

Imágenes médicas: Física, Procesamiento y Registro II

Procesamiento de imágenes médicas

Miguel Martín Landrove

Centro de Visualización Médica, INABIO, UCV

Centro de Física Molecular y Médica, Facultad de Ciencias, UCV

Centro de Diagnóstico Docente Las Mercedes



Latin American alliance for
Capacity building in Advanced physics

LA-CoNGA physics



Cofinanciado por el
programa Erasmus+
de la Unión Europea





Temario

- Imágenes médicas. Estándar DICOM
- Digitalización de la imagen. Histograma de niveles digitales
- Filtrado de la imagen digital. Tipos de filtros
- Métodos de clasificación y segmentación basados en los niveles digitales. K-means, Region Growing (crecimiento de regiones) y contornos activos
- Morfología matemática
- Machine Learning en el procesamiento de imágenes. Radiómica

Estándar DICOM



DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine)

- Permite la interoperatividad de los sistemas de información médica
- Integra los dispositivos de adquisición, almacenamiento (PACS) y procesamiento de imágenes de diferentes manufacturas
- Se desarrolla continuamente satisfaciendo la evolución de las tecnologías y necesidades en imágenes médicas
- Su uso es completamente gratuito





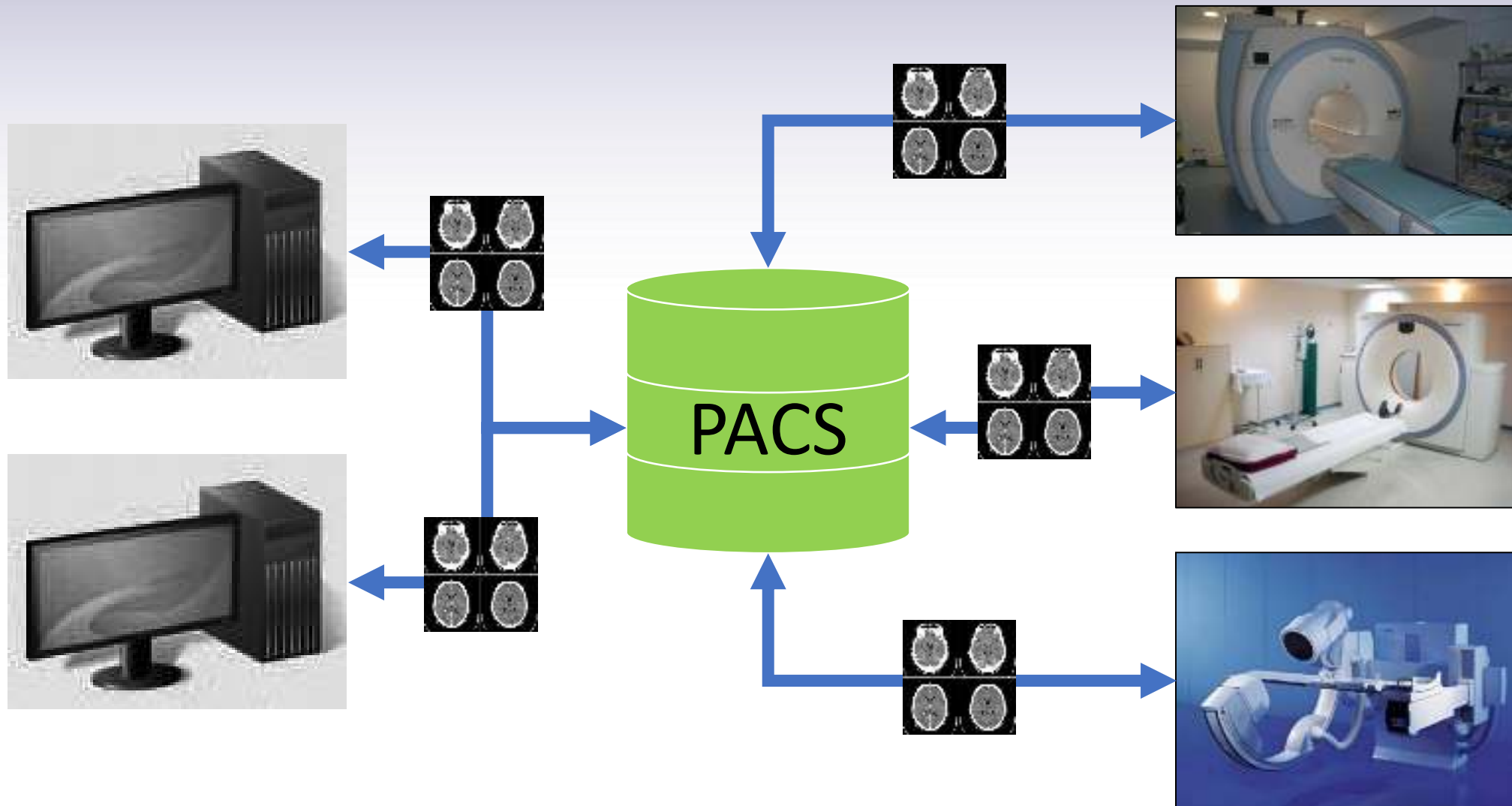
DICOM. Metadata

Attribute	Value
0002,0000,File Meta Elements Group Len	4
0002,0001,File Meta Info Version	1
0002,0002,Media Storage SOP Class UID	1.2.840.10008.5.1.4.1.1.4
0002,0003,Media Storage SOP Inst UID	1.3.6.1.4.1.14519.5.2.1.1188.4001.201818072593915659901971125265
0002,0010,Transfer Syntax UID	1.2.040.10000.1.2.1.
0002,0012,Implementation Class UID	1.2.40.0.13.1.1.1
0002,0013,Implementation Version Name	domfche-1.4.31
0009,0005,Specific Character Set	ISO_IR 100
0008,0008,Image Type	OTHER
0008,0016,SOP Class UID	1.2.840.10008.5.1.4.1.1.4
0009,0016,SOP Instance UID	1.3.6.1.4.1.14519.5.2.1.1100.4001.201010072593915659901971129265
0008,0020,Study Date	20000902
0008,0021,Series Date	20000902
0009,0022,Acquisition Date	20000902
0008,0023,Image Date	20000902
0008,0030,Study Time	005333.727000
0009,0031,Series Time	005511.552000
0008,0032,Acquisition Time	005513.020000
0008,0033,Image Time	005628.588000
0009,0050,Accession Number	7241468099917351
0008,0060,Modality	MR
0008,0070,Manufacturer	SIEMENS
0009,0090,Referring Physician's Name	
0008,1010,Station Name	miscan

Attribute	Value
FFFE,E000,Sequence Delimiter	0
0013,0010,?	CTP
0013,1010,?	TCSA-LGG
0013,1013,?	11884003
0018,0015,Body Part Examined	BRAIN
0010,0020,Scanning Sequence	RM
0018,0021,Sequence Variant	OSP
0018,0022,Scan Options	
0010,0023,MR Acquisition Type	2D
0018,0024,Sequence Name	se1
0018,0025,Angio Flag	N
0010,0050,Slice Thickness	005.000000E+00
0018,0080,Repetition Time [TR, ms]	004.000000E+02
0018,0081,Echo Time [TE, ms]	001.200000E+01
0010,0083,Number of Averages	1
0018,0084,Imaging Frequency	006.362078E+01
0018,0085,Imaged Nucleus	1H
0010,0086,Echo Number	1
0018,0087,Magnetic Field Strength	1.493606
0018,0088,Spacing Between Slices	2
0010,0091,Echo Train Length	1
0018,0093,Percent Sampling	100
0018,0094,Percent Phase Field View	100
0010,1000,Device Serial Number	7216



PACS. Picture Archiving and Communication System

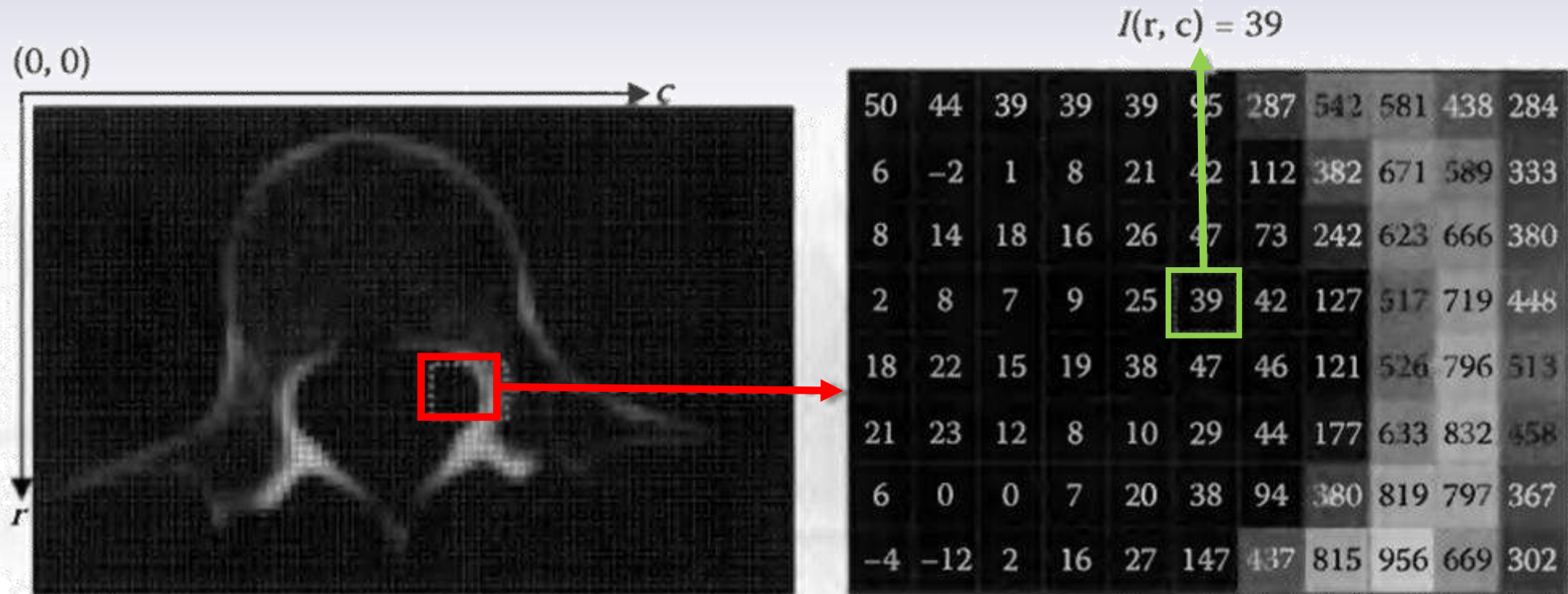


Imágenes digitales



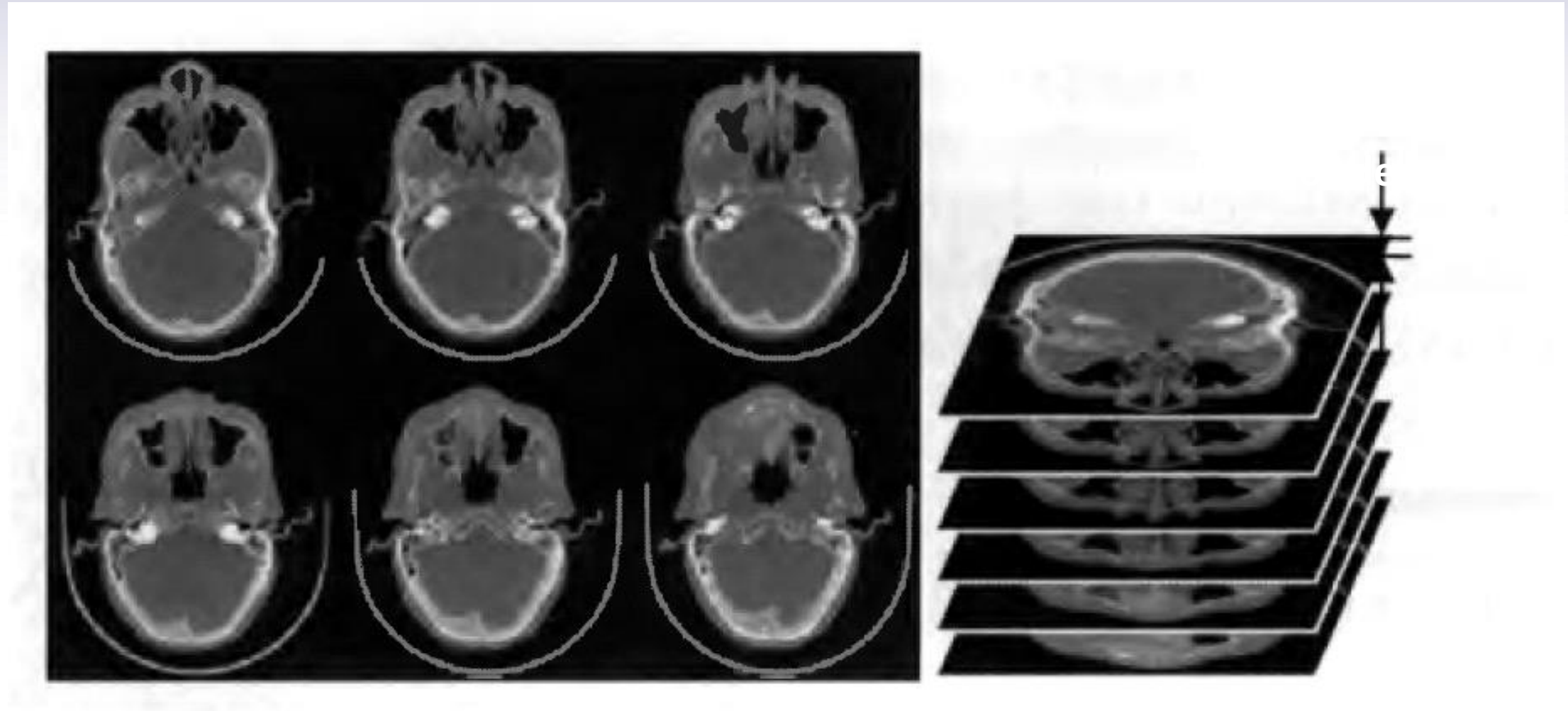


Definición de la imagen digital



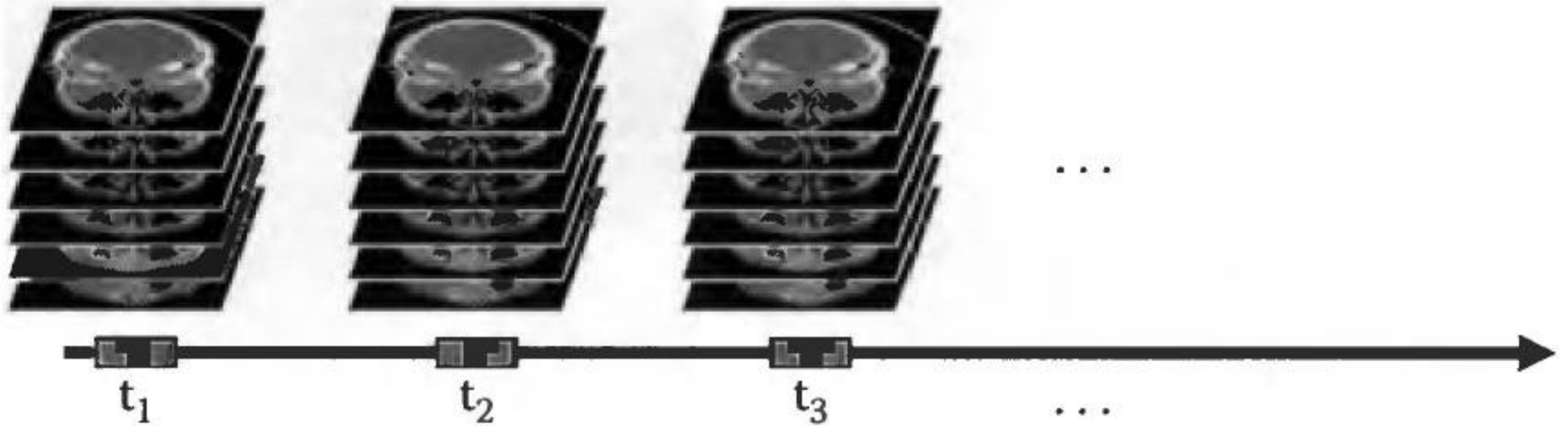


Definición de la imagen digital



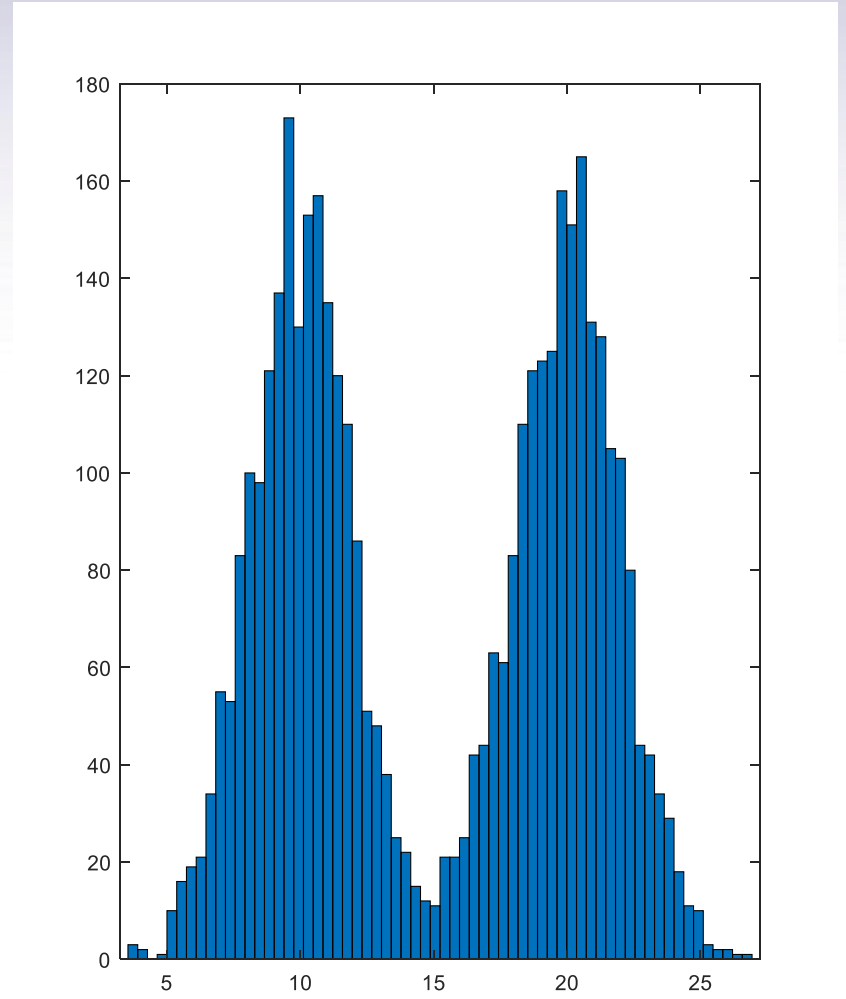
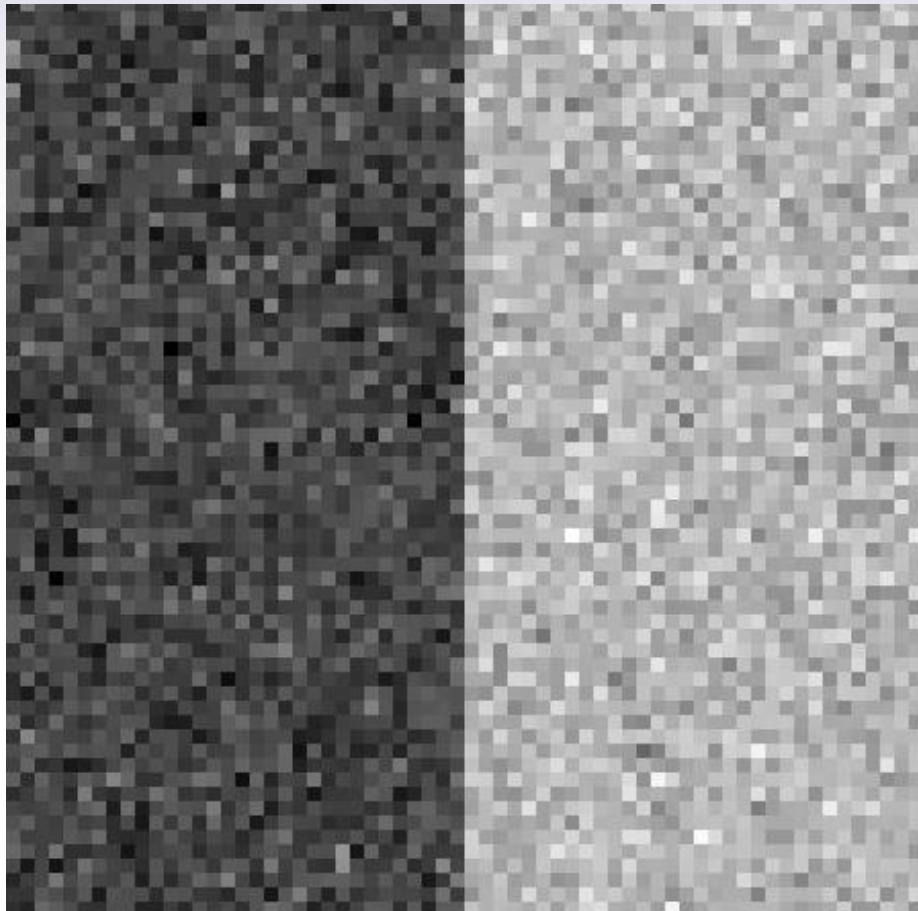


Definición de la imagen digital



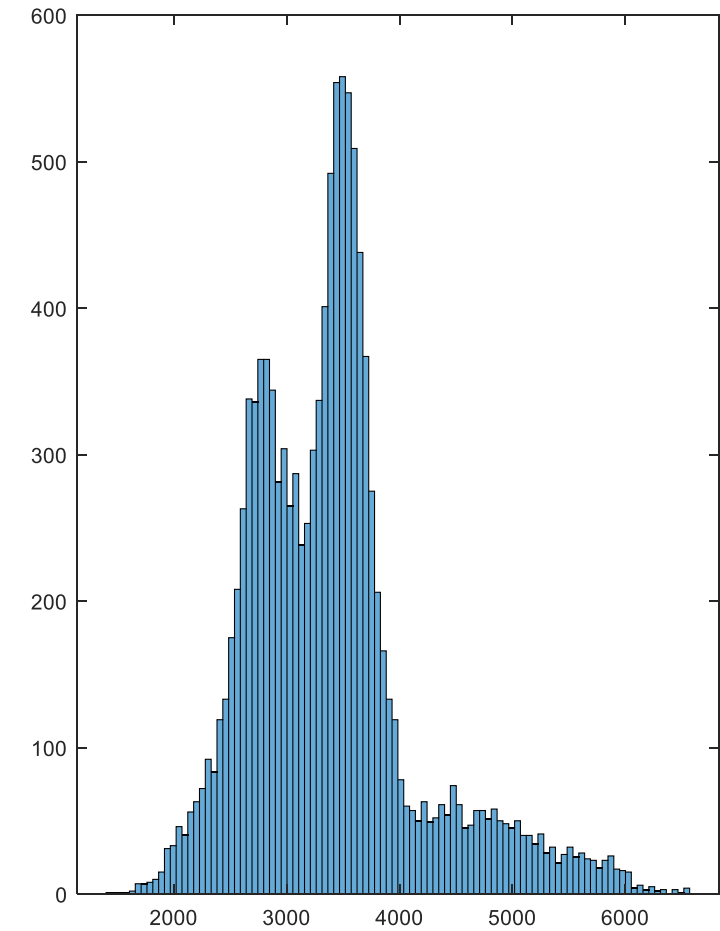


Histograma de la imagen





Histograma de la imagen



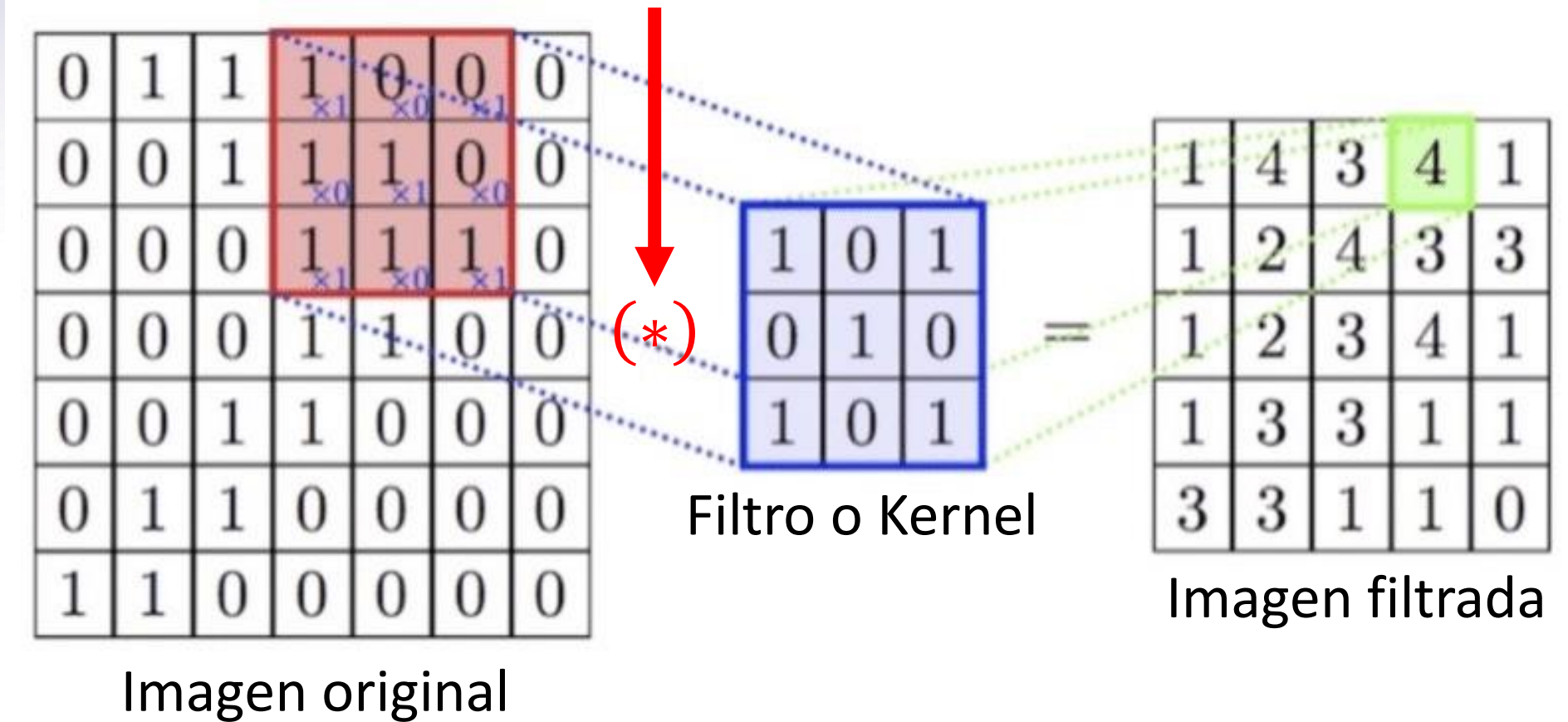
Filtrado de la imagen





¿Cómo funcionan los filtros?

Convolución

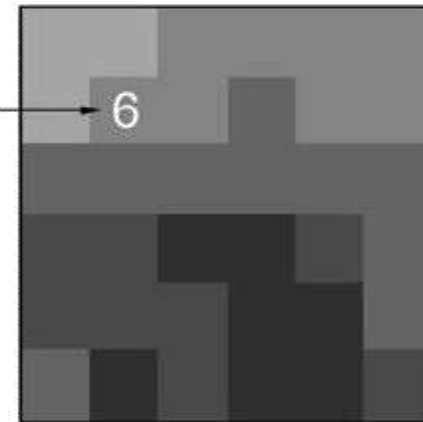
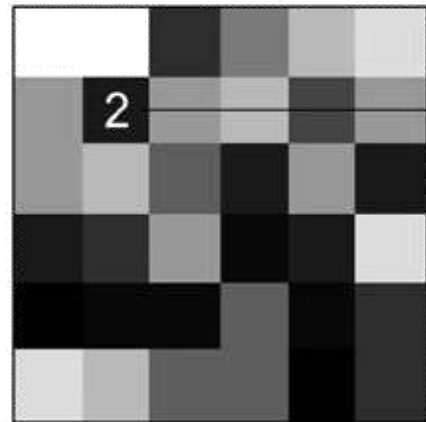




Suavizado de la imagen

6	8	3	10	3	4	4	10
7	10	10	3	6	8	9	7
9	7	2	7	8	4	7	2
3	7	8	5	2	7	2	5
2	2	3	7	1	2	9	8
10	0	1	1	5	1	3	4
1	9	8	5	5	0	3	10
6	4	3	0	9	4	0	9

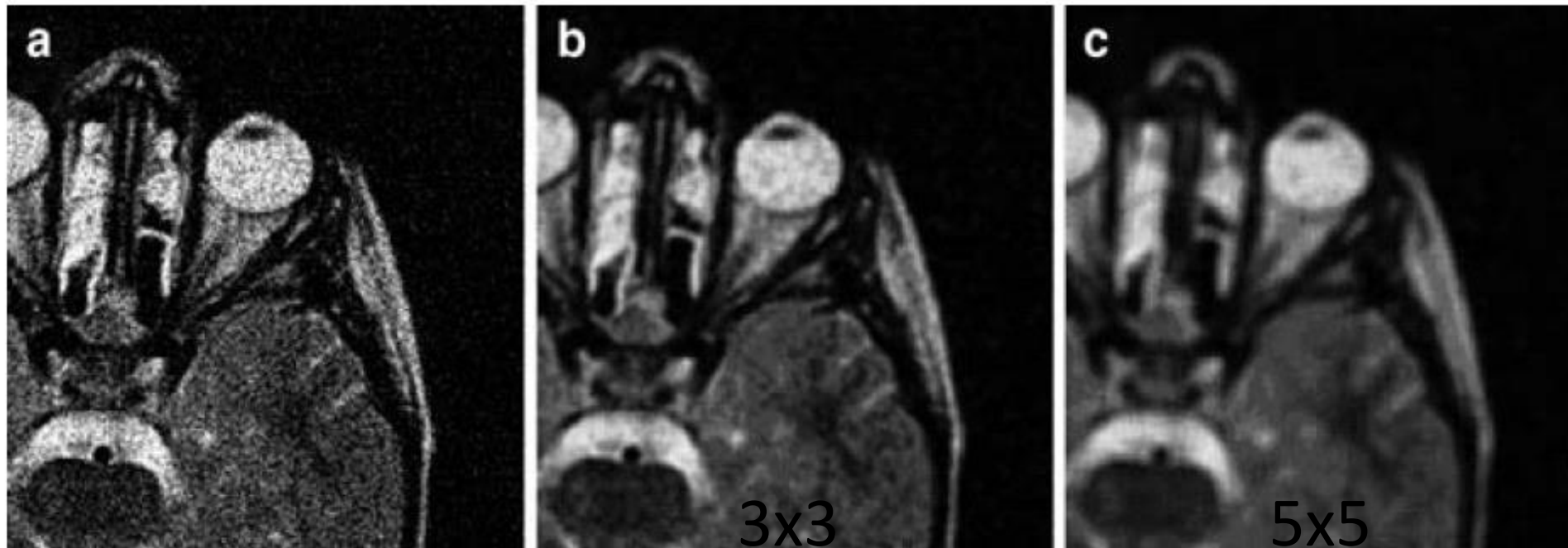
7	7	6	6	6	6
7	6	6	5	6	6
5	5	5	5	5	5
4	4	3	3	4	5
4	4	4	3	3	5
5	3	4	3	3	4





Promedio y promedio ponderado

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ \hline 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ \hline 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ \hline \end{array} = 1/9 \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$





Promedio y promedio ponderado

A	B	C
D	E	F
G	H	I

KERNEL

$$m' = \frac{Ag + Bh + Ci + Dl + Em + Fn + Gq + Hr + Is}{A+B+C+D+E+F+G+H+I}$$

Original Image matrix

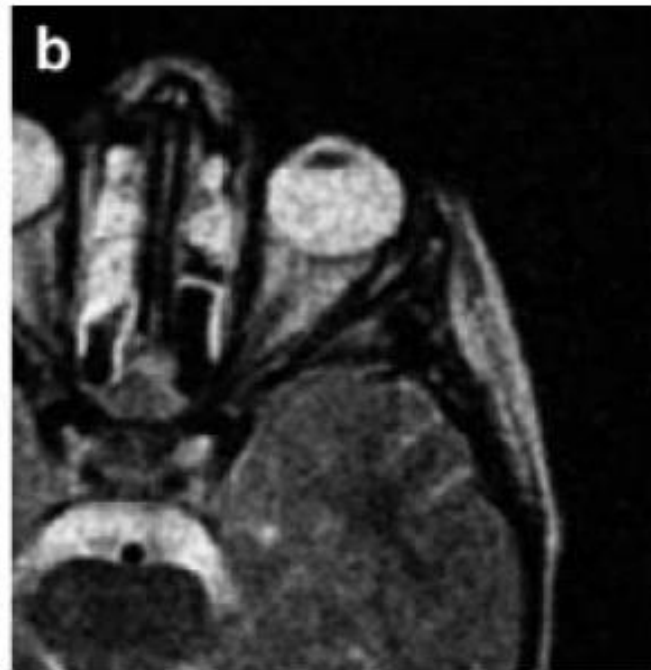
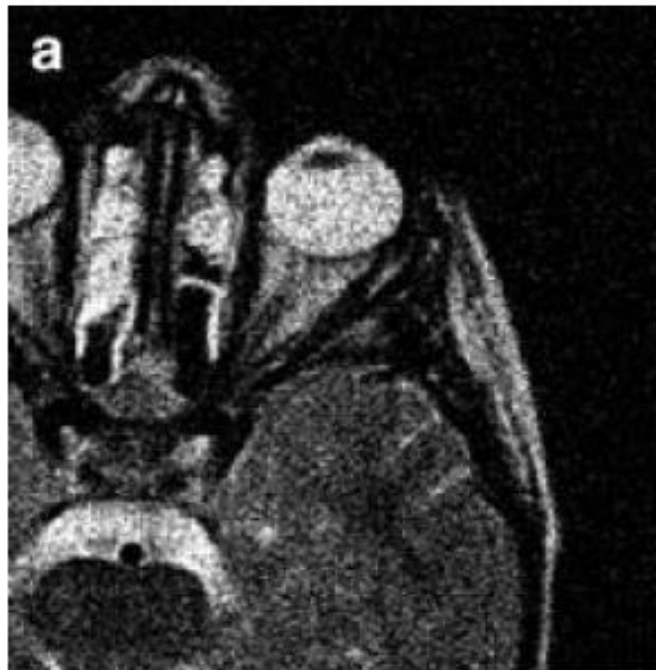
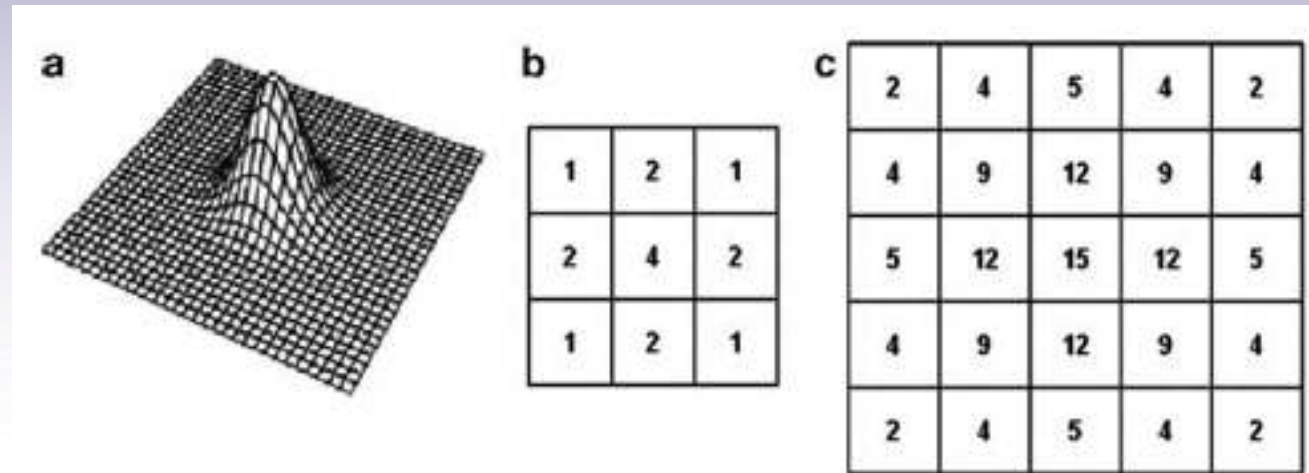
	a	b	c	d	e
f	A_g	B_h	C_i	j	
k	D_l	E_m	F_n	o	
p	G_q	H_r	I_s	t	
u	v	w	x	y	

New Image matrix

	a'	b'	c'	d'	e'
f'	g'	h'	i'	j'	
k'	l'	m'	n'	o'	
p'	q'	r'	s'	t'	
u'	v'	w'	x'	y'	

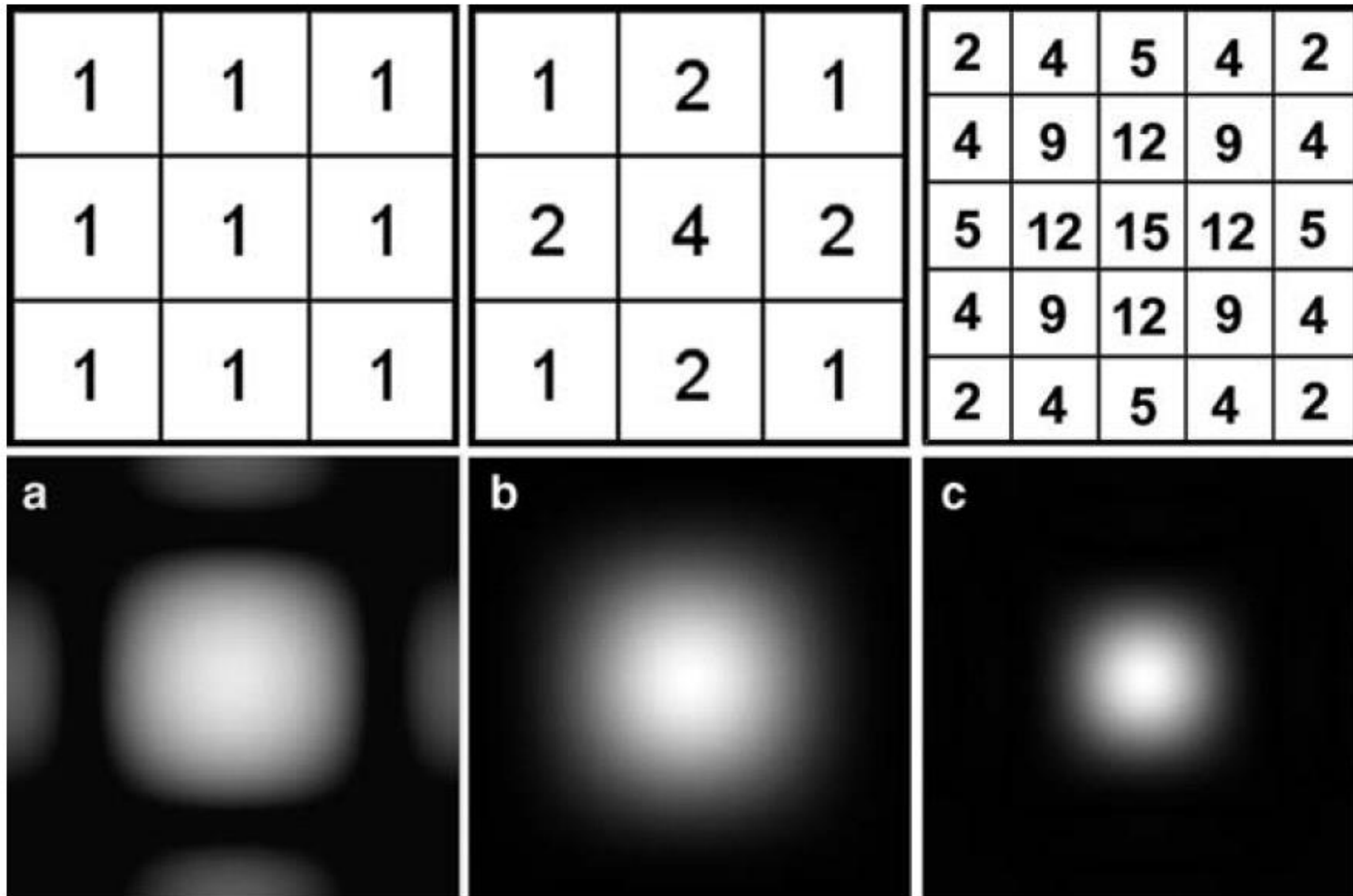


Promedio Gaussiano





Promedio Gaussiano





Gradientes de imagen

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

$$\frac{\partial I}{\partial x} = I_x = \frac{I(x+h) - I(x)}{h} \quad \text{diferencia hacia adelante}$$

$$\frac{\partial I}{\partial x} = I_x = \frac{I(x) - I(x-h)}{h} \quad \text{diferencia hacia atrás}$$

$$f(x+h) = f(x) + hf'(x) + O(h^2)$$

$$f(x-h) = f(x) - hf'(x) + O(h^2)$$

$$f'(x) = \frac{f(x+h) - f(x-h)}{2h}$$

$$I_x = \frac{I(x+h) - I(x-h)}{2h} \quad \text{diferencia centrada}$$



Gradientes de imagen

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

$$f'(x+h) = f'(x) + hf''(x) + O(h^2)$$

$$f'(x-h) = f'(x) - hf''(x) + O(h^2)$$

$$f''(x) = \frac{f(x+h) - 2f(x) + f(x-h)}{h^2}$$

$$I_{xx} = \frac{I(x+h) - 2I(x) + I(x-h)}{h^2}$$



Gradientes de imagen





Gradientes de imagen

$I : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ imagen escalar

$I : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ imagen multiespectral

$$I = (I_1, I_2, \dots, I_m)$$

$$\nabla I_i = (I_{xi}, I_{yi}) \quad i = 1, \dots, m \quad \text{y} \quad I_{xi} = \frac{\partial I_i}{\partial x}, \quad I_{yi} = \frac{\partial I_i}{\partial y}$$

$$\|\nabla I\|_\infty = \max(|\nabla I|_i) \quad \text{norma L-infinito } (L_\infty)$$

$$\text{con } |\nabla I|_i = \sqrt{I_{xi}^2 + I_{yi}^2}$$

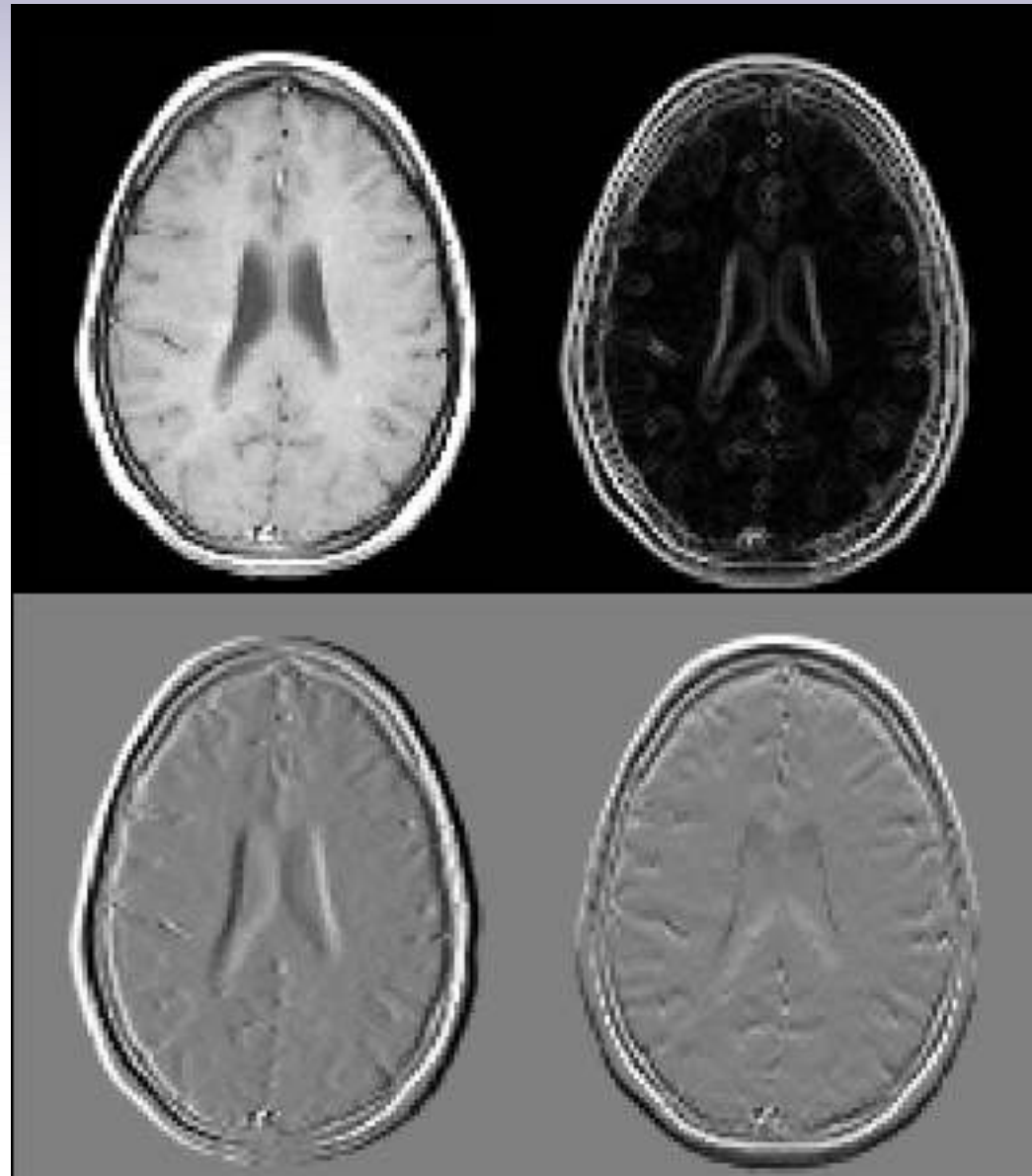
$$\|\nabla I\|_1 = \sum_{i=1}^m |\nabla I|_i \quad \text{norma } L_1 \text{ (distancia de Manhattan)}$$

$$\|\nabla I\|_p = \left(\sum_{i=1}^m (|\nabla I|_i)^p \right)^{1/p} \quad \text{norma } L_p \text{ (} p = 2, \text{ norma Euclideana)}$$



Gradientes de imagen

$$(\nabla I)_x$$



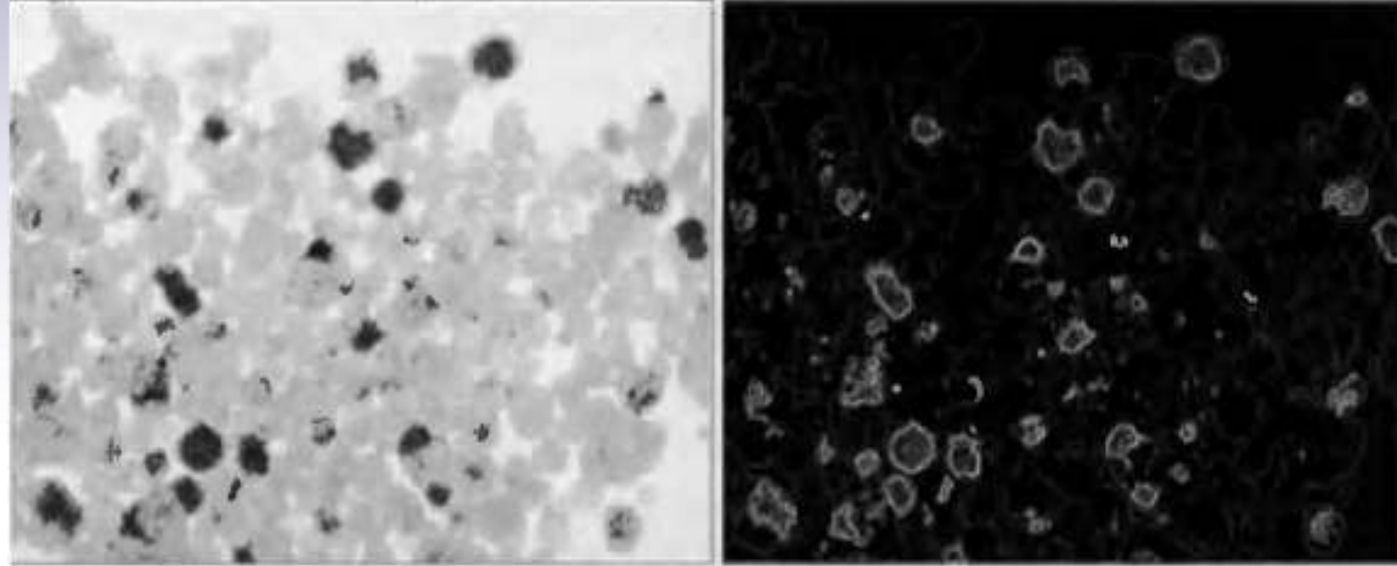
$$\|\nabla I\|$$

$$(\nabla I)_y$$



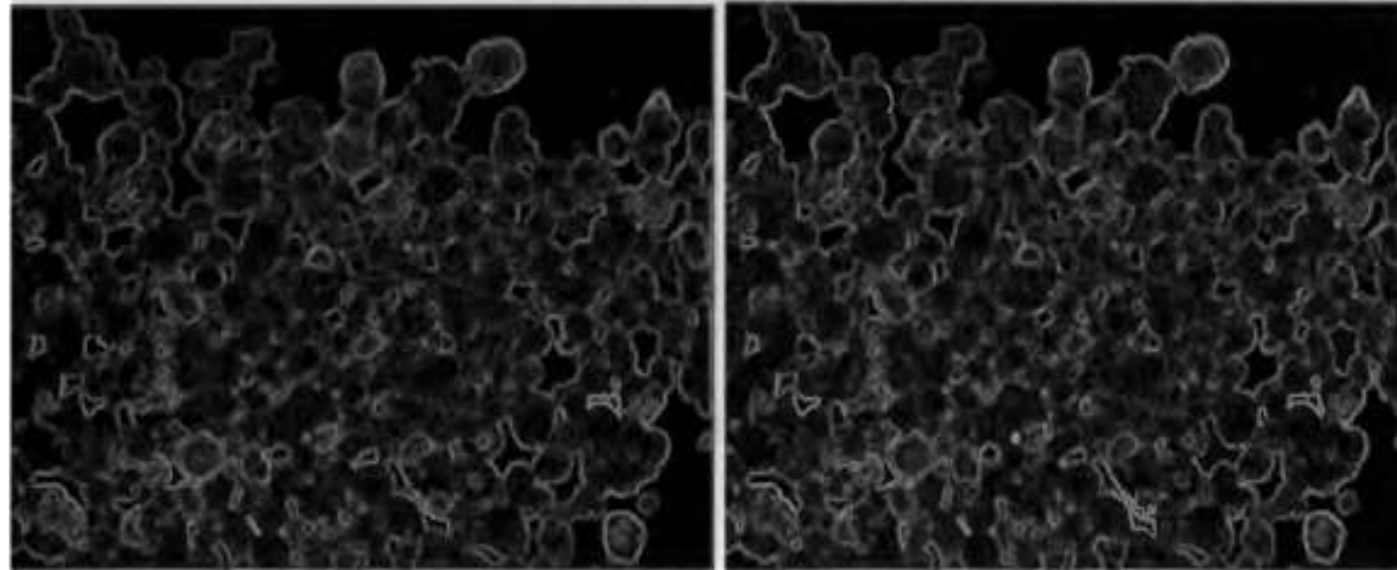
Gradientes de imagen

$RGB \rightarrow Gris$



$\|\nabla I\|$

L_2

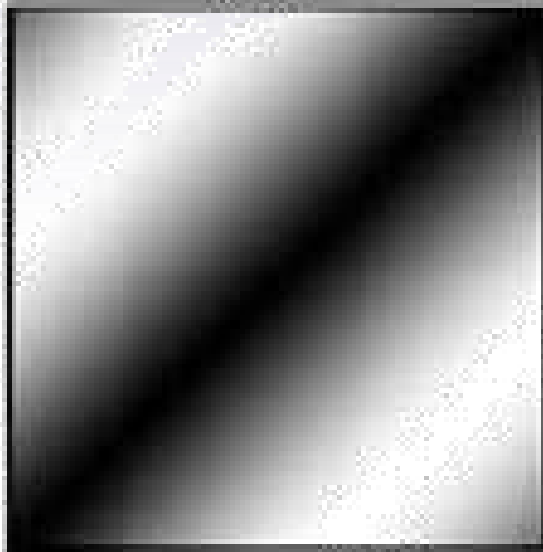


L_∞

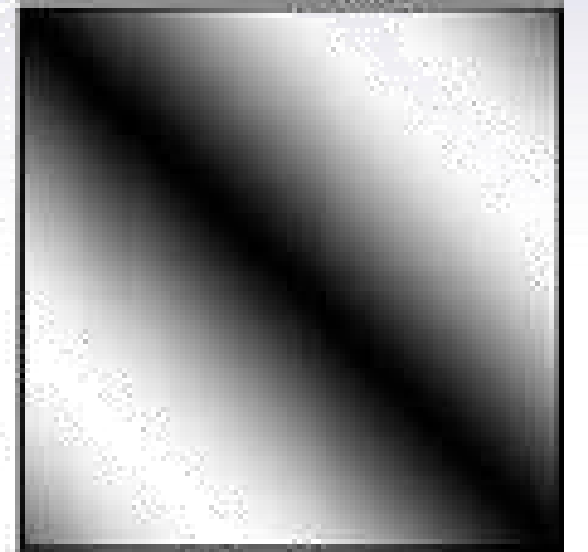


Filtro de Roberts

1	0
0	-1

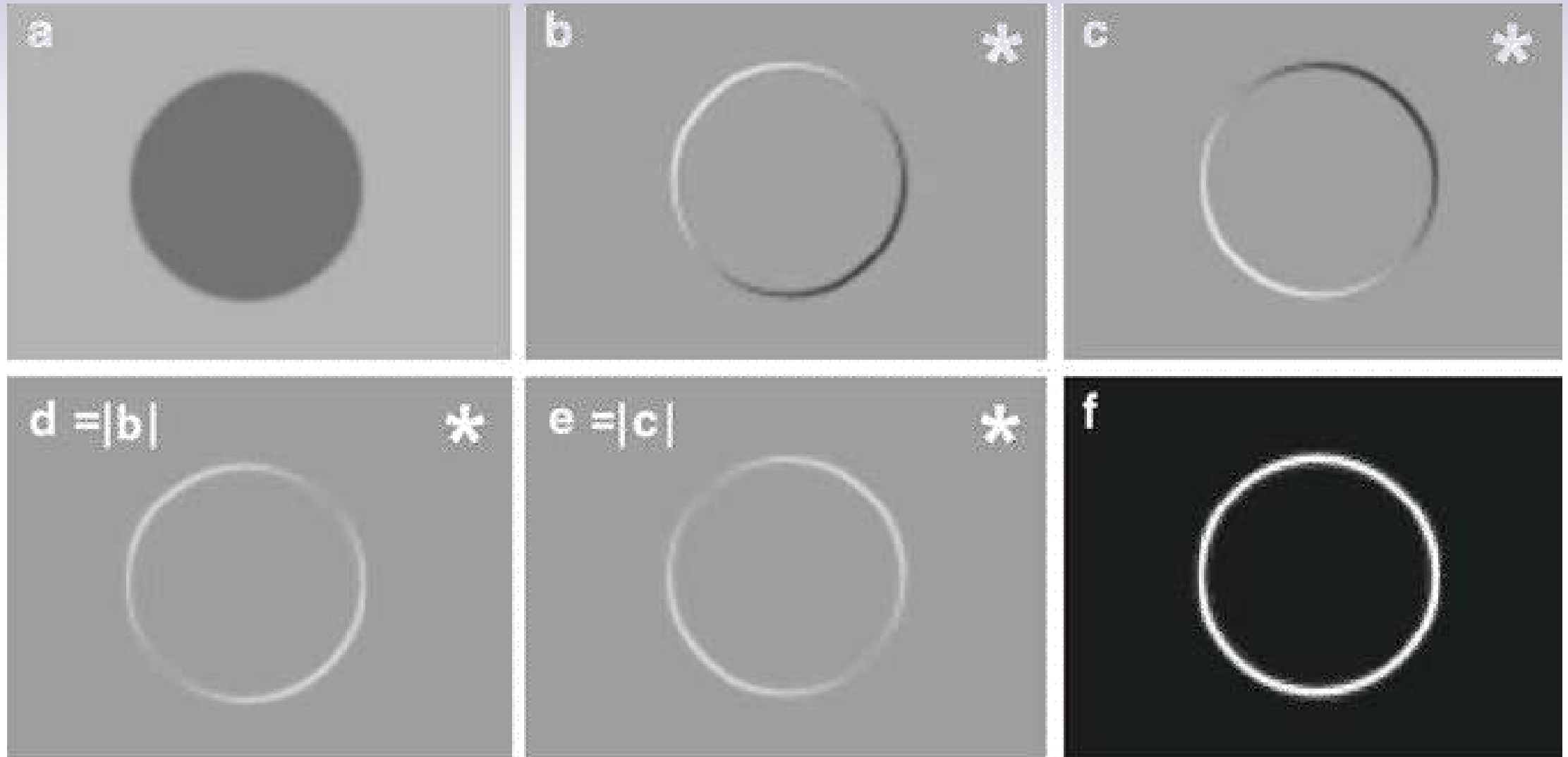


0	-1
1	0



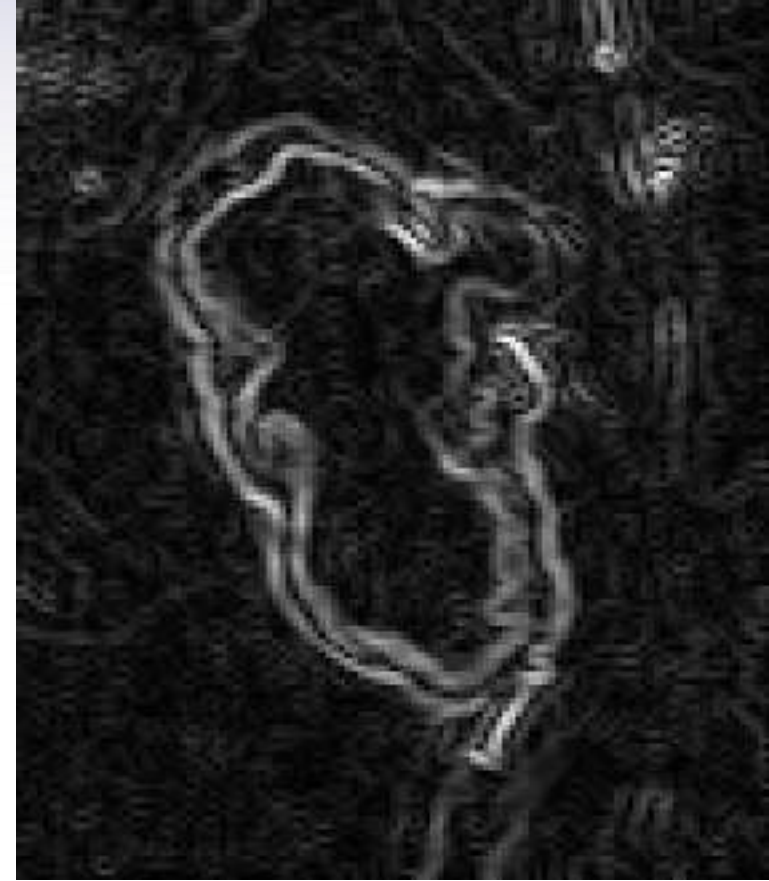
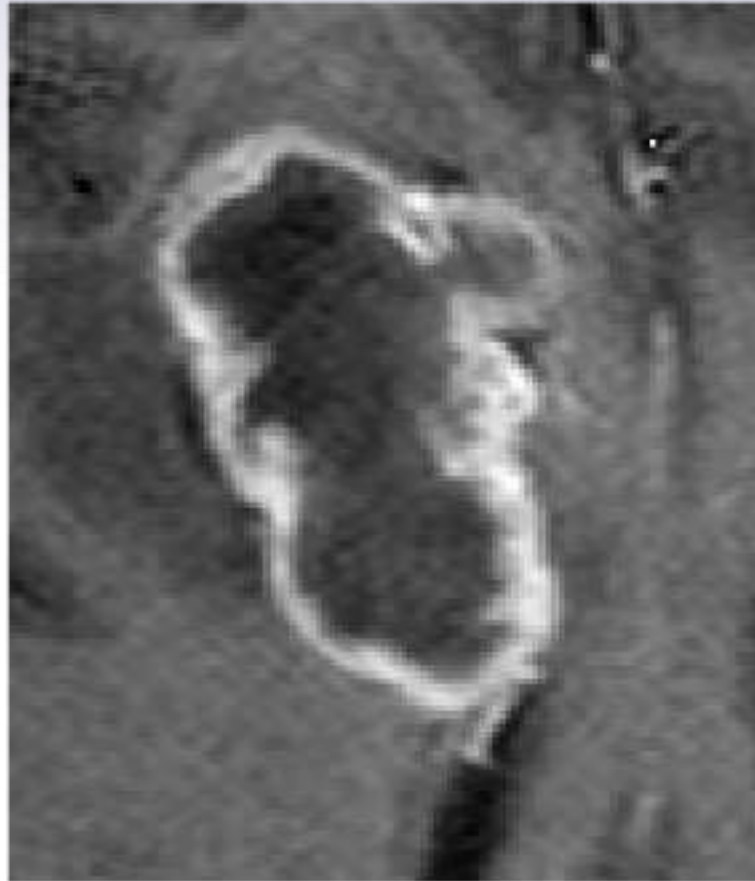


Filtro de Roberts





Filtro de Roberts



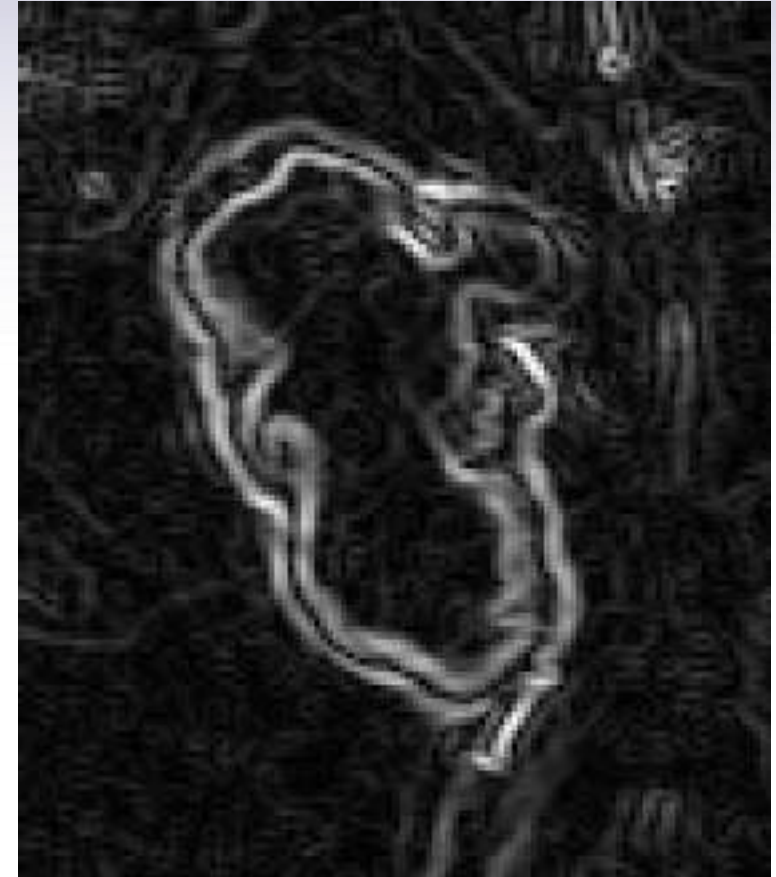
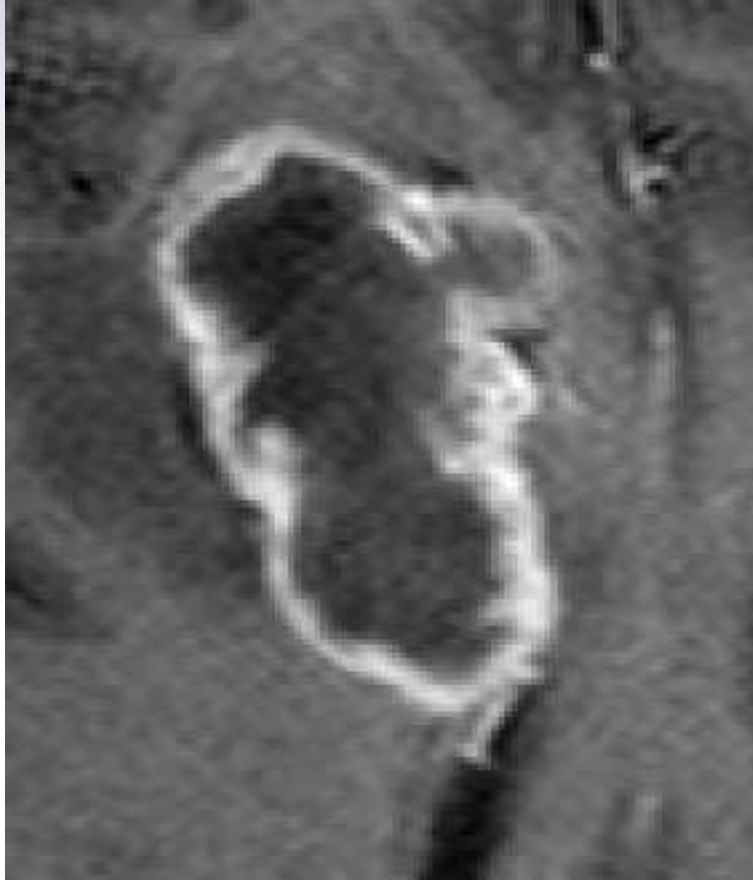


Filtro de Prewitt

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



Filtro de Prewitt





Filtro de Sobel

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

g_y

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

g_{yx}

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

g_x

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

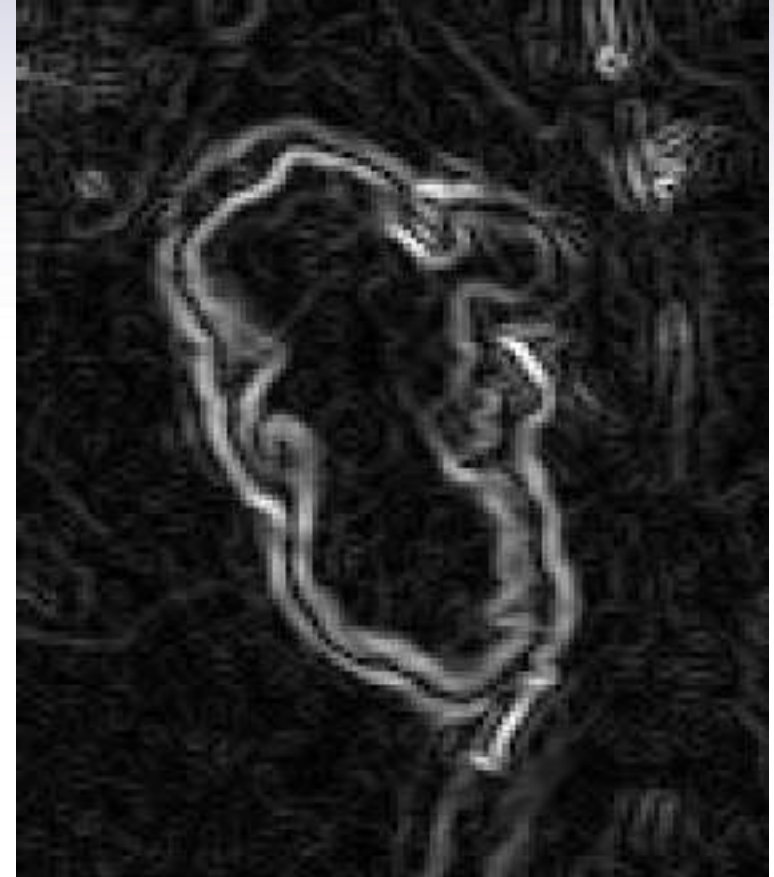
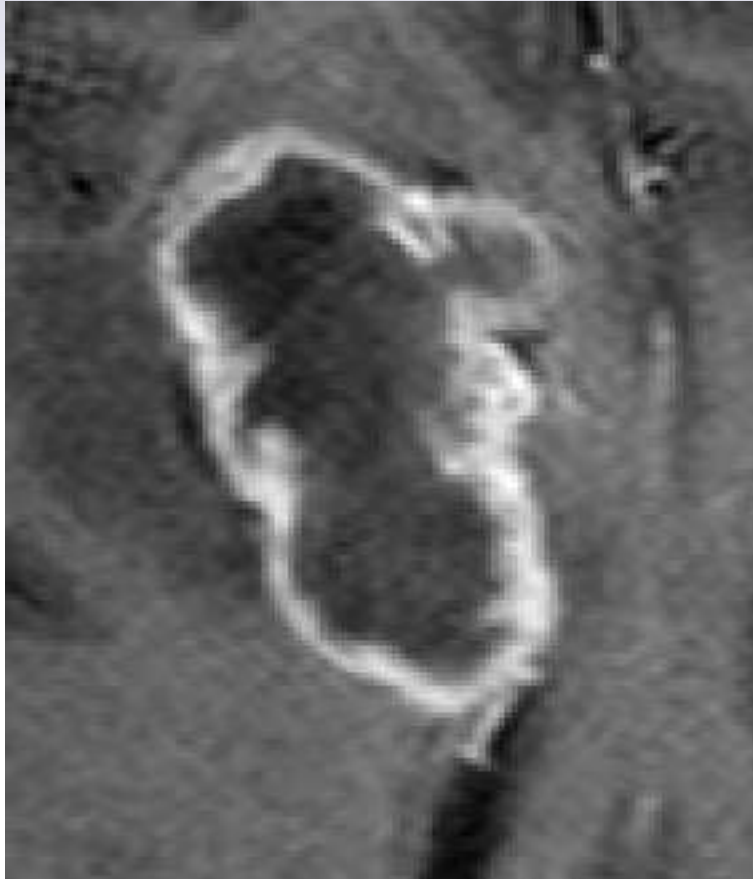
g_{xy}

$$G = |g_x| + |g_{xy}| + |g_y| + |g_{yx}|$$

$$G = \sqrt{g_x^2 + g_{xy}^2 + g_y^2 + g_{yx}^2}$$

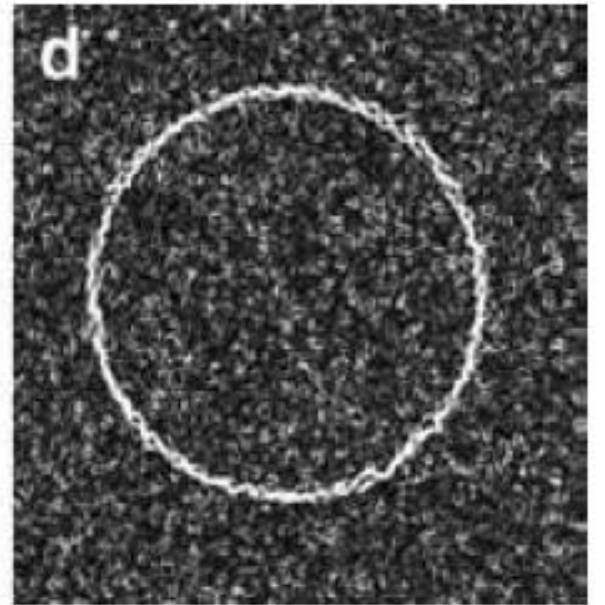
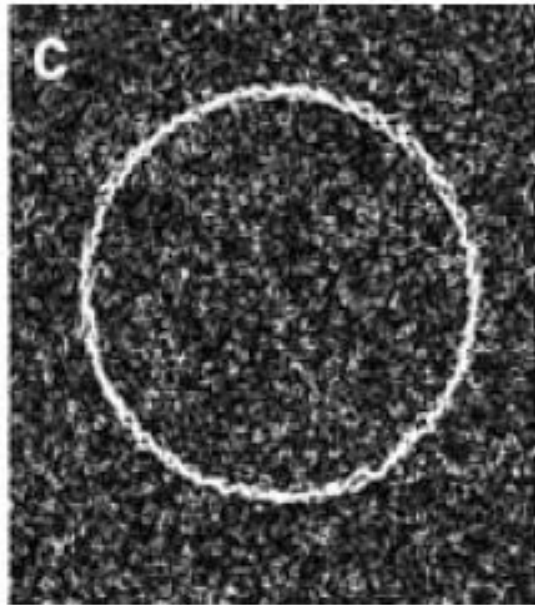
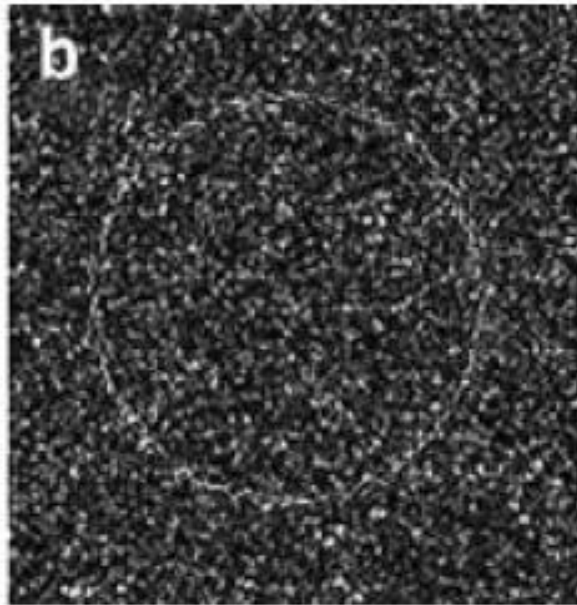
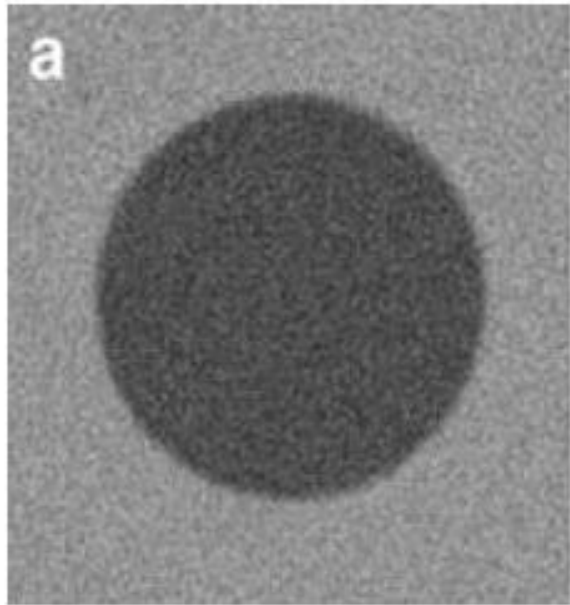


Filtro de Sobel





Comparación de los filtros



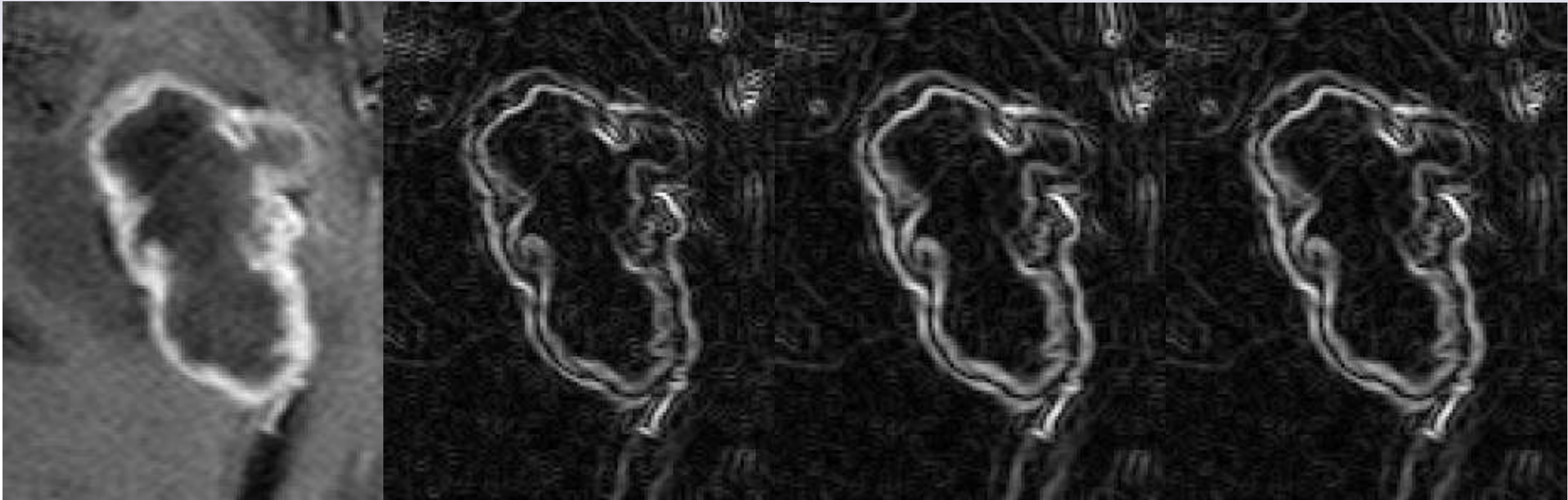
Roberts

Prewitt

Sobel



Comparación de los filtros



Roberts

Prewitt

Sobel



Filtro Laplaciano

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \text{ Operador Laplaciano}$$

$$\nabla^2 I = \frac{I(x + h_1, y) - 2I(x, y) + I(x - h_1, y)}{h_1^2} + \frac{I(x, y + h_2) - 2I(x, y) + I(x, y - h_2)}{h_2^2}$$

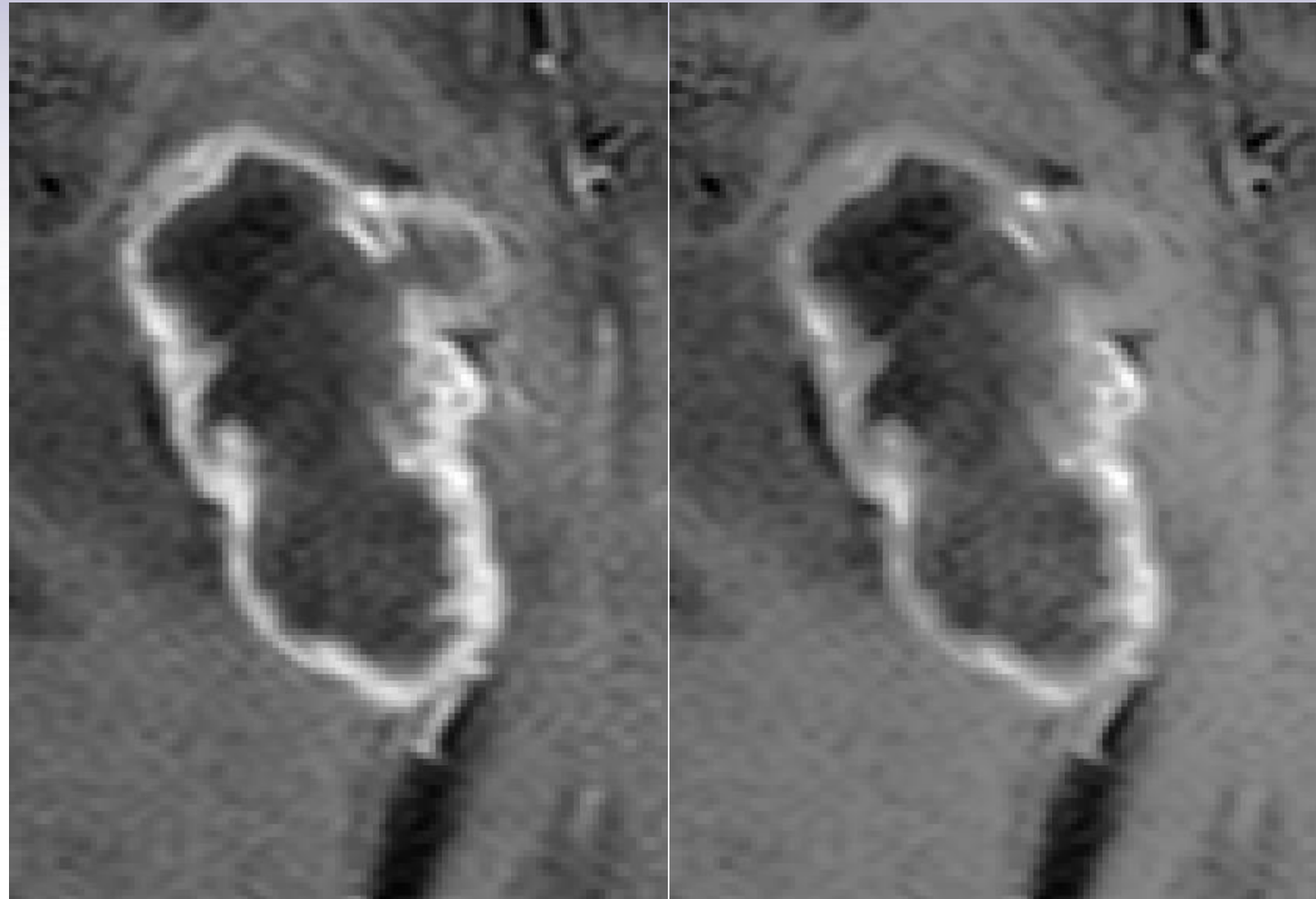
$$h_1 = h_2 = 1$$

$$\nabla^2 I = I(x + 1, y) + I(x - 1, y) + I(x, y + 1) + I(x, y - 1) - 4I(x, y)$$

$$\nabla^2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$



Filtro Laplaciano



Clasificación y segmentación de imágenes





K-means

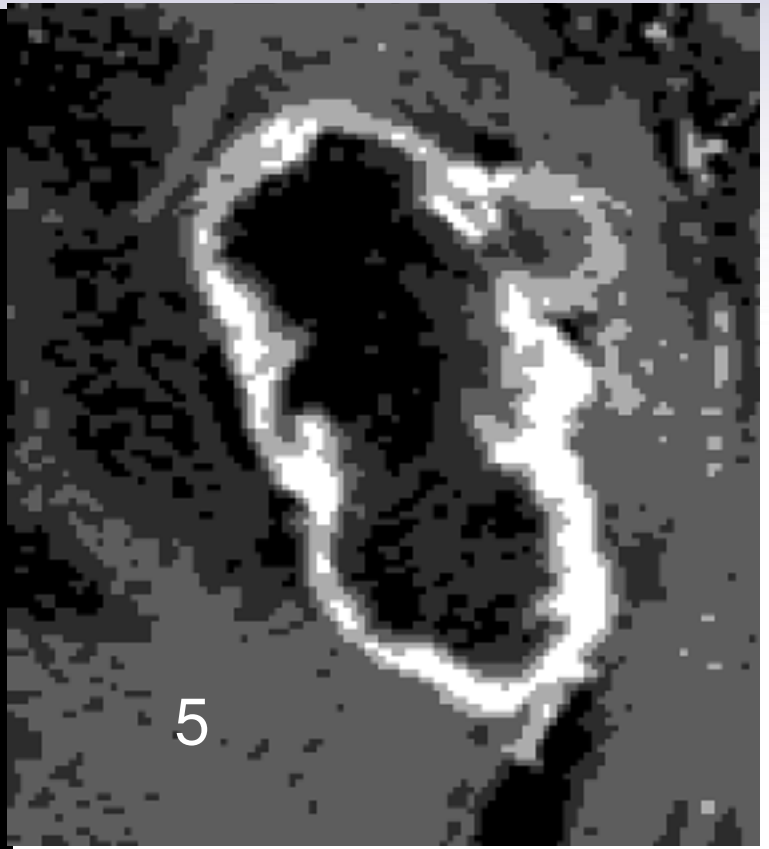
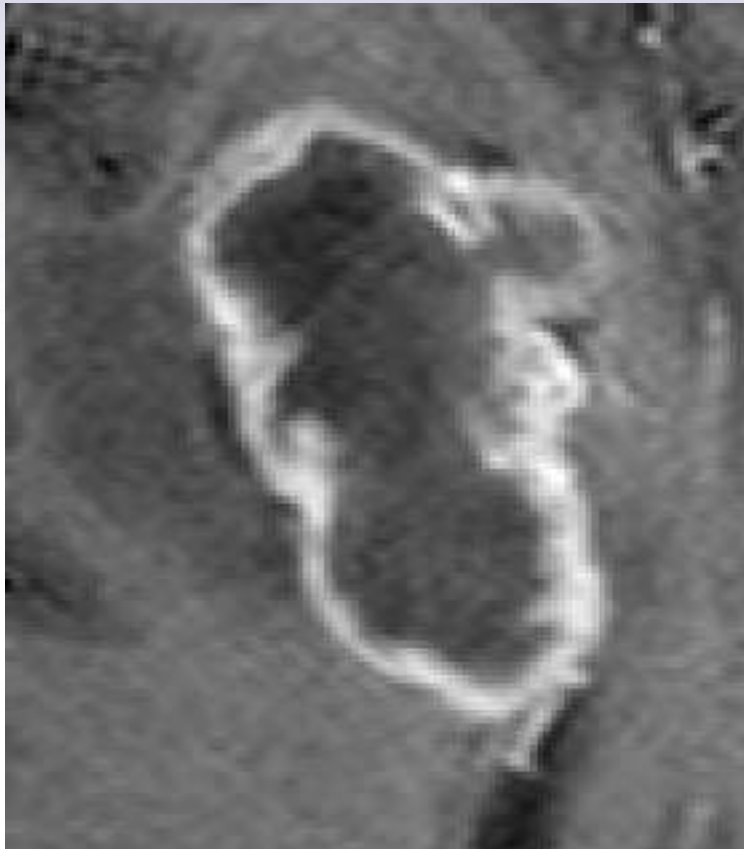
\vec{v} : vector con $M \cdot N \cdot d$ componentes

- 1.- Se inicializa estableciendo el número de clases K y centroides μ_j
- 2.- Se clasifica cada pixel o voxel a aquella clase cuyo centroide se encuentra más cercano
- 3.- Después que todos los pixeles fueron clasificados se recalculan los centroides
- 4.- Se repiten los pasos 2 y 3 hasta que el conjunto de centroides no sufre más cambios

$$Q = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^n \left\| \mathbf{v}_i^j - \mu_j \right\|^2$$



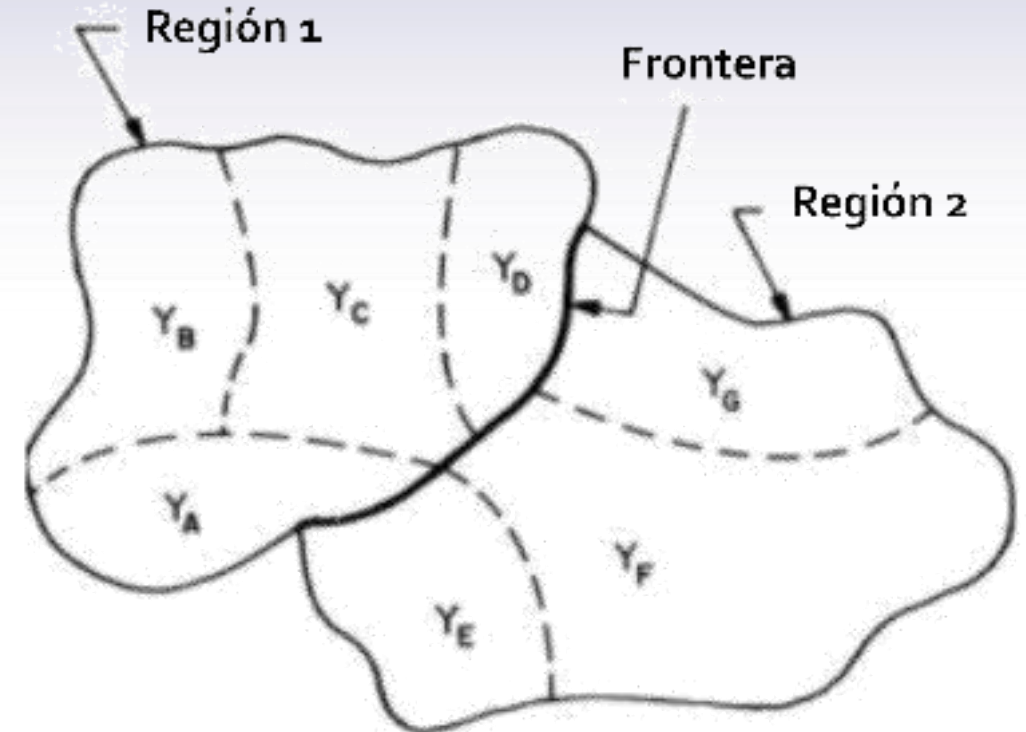
K-means





Crecimiento de regiones (Region Growing)

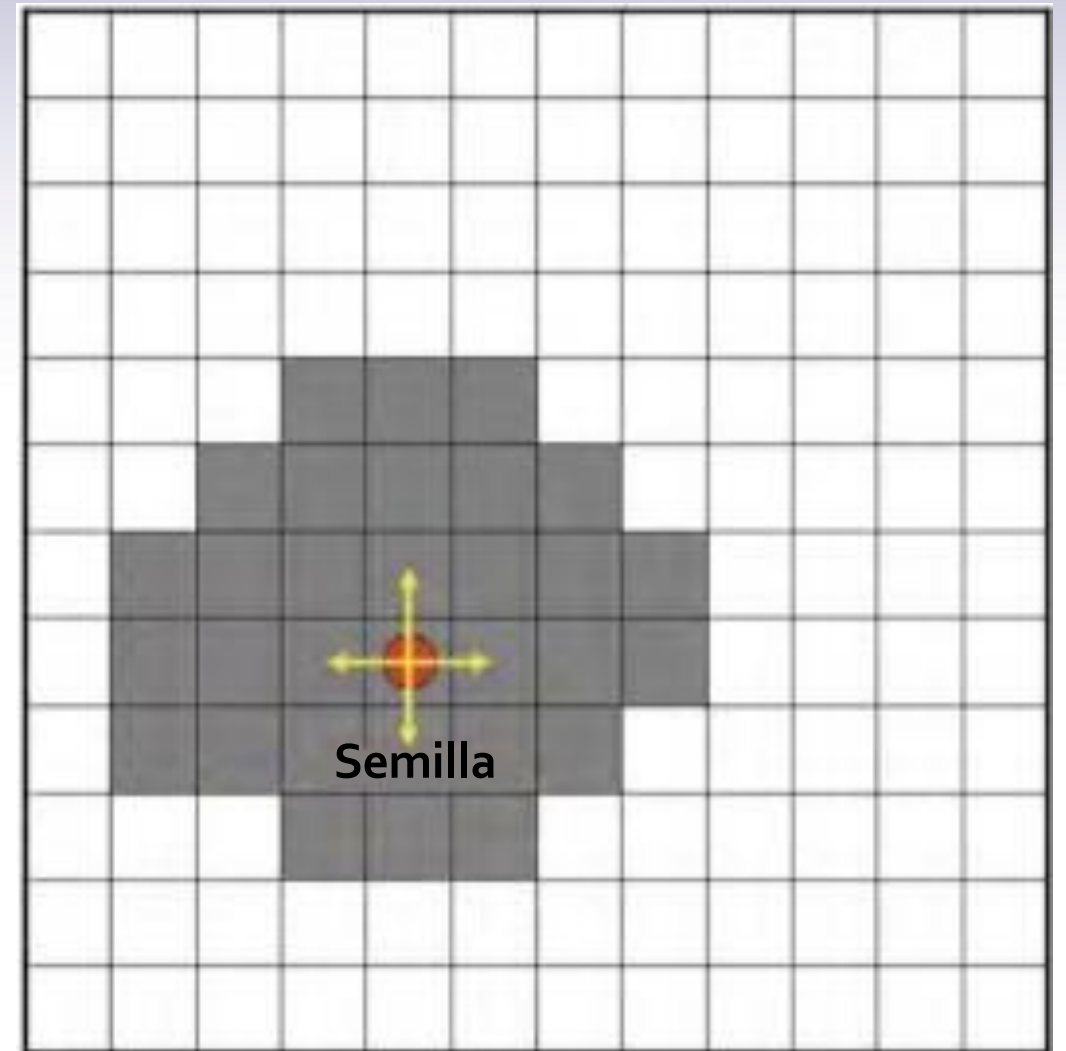
- Grupo de píxeles o voxeles conectados con propiedades similares
- Debe tener fronteras cerradas
- La determinación de las regiones se basa en su similitud
- Debe existir proximidad espacial y similitud





Crecimiento de regiones

1. Se seleccionan unos puntos como “semillas” para iniciar el crecimiento
2. Se define un criterio de crecimiento
3. Se reúnen todos los puntos en una vecindad conectada a la semilla que cumplan el criterio de crecimiento
4. Se detiene cuando ningún punto adyacente cumpla con el criterio de crecimiento

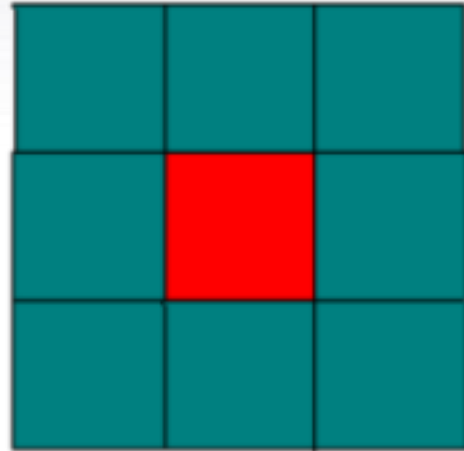




Crecimiento de regiones

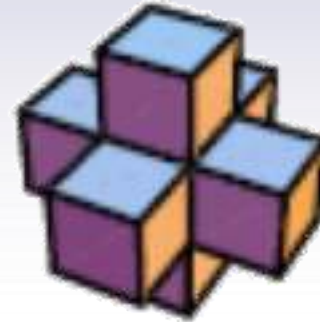


Von Neumann

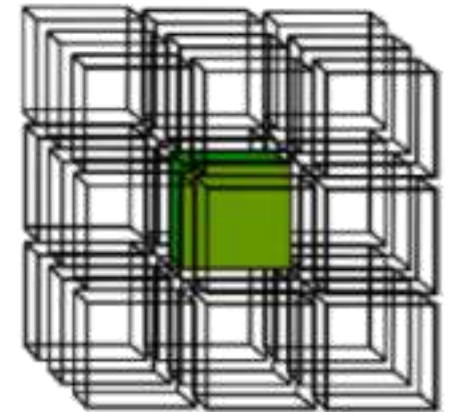
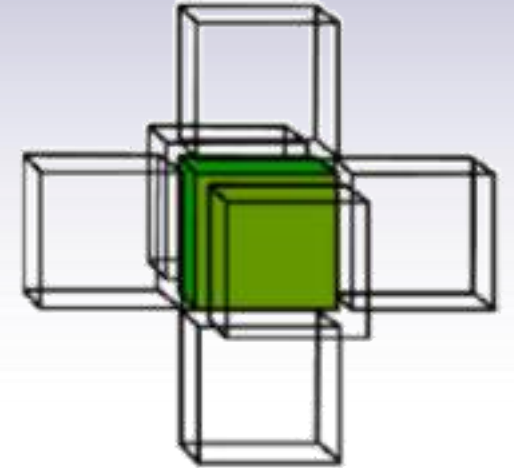


Moore

2D

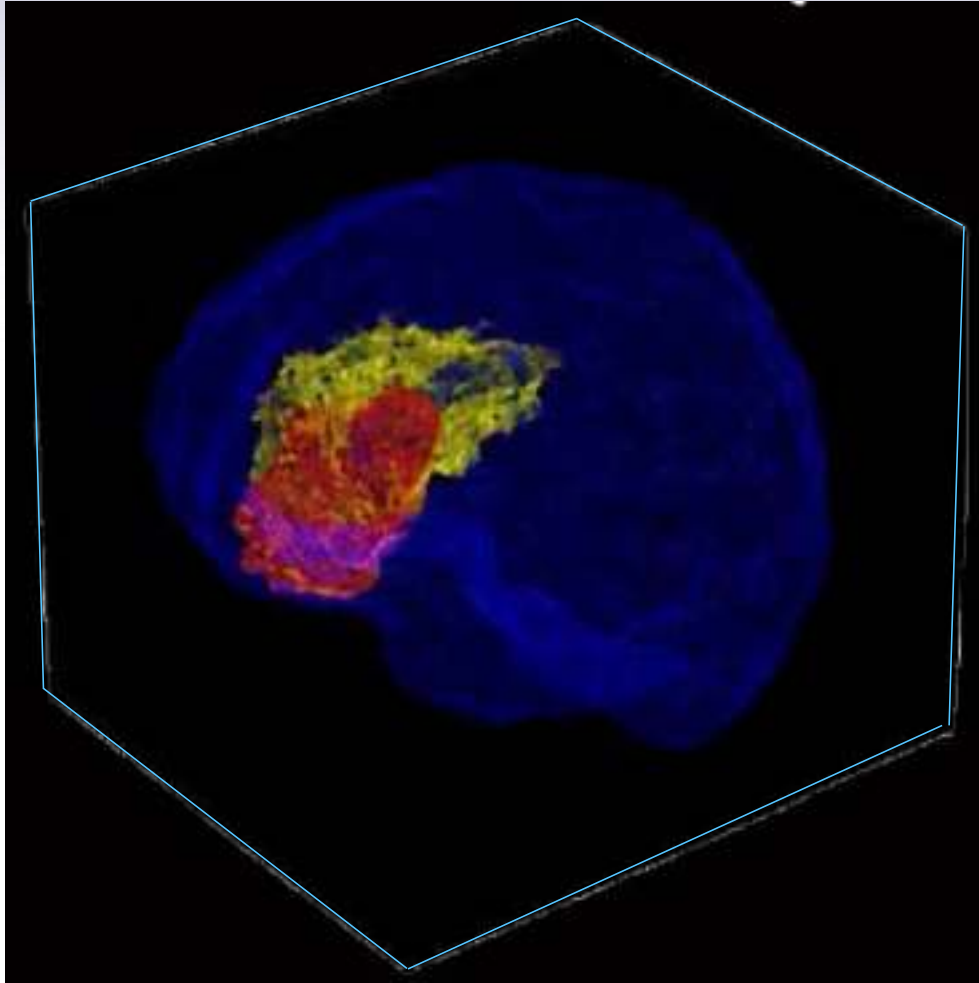


3D





Crecimiento de regiones

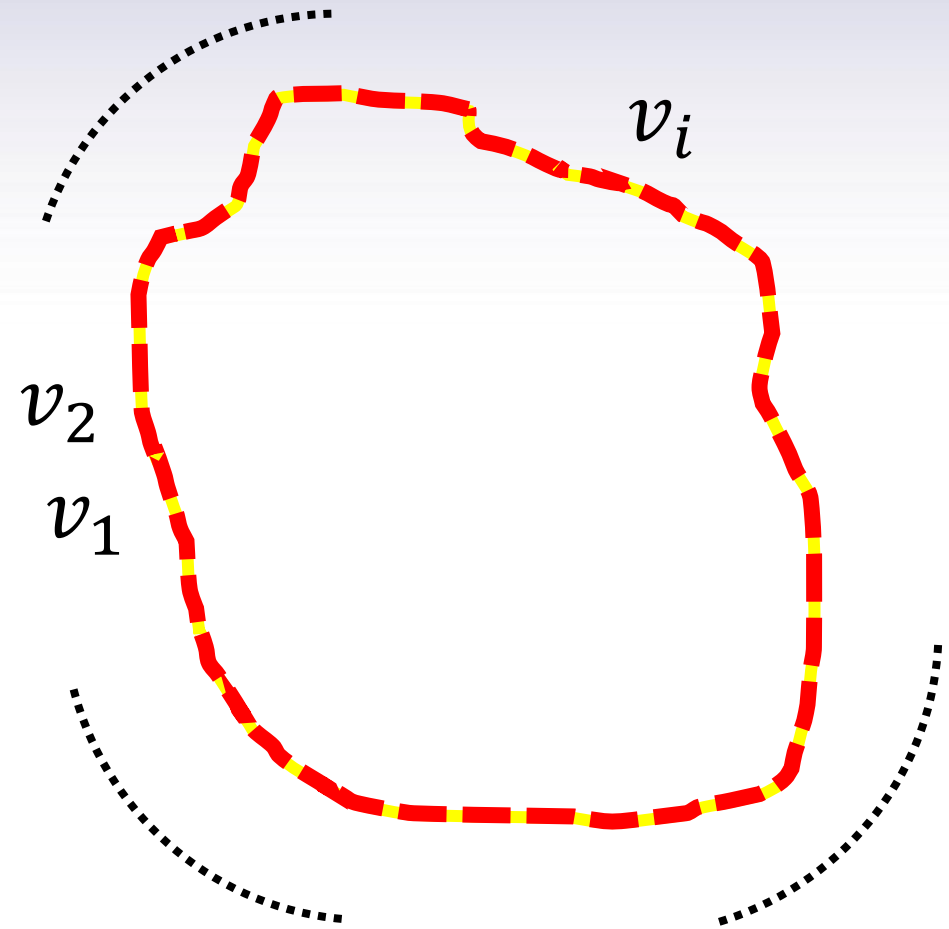




Contornos activos

$$v(s) = (x(s), y(s))$$

$$E = E_{int} + E_{ext} + E_{lig}$$

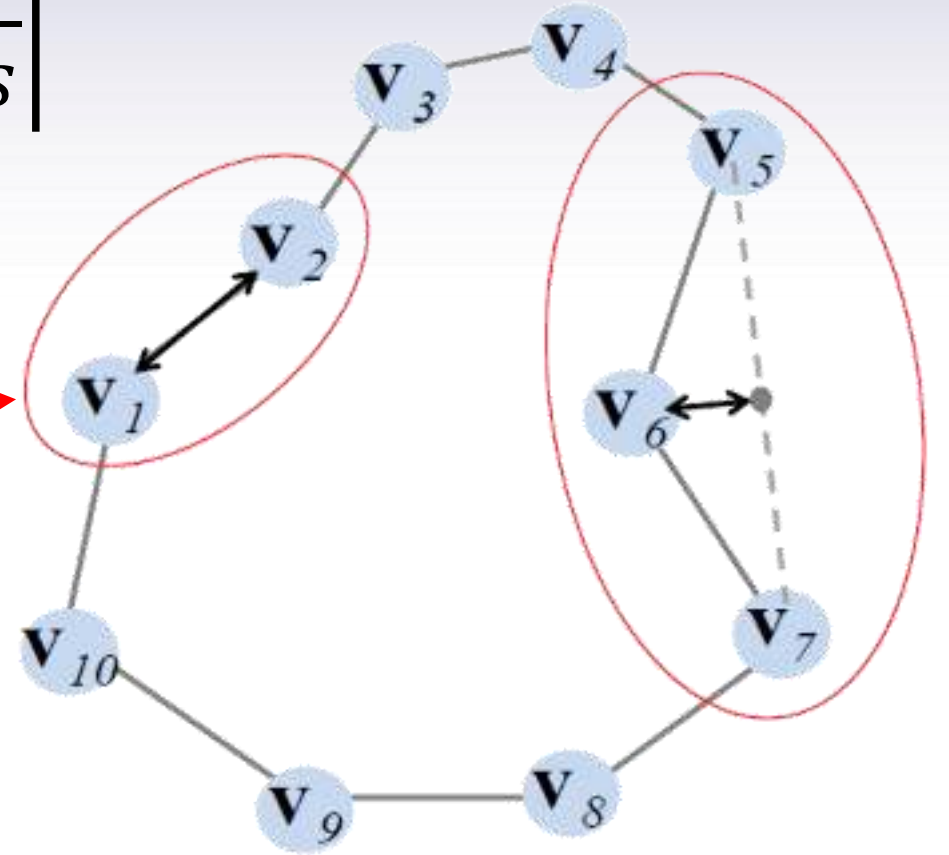




Contornos activos

$$E_{int}(v(s)) = \alpha(s) \left| \frac{dv}{ds} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{d^2v}{d^2s} \right|^2$$

Elasticidad



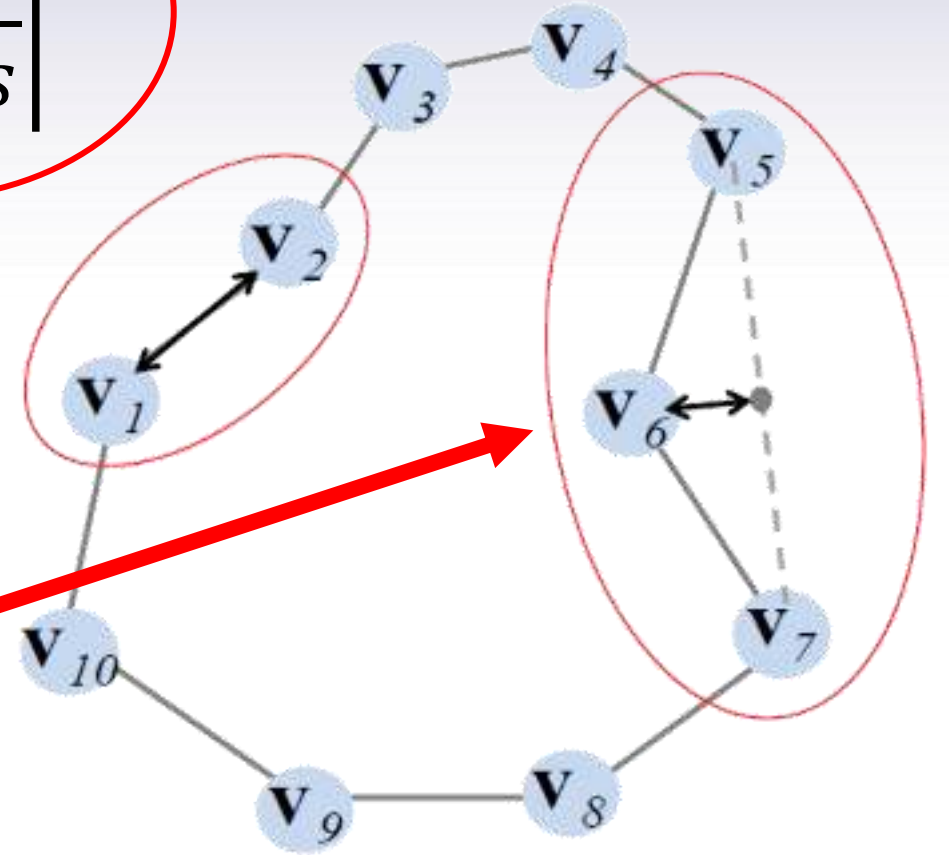


Contornos activos

$$E_{int}(v(s)) = \alpha(s) \left| \frac{dv}{ds} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{d^2v}{d^2s} \right|^2$$

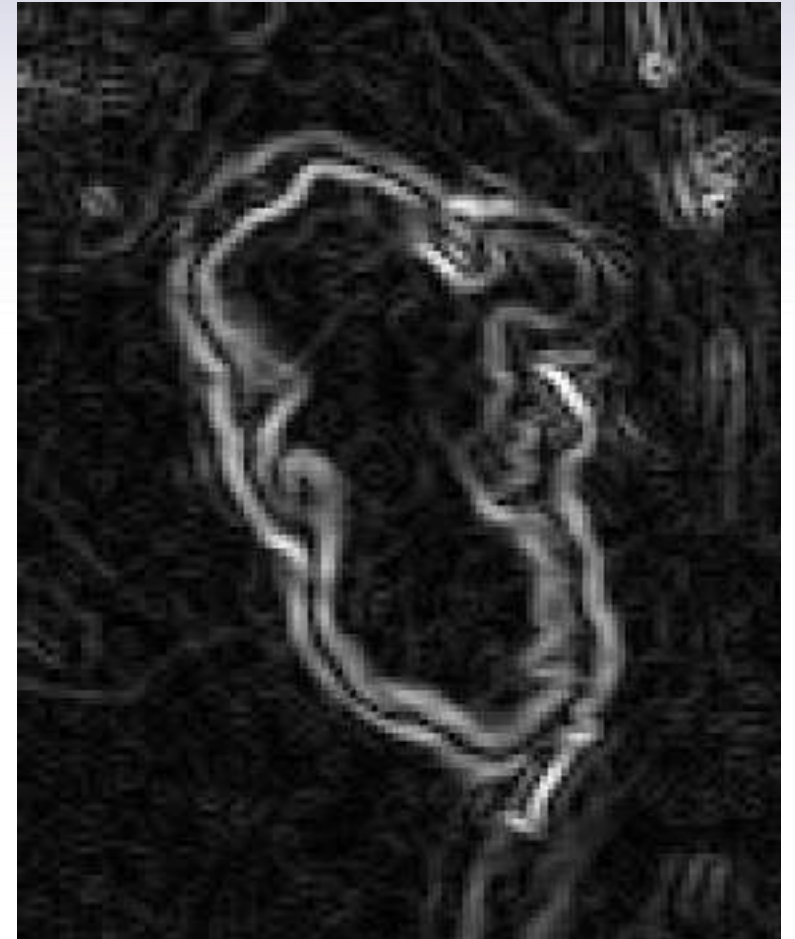
Elasticidad

Rigidez





$$E_{ext}(v) = -|\nabla I(v)|^2 = -|\nabla I(x, y)|^2$$





Contorno activo

$$E = \int_0^1 (E_{int}(s) + E_{ext}(s)) ds$$

$$E = \alpha \int_0^1 \left| \frac{dv}{ds} \right|^2 ds + \beta \int_0^1 \left| \frac{d^2v}{d^2s} \right|^2 ds - \int_0^1 |\nabla I(v(s))|^2 ds$$

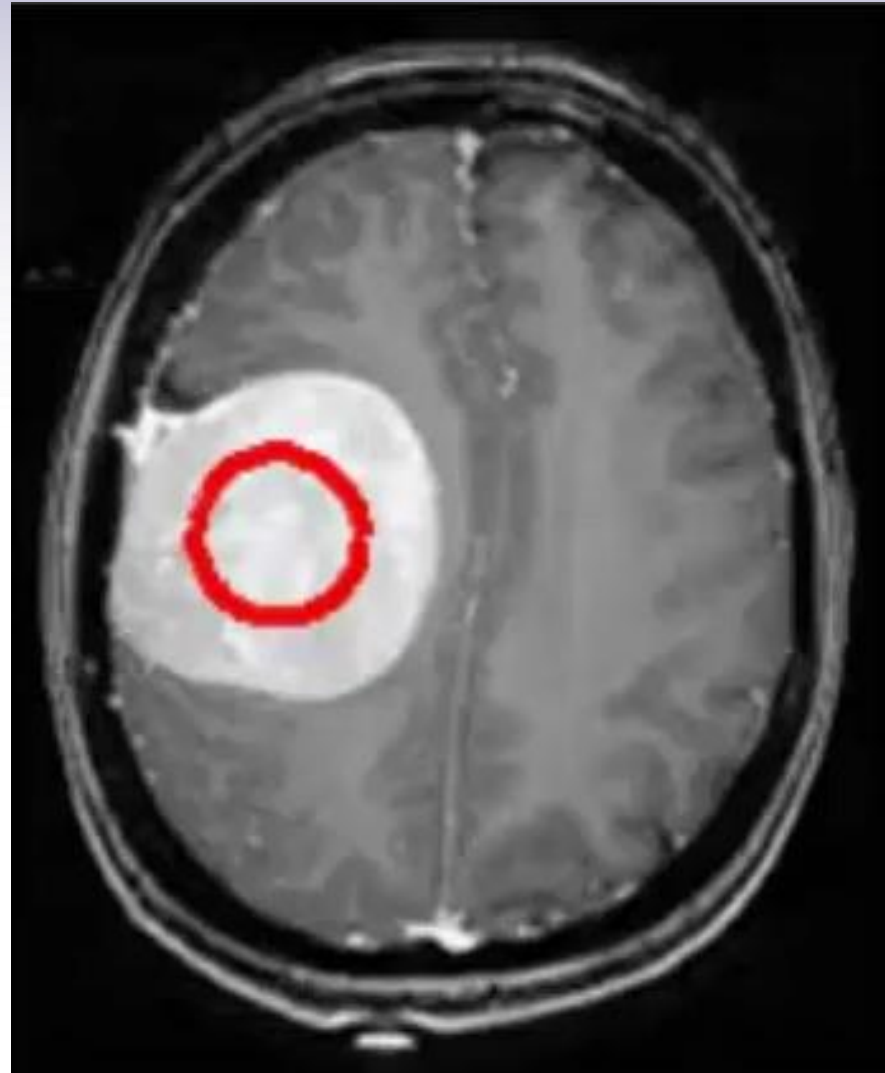


Optimización

Mínimo



Contorno attivo



Morfología Matemática





Morfología matemática

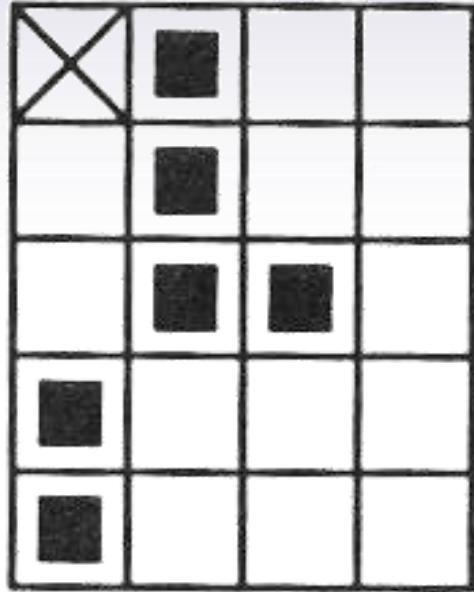
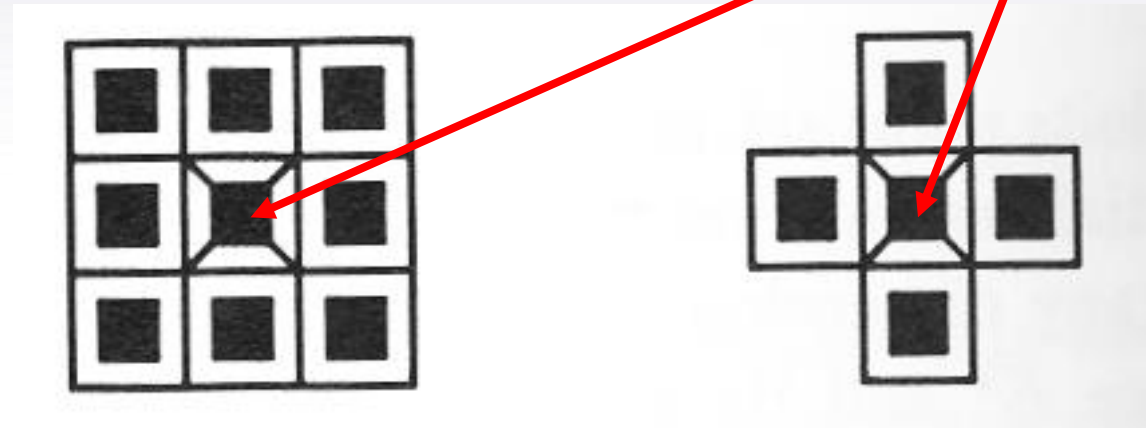


Imagen binaria



Elementos estructurantes

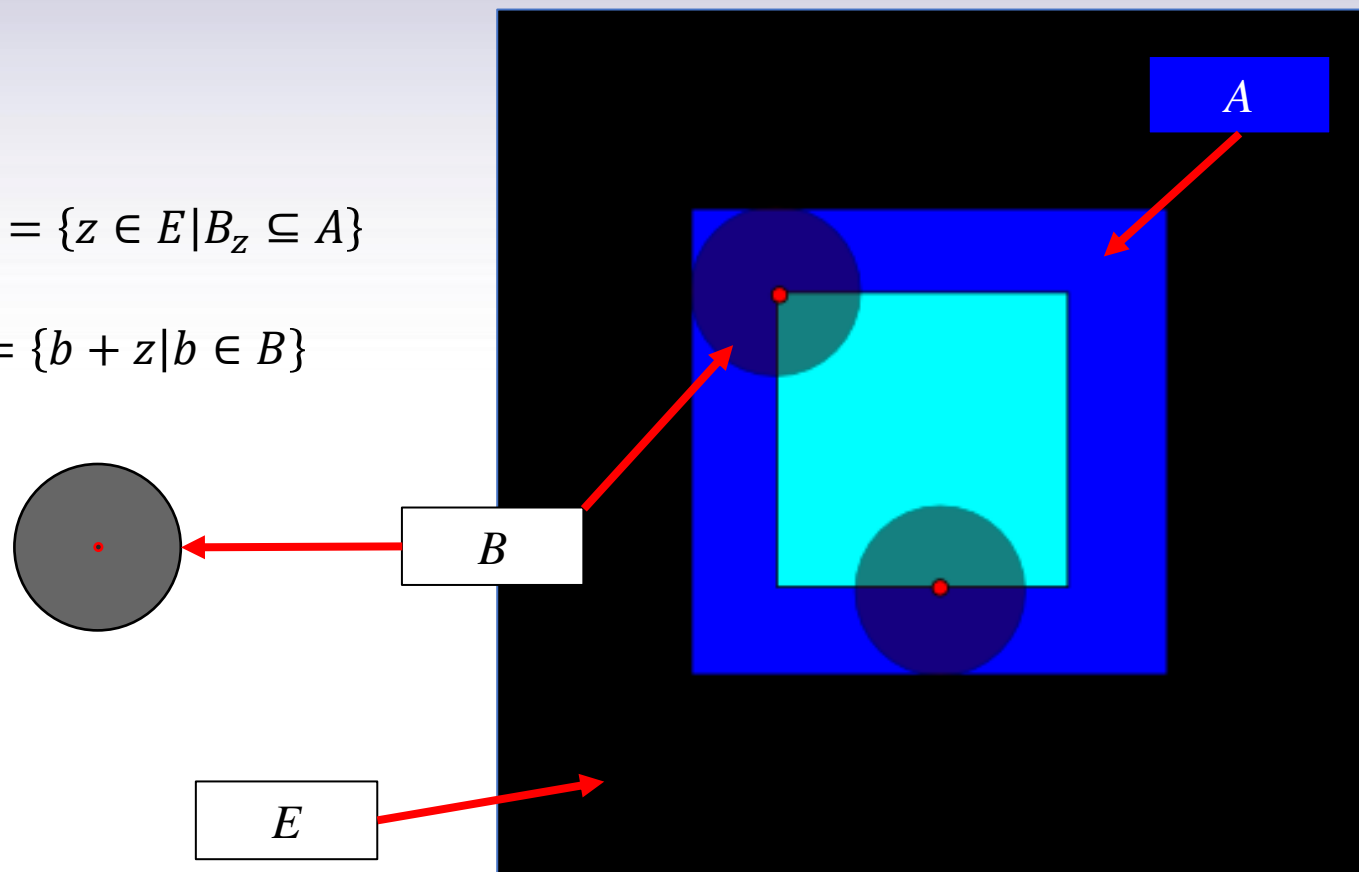
Origen Local



Erosión

$$A \ominus B = \{z \in E \mid B_z \subseteq A\}$$

$$B_z = \{b + z \mid b \in B\}$$

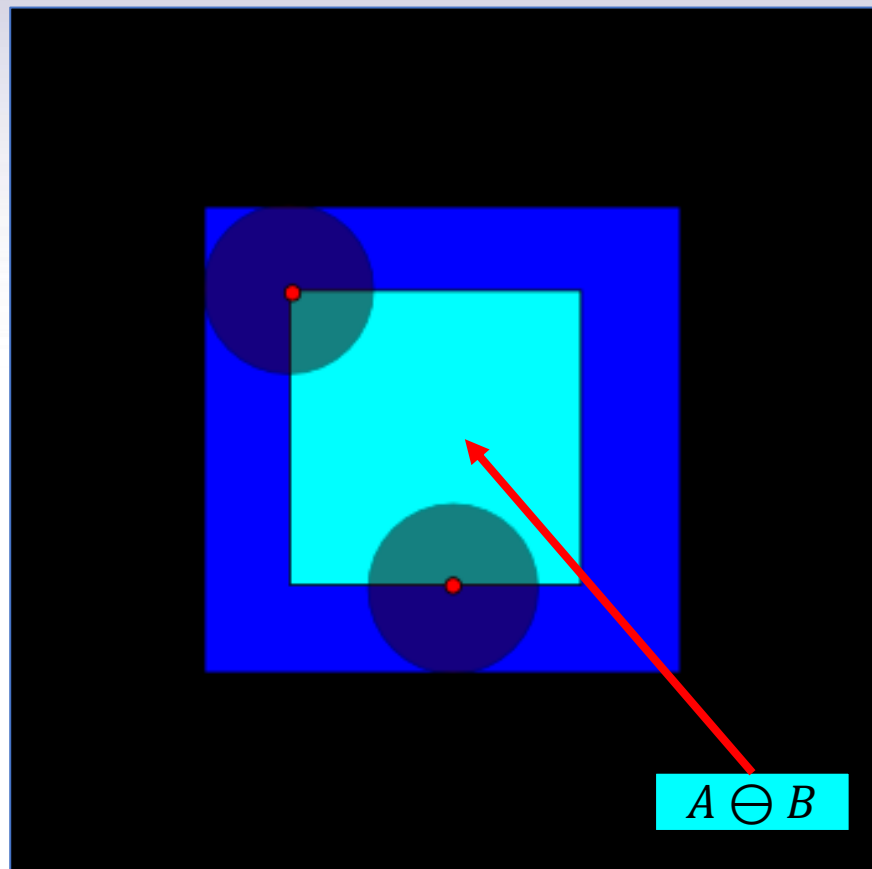
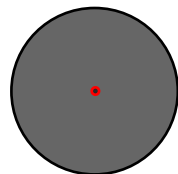




Erosión

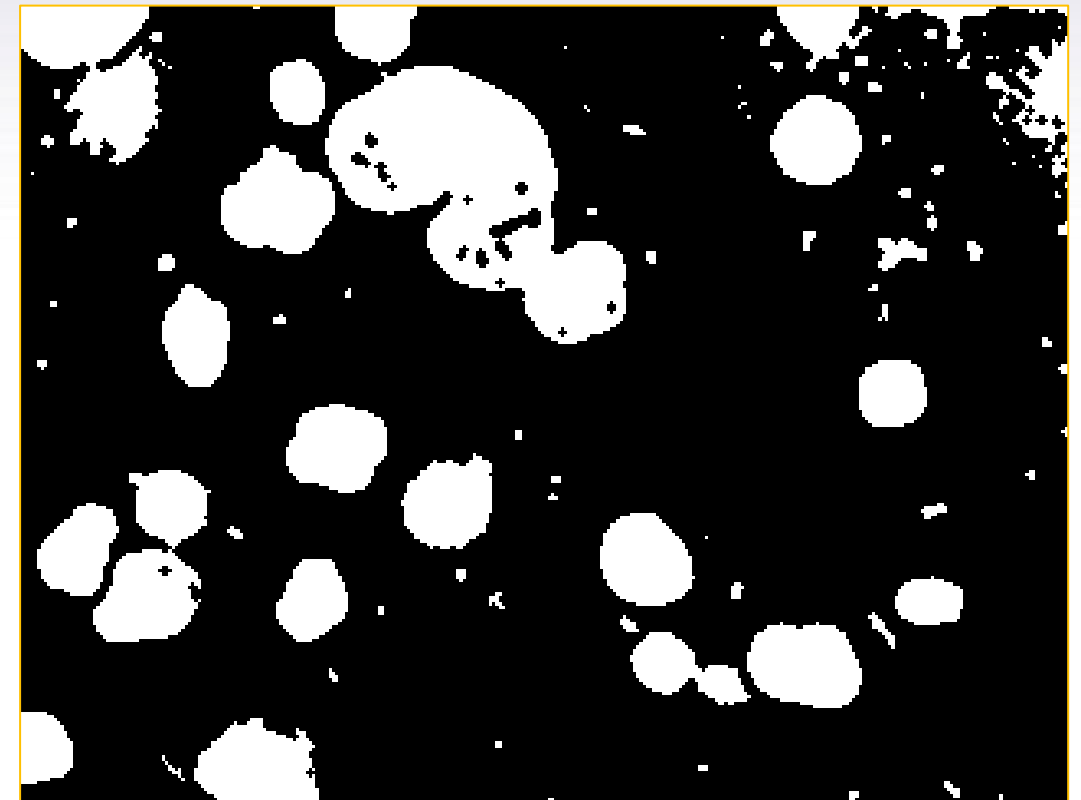
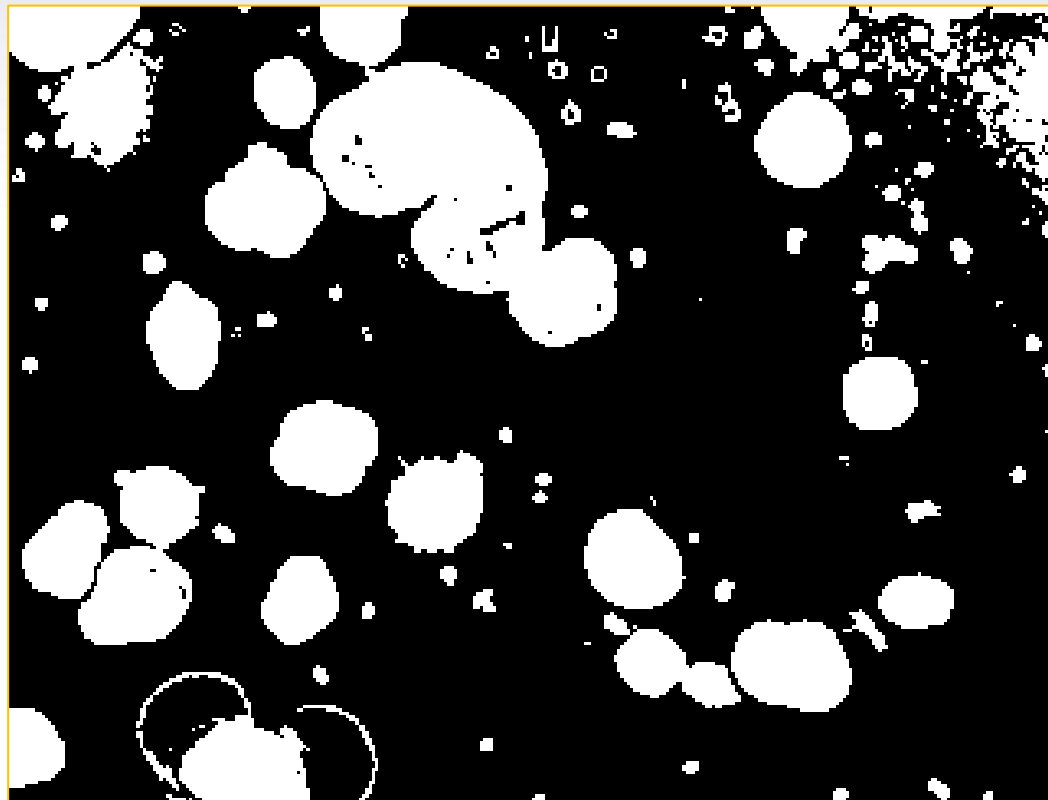
$$A \ominus B = \{z \in E \mid B_z \subseteq A\}$$

$$B_z = \{b + z \mid b \in B\}$$





Erosión

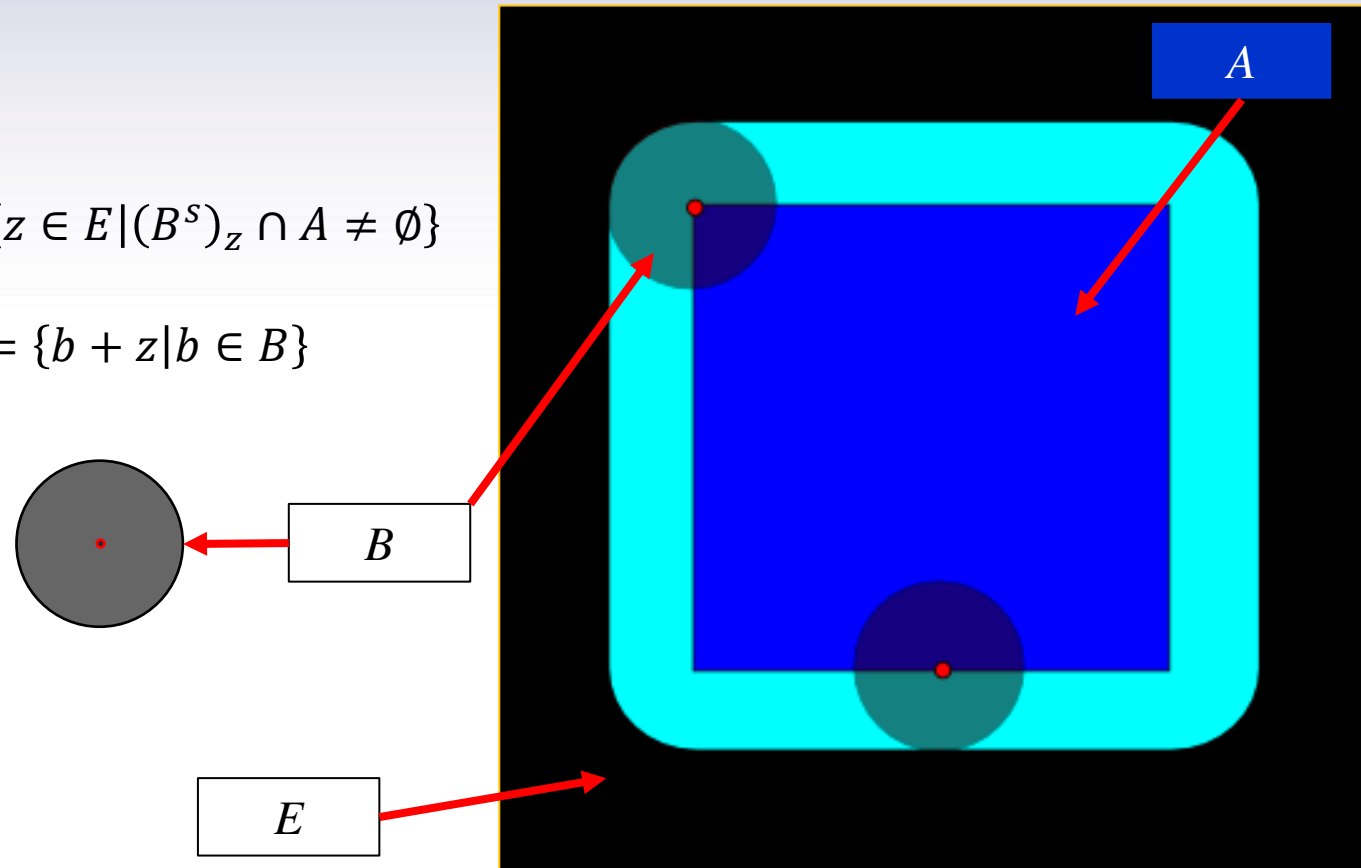




Dilatación

$$A \oplus B = \{z \in E \mid (B^s)_z \cap A \neq \emptyset\}$$

$$B_z = \{b + z \mid b \in B\}$$

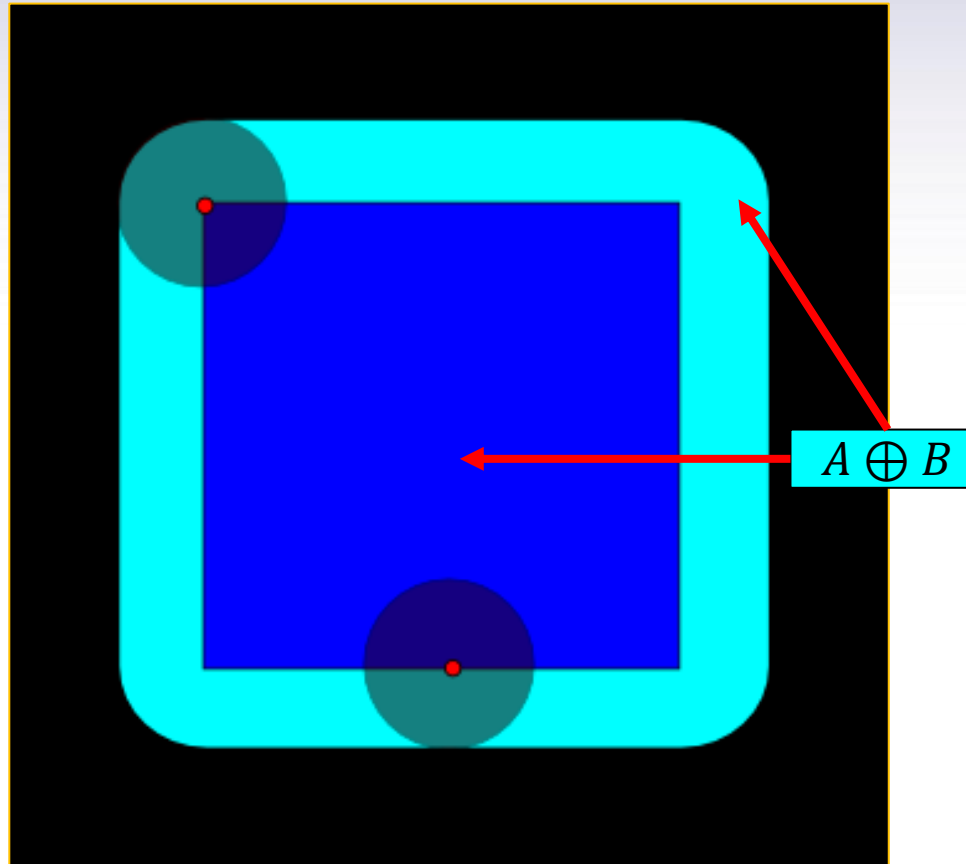
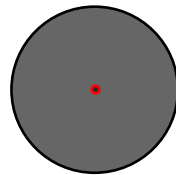




Dilatación

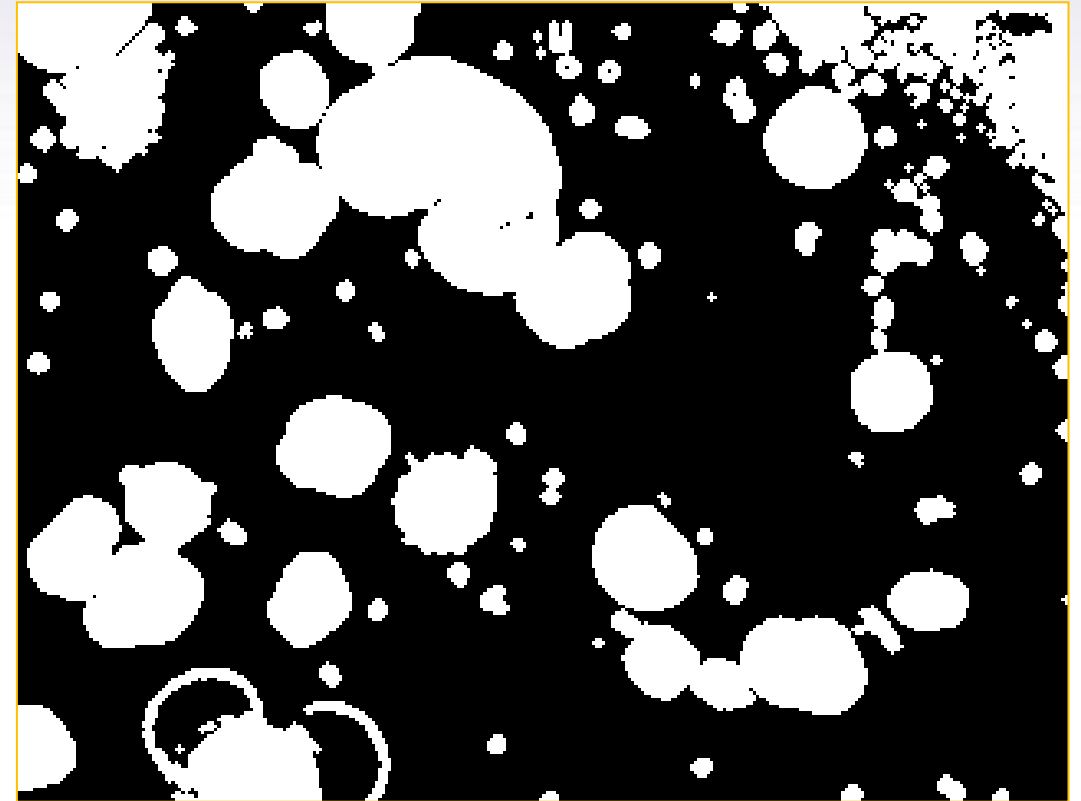
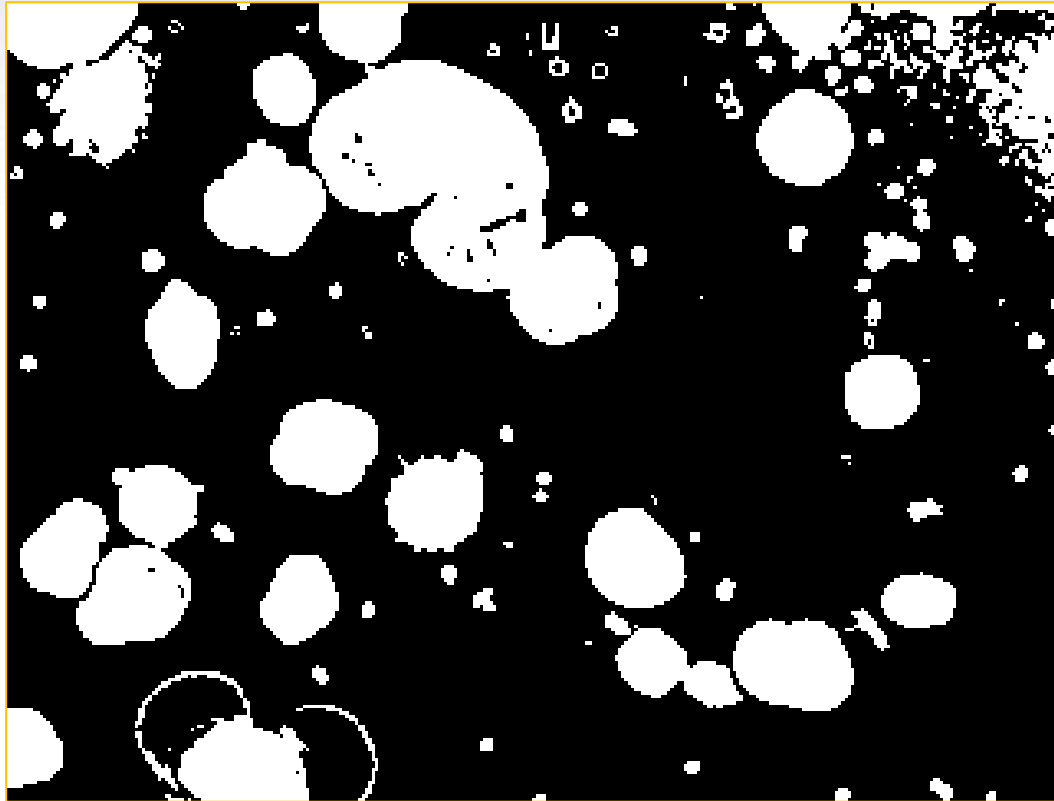
$$A \oplus B = \{z \in E \mid (B^s)_z \cap A \neq \emptyset\}$$

$$B_z = \{b + z \mid b \in B\}$$





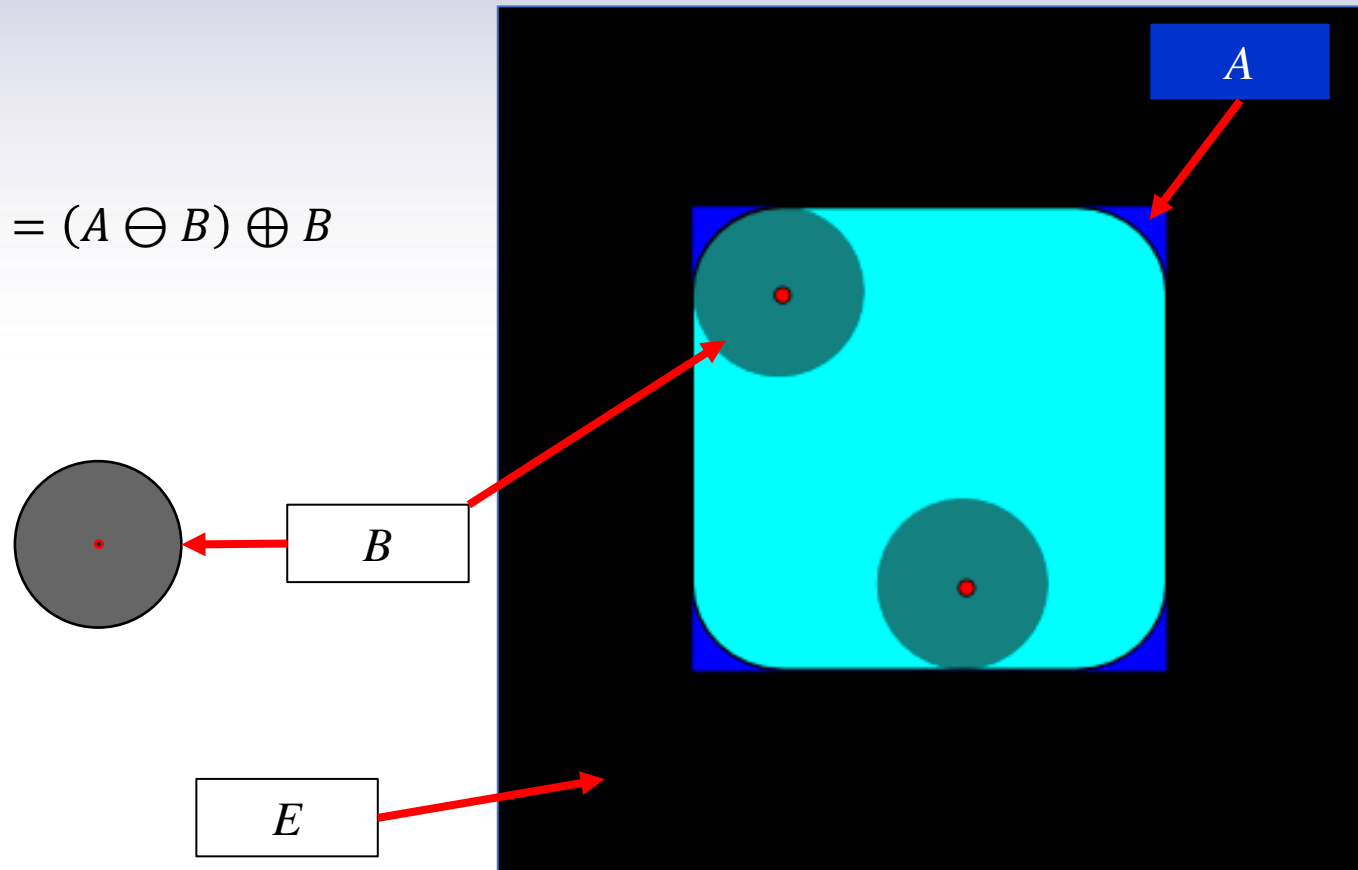
Dilatación





Apertura

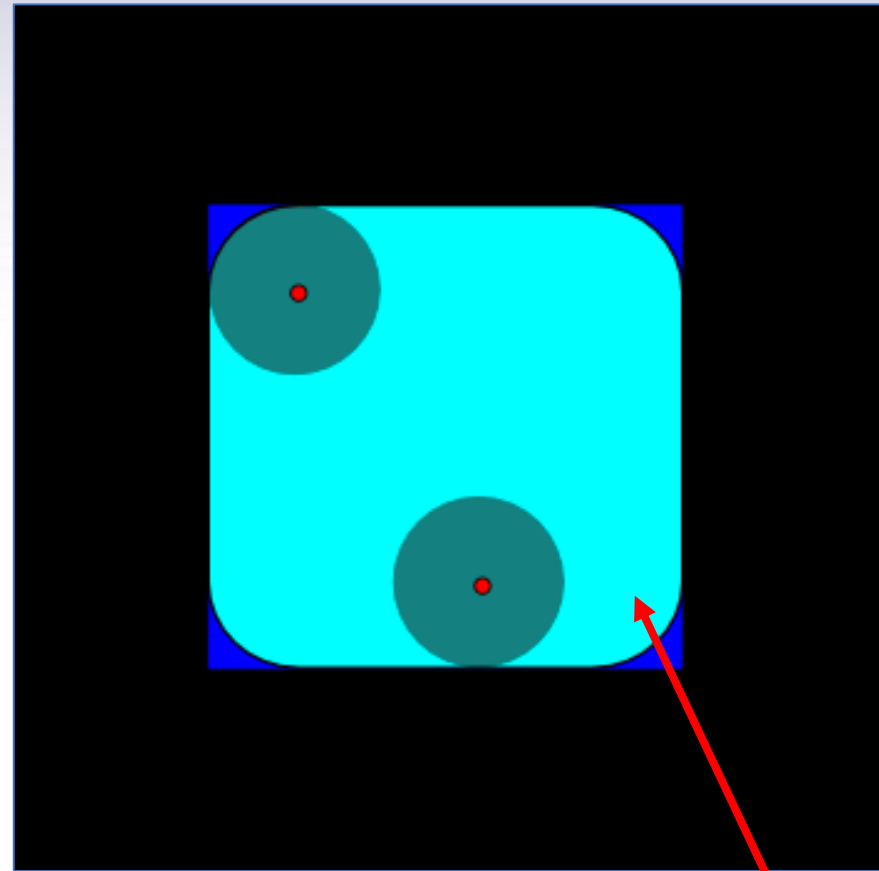
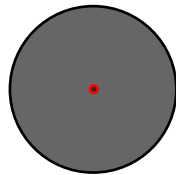
$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$





Apertura

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$



$A \circ B$



Apertura

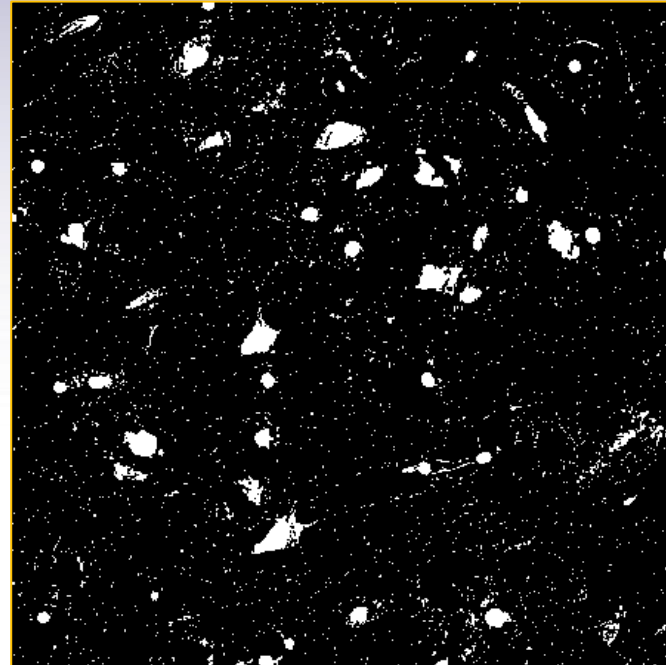
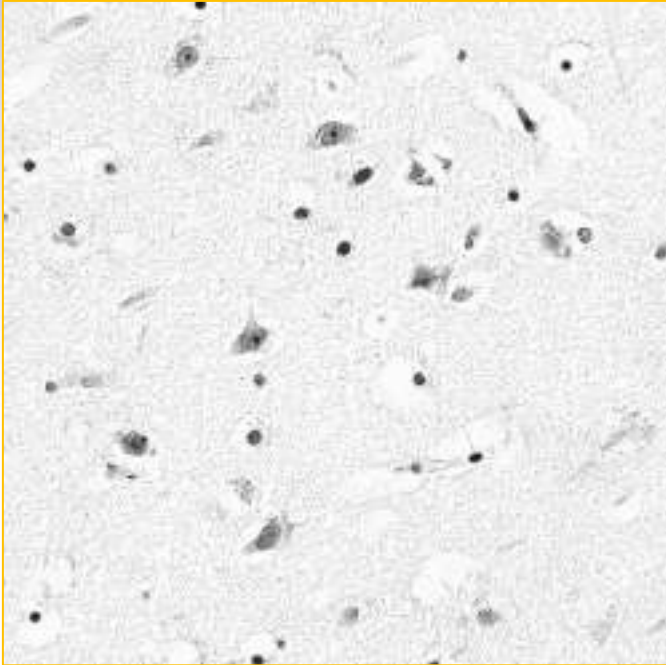
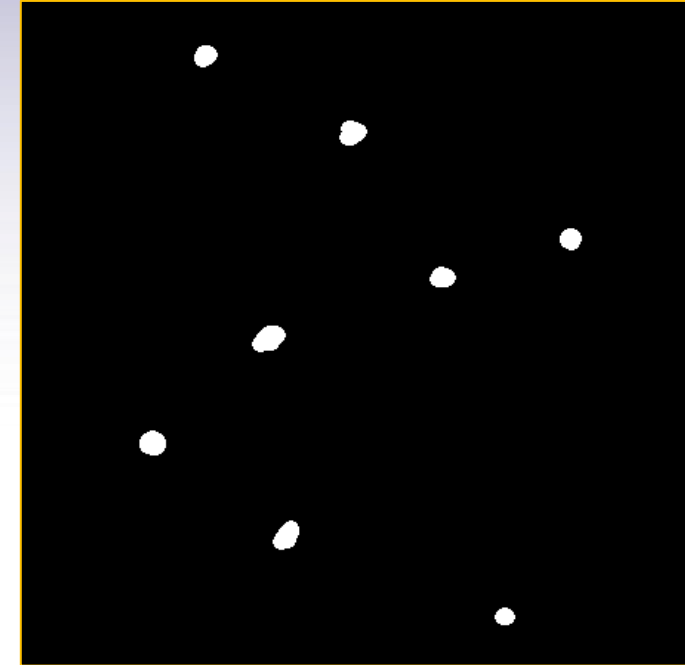


Imagen binaria con
un umbral de 210

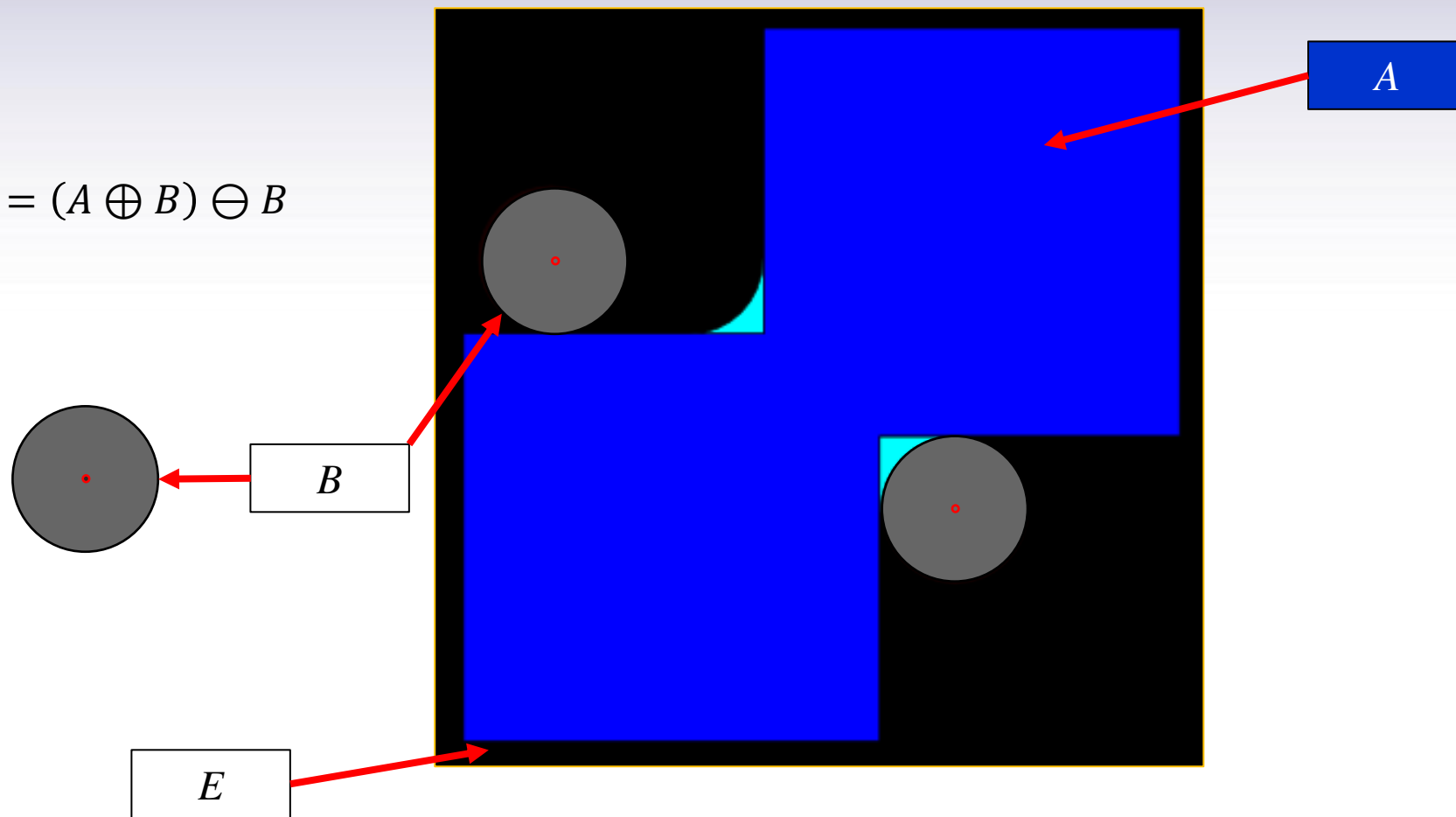


Apertura con un
elemento
estructurante de radio
11



Cierre

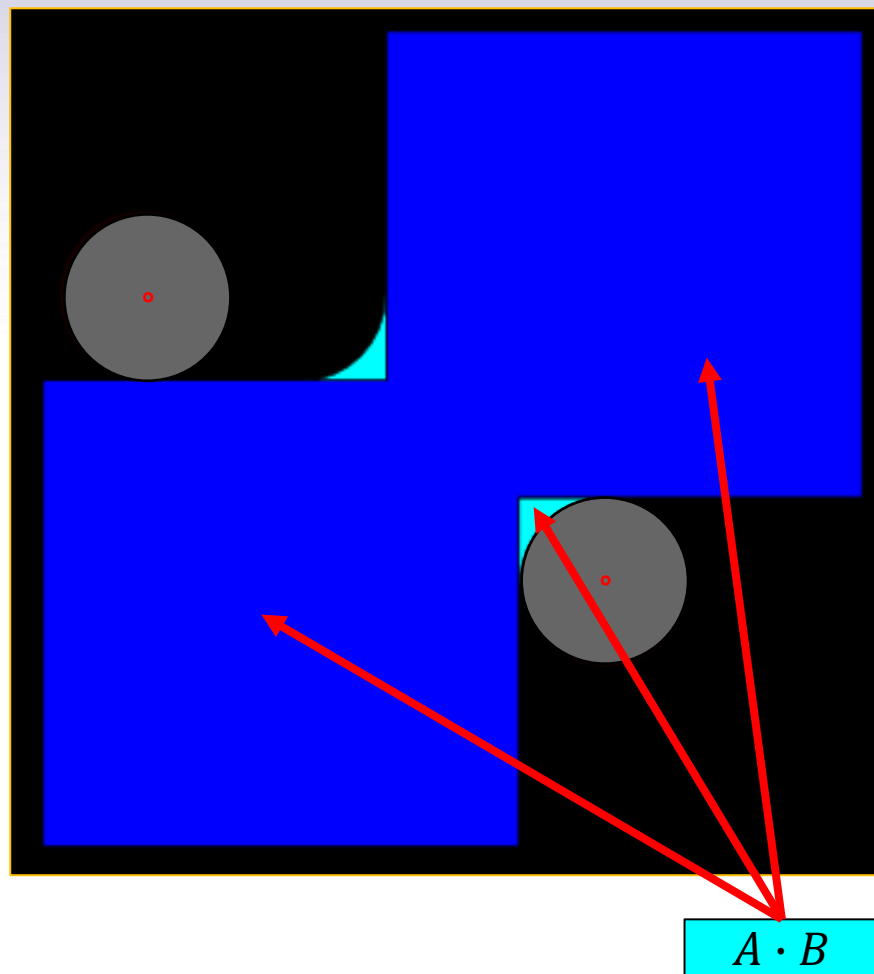
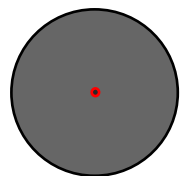
$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B$$





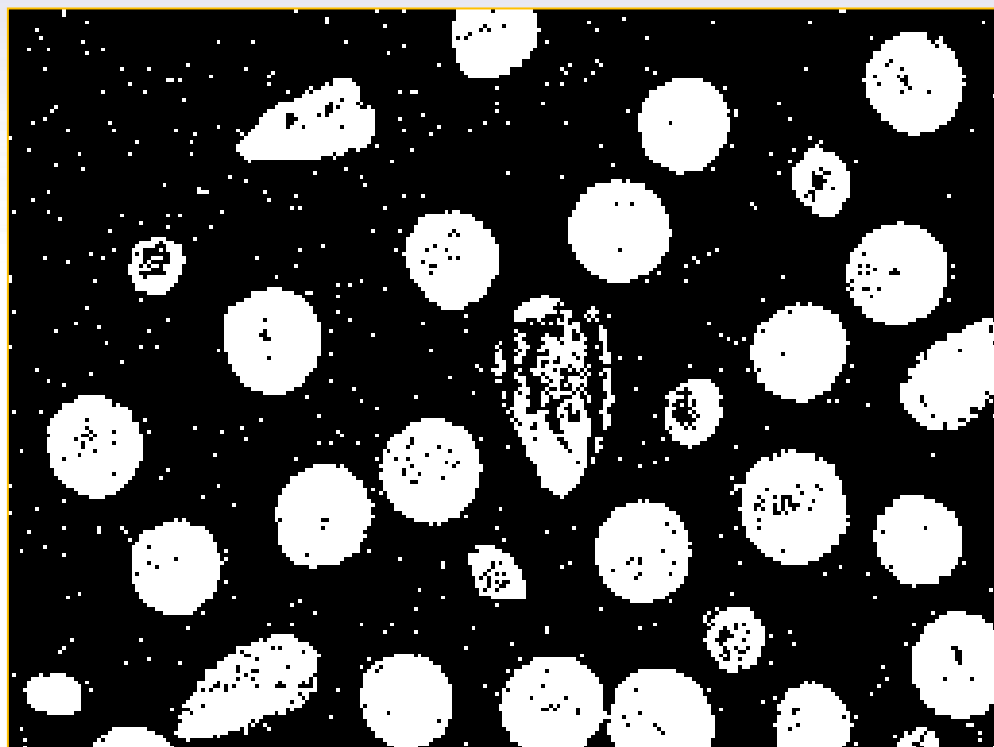
Cierre

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B$$

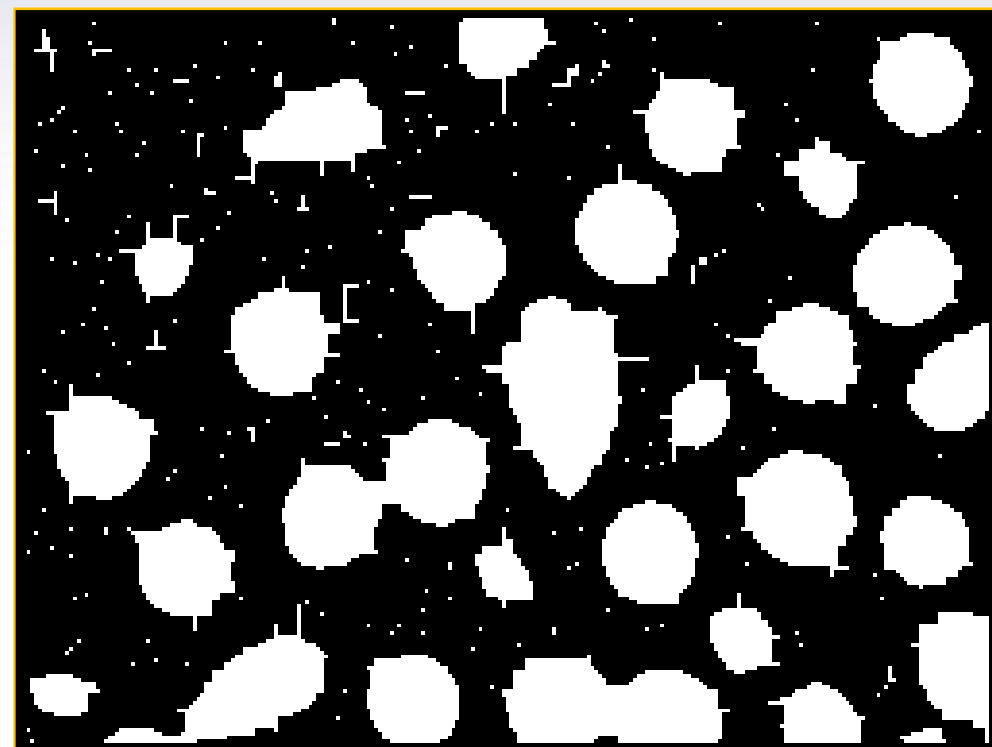




Cierre



Original



3X3



Algoritmo de Watershed

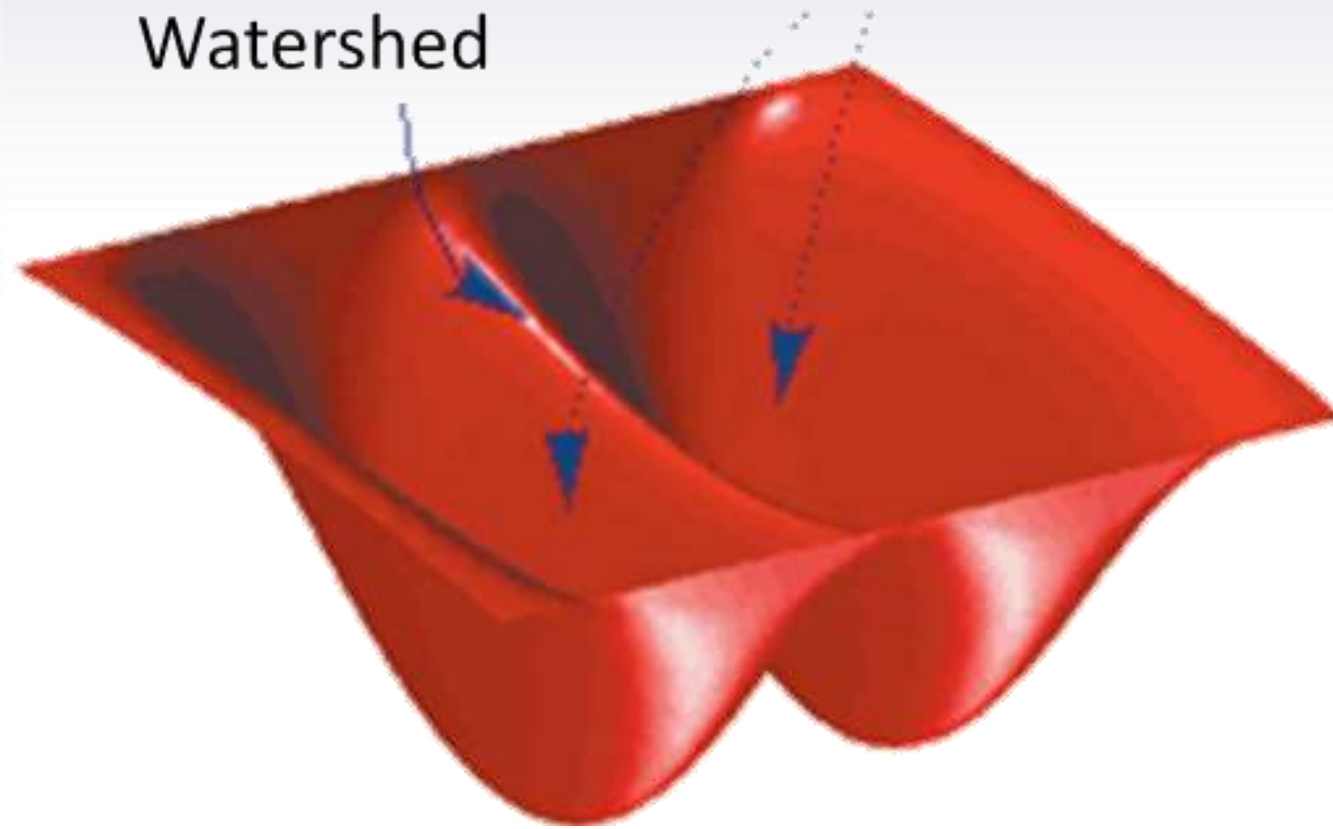
- Desarrollo:
 - 1978 por Ch. Lantuéjoul (CMM, Fontainebleau, Francia)
 - 1979 por S. Beucher (CMM, Fontainebleau, Francia)
 - Ch. Lantuéjoul, trabajo doctoral, CMM, 1978
 - <http://cmm.ensmp.fr/~beucher/wtshed.html>
- Idea:
 - Simulación de una inundación incrementando el nivel del agua paso a paso.
 - Se considera que la imagen en la escala de grises es una superficie topográfica. Creación de las cuencas o embalses y las líneas de compartimiento de aguas.



Algoritmo de Watershed

Líneas de
Watershed

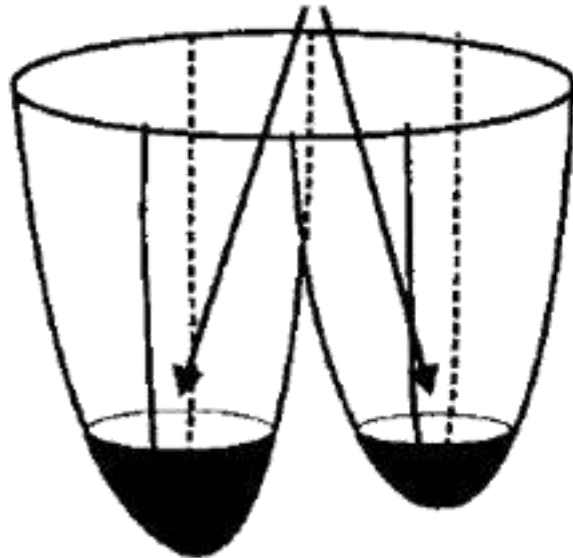
Cuencas



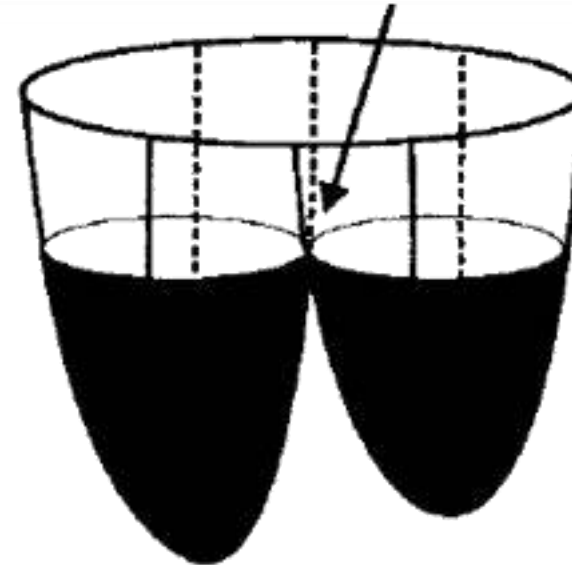


Algoritmo de Watershed

Las cuencas se empiezan a llenar con agua



La línea de compartición de aguas comienza aquí

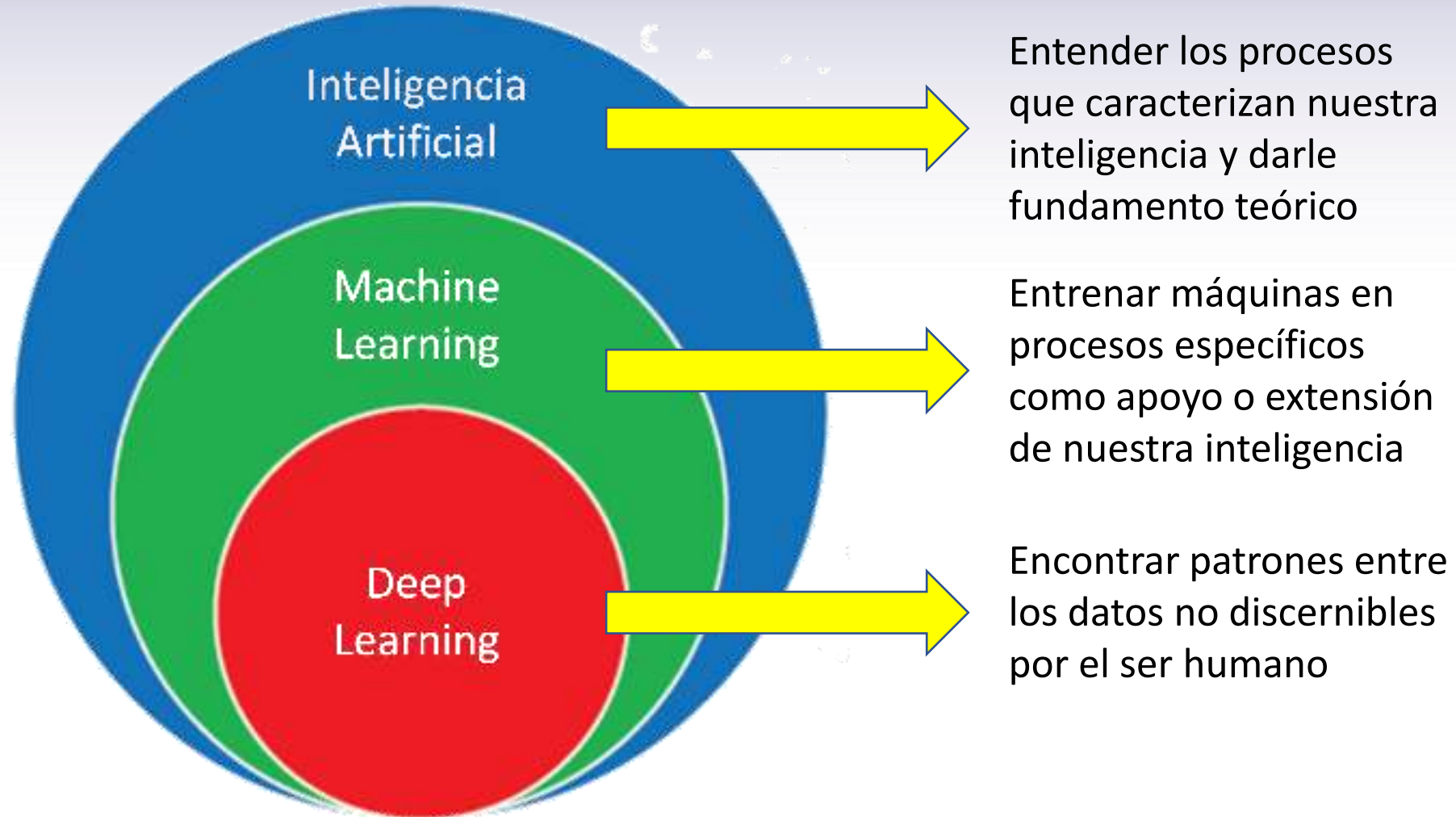


Machine Learning en el procesamiento de imágenes



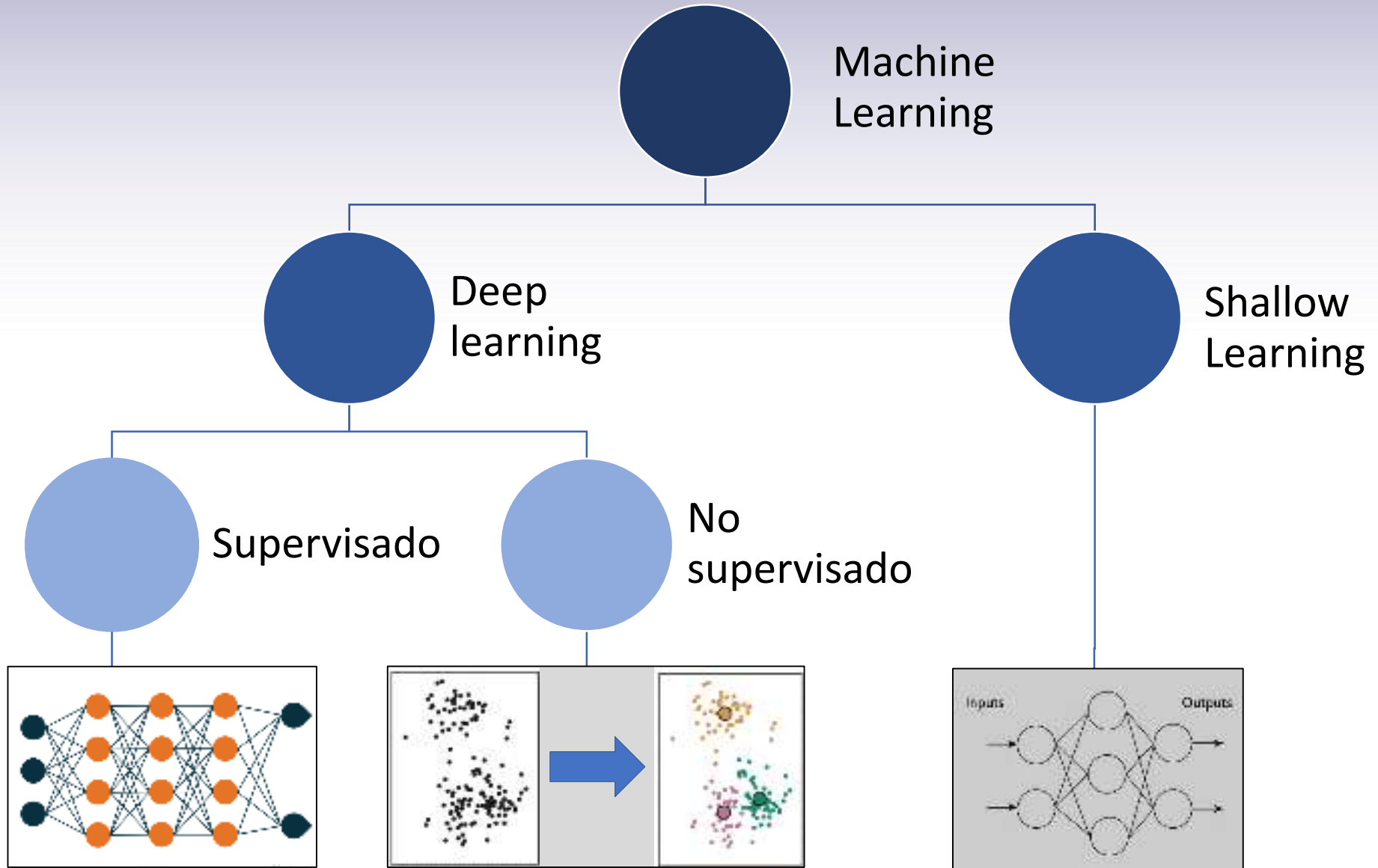


Machine Learning



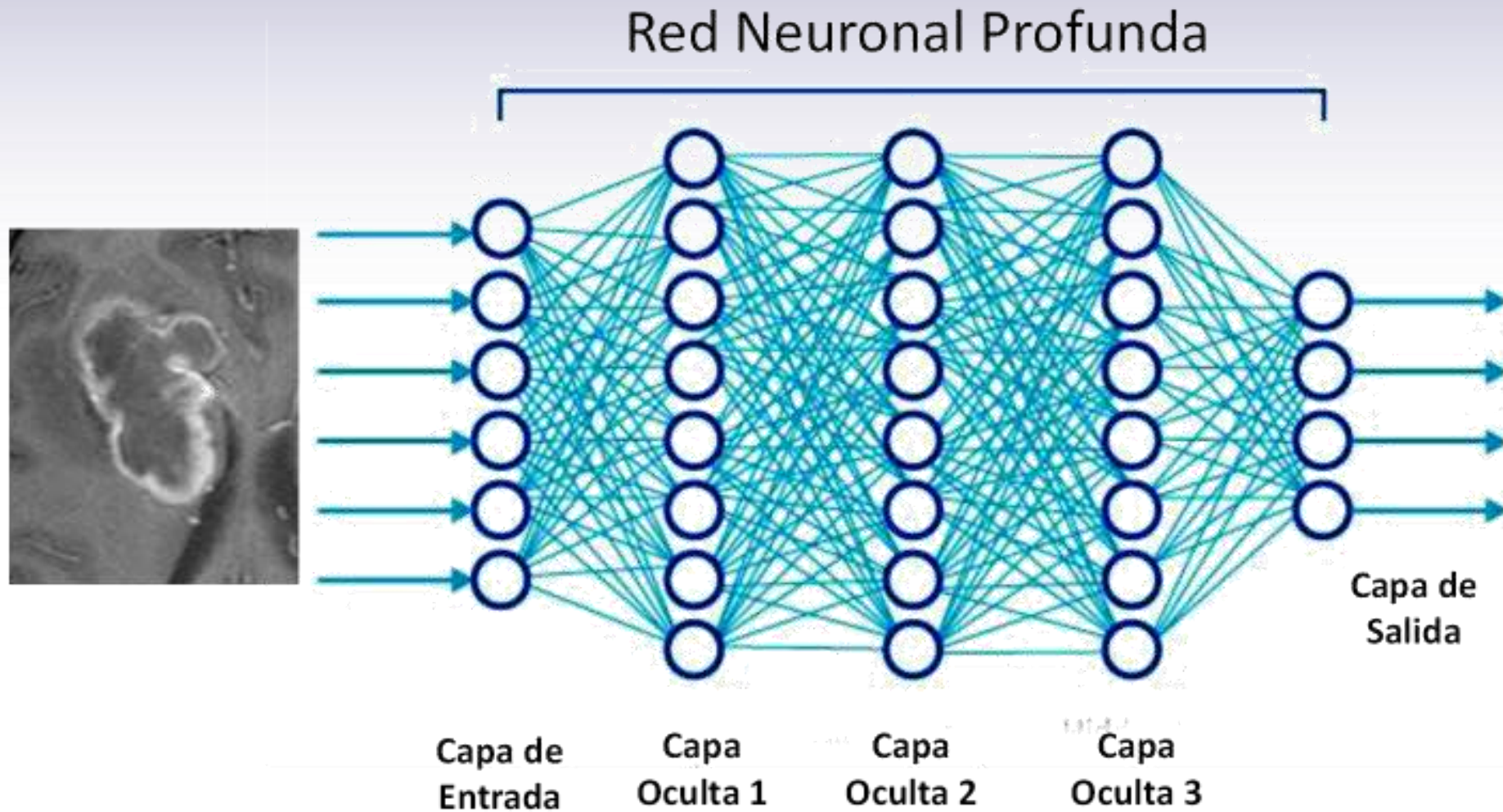


Conceptos



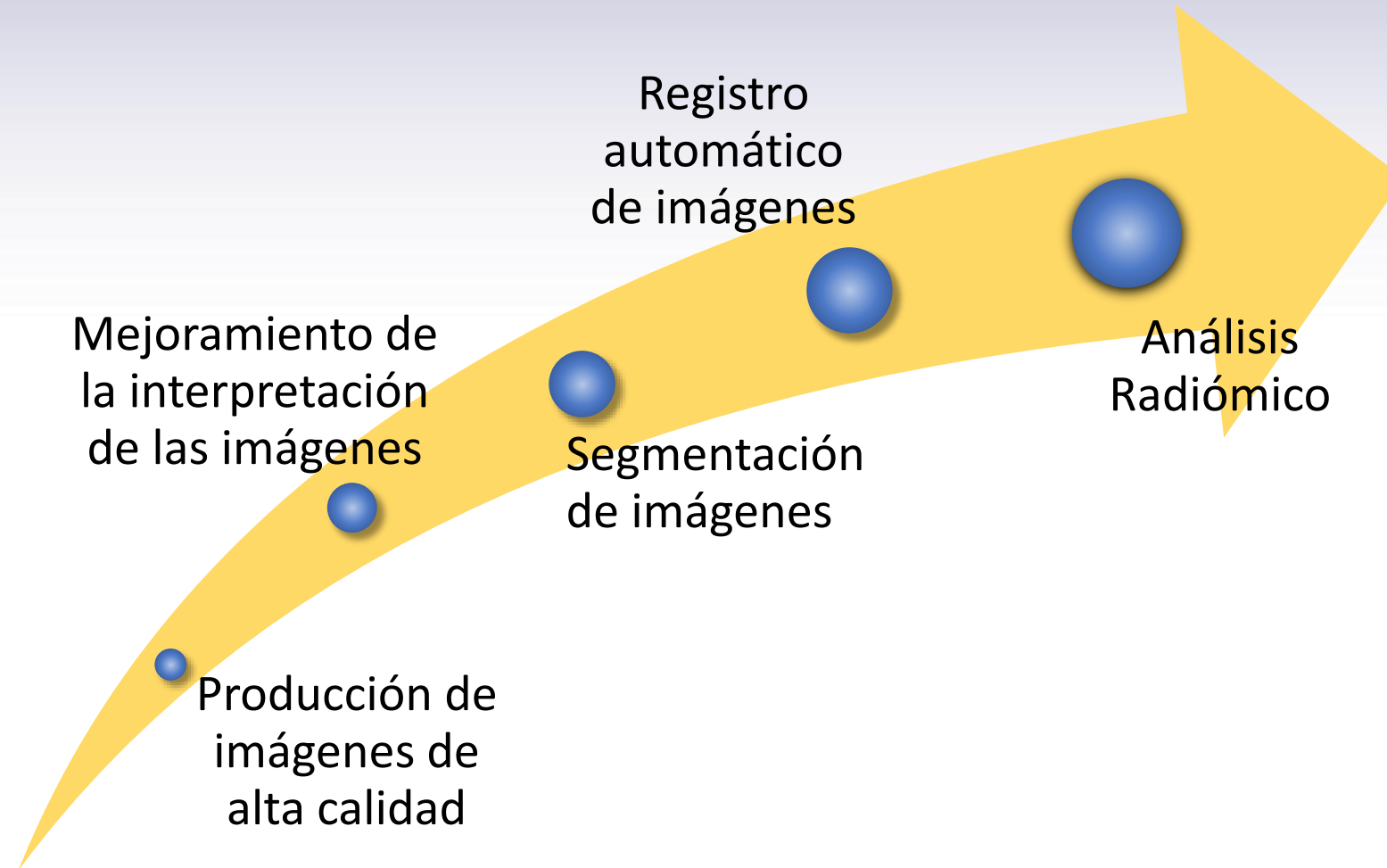


Redes neuronales de convolución. Deep Learning





Influencia de la Inteligencia Artificial



Radiómica





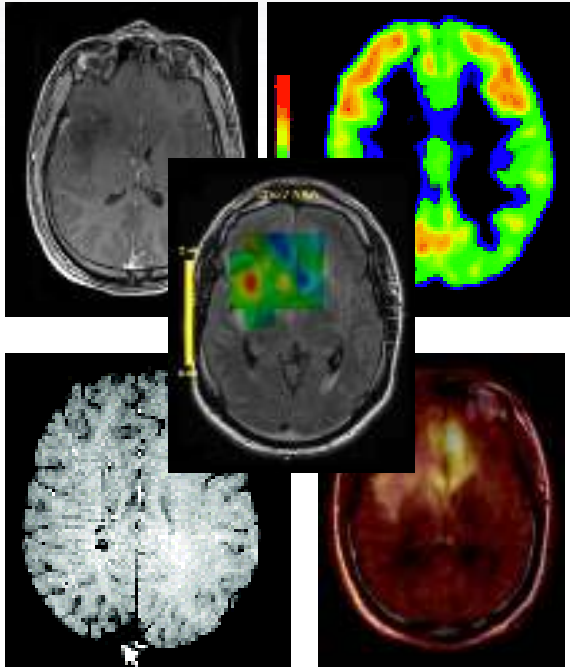
Radiómica

- La radiómica se define como la conversión de imágenes a datos de alta dimensionalidad y su subsecuente minería de datos como soporte a la toma de decisiones.
- Se inició en estudios oncológicos pero es potencialmente aplicable a cualquier patología.
- La radiómica utiliza diferentes modalidades de imágenes o su combinación.
- Las características de la imagen se extraen de volúmenes de interés en forma global o de sub volúmenes, conocidos como hábitats.
- Combina la información obtenida con aquella proveniente de genómica y clínica.

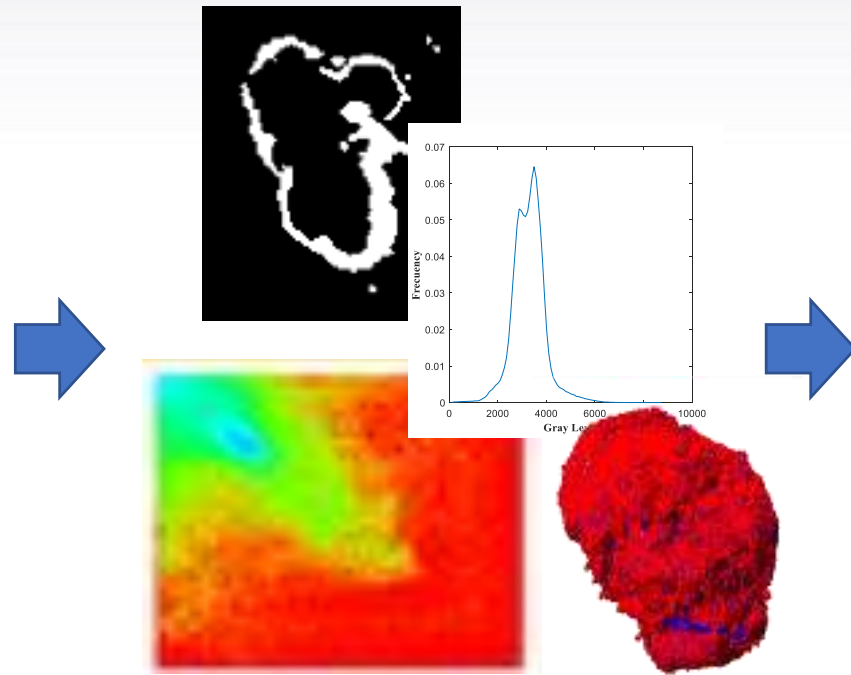


Radiómica

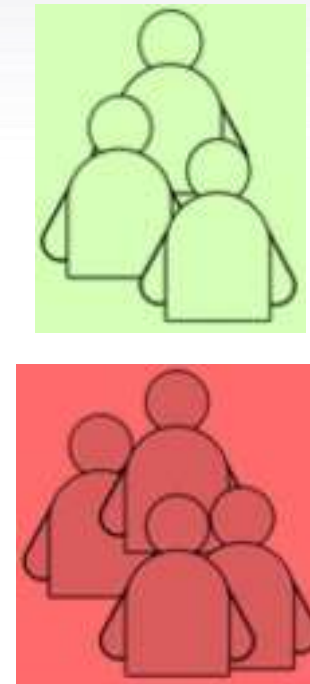
Imágenes
Multimodalidad



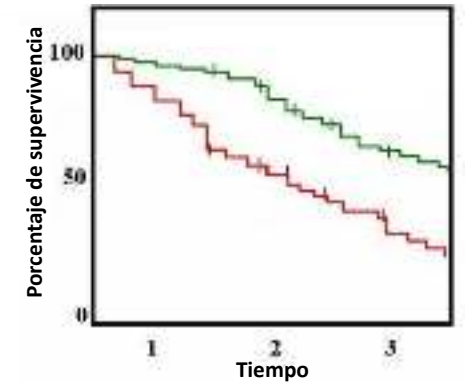
Extracción de
Características



Biomarcadores y
Clasificación de
Pacientes

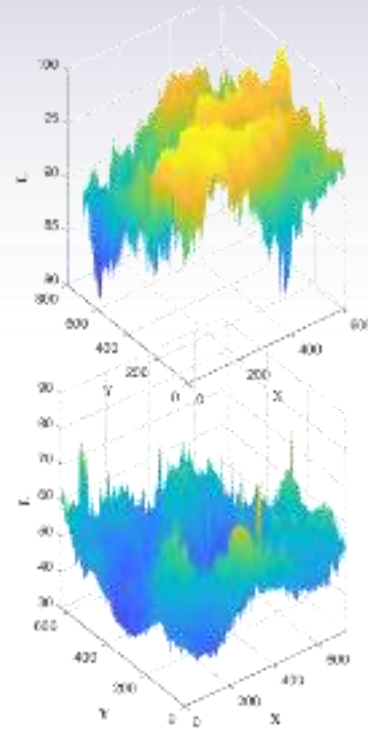
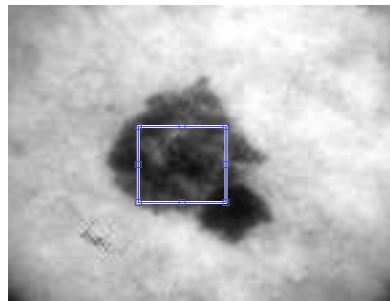
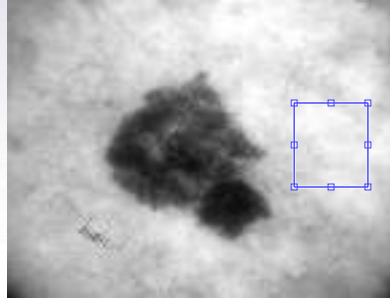


Análisis de
Sobrevivencia
Kaplan-Meier

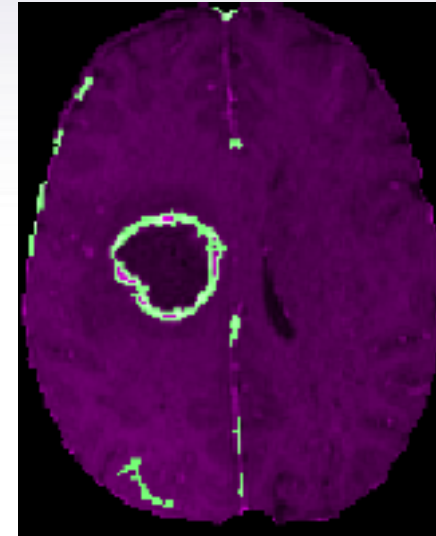




Características Radiómicas



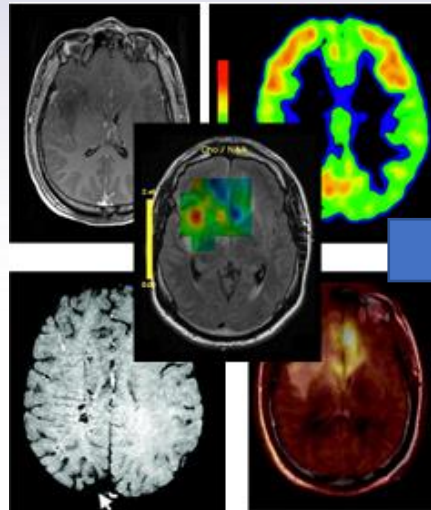
Textura
(Estadísticas)



Formas
(Morfológicas)



Extracción de las características radiómicas



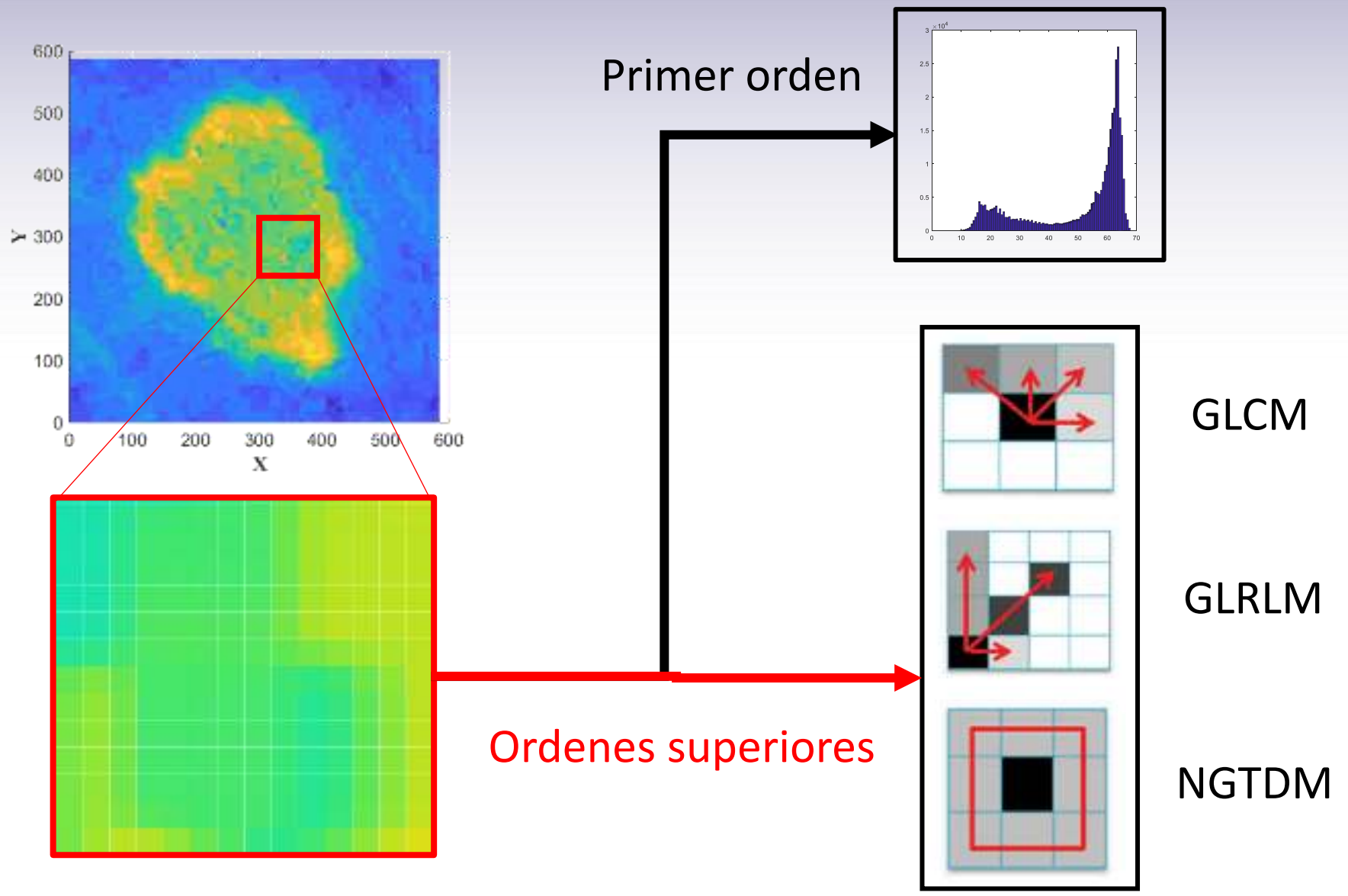
Análisis estadístico de la textura, filtraje y análisis morfológico

Generación de un espacio de características radiómicas de alta dimensionalidad y selección en base a definición de usuario

Clasificación con apoyo en métodos de IA y Big Data

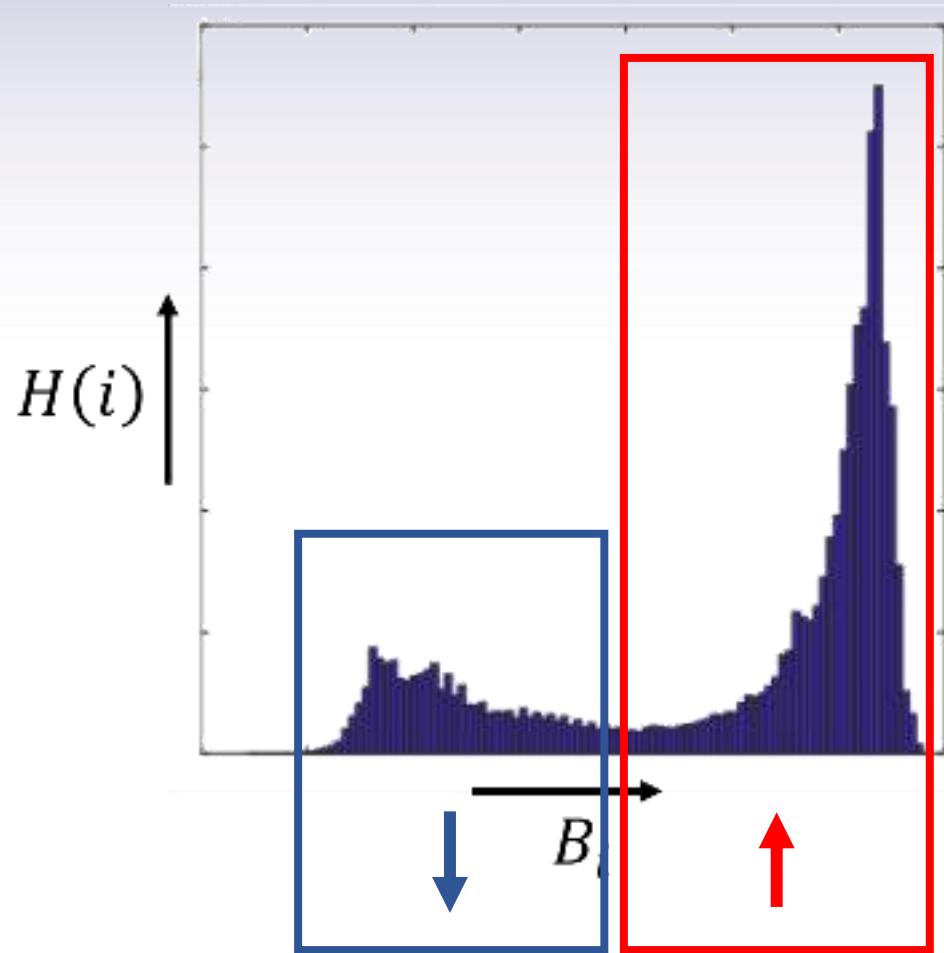


Características de textura estadísticas





Características de textura estadísticas de primer orden



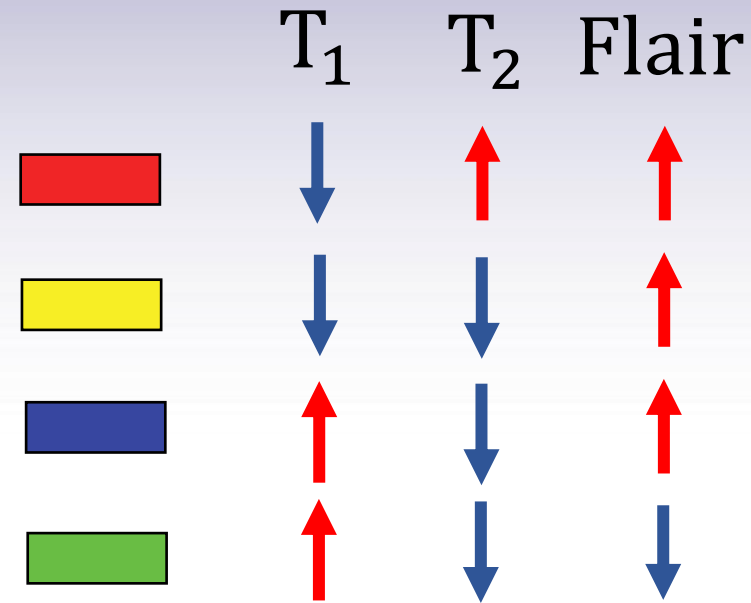
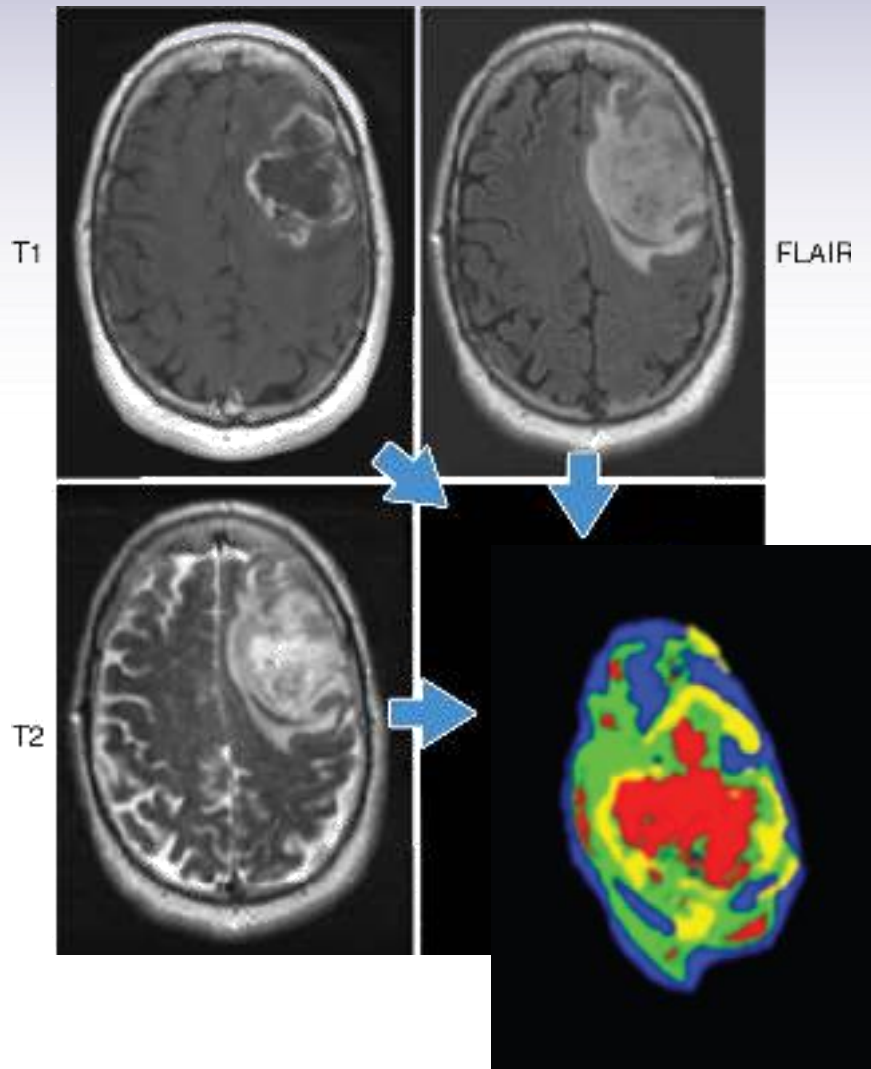
$$H(i) = \frac{N(B_i)}{N_T}$$

$$S = - \sum_{i=1}^B H(i) \log_2 H(i)$$

$$E = \sum_{i=1}^B H(i)^2$$



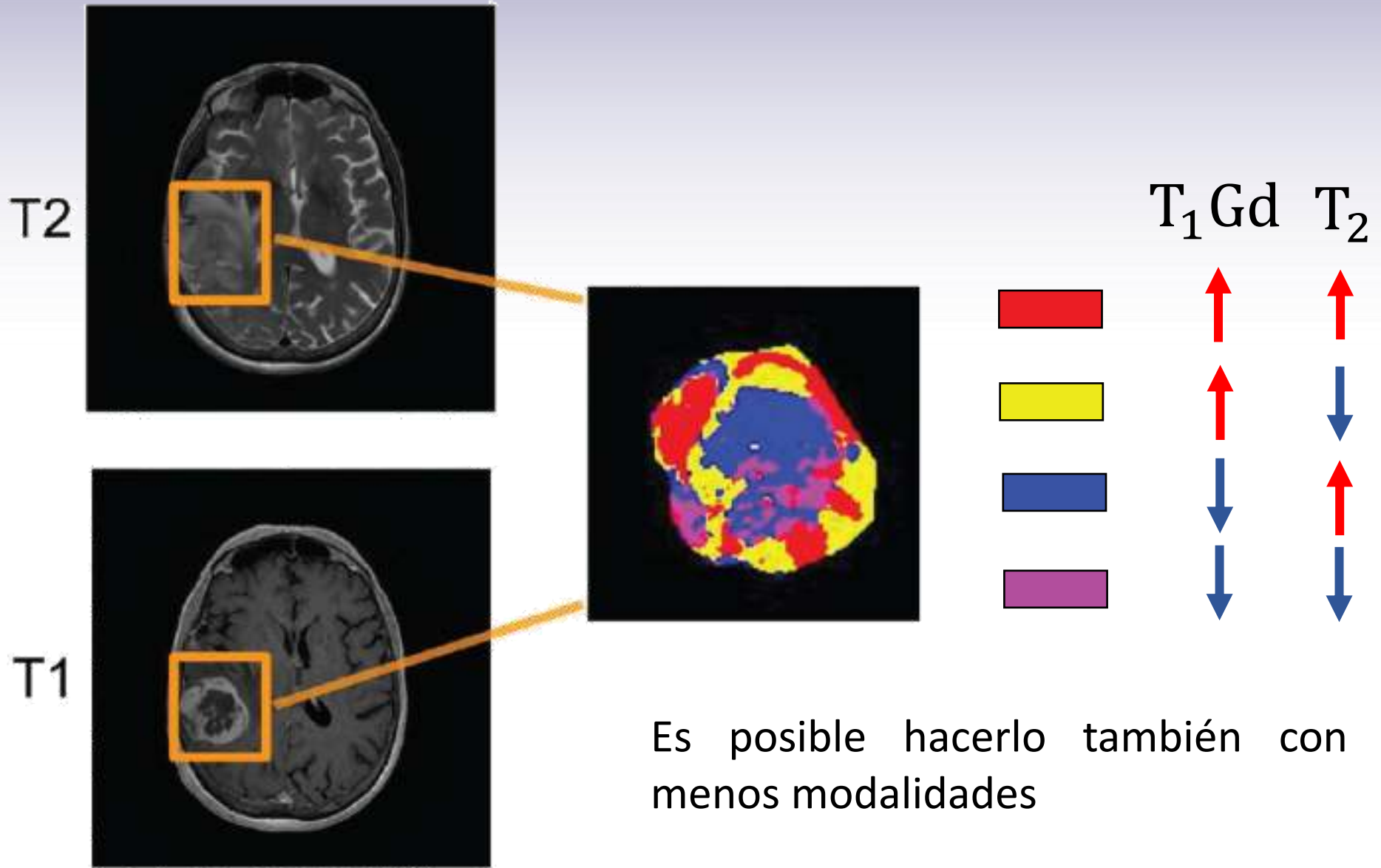
¿Qué define un hábitat?



Se extrae una propiedad de cada modalidad de imagen en base a su histograma de niveles digitales y se combinan las modalidades para para definir las regiones de una manera representativa

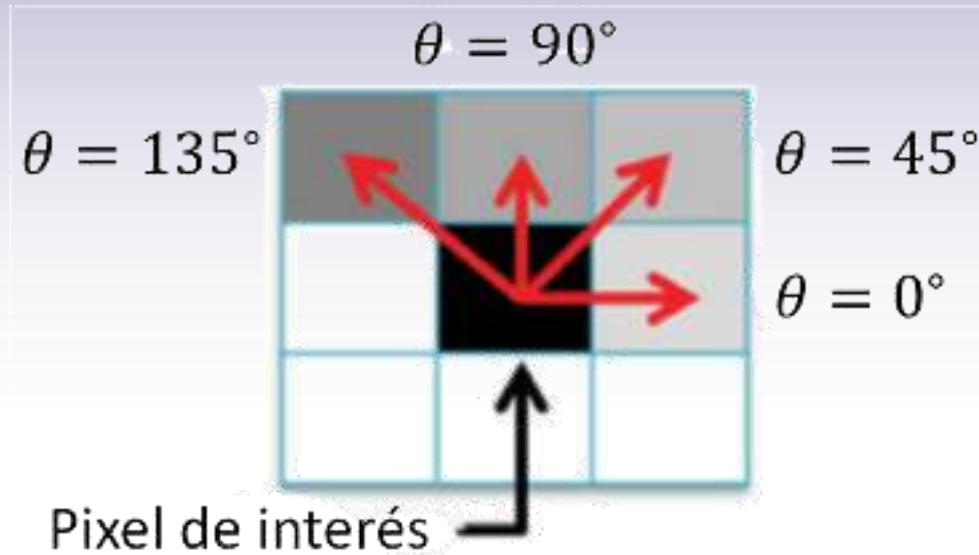


¿Qué define un hábitat?





Ordenes superiores. GLCM (Gray Level Co-ocurrence Matrix)



$$G(i, j) = \frac{N_{d, \theta}(i, j)}{N_T}$$

$$\theta: \begin{cases} 4 & 2D \\ 13 & 3D \end{cases}$$

$$E = \sum_{i, j=1}^{N_g} G(i, j)^2$$

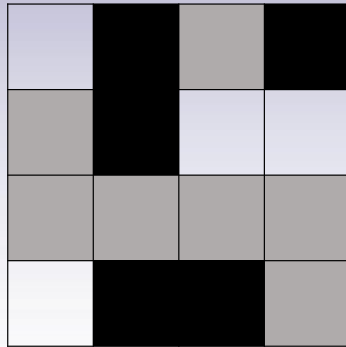
$$S = - \sum_{i, j=1}^{N_g} G(i, j) \log_2 G(i, j)$$

$$C = \sum_{i, j=1}^{N_g} |i - j|^2 G(i, j)$$

$$C_r = \sum_{i, j=1}^{N_g} \frac{(i - \mu)(j - \mu)G(i, j)}{\sigma^2}$$



¿Cómo se calcula GLCM?



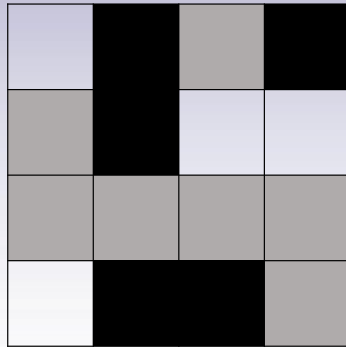
Como ejemplo tenemos una matriz de píxeles y calculamos la GLCM con $d = 1$ y $\theta = 0^\circ$

1	3	2	3
2	3	1	1
2	2	2	2
1	3	3	2

	1	2	3
1			
2			
3			



¿Cómo se calcula GLCM?



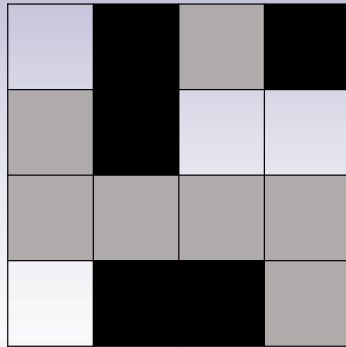
Como ejemplo tenemos una matriz de píxeles y calculamos la GLCM con $d = 1$ y $\theta = 0^\circ$

1	3	2	3
2	3	1	1
2	2	2	2
1	3	3	2

	1	2	3
1			2
2			
3			



¿Cómo se calcula GLCM?



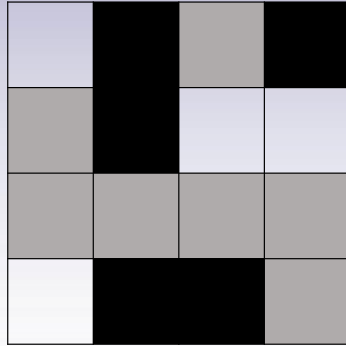
Como ejemplo tenemos una matriz de píxeles y calculamos la GLCM con $d = 1$ y $\theta = 0^\circ$

1	3	2	3
2	3	1	1
2	2	2	2
1	3	3	2

	1	2	3
1			2
2		3	
3			



¿Cómo se calcula GLCM?



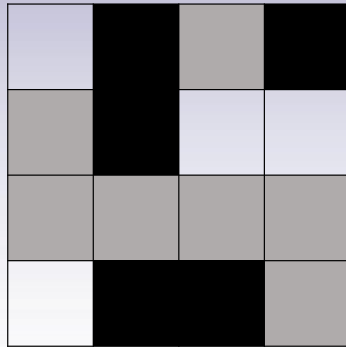
Como ejemplo tenemos una matriz de píxeles y calculamos la GLCM con $d = 1$ y $\theta = 0^\circ$

1	3	2	3
2	3	1	1
2	2	2	2
1	3	3	2

	1	2	3
1			2
2		3	2
3			



¿Cómo se calcula GLCM?



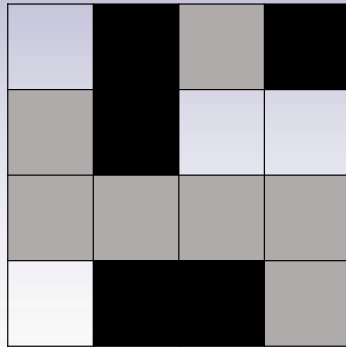
Como ejemplo tenemos una matriz de píxeles y calculamos la GLCM con $d = 1$ y $\theta = 0^\circ$

1	3	2	3
2	3	1	1
2	2	2	2
1	3	3	2

	1	2	3
1			2
2		3	2
3		2	



¿Cómo se calcula GLCM?



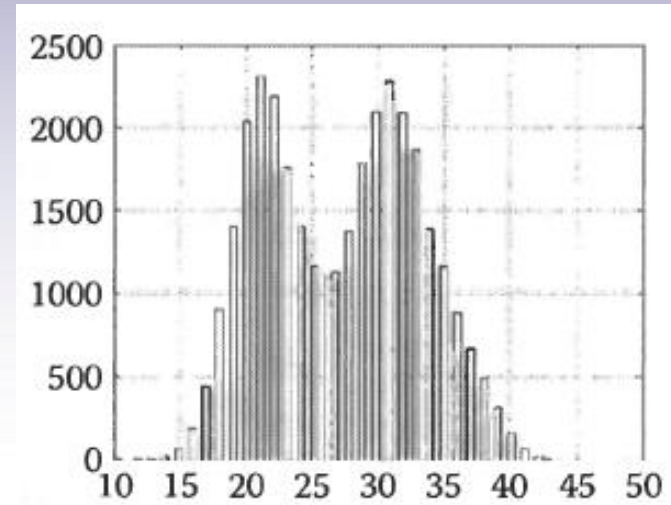
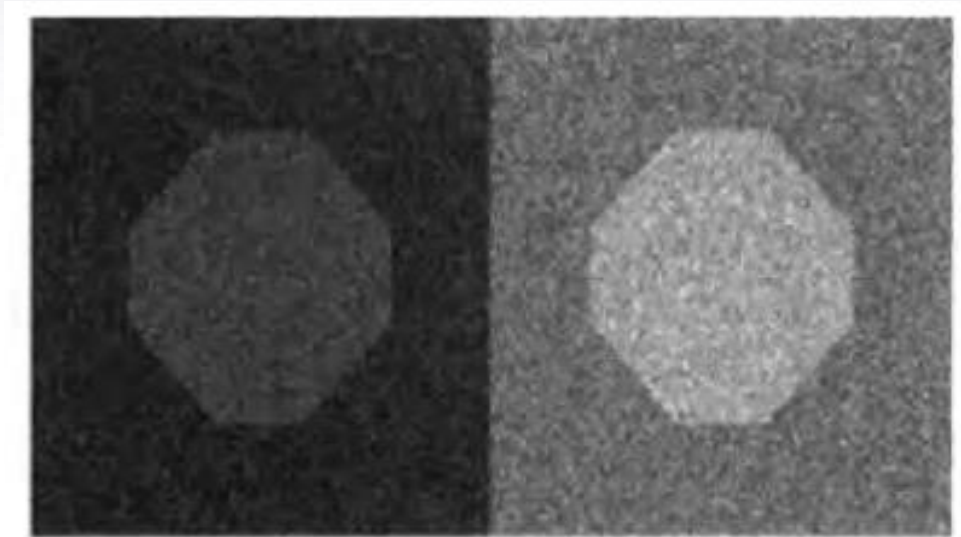
Como ejemplo tenemos una matriz de píxeles y calculamos la GLCM con $d = 1$ y $\theta = 0^\circ$

1	3	2	3
2	3	1	1
2	2	2	2
1	3	3	2

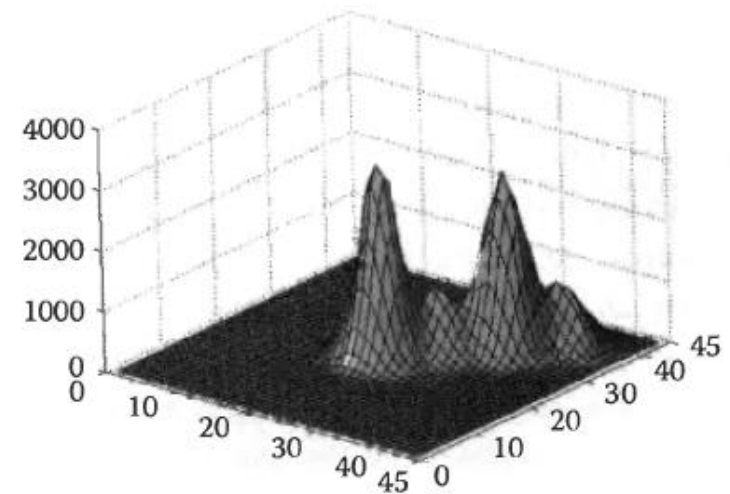
	1	2	3
1	1	0	2
2	0	3	2
3	1	2	1



¿Qué ventajas ofrece GLCM?



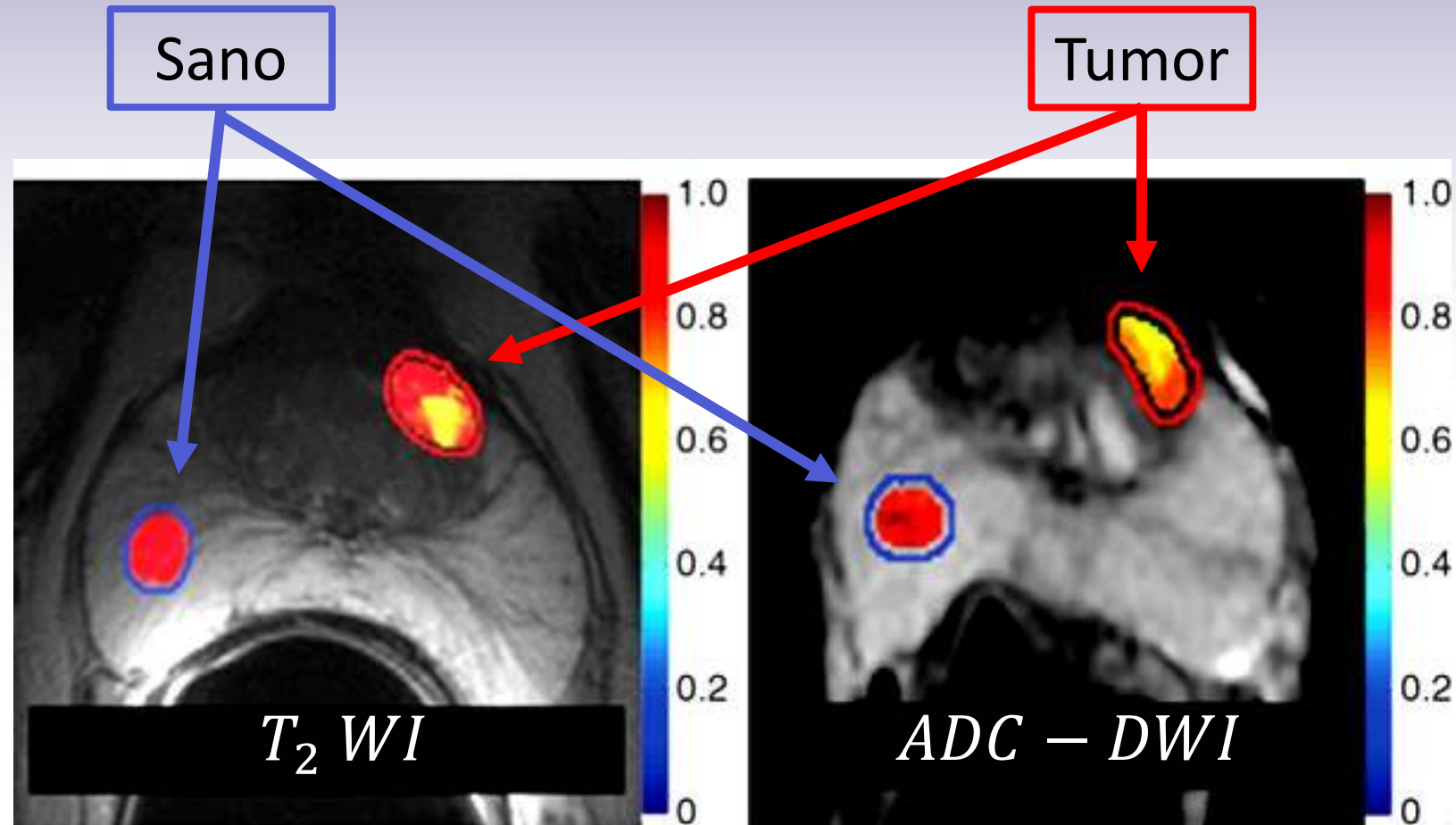
Histograma



GLCM



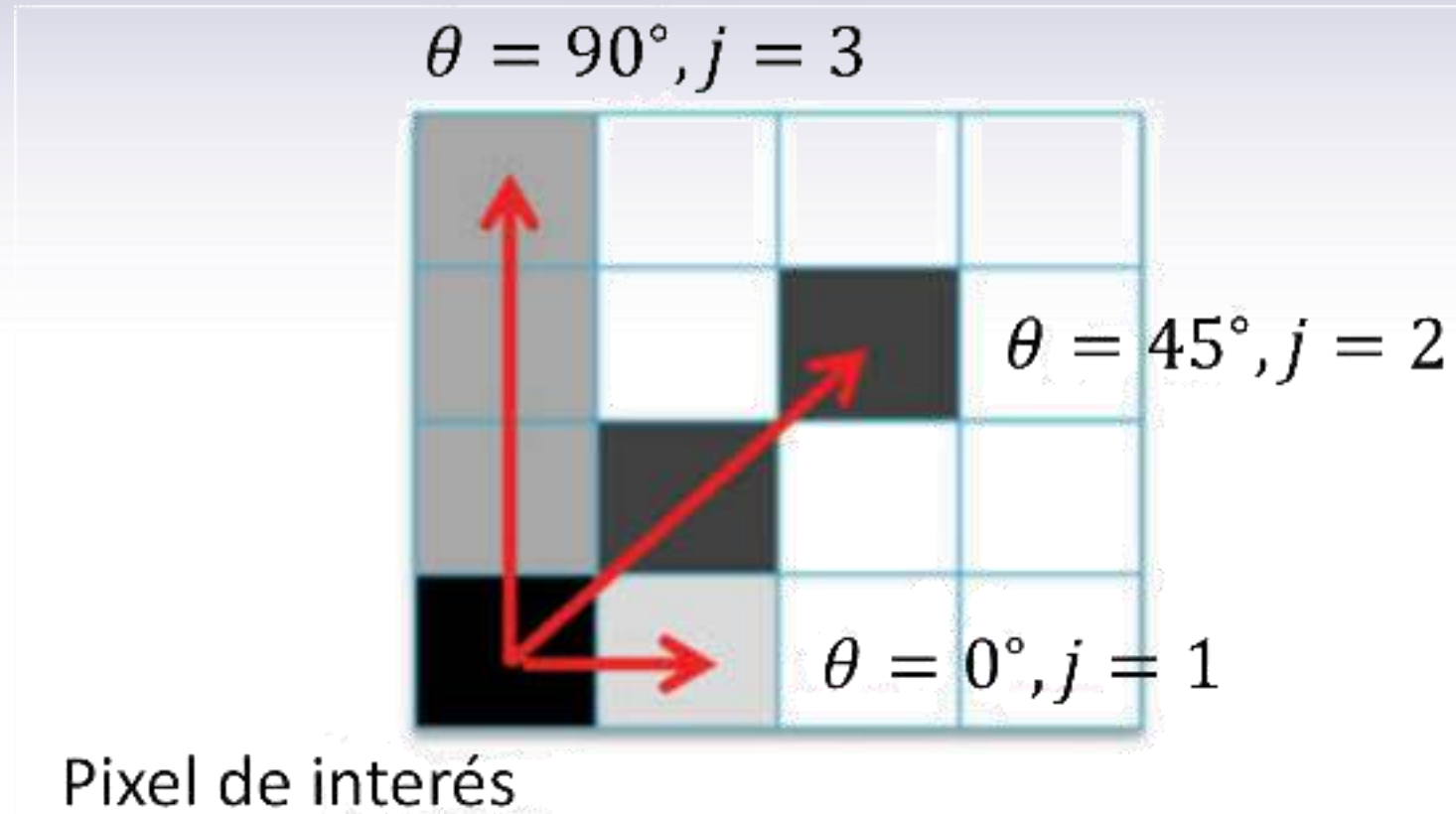
GLMC. Entropía Normalizada



Wibmer A, Hricak H, Gondo T, et al. Haralick texture analysis of prostate MRI: utility for differentiating non-cancerous prostate from prostate cancer and differentiating prostate cancers with different Gleason scores. *Eur Radiol* 2015;25(10):2840–2850.

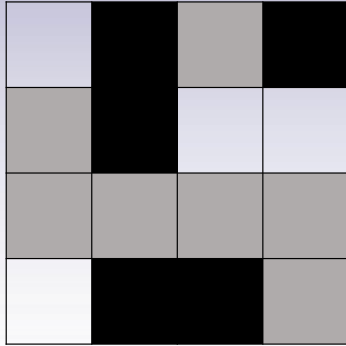


Ordenes superiores. GLRLM (Gray Level Run Length Matrix)





Ordenes superiores. GLRLM (Gray Level Run Length Matrix)



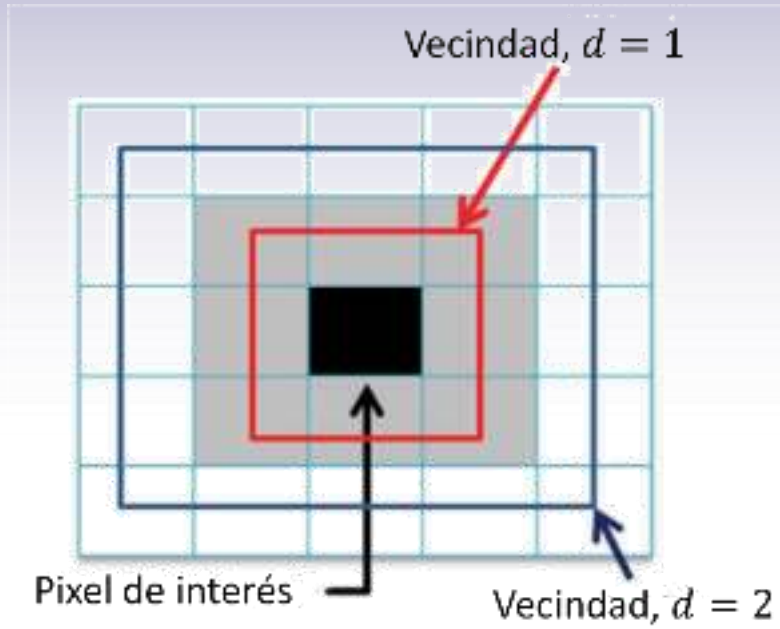
Como ejemplo tenemos una matriz de píxeles y calculamos la GLRLM con $\theta = 0^\circ$

1	3	2	3
2	3	1	1
2	2	2	2
1	3	3	2

	1	2	3	4
1	2	1	0	0
2	3	0	0	1
3	3	1	0	0



Ordenes superiores. NGTDM (Neighbor-Hood Gray-Tone Difference Matrix)

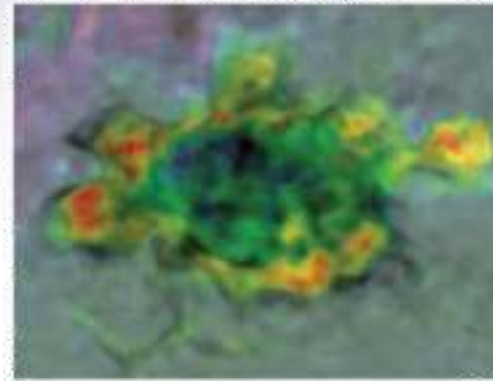
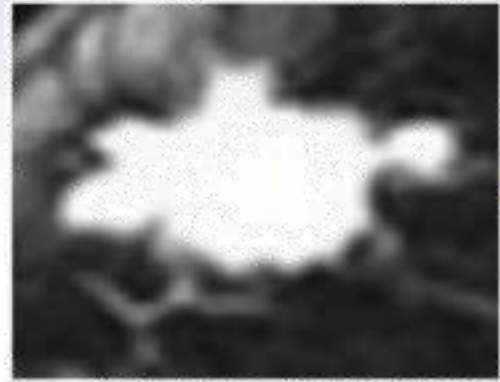


$$ANGT(i, j) = \frac{1}{W - 1} \sum_{\substack{k, k' = -d \\ (k, k') \neq (0, 0)}}^d I(i + k, j + k')$$

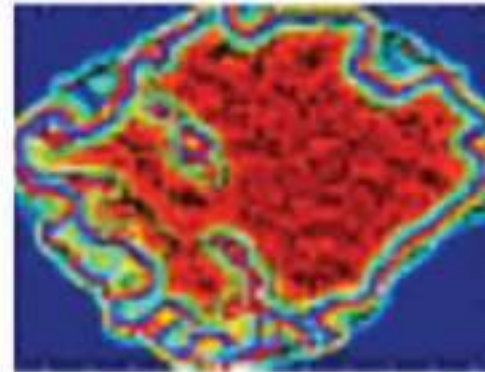
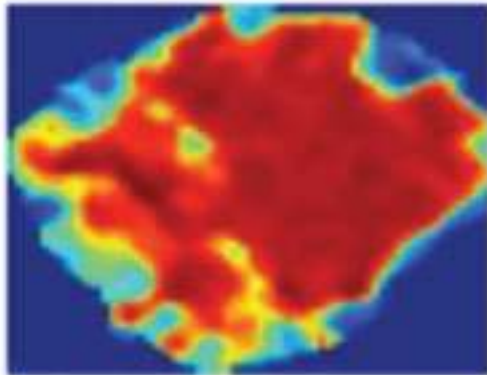
$$NGTDM(gt) = \sum_{(i, j) | I(i, j) = gt} |gt - ANGT(i, j)|$$



Análisis de texturas mediante filtraje



Filtro de
Mediana



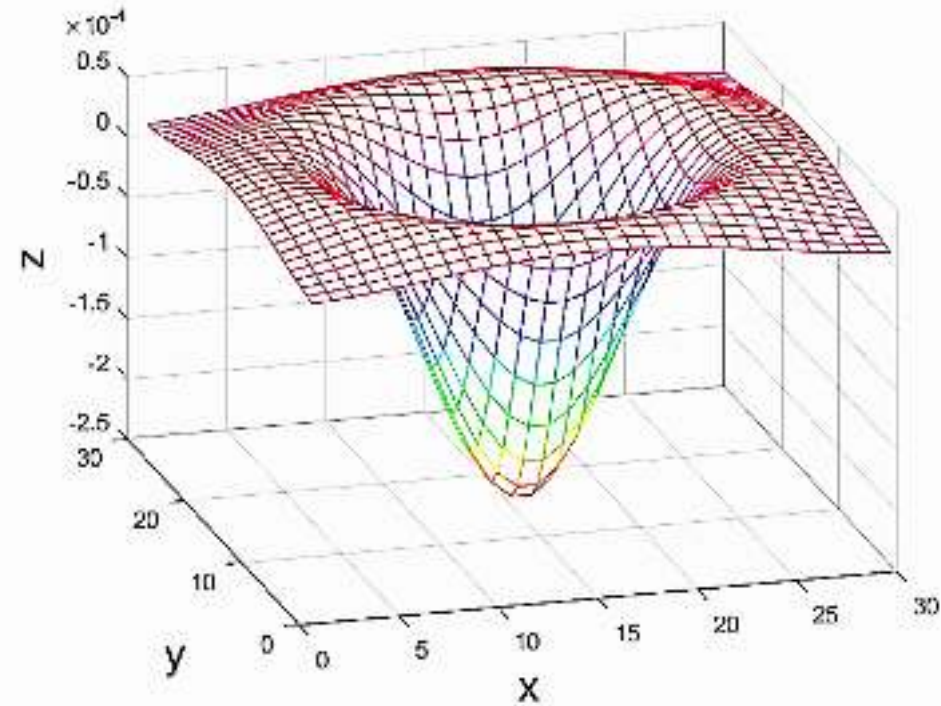
Filtro
Laplaciano
de Gaussiana
(LoG)



Algunos ejemplos de filtros. LoG (Laplacian of Gaussian)

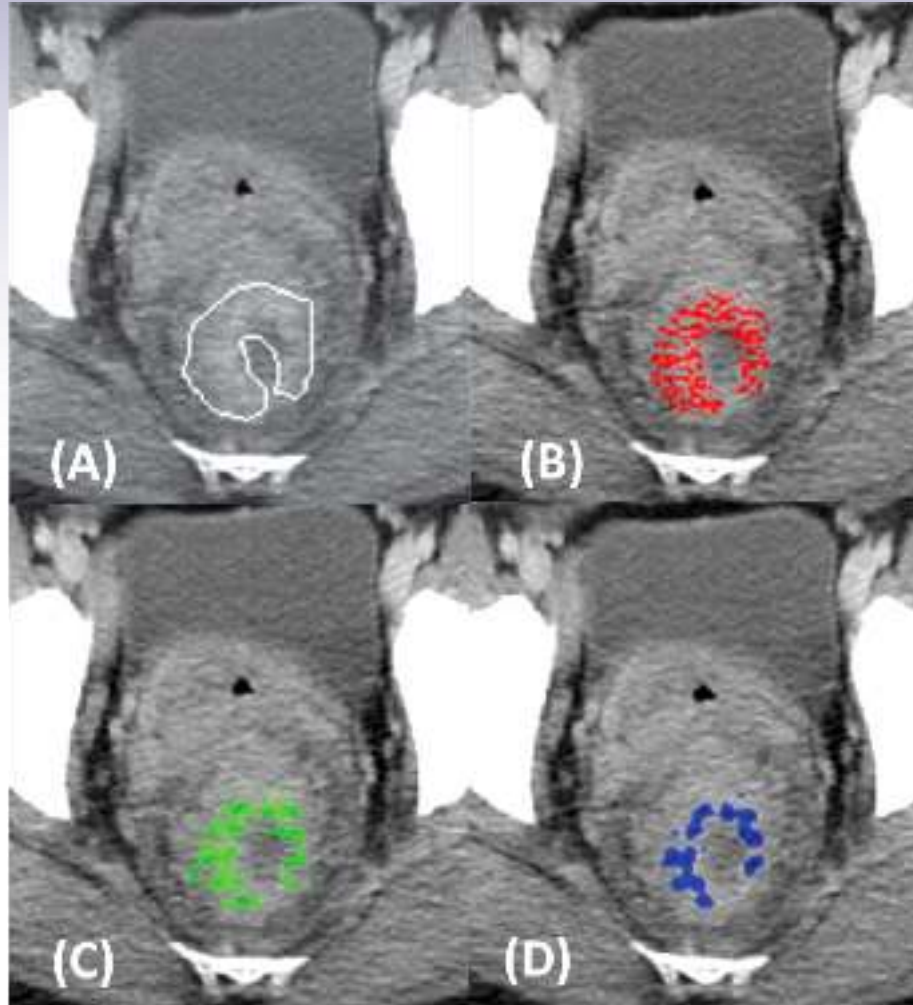
$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

0	1	1	2	2	2	1	1	0
1	2	4	5	5	5	4	2	1
1	4	5	3	0	3	5	4	1
2	5	3	-12	-24	-12	3	5	2
2	5	0	-24	-40	-24	0	5	2
2	5	3	-12	-24	-12	3	5	2
1	4	5	3	0	3	5	4	1
1	2	4	5	5	5	4	2	1
0	1	1	2	2	2	1	1	0





Análisis de texturas mediante filtraje



- (A) Fusión textura e imagen
- (B) Textura fina. Filtro (2.72 mm, 4 píxeles).
- (C) Textura media. Filtro (4.08 mm, 6 píxeles).
- (D) Textura gruesa. Filtro (8.16 mm, 12 píxeles).

Francesca Ng, Balaji Ganeshan, Robert Kozarski, Kenneth A. Miles, Vicky Goh, Assessment of Primary Colorectal Cancer Heterogeneity by Using Whole-Tumor Texture Analysis: Contrast-enhanced CT Texture as a Biomarker of 5-year Survival, *Radiology*, 266:177 (2013)



Propiedades Morfológicas

Imagen

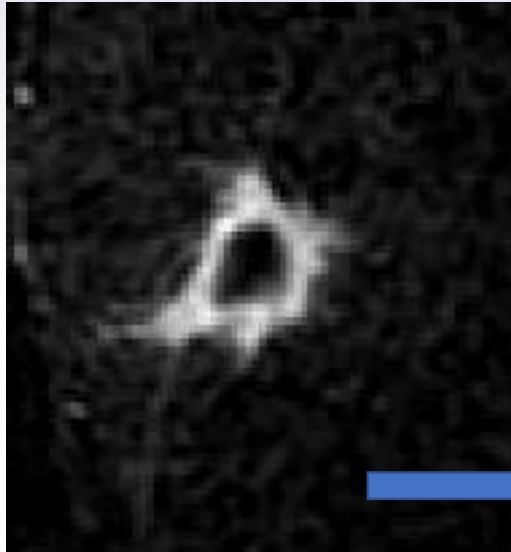
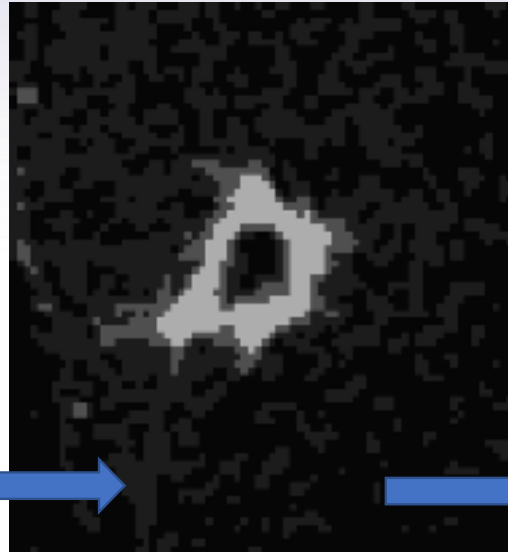


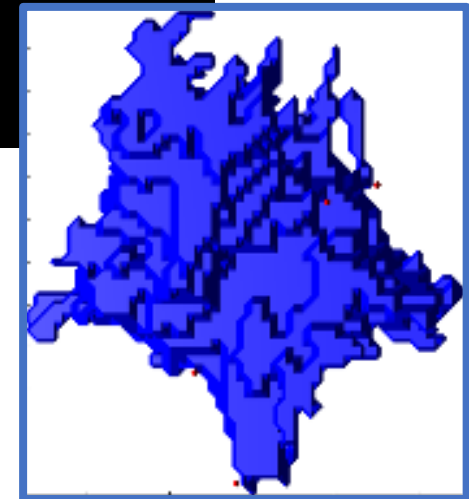
Imagen
clasificada



Evaluación

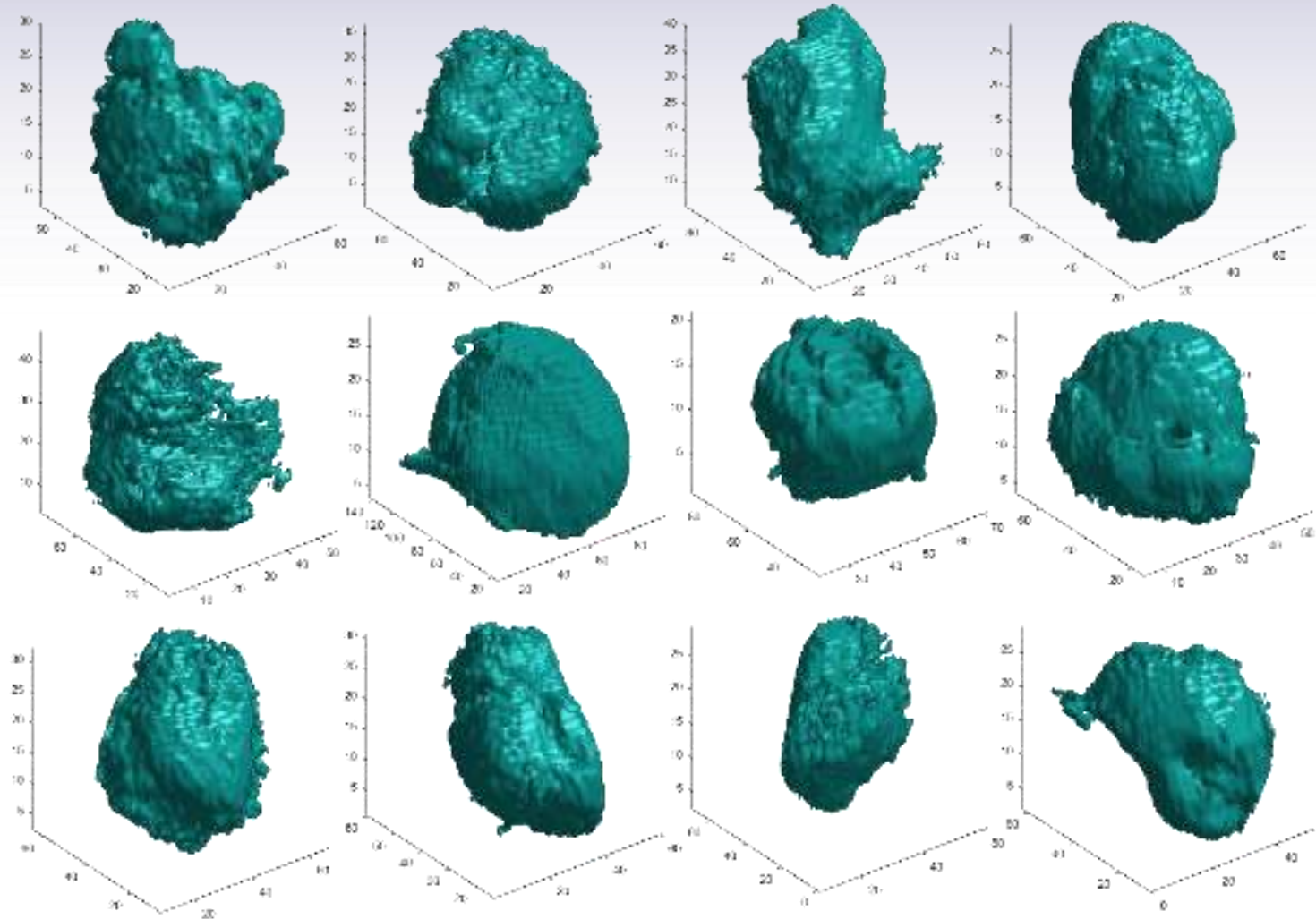


Algoritmo de
segmentación y
clasificación





Propiedades Morfológicas





Propiedades Morfológicas

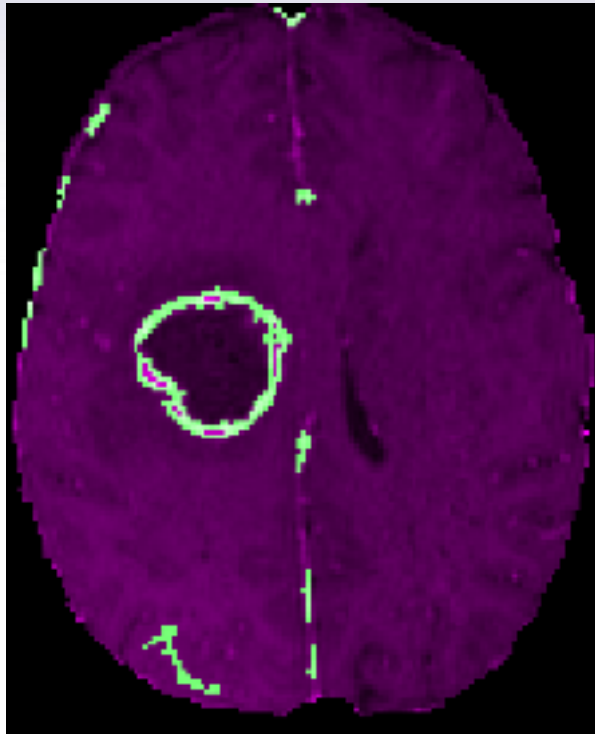
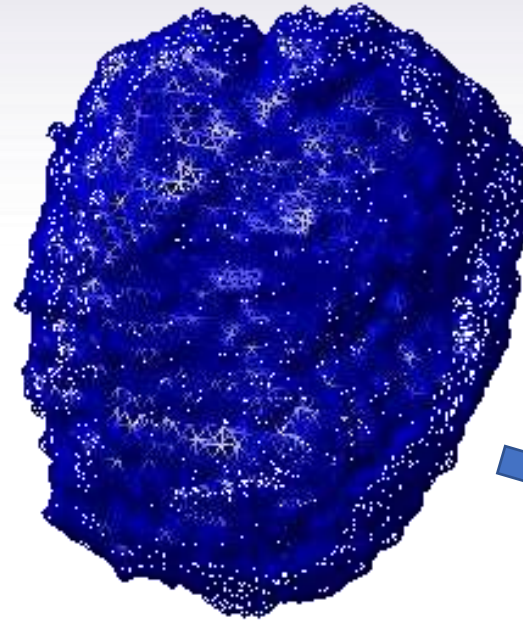


Imagen
segmentada



Forma
extraída

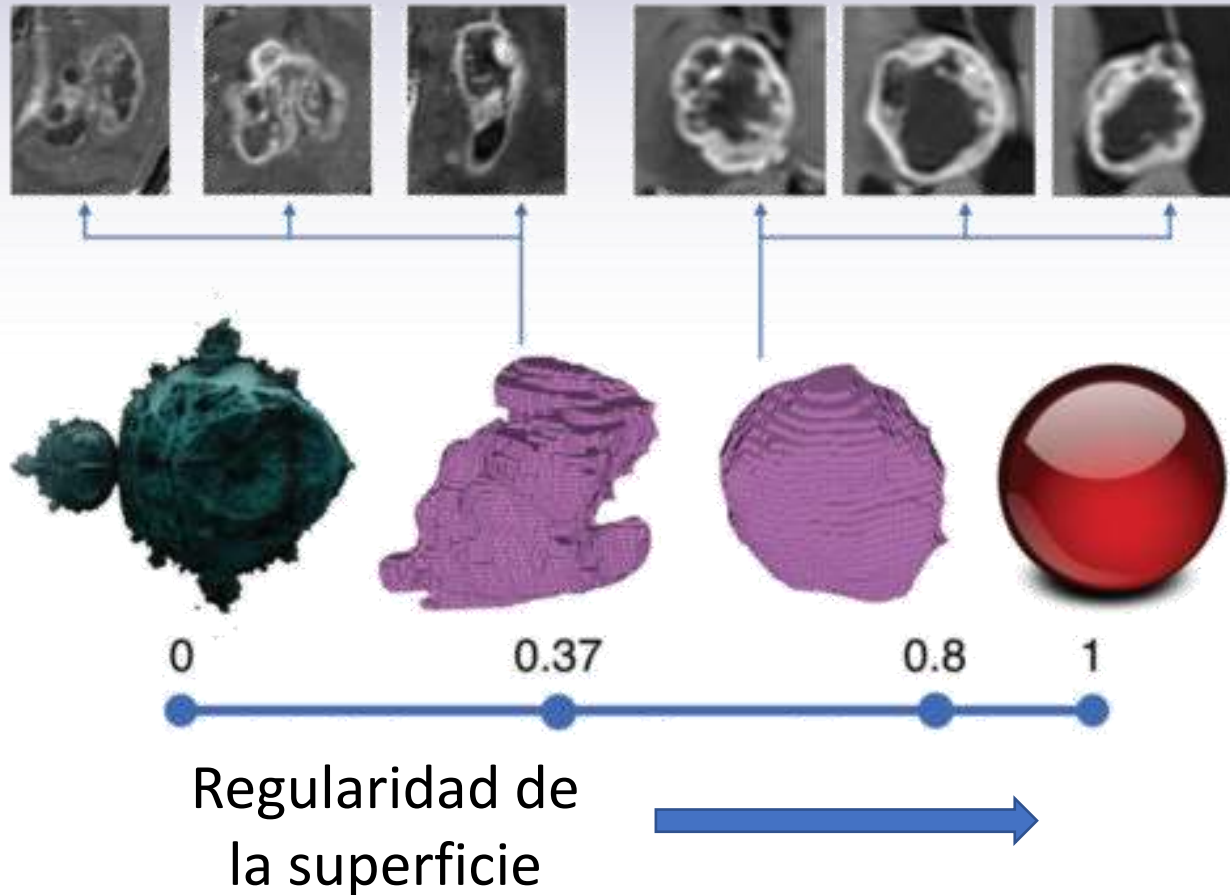
Clasificación

Volumen
Superficie

Propiedades
Interfaz
Tumoral



Propiedades Morfológicas



$$S_R = 6\sqrt{\pi} \frac{TV}{\sqrt{(TS)^3}}$$

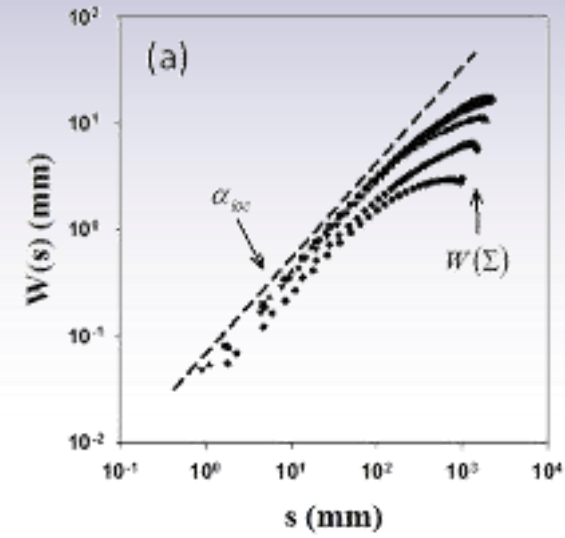
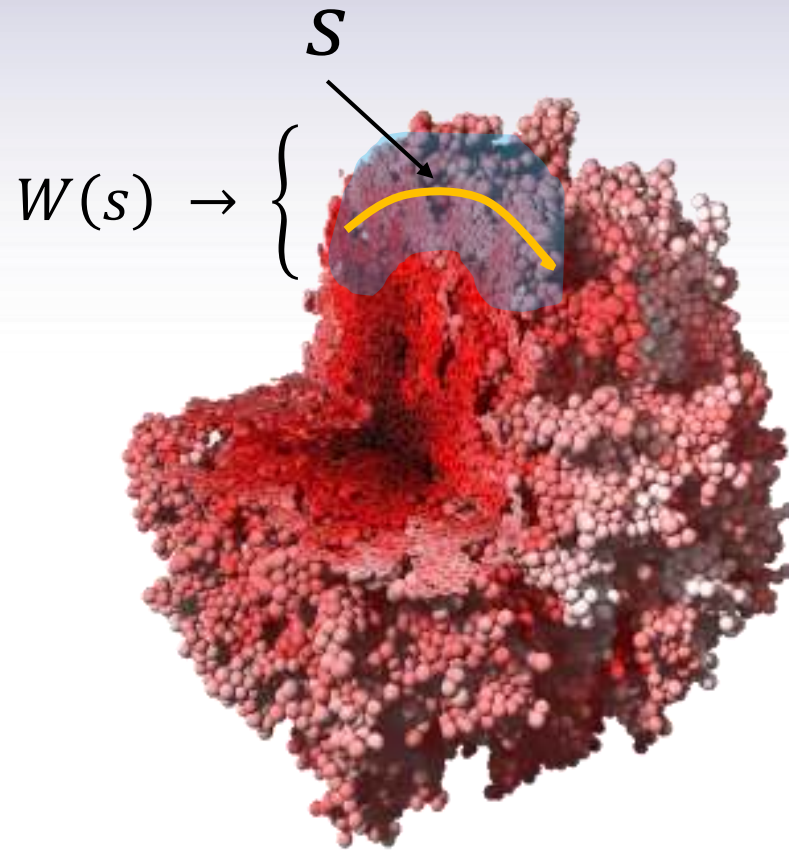
MôLAB
MATHEMATICAL ONCOLOGY LABORATORY



Julián Pérez-Beteta et al. Tumor Surface Regularity at MR Imaging Predicts Survival and Response to Surgery in Patients with Glioblastoma, Radiology 2018; 288:218–225

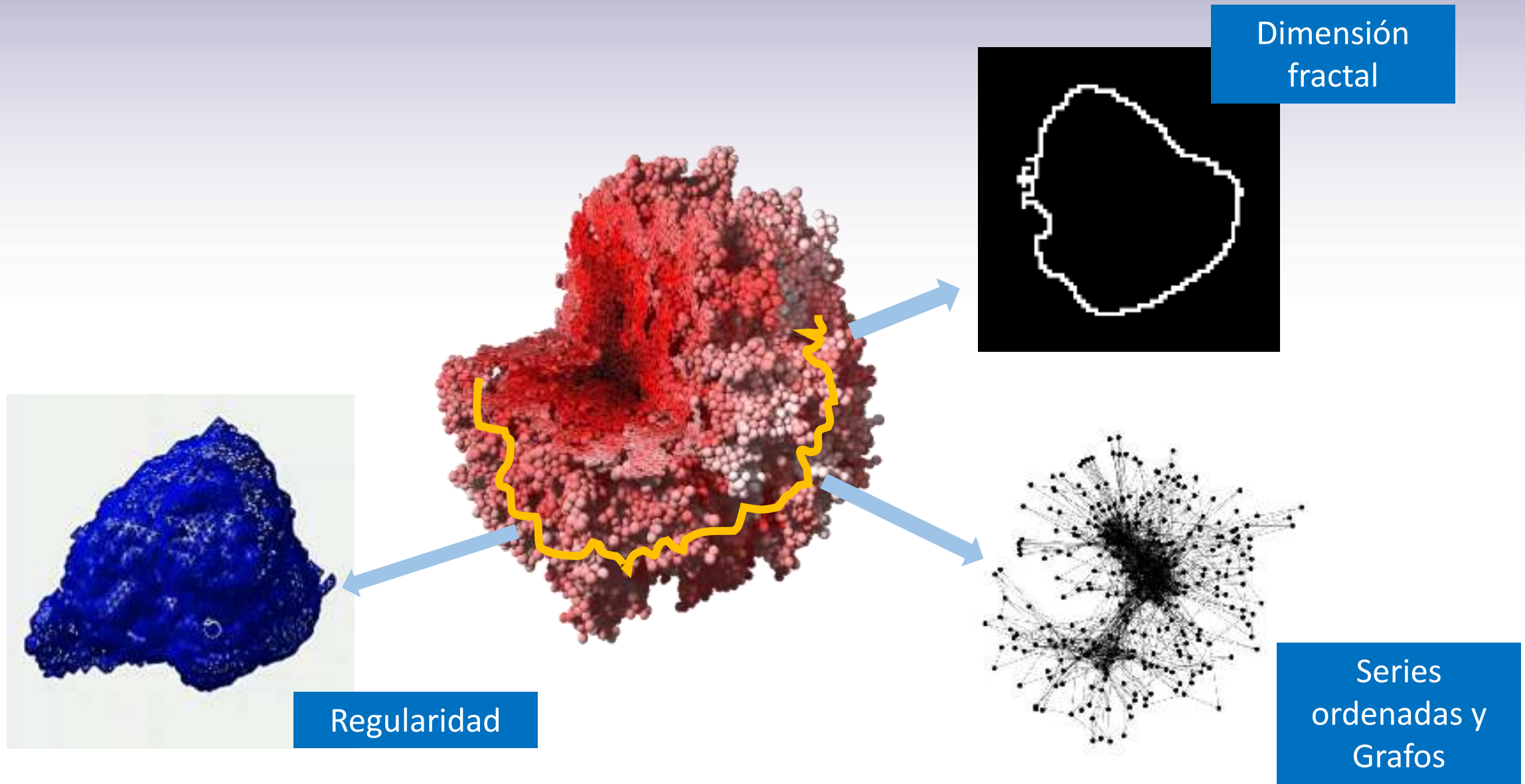


Análisis de escala



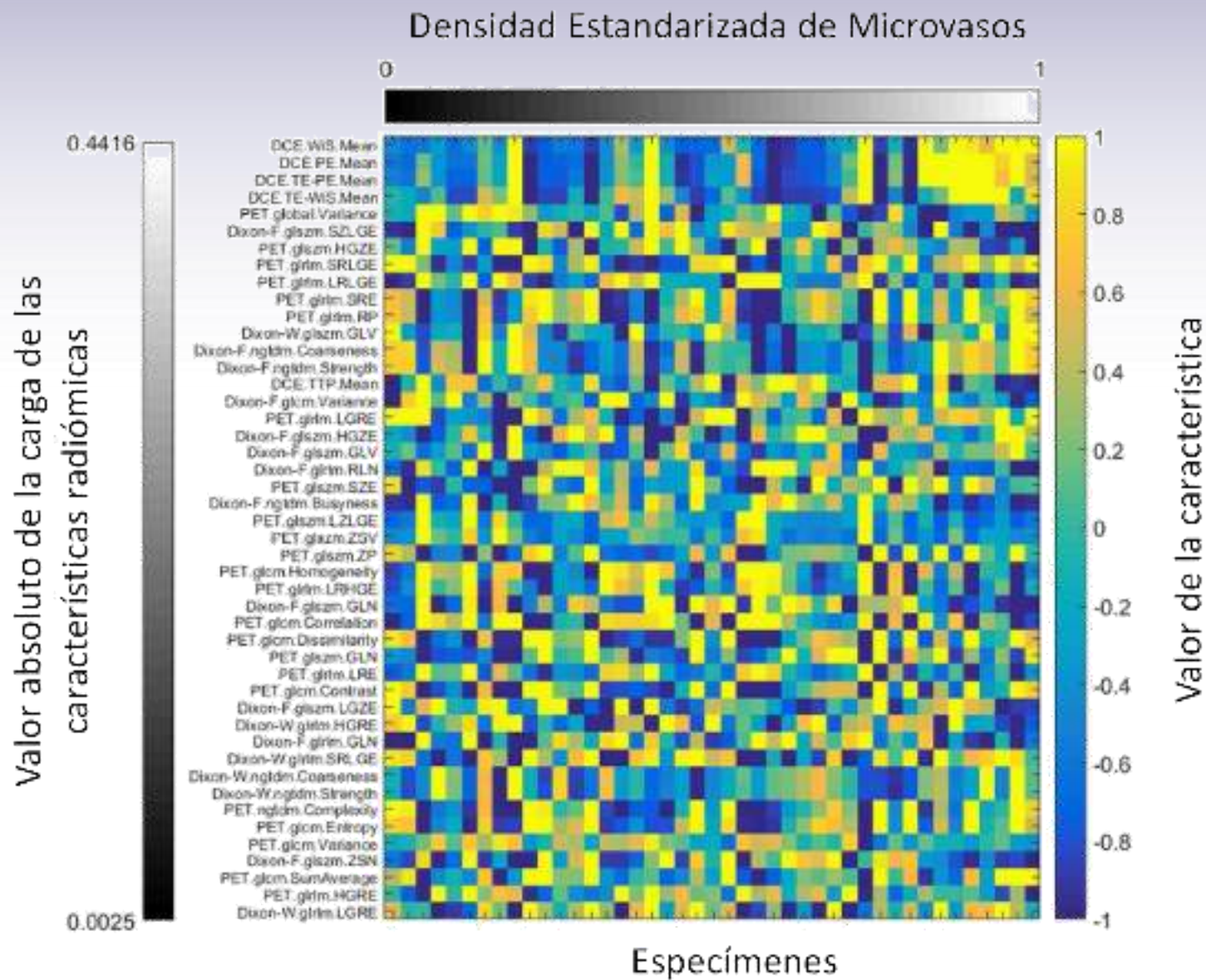


Análisis de escala



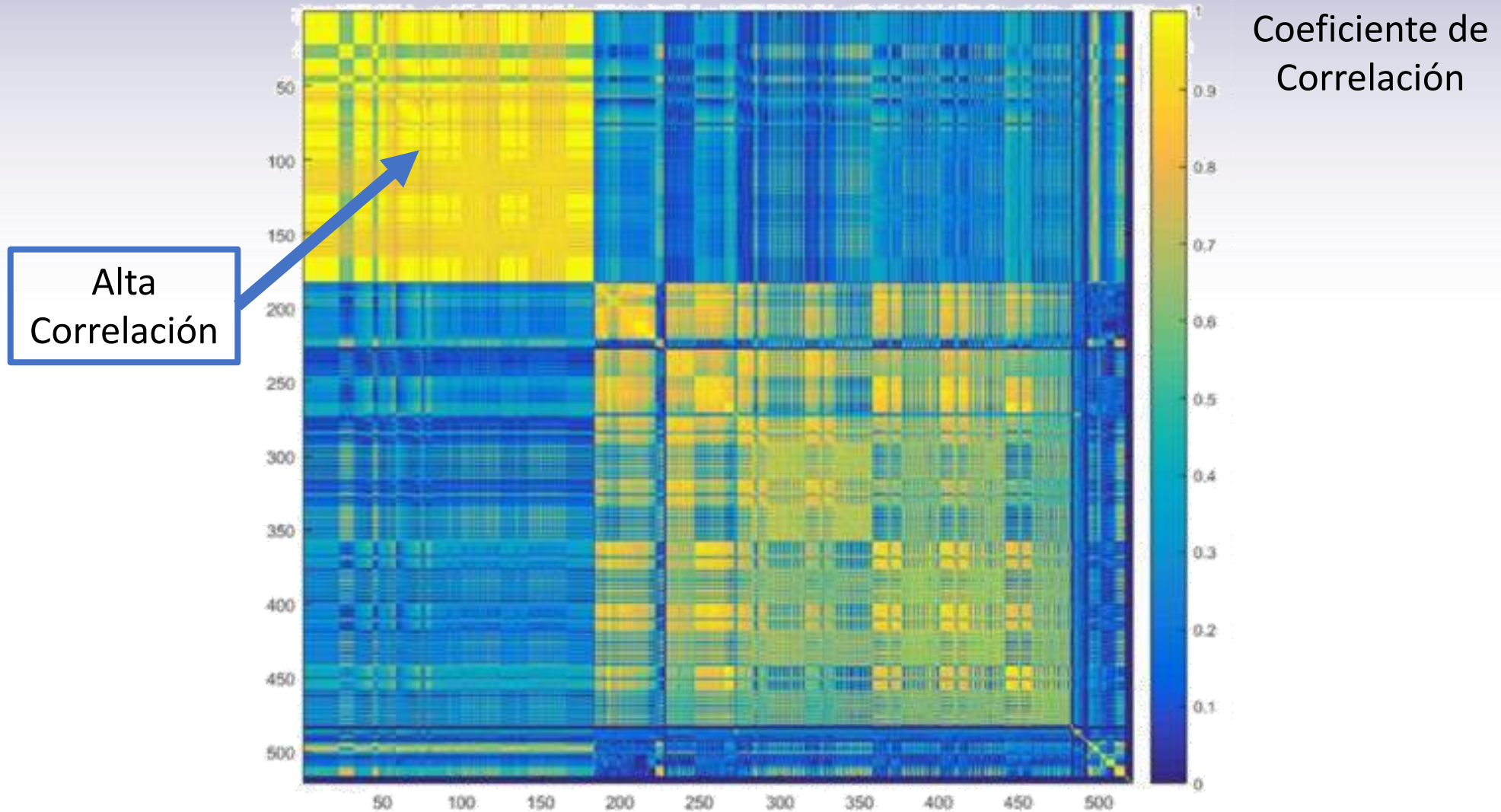


¿Qué es un Heat Map?



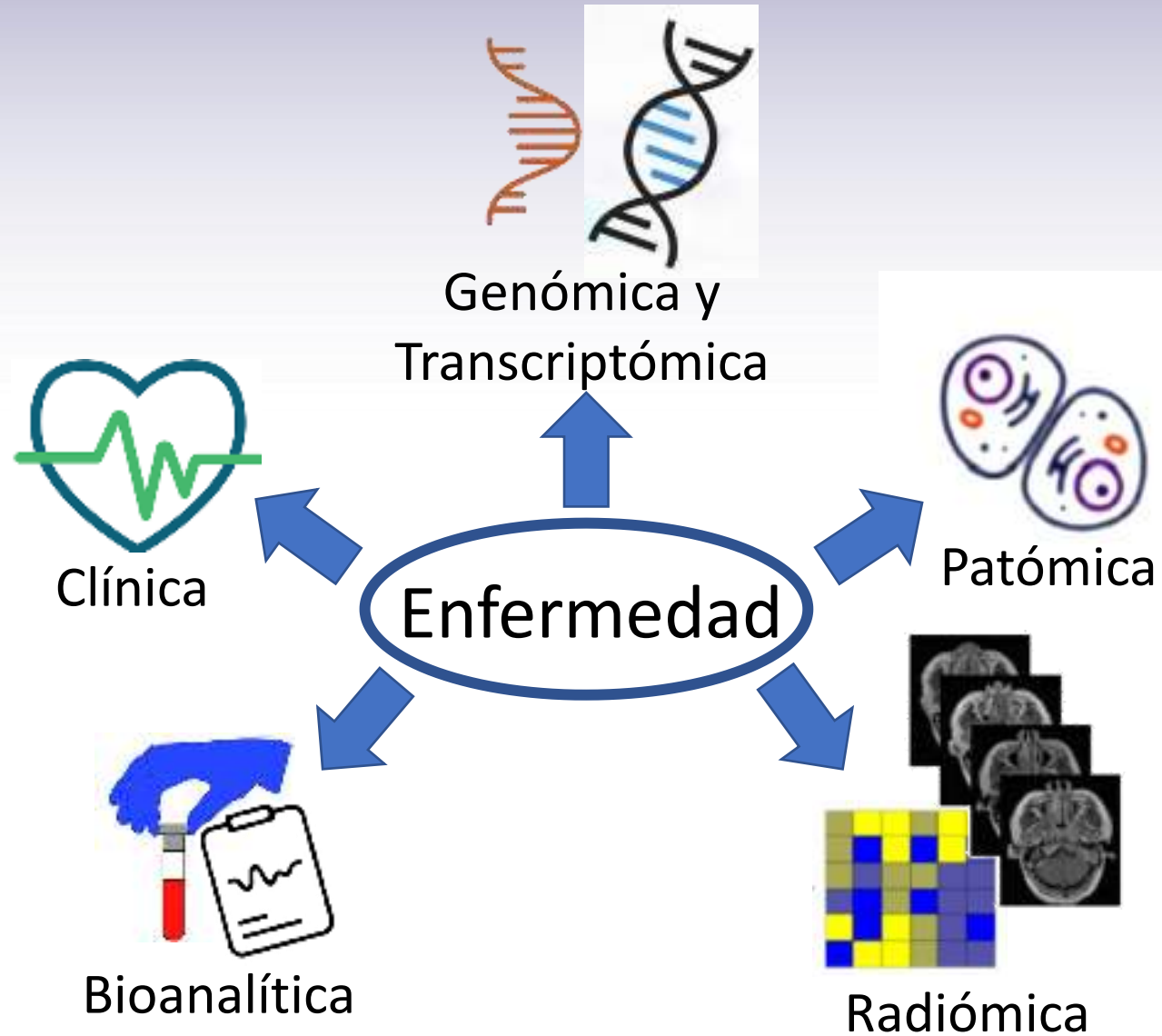


Agrupación de características radiómicas



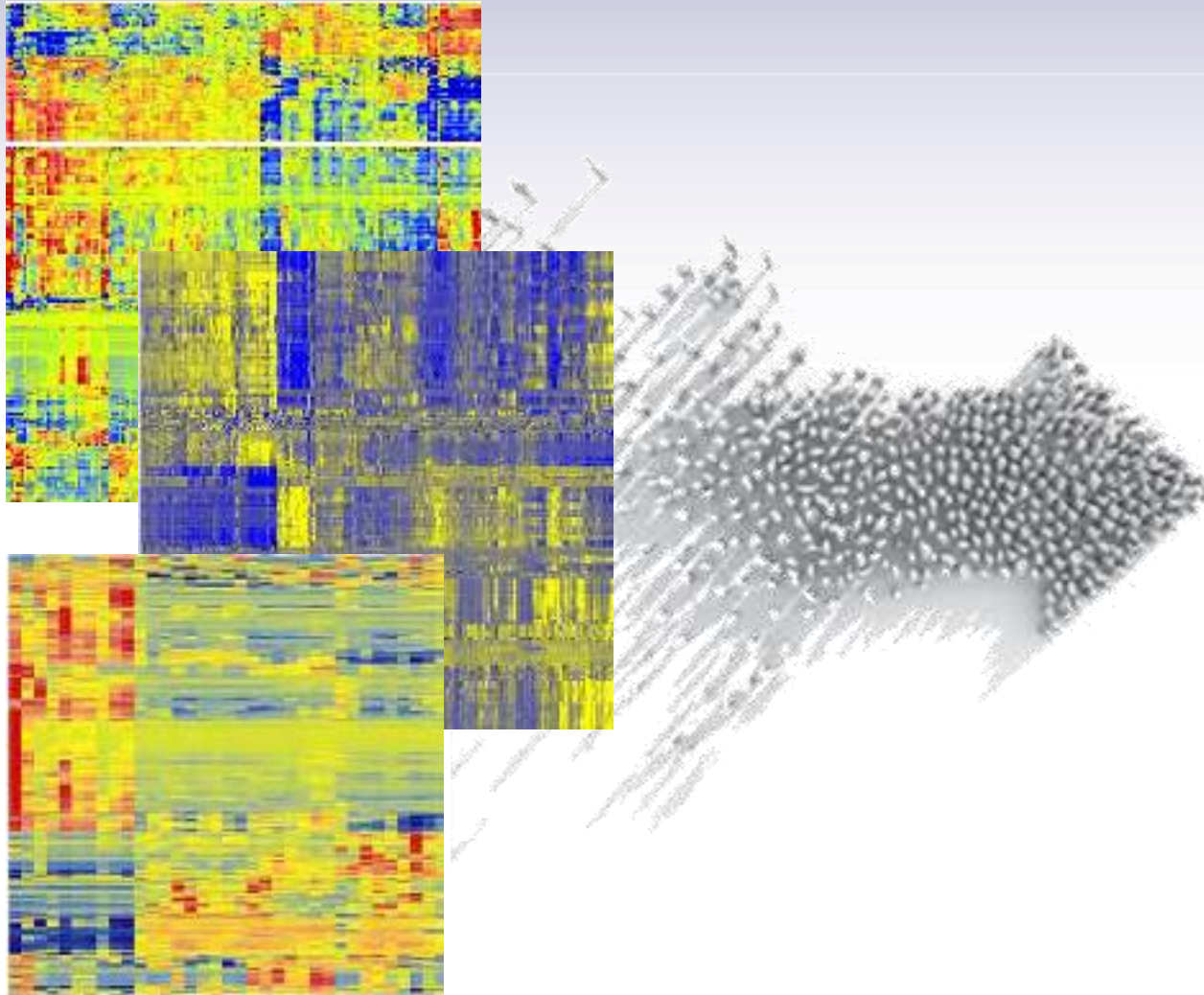


¿Cómo se conecta la radiómica con otros biomarcadores?





¿A dónde nos lleva esa gran cantidad de datos?



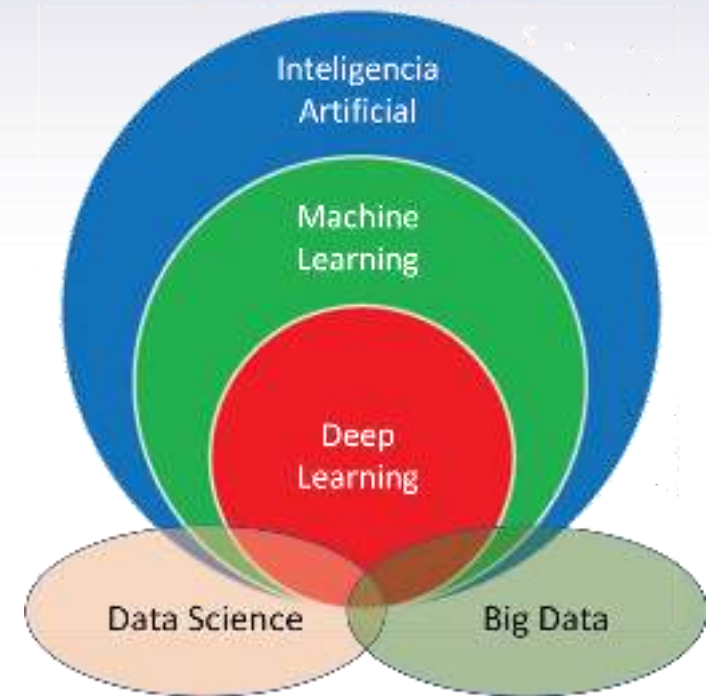
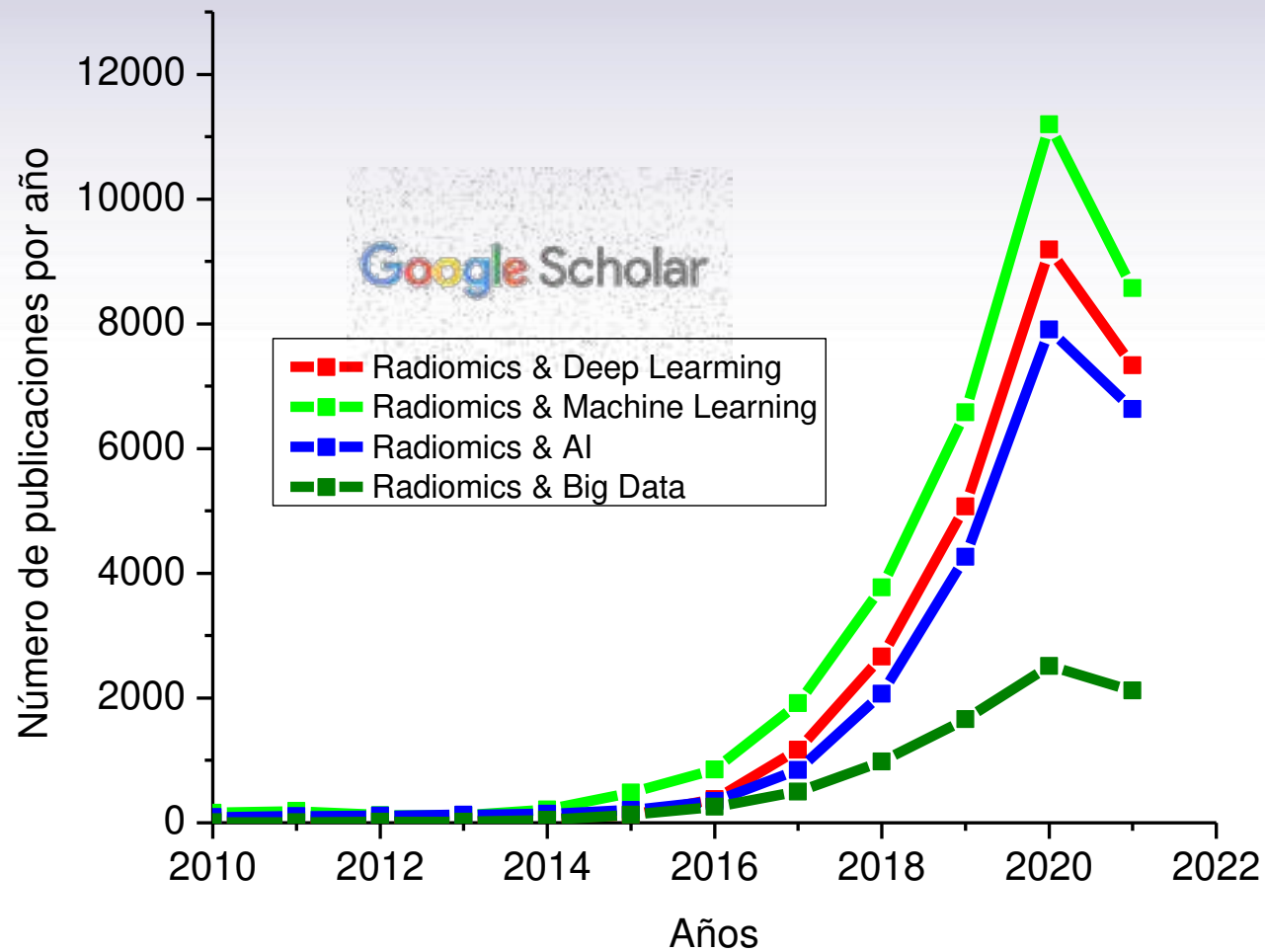
Inteligencia Artificial

Data Science

Big Data

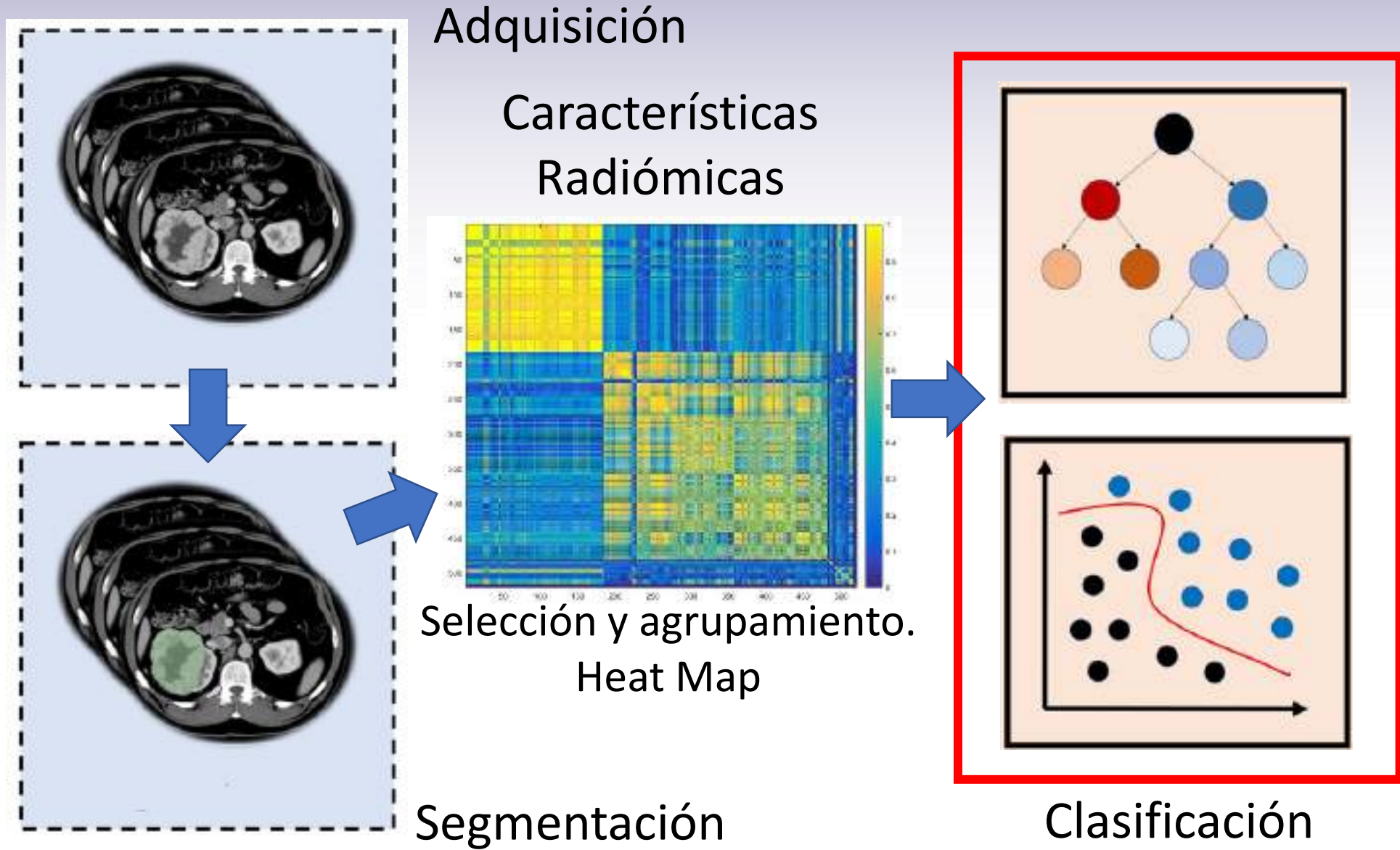


El uso de la Inteligencia Artificial en el análisis radiómico



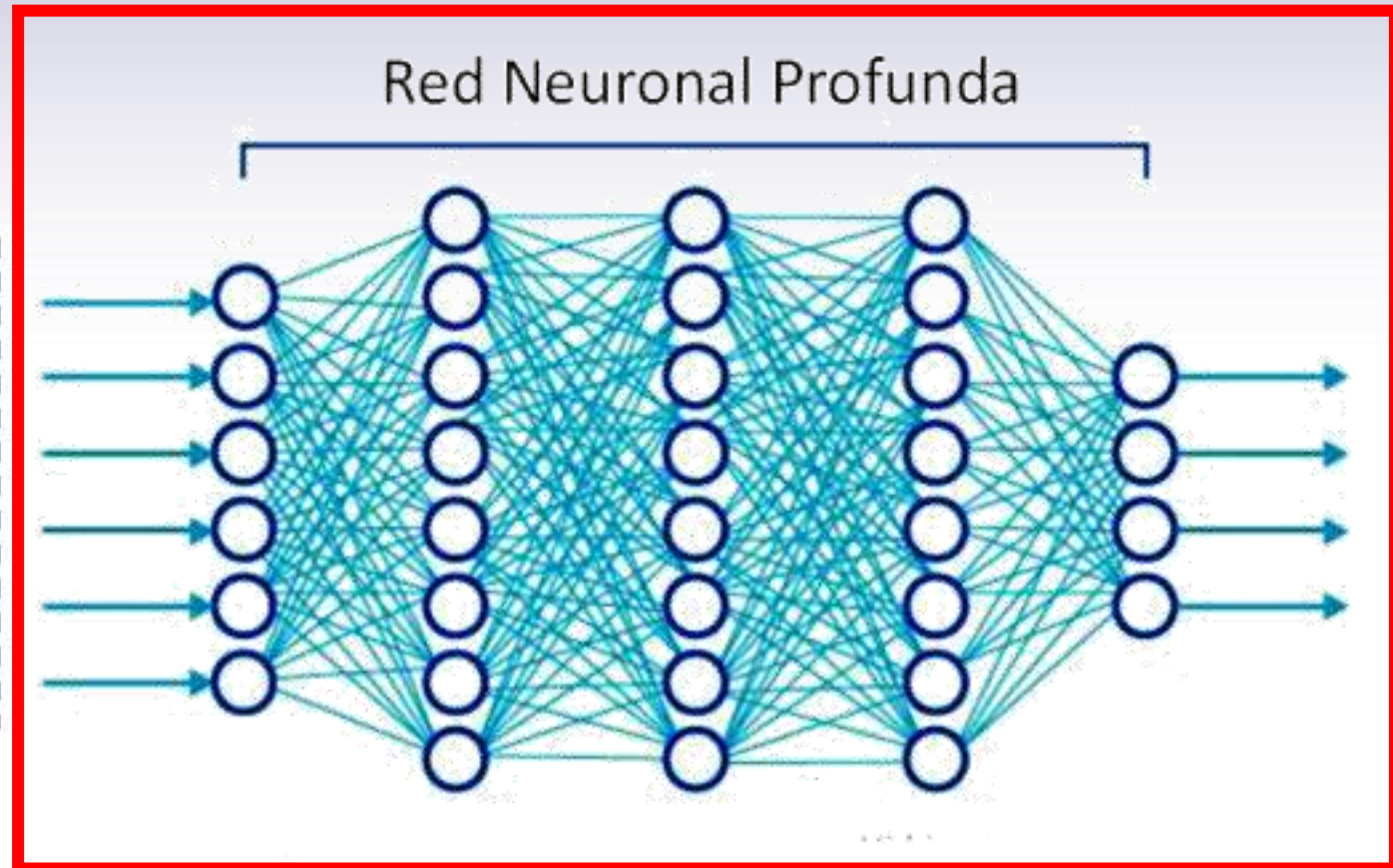


¿Dónde opera la IA en Radiómica?. Machine Learning





¿Dónde opera la IA en Radiómica?. Deep Learning





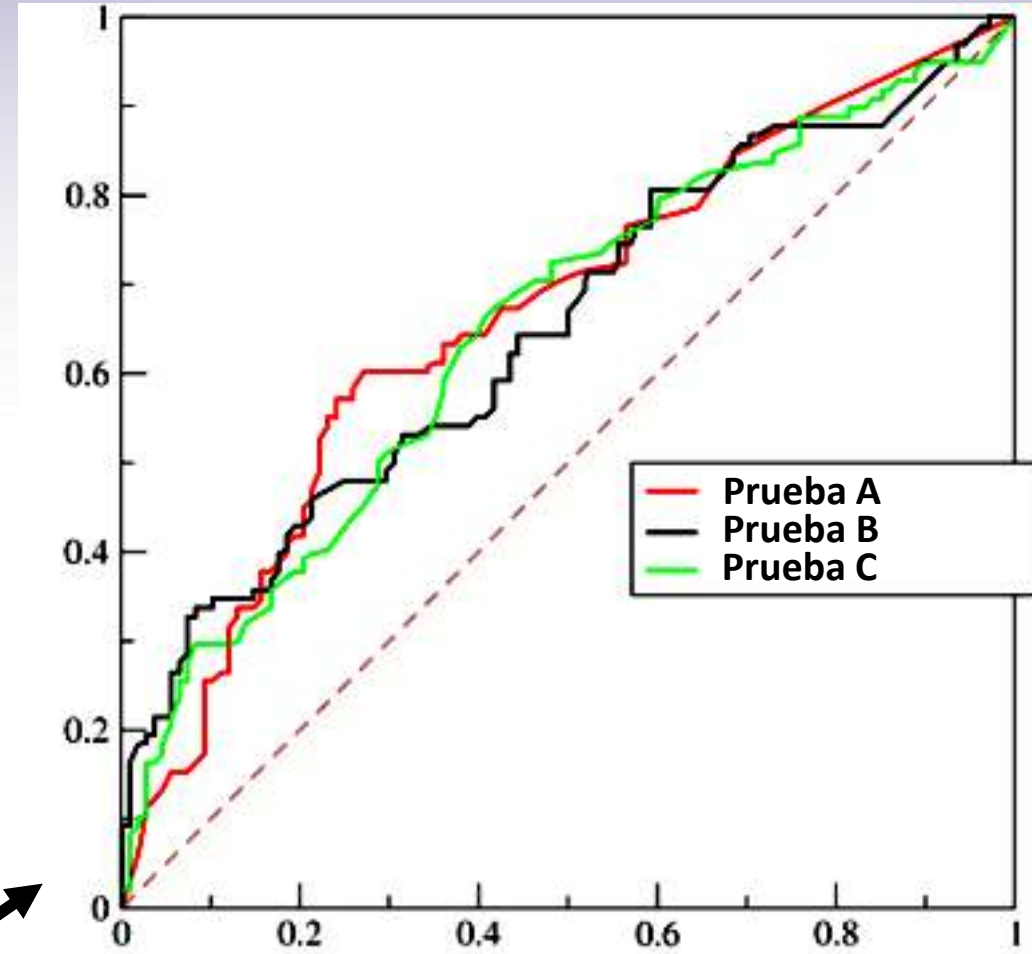
¿Cómo se comparan los métodos de análisis?

$$TVP = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$TFP = \frac{FP}{FP + VN}$$

Sensibilidad o Tasa de Verdaderos Positivos

Curva ROC (Receiving Operating Characteristic) de un sistema de clasificación binario



1 - Especificidad o Tasa de Falsos Positivos



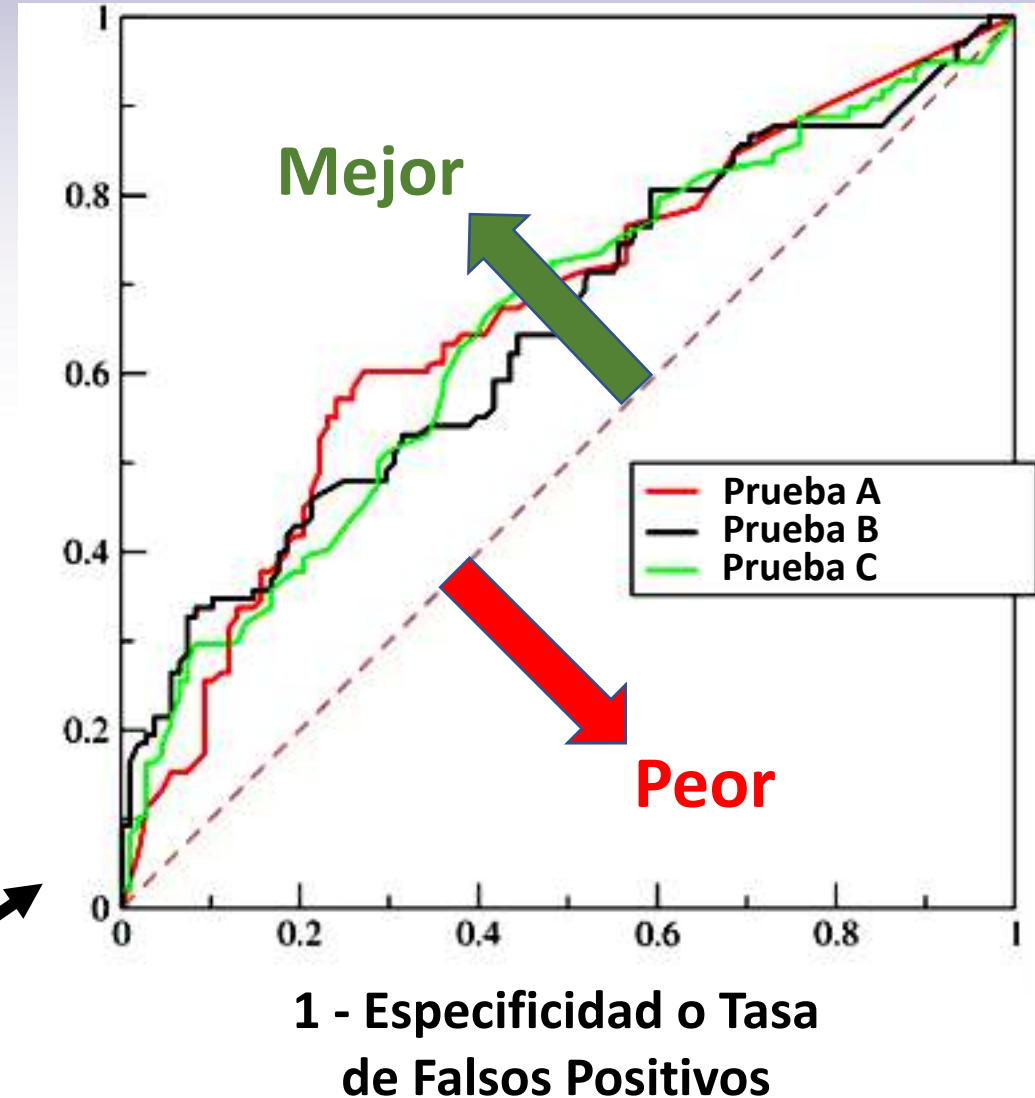
¿Cómo se comparan los métodos de análisis?

$$TVP = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$TFP = \frac{FP}{FP + VN}$$

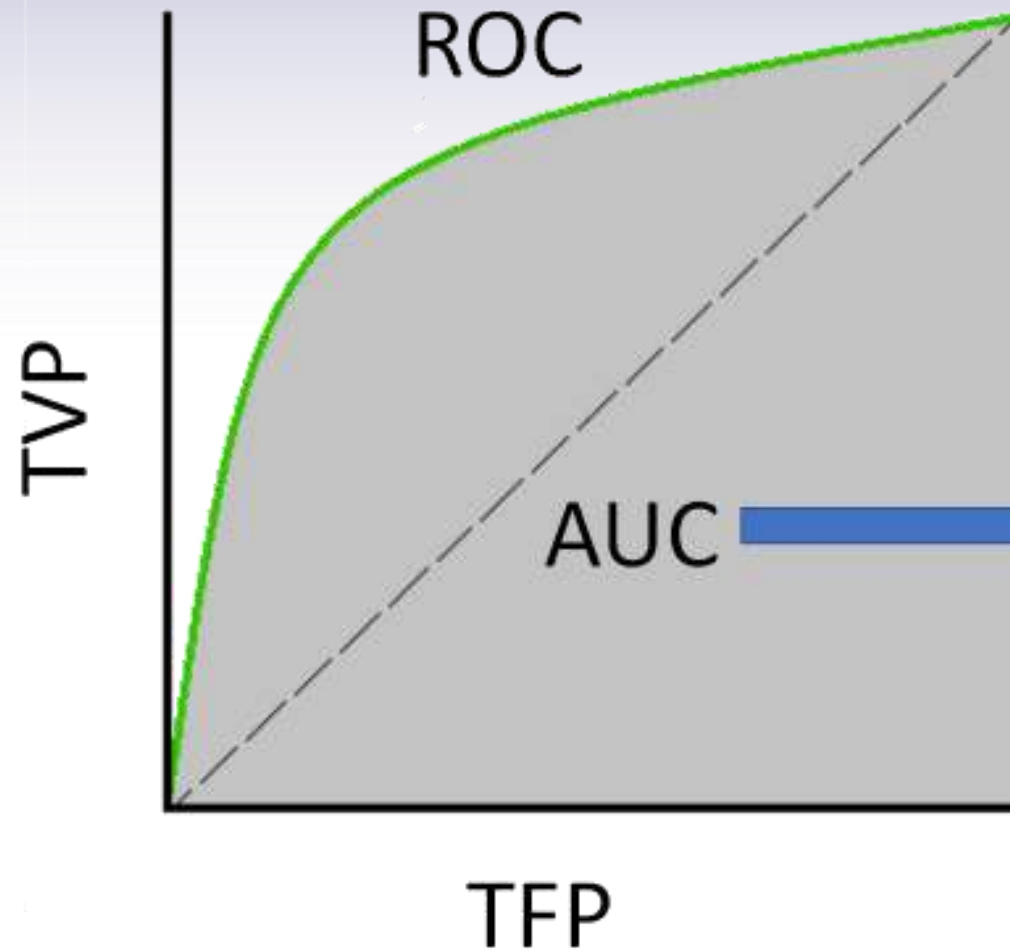
Curva ROC (Receiving Operating Characteristic) de un sistema de clasificación binario

Sensibilidad o Tasa de Verdaderos Positivos





¿Cómo se comparan los métodos de análisis?

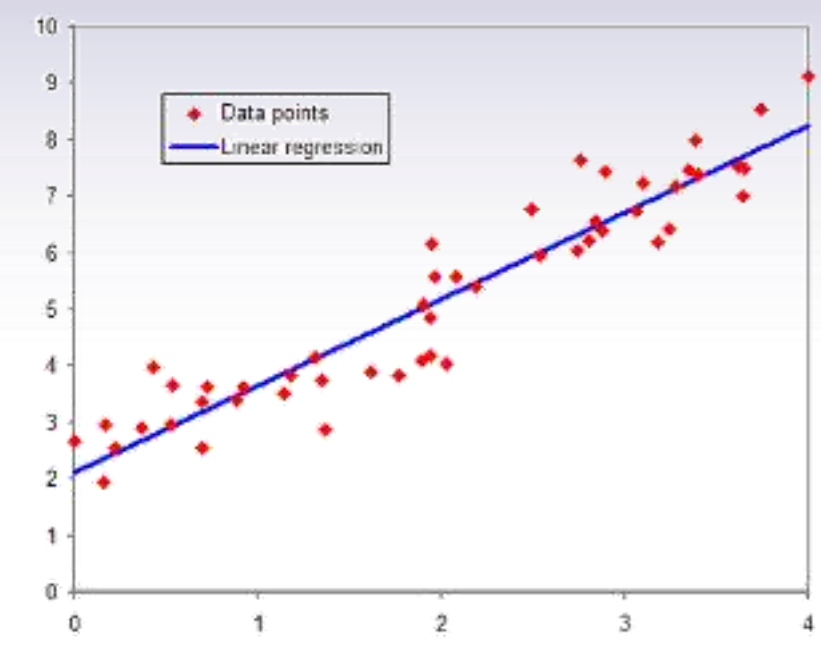
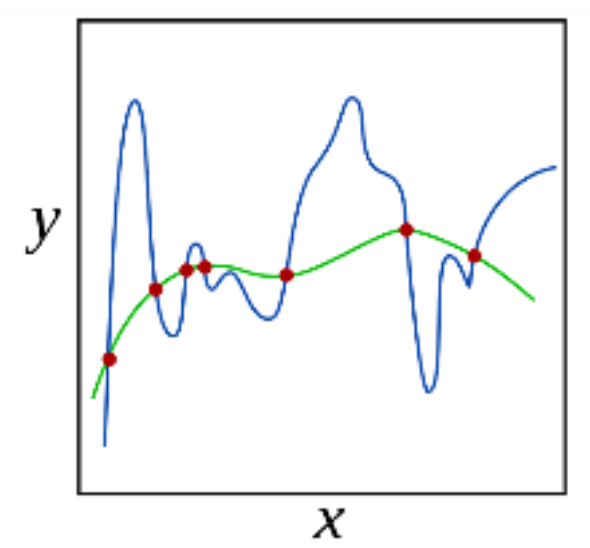


Probabilidad del modelo de distinguir entre los casos positivos y negativos



¿Cómo se reducen las características radiómicas en el análisis? (LASSO, Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)

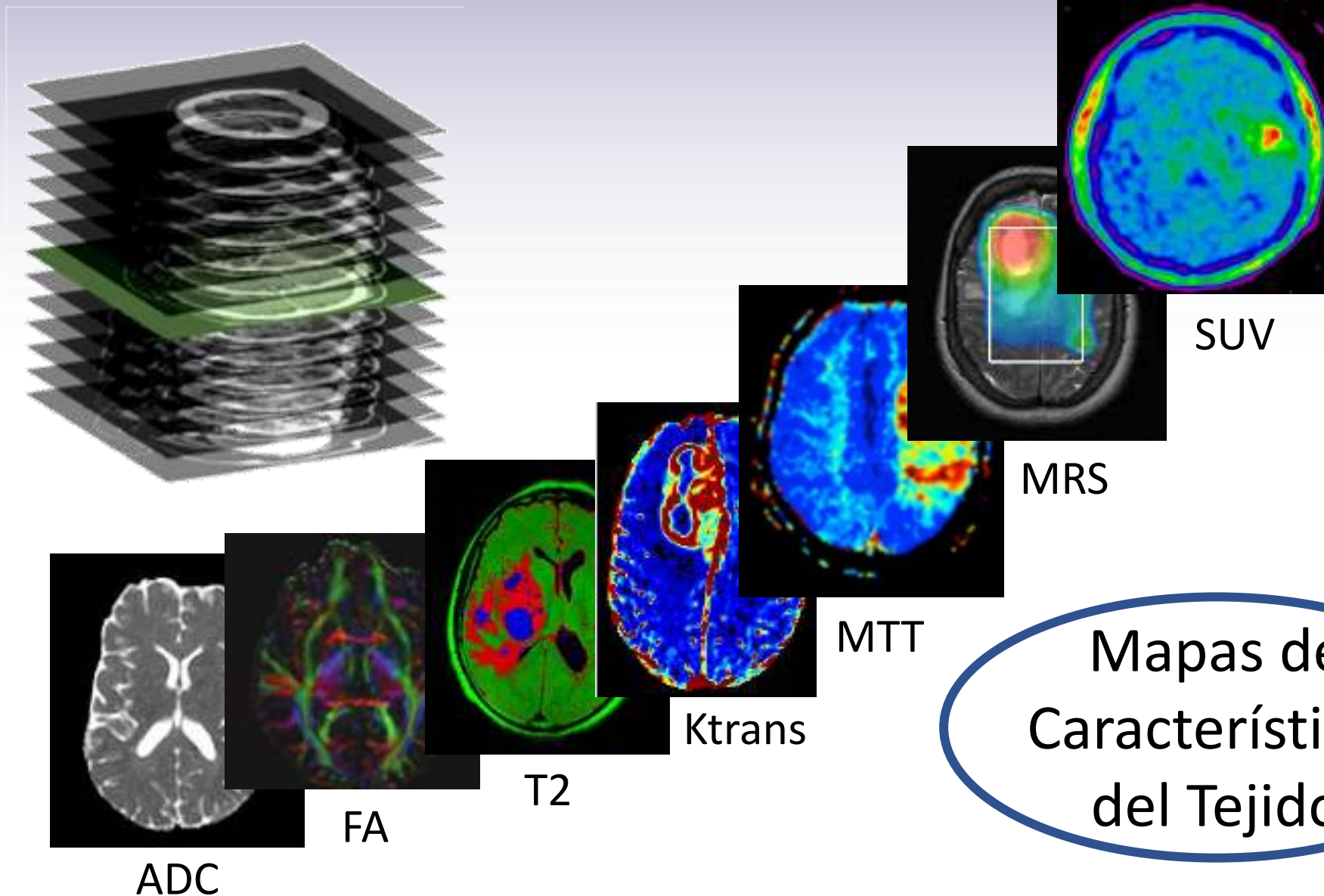
$$\sum_{i=1}^n (y_i - \sum_j x_{ij} \beta_j)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|$$



Stephanie Glen. "Lasso Regression: Simple Definition" From StatisticsHowTo.com: Elementary Statistics for the rest of us! <https://www.statisticshowto.com/lasso-regression/>



¿Qué es Radiómica Avanzada?





<http://laconga.redclara.net>



contacto@laconga.redclara.net



lacongaphysics



Latin American alliance for
Capacity building in Advanced physics

LA-CoNGA physics



Cofinanciado por el
programa Erasmus+
de la Unión Europea

El apoyo de la Comisión Europea para la producción de esta publicación no constituye una aprobación del contenido, el cual refleja únicamente las opiniones de los autores, y la Comisión no se hace responsable del uso que pueda hacerse de la información contenida en la misma.