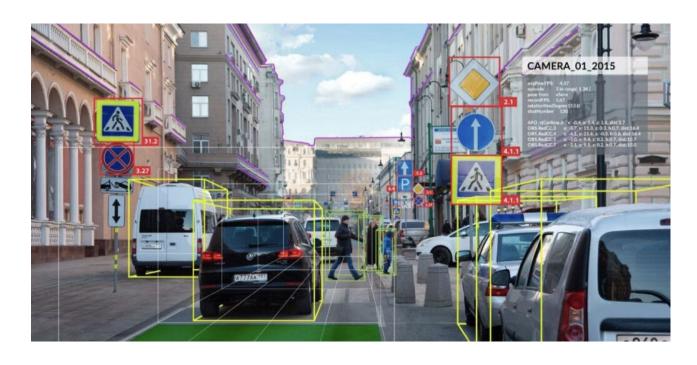
Visión Computacional para imágenes y video

Módulo 2

Tema 2.4
Operaciones
Basicas

Gilberto Ochoa Ruiz, PhD Associate Professor Researcher in Computer Vision



Computer Science Dept.
Advanced AI Research Group
qilberto.ochoa@tec.mx

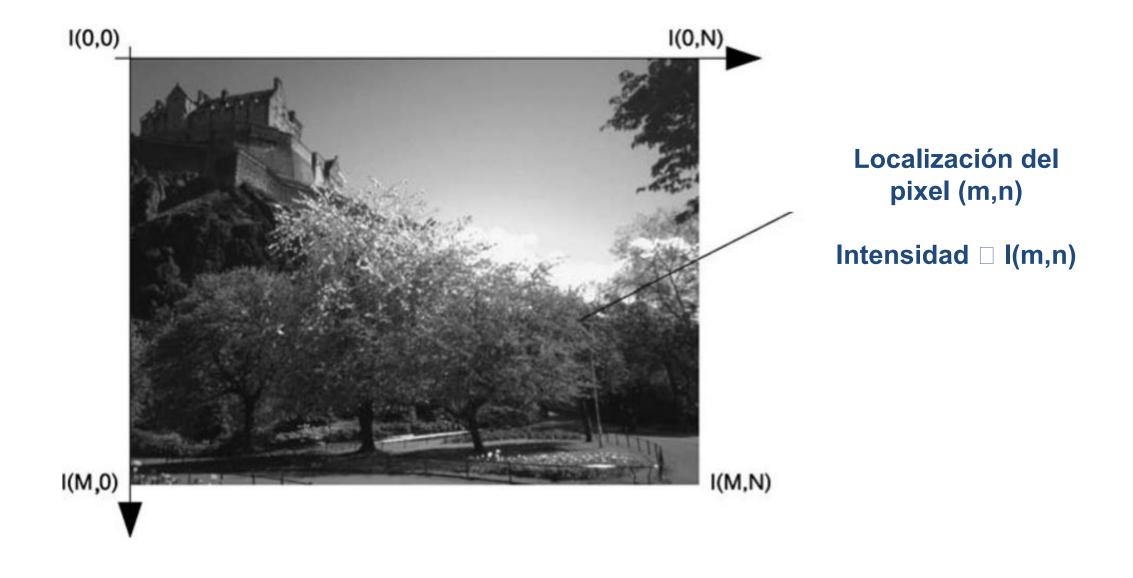
Procesamiento morfológico y binario de imágenes Operaciones báasicas

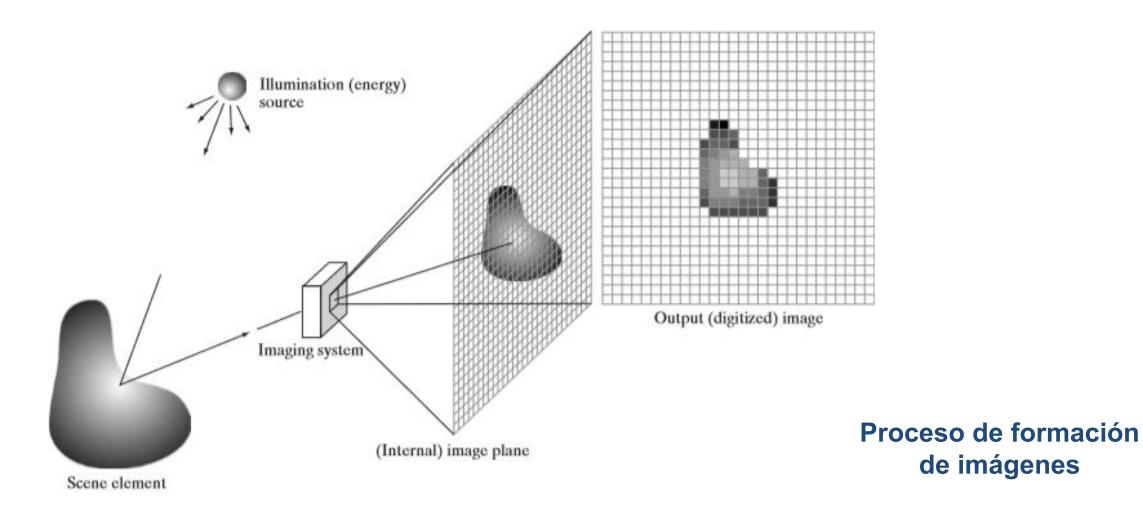
En las próximas clases revisaremos algunas técnicas de mejoramiento de imágenes en lo que se conoce como "dominio espacial"

Revisaremos primero: formación de imágenes, tipos de imágenes digitales y la cadena de procesamiento de un sistema básico, así como diferentes técnicas de adquisición de imágenes

Después, que es el mejoramiento de imágenes: diferentes tipos y nos concentraremos en procesamiento a nivel pixel

Mas adelante veremos técnicas espaciales usando información global de la imagen (histogramas) o vecindarios (convolución)





Representación de imágenes

La mayoría de las operaciones de de mejoramiento de imágenes en el domino especial se puede reducir a la forma

$$g(x, y) = T[f(x, y)] donde$$

- $f(x, y) \square$ imagen de entrada
- $g(x, y) \square$ imagen de salida
- $T(x, y) \square$ operador matematico

Origin (x, v)Imagen f(x, y)

Puede ser por punto o una convolución

Procesamiento morfológico y binario de imágenes Representación de imágenes

La forma mas simple de operación en el dominio especial ocurren cuando el vecindario del pixel es el pixel mismo

operaciones aritméticas en general

En este caso T se denomina como una función de transformación de escala de grises o una operación de procesamiento de punto

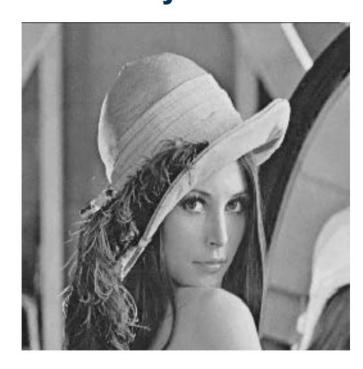
Estas operaciones, denominadas en ingles como pixel-wise processing toman la forma de s =T(r)

Donde s se refiere al valor del pixel procesado y r se refiere al valor del pixel en la imagen original. T es simplemente una operación de tipo aritmética, que se aplica sobre todos los pixeles de la imagen

Binary

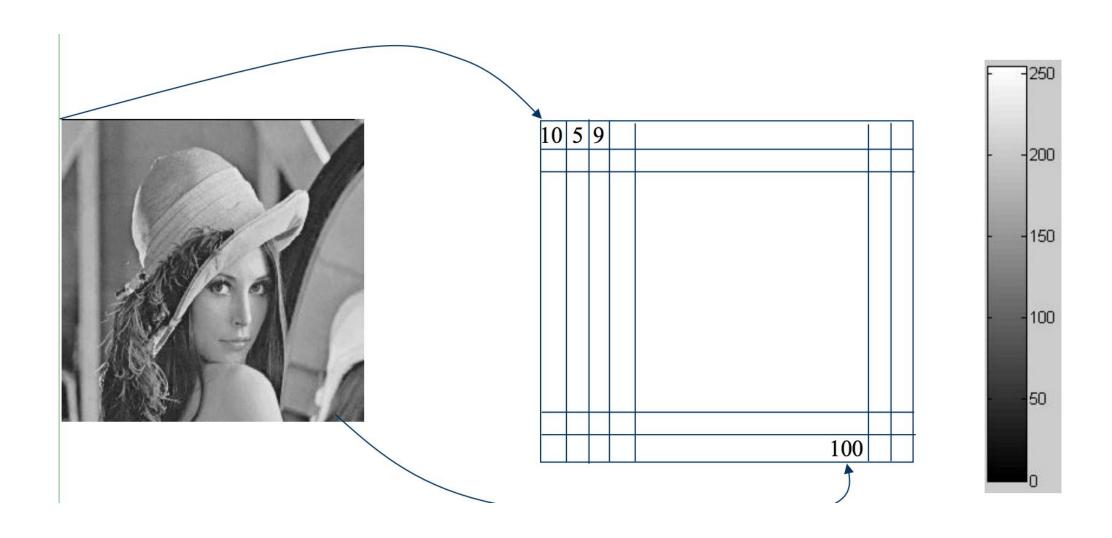


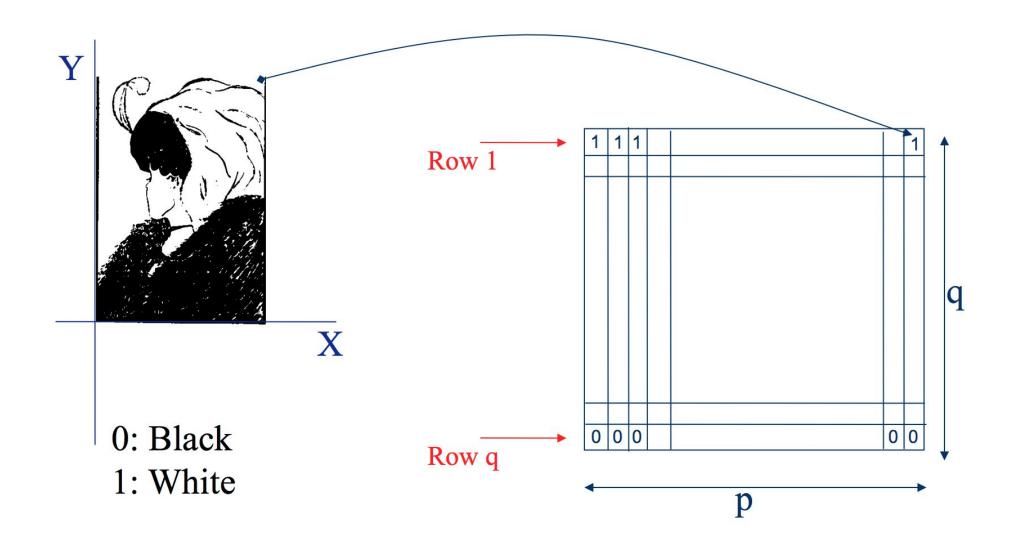
Gray Scale



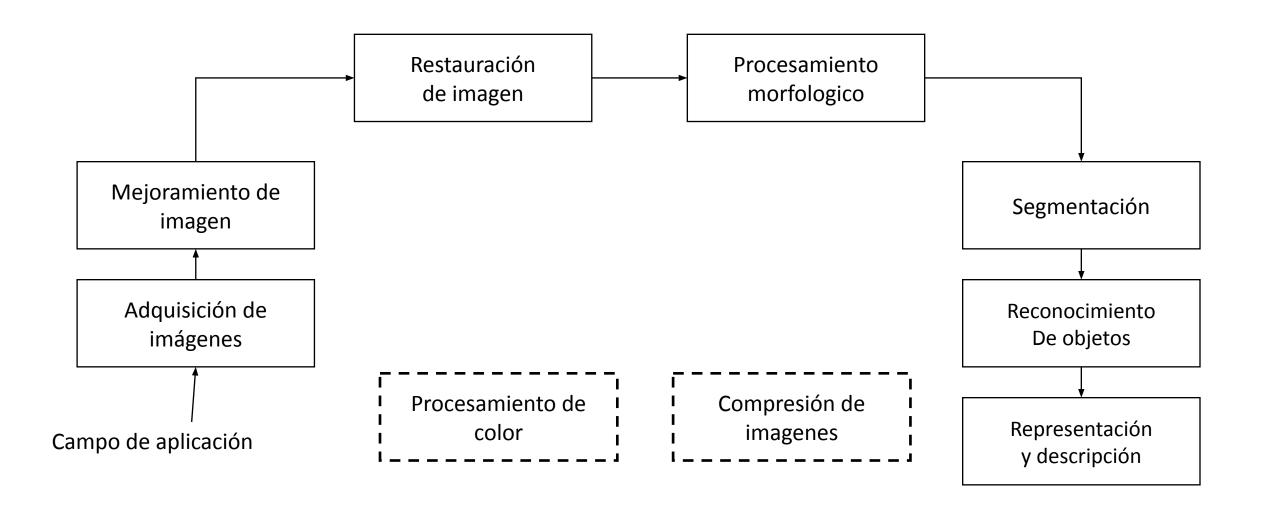
Color







Etapas de un pipeline de procesamiento de imágenes



Procesamiento morfológico y binario de imágenes Operaciones morfológicas: motivación

Sistemas lineales e invariantes

Operadores morfológicos y sus usos

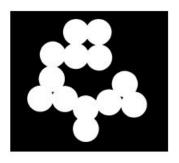
Dilatation, erosion, opening, closing

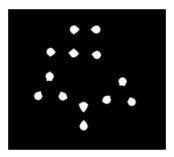
Detección de contornos

Filtro Hit-miss - detección de caracteres

Filtros morfológicos para imágenes en escales de grises

Operadores morfológicos en cascada





Feature extraction typically starts by finding the salient nterest points in the image. For robust image matching, we lesire interest points to be repeatable under perspective ransformations (or, at least, scale changes, rotation, and ranslation) and real-world lighting variations. An example of feature extraction is illustrated in Figure 3. To achieve scale invariance, interest points are typically computed at multiple scales using an image pyramid [15]. To achieve rotation nvariance, the patch around each interest point is canonically oriented in the direction of the dominant gradient. llumination changes are compensated by normalizing the nean and standard deviation of the pixels of the gray values vithin each patch [16].

Procesamiento morfológico y binario de imágenes Operaciones morfológicas: motivación

Las imágenes binarias son muy comunes como un nivel de abstracción intermedio para otras etapas de procesamiento y análisis

- Thresholding/segmentation
- Presencia/ausencia de una propiedad de la imagen

Yexto y líneas, procesamiento automático de textos e imágenes

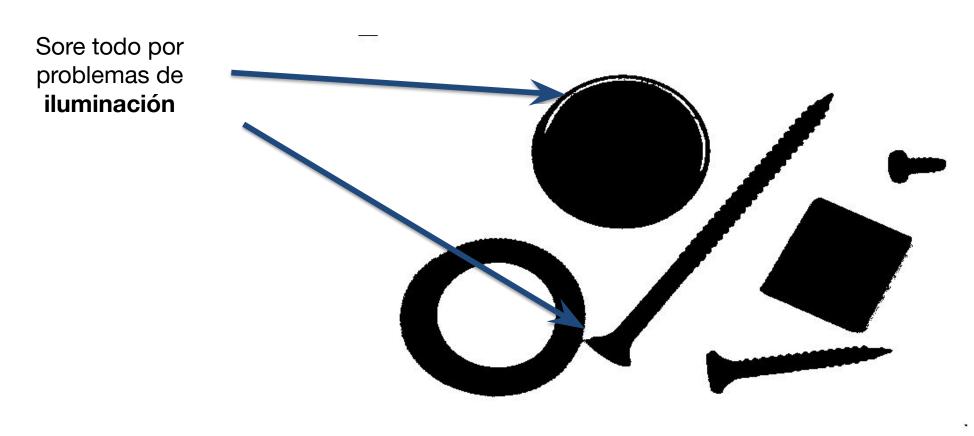
Representación de pixeles individuales como 0 o 1, convención: foreground, = 1 (white) □ objeto de interés **background** = 0 (black) □ fondo a ser removido

Procesado usando funciones logicas □ rapido y simple Operaciones logicas "shift-invariant" en imgs. binarias:

"morphological" image processing

Operaciones morfológicas: motivación

La segmentación no siempre los resultados esperados



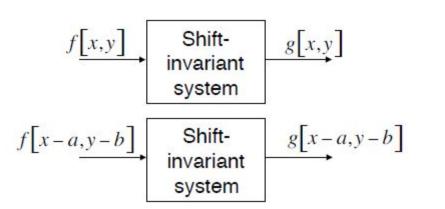
Procesamiento morfológico y binario de imágenes Propiedades de transformaciones morfológicas

Shift invariance, ¿qué es?

Asumamos que temenos dos imagenes f[x,y] y g[x,y] de soporte infinito

$$[x,y] \in \{\cdots,-2,-1,0,1,2,\cdots\} \times \{\cdots,-2,-1,0,1,2,\cdots\}$$

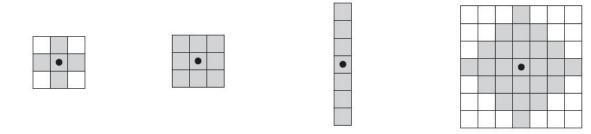
 \dots entonces, para cualquier entero a y b



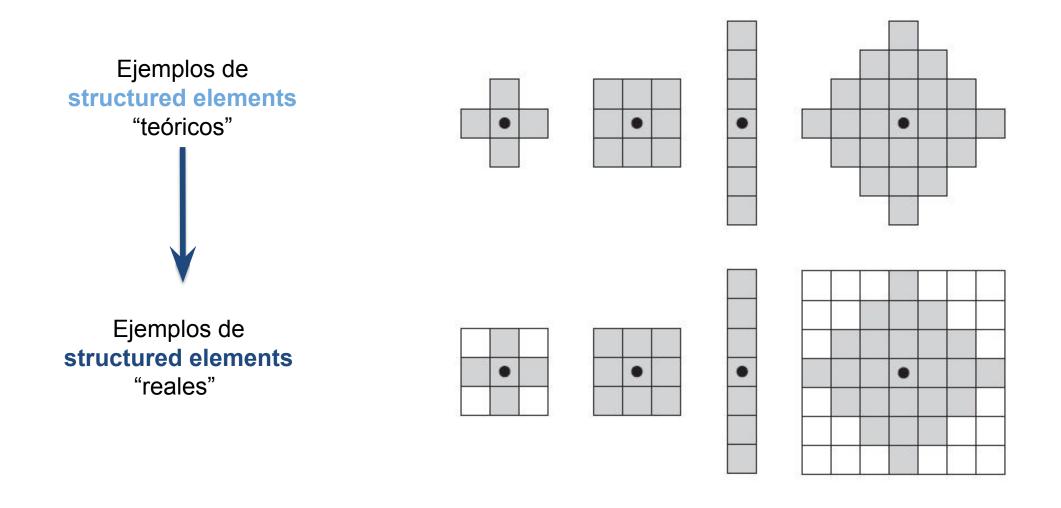
Shift-invariance no implica linealidad (o vice versa).

Procesamiento morfológico y binario de imágenes Shift invariance y operadores morfológicos

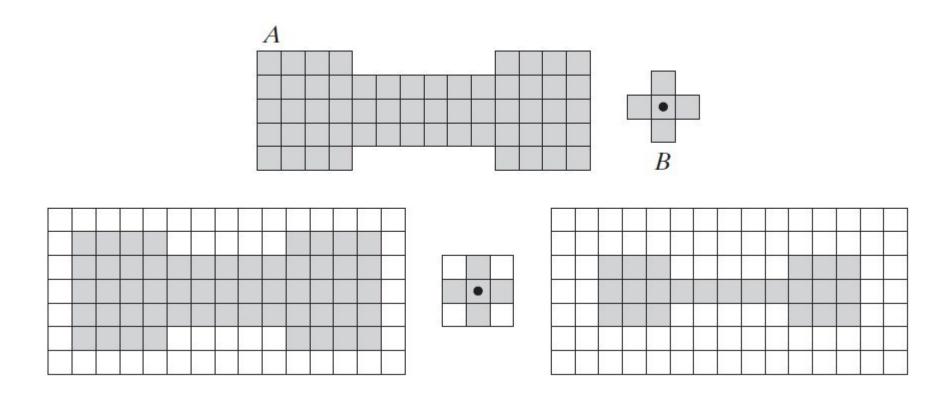
La reflexión y traslación de "ventanas" (sets de pixels") son empleadas extensivamente en morfología para formular operaciones basadas en **elementos estructurales**: pequeños sets o sub-imágenes usados para estudiar propiedades de la imagen de interés



Shift invariance y operadores morfológicos



Operadores morfológicos: erosión



$$g[x,y] = AND[\hat{W}\{f[x,y]\}] := erode(f,W)$$

Operadores morfológicos: erosión

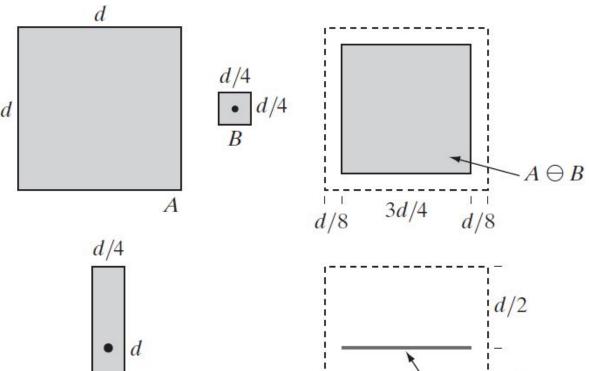
Un pixel del objeto solamente permanece después de la operación de erosión si

Todos los "1s" del S.E. están contenidos dentro del objeto

Operación AND

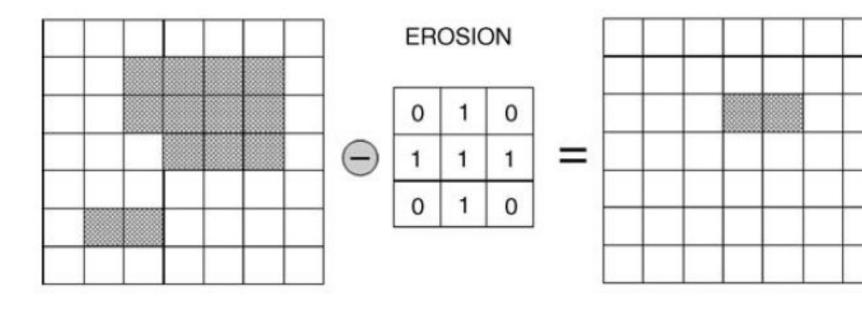
Sino, devienen parte del background

$$g[x,y] = AND[\hat{W}\{f[x,y]\}] := erode(f,W)$$



Operadores morfológicos: erosión

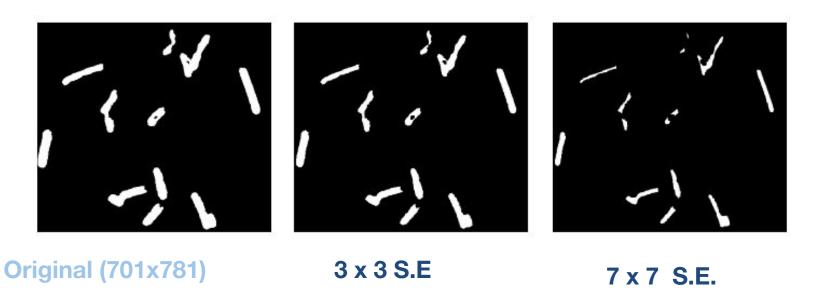
$$g[x,y] = AND[\hat{W}\{f[x,y]\}] := erode(f,W)$$



Operadores morfológicos: erosión

Encoge el tamaño de elementos de la imagen donde f (x,y) = 1 Hace los bordes de las imágenes mas pronunciados Remueve "penínsulas", "dedos", u objetos pequeños

$$g[x,y] = AND[\hat{W}\{f[x,y]\}] := erode(f,W)$$



Operadores morfológicos: dilatación

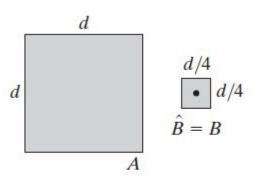
Un pixel del fondo solamente permanece después de la operación de **erosión** si

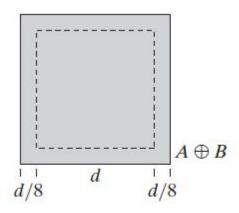
Todos los "1s" del S.E. están contenidos dentro del fondo

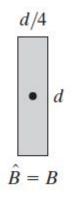
Operación OR

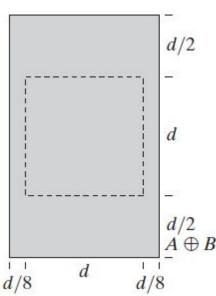
Sino, devienen parte del foreground

$$g[x,y] = OR[W\{f[x,y]\}] := dilate(f,W)$$



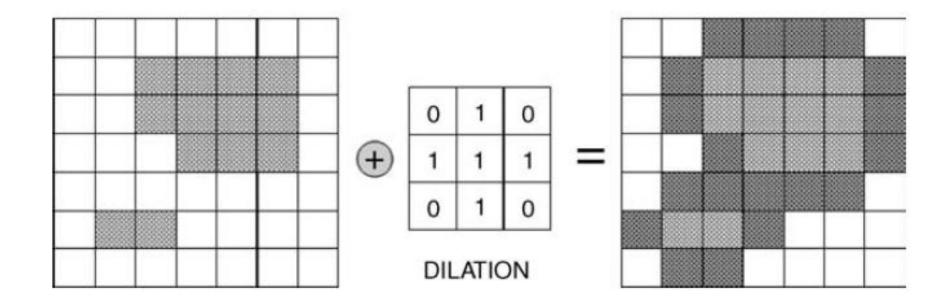






Operadores morfológicos: dilatación

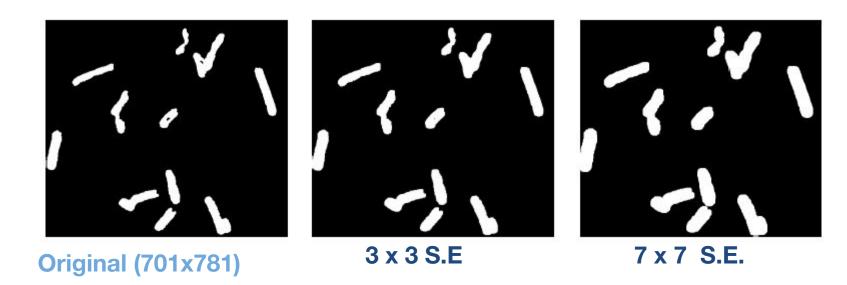
$$g[x,y] = OR[W\{f[x,y]\}] := dilate(f,W)$$



Operadores morfológicos: dilatación

Expande el tamaño de elementos de la imagen donde f (x,y) = 1 Suaviza los contornos de los objetos en imagen binaria Cierra agujeros o huecos en imágenes con segmentación pobre

$$g[x,y] = OR[W\{f[x,y]\}] := dilate(f,W)$$



Procesamiento morfológico y binario de imágenes Operadores morfológicos: dilatación

Una de sus aplicaciones más simples de la dilatación es la de cerrar huecos

$$g[x,y] = OR[W\{f[x,y]\}] := dilate(f,W)$$

Historically, certain computer programs were written using only two digits rather than four to define the applicable year. Accordingly, the company's software may recognize a date using "00" as 1900 rather than the year 2000.

Historically, certain computer programs were written using only two digits rather than four to define the applicable year. Accordingly, the company's software may recognize a date using "00" as 1900 rather than the year 2000.

Procesamiento morfológico y binario de imágenes Operadores morfológicos: relación entre AND or OR

Dualidad: erosión es la dilatación del fondo

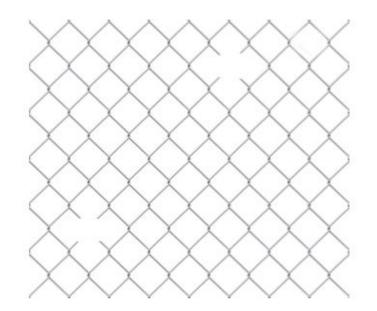
$$\begin{aligned} & dilate(f,W) = NOT \Big[erode(NOT \Big[f \Big], \hat{W} \Big) \Big] \\ & erode(f,W) = NOT \Big[dilate(NOT \Big[f \Big], \hat{W} \Big) \Big] \end{aligned}$$

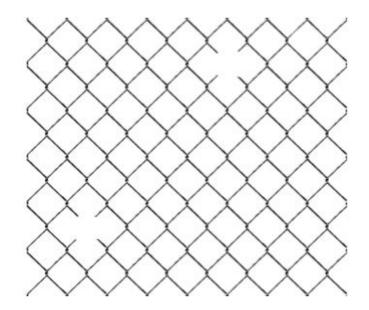
Pero: erosión no es la inversa de la dilatación

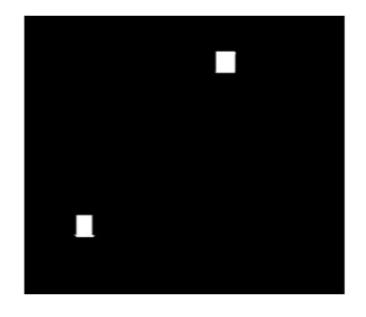
$$f[x,y] \neq erode(dilate(f,W),W)$$

 $\neq dilate(erode(f,W),W)$

Operadores morfológicos: detección de discontinuidades c/ erosión







Fence (1023 x 1173)

Fence
Metodo de Otsu

Imagen erosionada

S.E: cross

Tamaño: 151 x 151

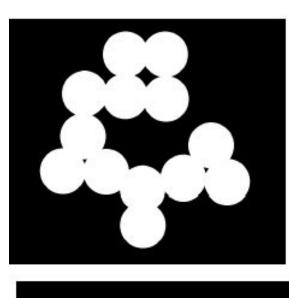
Operadores morfológicos: separación de objetos c/ erosión

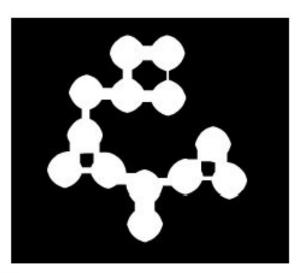
a) Imagen binaria Círculos (792x892)

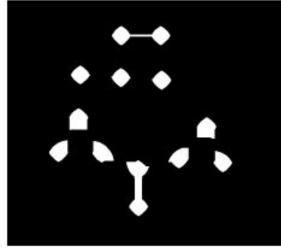
> **b) Erosión** SE de 30 x 30

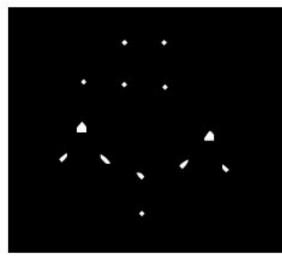
c) Erosión SE de 70 x 70

d) Erosión SE de 96 x 96









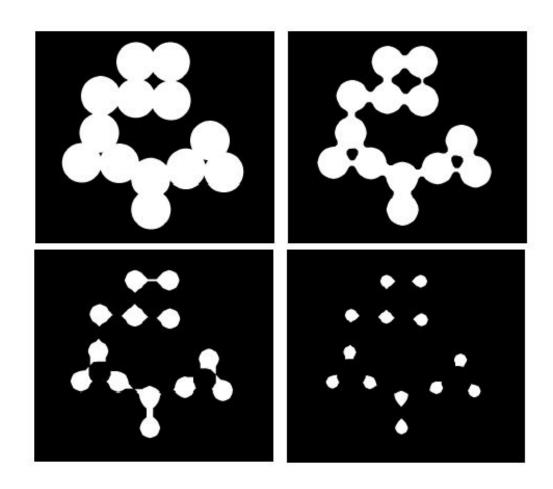
Operadores morfológicos: separación de objetos c/ erosión

a) Imagen binaria Círculos (792x892)

b) Erosión SE disco d = 15

c) Erosión SE disco d = 35

d) Erosión SE disco d = 48



Operadores morfológicos: mejoramiento de imágenes

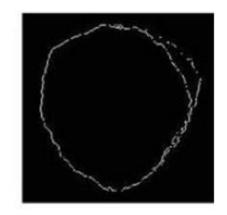
a) Imagen de cráter Escala de grises

> b) Filtro Sobel Imagen Binaria

c) DilataciónImagen binariamejorada

d) Zona de impacto Área en pixeles









Operadores morfológicos: opening y closing

Objetivo: suavizar el objeto segmentado sin cambio de tamaño

Ambos filtros tiene un "sesgo" por las regiones pequeñas

Filtro de "opening"

$$open(f,W) = dilate(erode(f,W),W)$$

Filtro de "closing"

$$close(f,W) = erode(dilate(f,W),W)$$

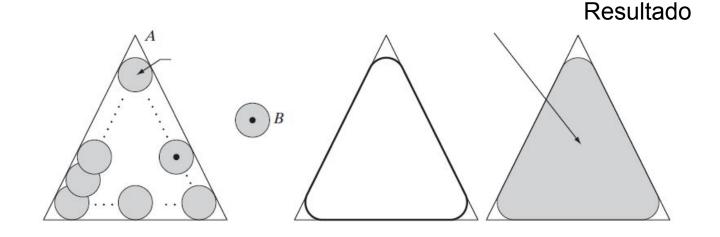
Suavizadores sin cambio de tamaño y sin bias existen

$$close - open(f, W) = close(open(f, W), W)$$

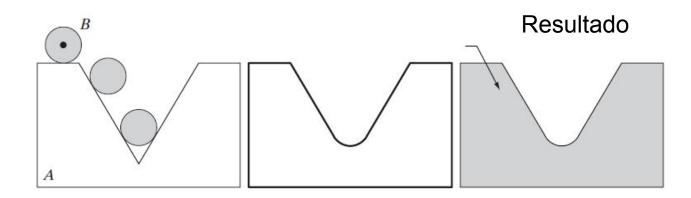
$$open-close(f,W) = open(close(f,W),W)$$

Operadores morfológicos: opening y closing

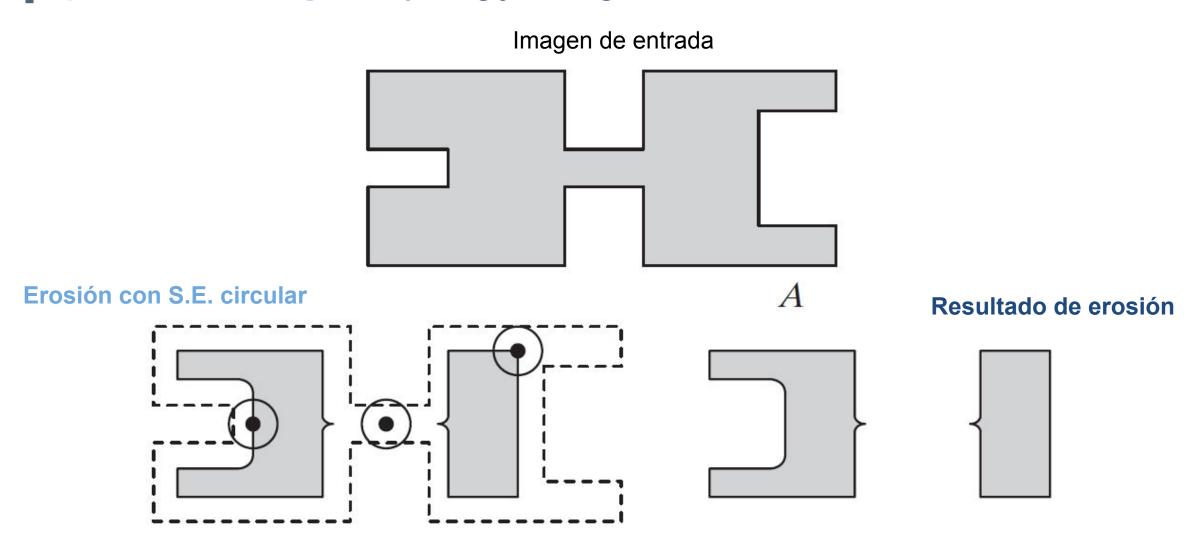
Proceso de
opening
de un objeto
(rolling inside)



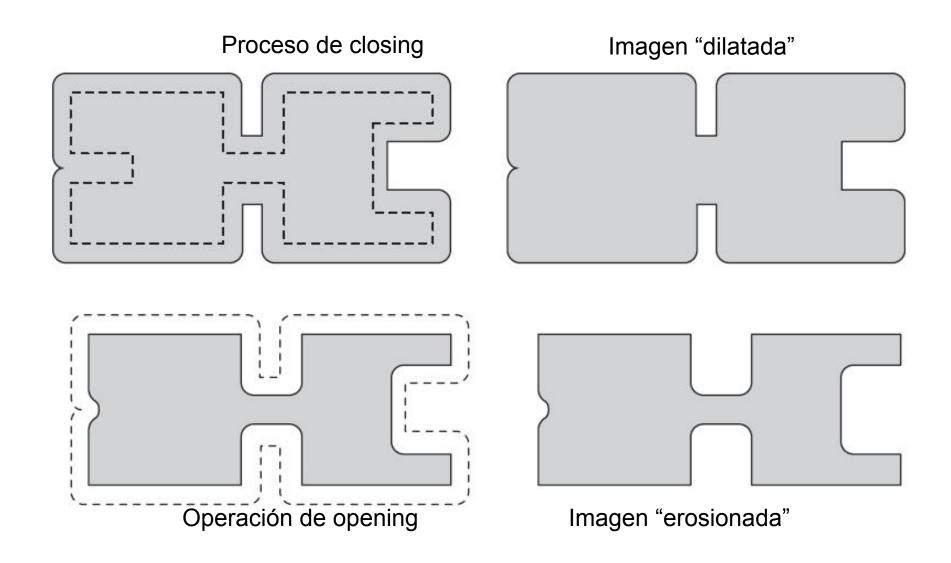
Proceso de closing de un objeto (rolling outside)



Operadores morfológicos: opening y closing



Operadores morfológicos: opening y closing



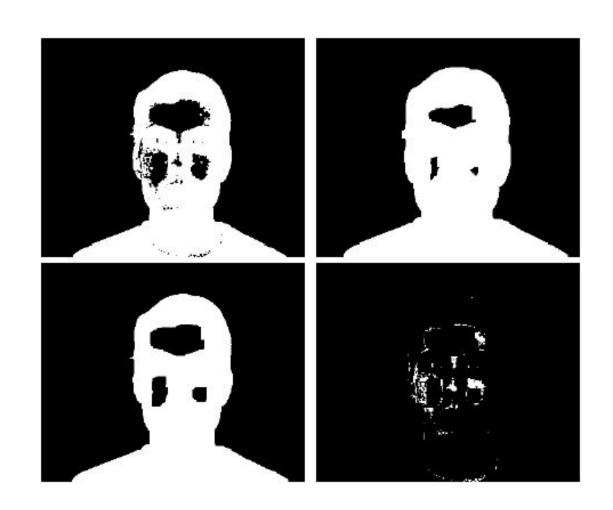
Operadores morfológicos: eliminación de ruido con closing

a) Imagen original
Binaria

b) Dilatación 10 x 10 S.E.

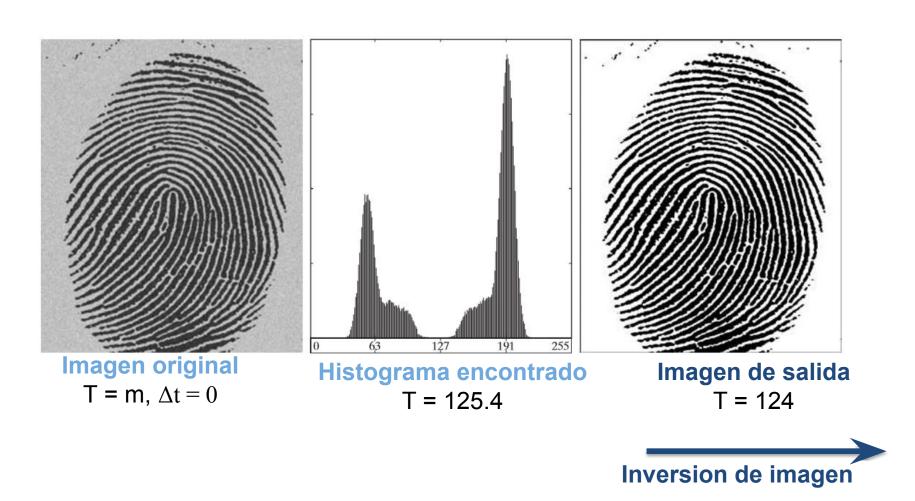
c) Closing 10 x 10 S.E.

d) Diferencia
Con mascara original

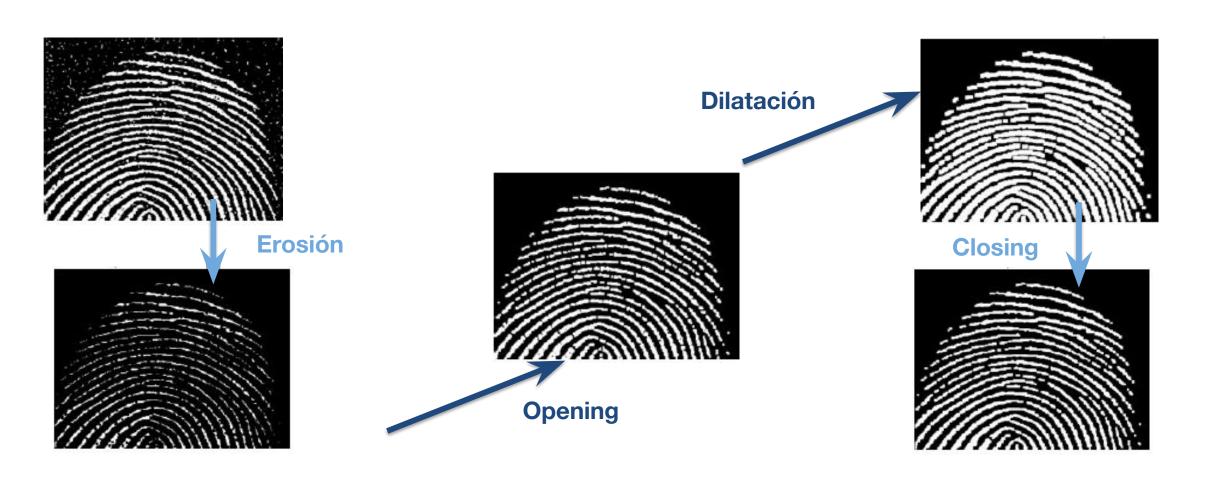


Operadores morfológicos: pre-procesamiento para "feature extraction"

Segmentación Thresholding básico global



Operadores morfológicos: pre-procesamiento para "feature extraction"



Operadores morfológicos: pre-procesamiento p/ detección de contornos

a) Imagen original

b) Dilatación

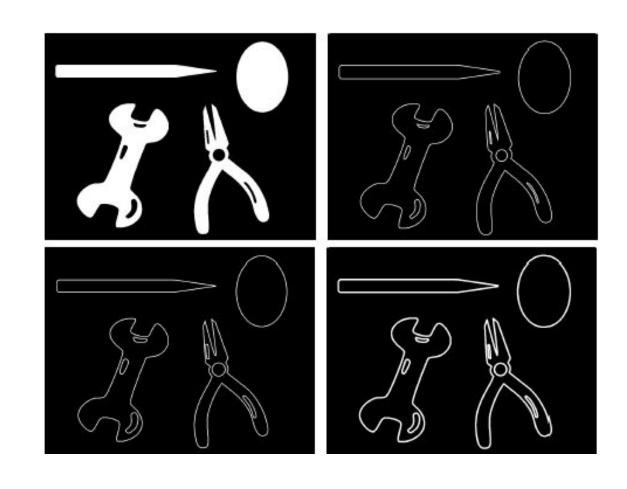
$$dilate(f,W) \neq f$$

c) Erosión

$$erode(f,W) \neq f$$

c) Dilatación

$$dilate(f,W) \neq erode(f,W)$$



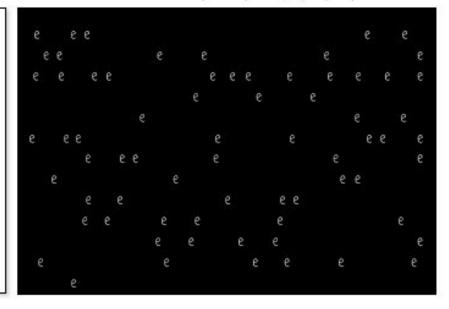
Operadores morfológicos: reconocimiento de caracteres en documentos

Imagen binaria f

INTEREST-POINT DETECTION

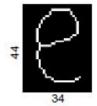
Feature extraction typically starts by finding the salient interest points in the image. For robust image matching, we desire interest points to be repeatable under perspective transformations (or, at least, scale changes, rotation, and translation) and real-world lighting variations. An example of feature extraction is illustrated in Figure 3. To achieve scale invariance, interest points are typically computed at multiple scales using an image pyramid [15]. To achieve rotation invariance, the patch around each interest point is canonically oriented in the direction of the dominant gradient. Illumination changes are compensated by normalizing the mean and standard deviation of the pixels of the gray values within each patch [16].

$$dilate \left(erode \left(NOT \left[f \right], W \right), W \right)$$



2000

Structuring element W

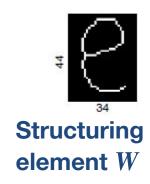


8

Procesamiento morfológico y binario de imágenes Operadores morfológicos: reconocimiento de caracteres en documentos

EREST-POINT DETECTION

Feature extraction typically starts by finding the salient interest points in the image. For robust image matching, we desire interest points to be repeatable under perspective transformations (or, at least, scale changes, rotation, and translation) and real-world lighting variations. An example of feature extraction is illustrated in Figure 3. To achieve scale invariance, interest points are typically computed at multiple scales using an image pyramid [15]. To achieve rotation invariance, the patch around each interest point is canonically oriented in the direction of the dominant gradient. Illumination changes are compensated by normalizing the mean and standard deviation of the pixels of the gray values within each patch [16].



Operadores morfológicos: reconocimiento de caracteres en documentos

Imagen binaria f

dilate(erode(NOT[f],W),W)

INTEREST-POINT DETECTION

Feature extraction typically starts by finding the salient interest points in the image. For robust image matching, we desire interest points to be repeatable under perspective transformations (or, at least, scale changes, rotation, and translation) and real-world lighting variations. An example of feature extraction is illustrated in Figure 3. To achieve scale invariance, interest points are typically computed at multiple scales using an image pyramid [15]. To achieve rotation invariance, the patch around each interest point is canonically oriented in the direction of the dominant gradient. Illumination changes are compensated by normalizing the mean and standard deviation of the pixels of the gray values within each patch [16].

2000



Structuring element W

8

Operadores morfológicos: reconocimiento de caracteres en documentos

INTEREST-POINT DETECTION

Feature extraction typically starts by finding the salient interest points in the image. For robust image matching, we desire interest points to be repeatable under perspective transformations (or, at least, scale changes, rotation, and translation) and real-world lighting variations. An example of feature extraction is illustrated in Figure 3. To achieve scale invariance, interest points are typically computed at multiple scales using an image pyramid [15]. To achieve rotation invariance, the patch around each interest point is canonically oriented in the direction of the dominant gradient. Illumination changes are compensated by normalizing the mean and standard deviation of the pixels of the gray values within each patch [16].

Structuring element W



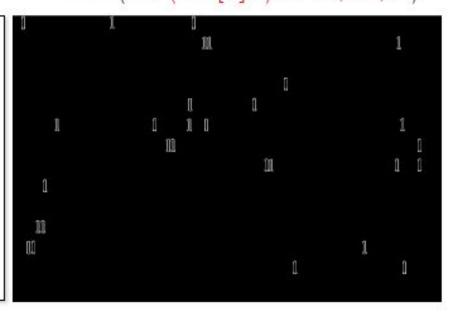
Operadores morfológicos: filtro hit and miss

Imagen binaria f

INTEREST-POINT DETECTION

Feature extraction typically starts by finding the salient interest points in the image. For robust image matching, we desire interest points to be repeatable under perspective transformations (or, at least, scale changes, rotation, and translation) and real-world lighting variations. An example of feature extraction is illustrated in Figure 3. To achieve scale invariance, interest points are typically computed at multiple scales using an image pyramid [15]. To achieve rotation invariance, the patch around each interest point is canonically oriented in the direction of the dominant gradient. Illumination changes are compensated by normalizing the mean and standard deviation of the pixels of the gray values within each patch [16].

dilate(erode(NOT[f],V) & erode(f,W),W)



2000

Structuring element *V*





Structuring element W

Operadores morfológicos: filtro hit and miss

INTEREST-POINT DETECTION

Feature extraction typically starts by finding the salient desire interest points to be repeatable under perspective transformations (or, at least, scale changes, rotation, and translation) and real-world lighting variations. An example of feature extraction is illustrated in Figure 3. To achieve scale invariance, interest points are typically computed at multiple scales using an image pyramid [15]. To achieve rotation invariance, the patch around each interest point is canonically oriented in the direction of the dominant gradient. Illumination changes are compensated by normalizing the mean and standard deviation of the pixels of the gray values within each patch [16].

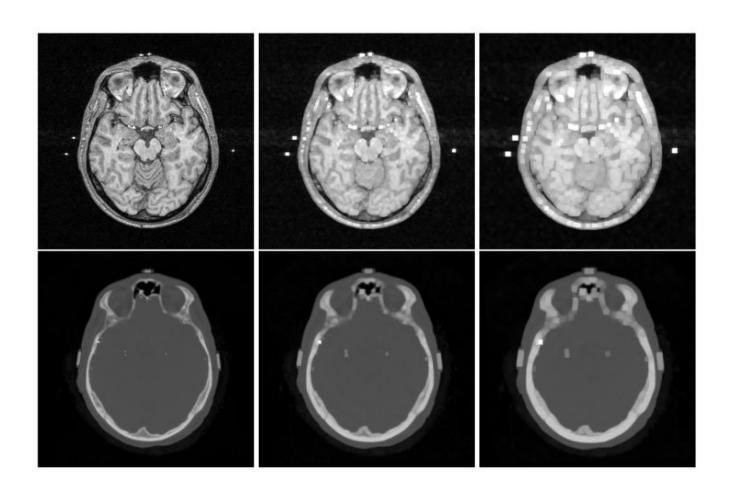


Structuring element V

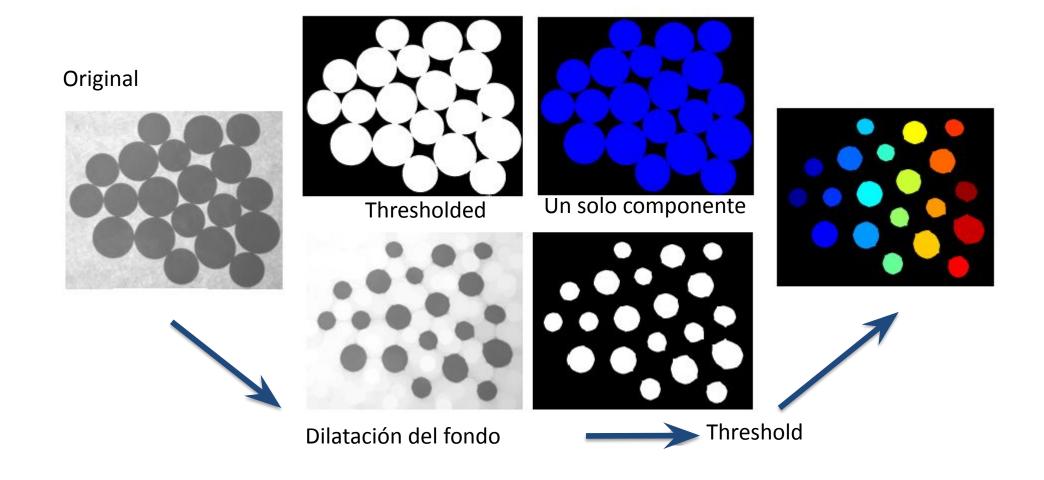


Structuring element W

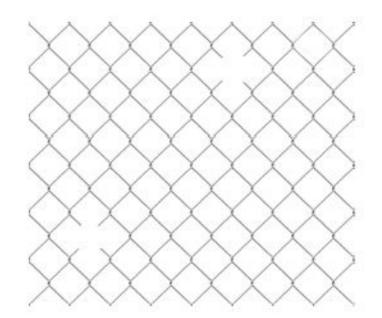
Operadores morfológicos: operadores en imagenes a escala de grises



Operadores morfológicos: operadores en imagenes a escala de grises



Operadores morfológicos: operadores en imagenes a escala de grises



Fence (1023 x 1173)

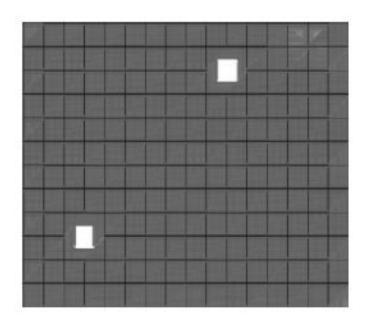


Imagen erosionada S.E: cross

Tamaño: 151 x 151

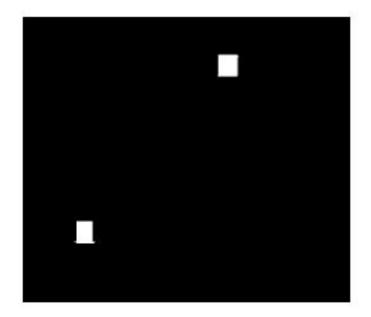


Imagen binaria
Deteccion de huecos
con thresholding

Operadores morfológicos: operadores en imagenes a escala de grises

Imagen
Original
f (x,y)





Imagen dilatada g (x,y)

Diferencia g - f(x,y)





Threshold g - f(x,y)