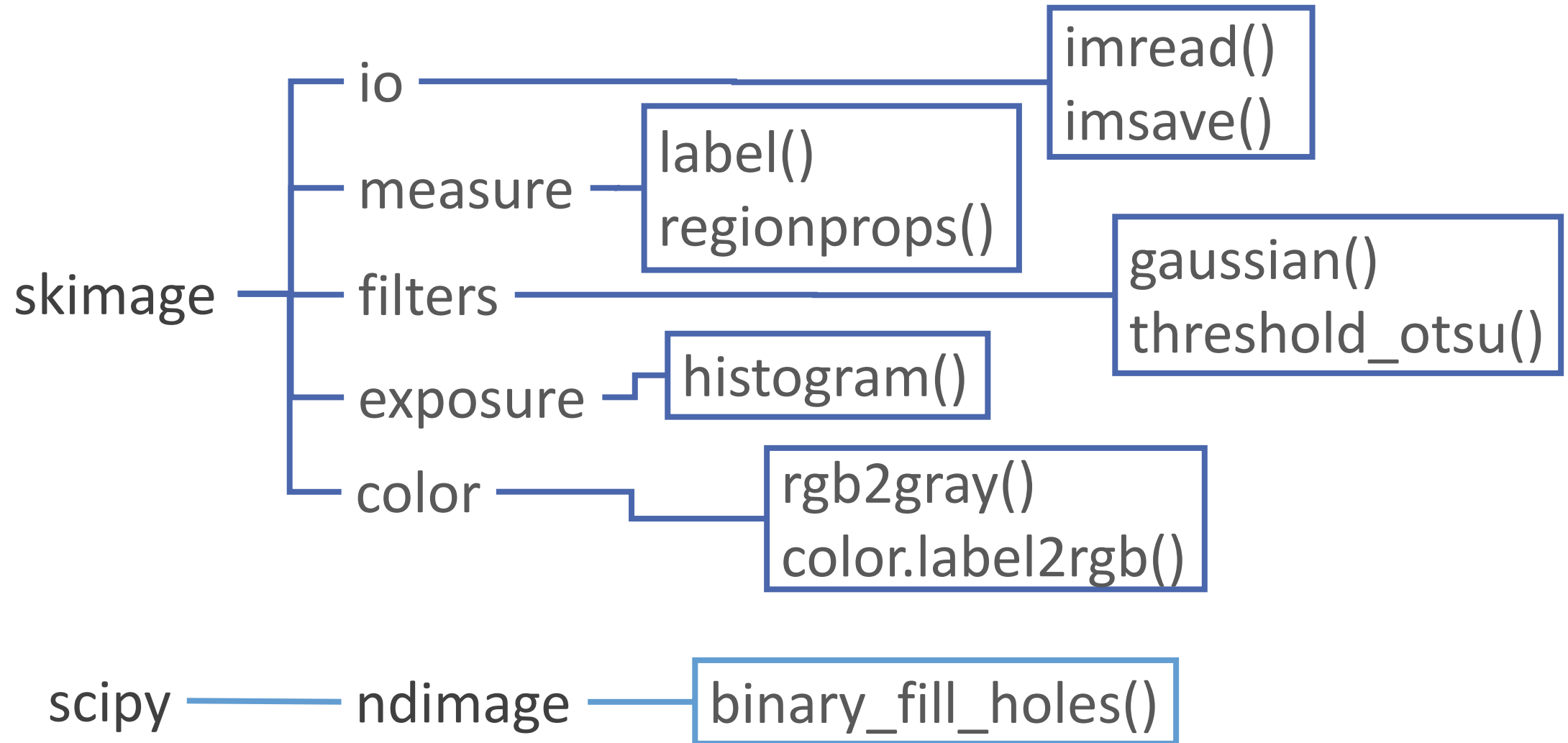
# Práctica Final

Realizar una segmentación por umbral de la siguiente imagen:

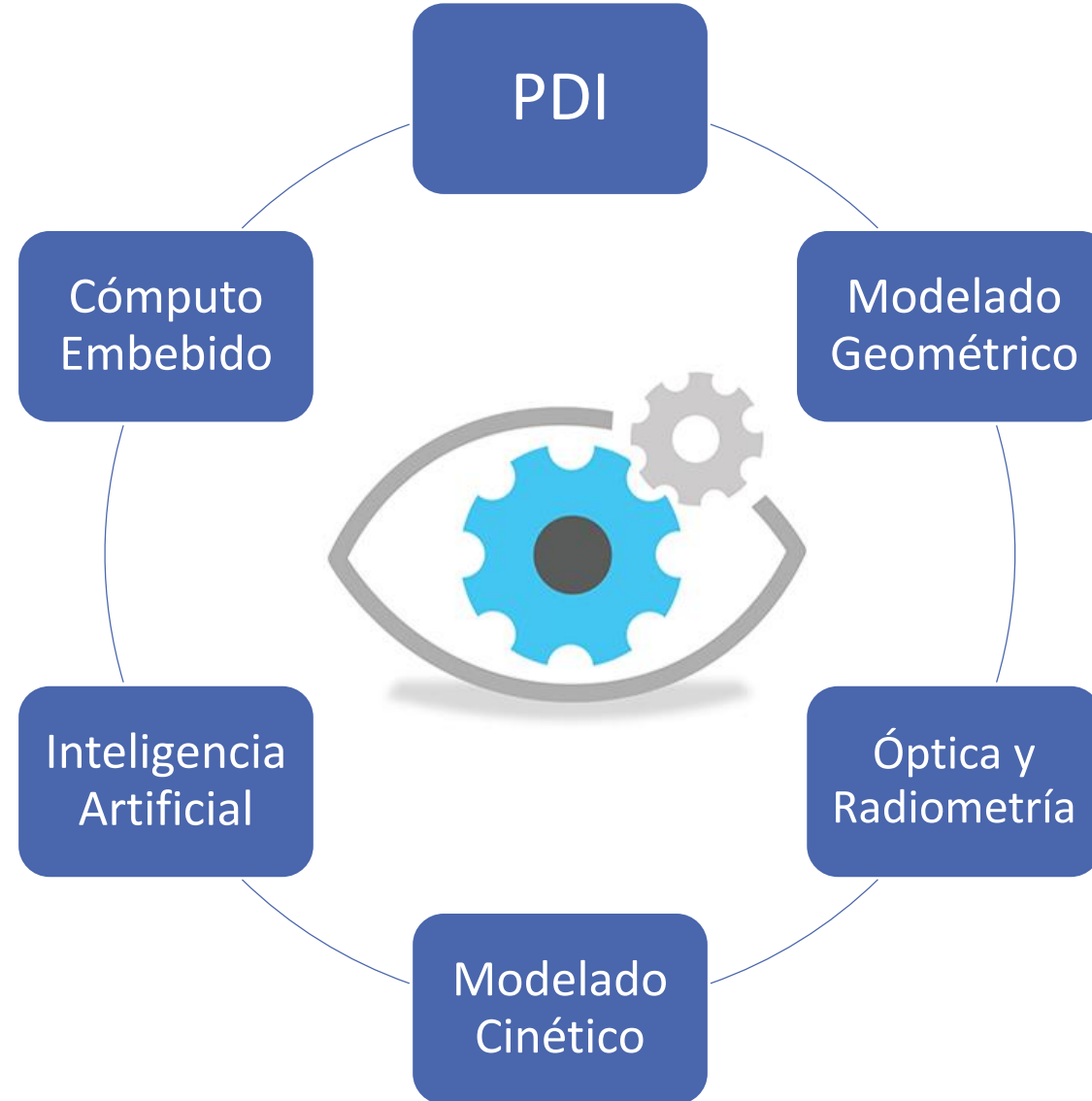




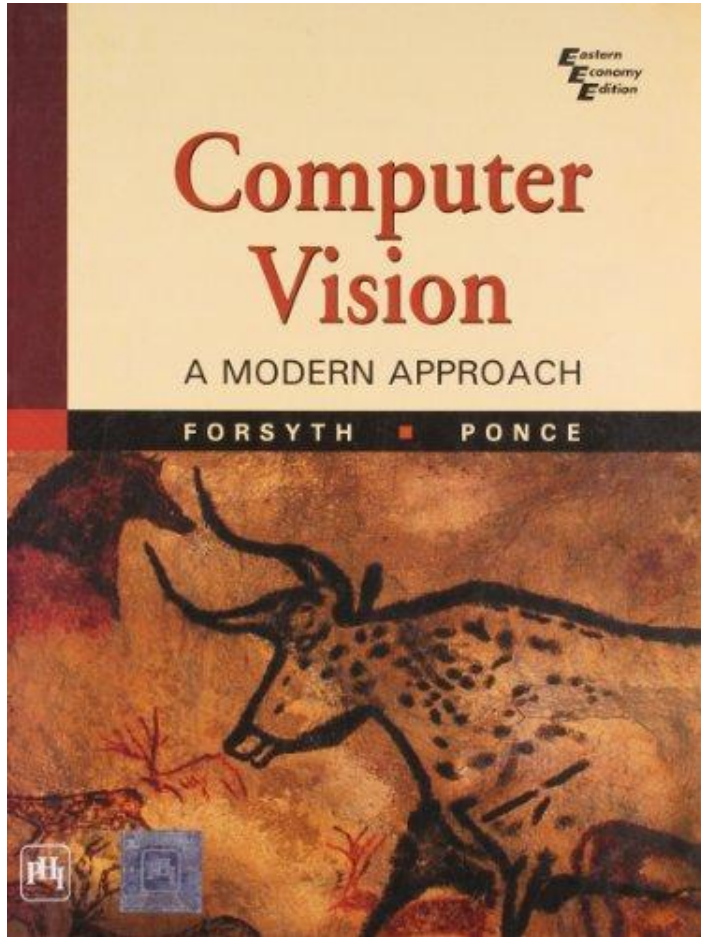
# Mapa de la práctica final



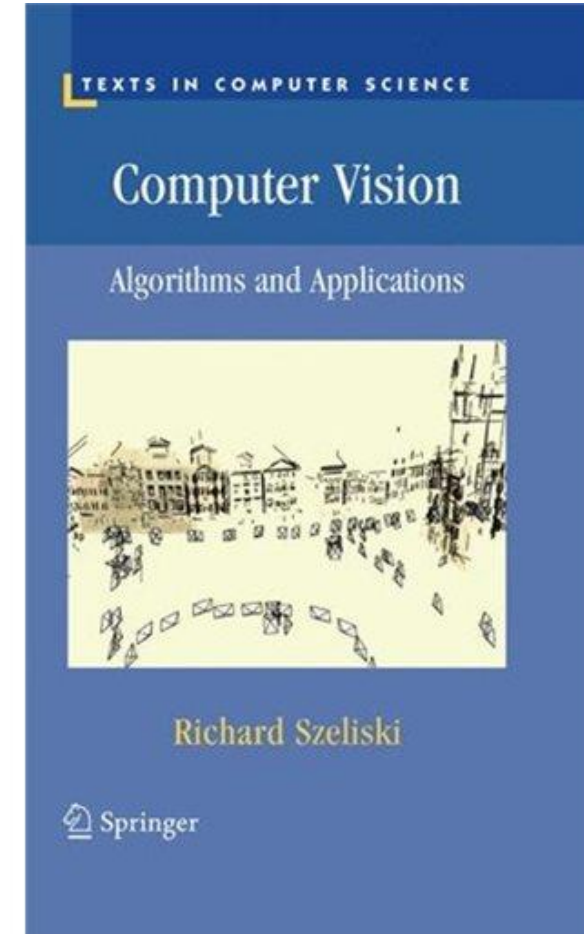
# Observaciones finales: Visión por Computadora



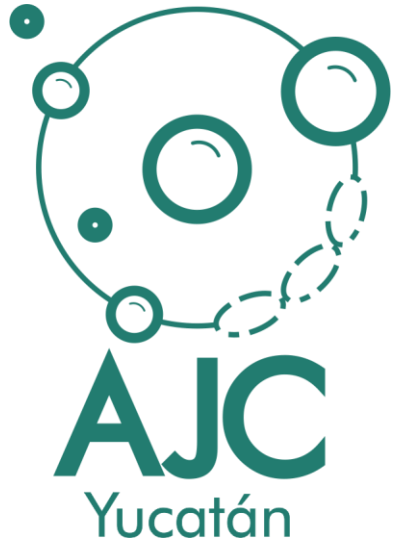
# Observaciones finales: Bibliografía



Computer Vision: A Modern Approach  
Forsyth - Ponce



Computer Vision: Algorithms and Applications  
Richard Szelinski



## Contacto



r.escurib@gmail.com



r.e.escobar.3