

# Aplicaciones del filtrado



# Temario

- Template matching.
- Alineación gruesa a fina.
- Eliminación de ruido (denoising).
- Compresión.

# Template matching

- **Template Matching.** Método para buscar y encontrar la ubicación de una plantilla (template) en una imagen.
- Ejemplo: buscar  en esta imagen:
- Principal desafío: ¿Cuál es una buena medida de similitud o distancia entre dos parches?



# Template matching

- Métodos en OpenCV:
- Correlación (correlation).
- Correlación cruzada (cross-correlation).
- Suma de diferencias de cuadrados (SSD – Sum Square Difference).
- Cada método viene con y sin normalización.

# Métodos de comparación

- SSD:  $R(x, y) = \sum_{x', y'} (T(x', y') - I(x + x', y + y'))^2$
- Python: `cv2.matchTemplate(im, template, cv2.TM_SQDIFF)`
- Correlación cruzada normalizada:
- $$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T(x', y') \cdot I(x + x', y + y'))}{\sqrt{\sum_{x', y'} T(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')^2}}$$
- Python: `cv2.matchTemplate(im, template, cv2.TM_CCORR_NORMED)`

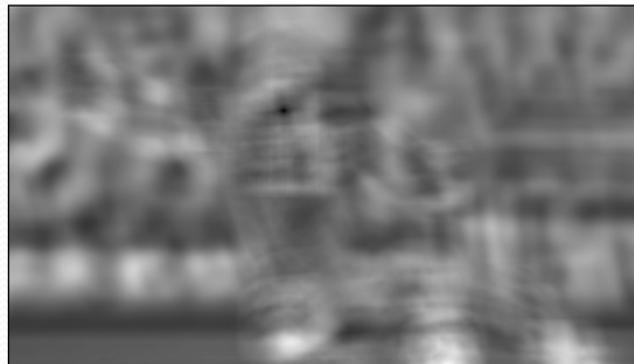
# SSD

- Original



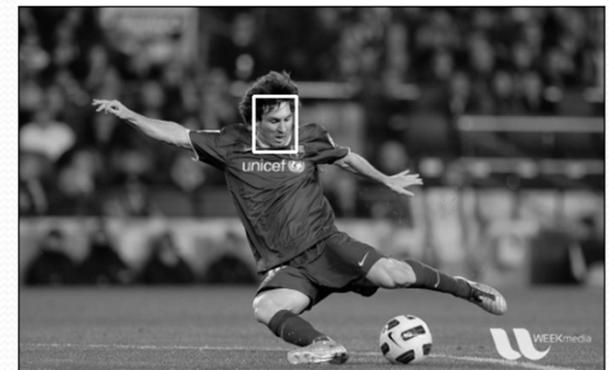
## SSD

Matching Result



## Detectado

Detected Point



# Correlación cruzada normalizada

- Original



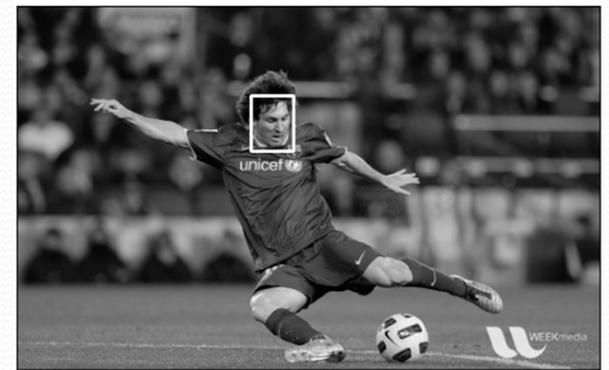
CCORR\_NORM

Matching Result



Detectado

Detected Point



# ¿Cuál es el mejor método?

- Depende:
- SSD: rápido, sensible a la intensidad general.
- Correlación cruzada normalizada: más lento, invariante a la intensidad y al contraste promedio local.

# Variantes

- Pregunta: ¿Y se quiere encontrar todas las ubicaciones de un template en una imagen?
- Respuesta: Se usa multi-template matching.
- Pregunta: ¿Y se quiere encontrar objetos más grandes o más pequeños?
- Respuesta: Se usa una pirámide de imágenes.

# Multi-Template Matching con OpenCV

- Algoritmo:
  1. Aplicar la función `cv.matchTemplate` como en el caso simple
  2. Encontrar todas las coordenadas  $(x, y)$  en donde la matriz de resultados es mayor que un umbral preestablecido
  3. Extraer todas estas regiones
  4. Aplicarles supresión no máxima (non-maximum suppression – NMS)

# Supresión no máxima

- **Supresión no máxima (NMS)**. Es una técnica utilizada en numerosas tareas de visión por computadora.
- Permite seleccionar una entidad entre muchas entidades superpuestas.
- Se pueden elegir los criterios de selección para llegar a los resultados deseados.
- Un criterio común es la intersección sobre unión (intersection over union – IoU).

# Ejemplo de NMS



Fuente: <https://learnopencv.com/non-maximum-suppression-theory-and-implementation-in-pytorch/>

# Intersección sobre unión

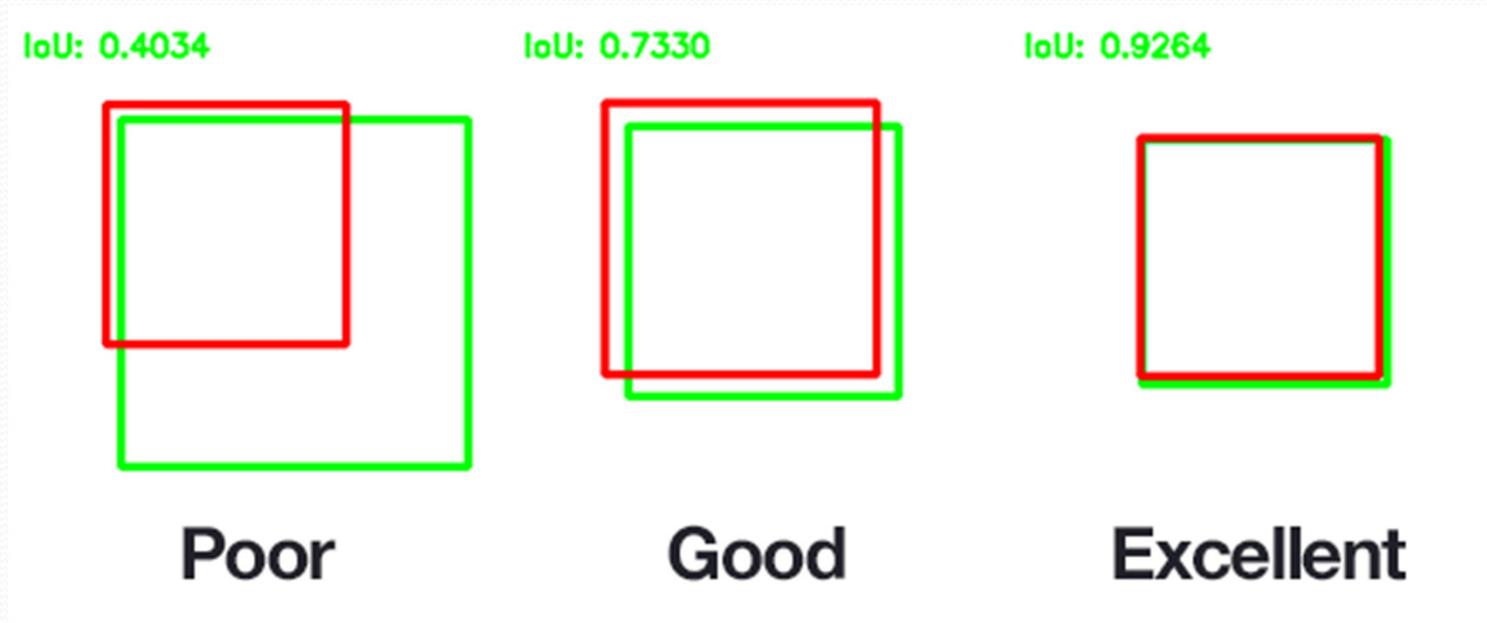
- **Intersección sobre unión (IoU)**. Es una estadística utilizada para medir la similitud de conjuntos de muestras.
- Consiste en tomar la relación entre la intersección y la unión de dos conjuntos.

# Cálculo de IoU

$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}}$$


By Adrian Rosebrock - <http://www.pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection/>, CC BY-SA 4.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=57718560>

# Ejemplos de IoU



By Adrian Rosebrock - <http://www.pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection/>, CC BY-SA 4.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=57718559>

# Algoritmo general de NMS

- **Entrada:**
- Una lista  $P$  de rectángulos de la forma  $(x1, y1, x2, y2, c)$ , donde  $(x1, y1)$  y  $(x2, y2)$  son los extremos de los rectángulos y  $c$  es un índice de confianza.
- Un umbral de traslape  $thresh\_iou$ .
- **Salida:**
- Una lista  $keep$  de rectángulos.

# Algoritmo general de NMS

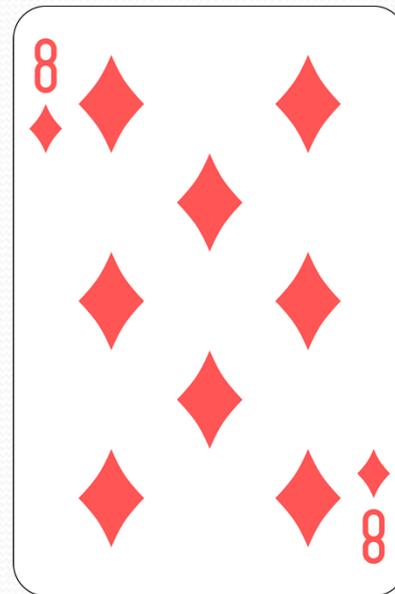
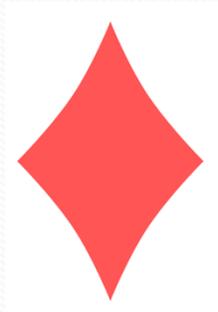
- **Paso 1:** Seleccionar la predicción  $S$  con la puntuación de confianza más alta, eliminarla de  $P$  y agregarla a la lista `keep`. (Inicialmente, `keep` está vacía).
- **Paso 2:** Comparar esta predicción  $S$  con todas las predicciones en  $P$ . Calcular el IoU de esta predicción  $S$  con todas las demás predicciones en  $P$ . Si el IoU es mayor que el umbral `thresh_iou` para cualquier predicción  $T$  presente en  $P$ , eliminar  $T$  de  $P$ .
- **Paso 3:** Si todavía quedan predicciones en  $P$  ir al **Paso 1**; de lo contrario, devolver la lista `keep` que contiene las predicciones filtradas.

# Código

- En el directorio `image_processing` del código del curso:
- `iou.py` – implementación de IoU.
- `object_detection.py` – implementación de NMS.

# Ejemplo

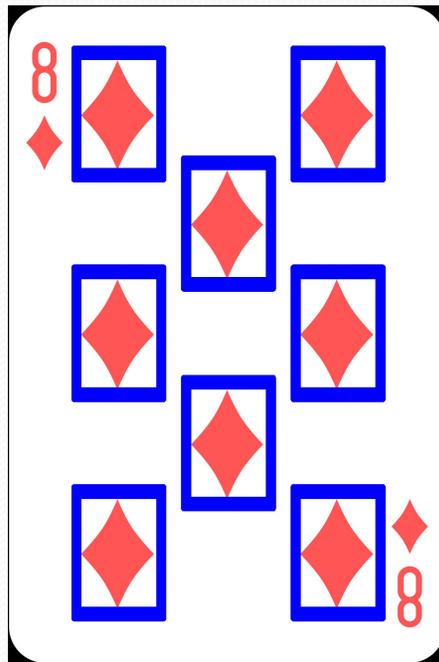
- Buscar todos los diamantes dentro de la carta.



# Ejemplo

- Código en `/image_processing/template_matching_multiple.py`.

# Resultado intermedio

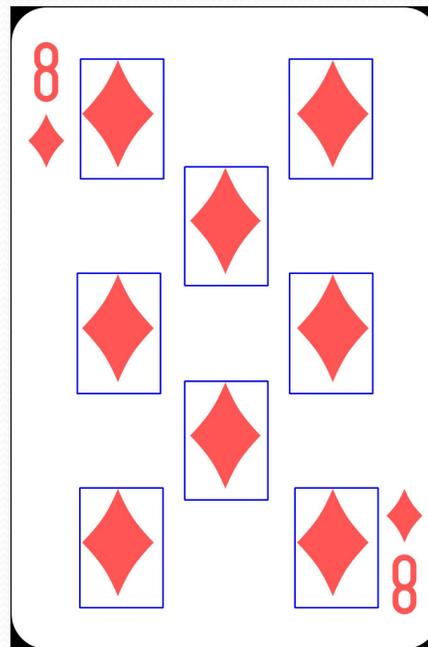


- Salida: **[INFO] 8911 matched locations \*before\* NMS**

# Explicación

- Template Matching encontró 8911 bounding boxes alrededor de los diamantes grandes.
- No detectó los diamantes pequeños.
- Template Matching **no** es invariante al tamaño.

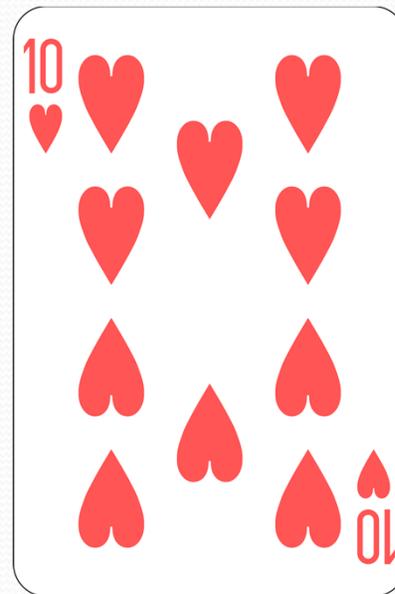
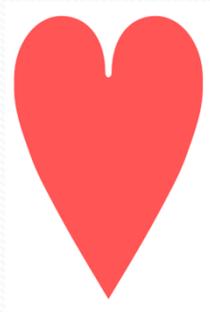
# Después de NMS



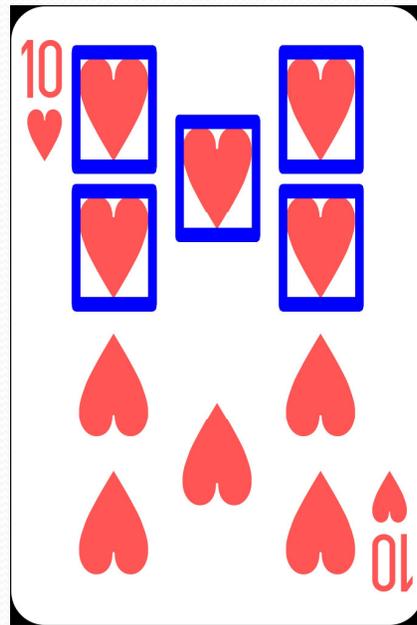
- Salida: **[INFO] 8 matched locations \*after\* NMS**

# Otro ejemplo

- Detectar los corazones en la carta.

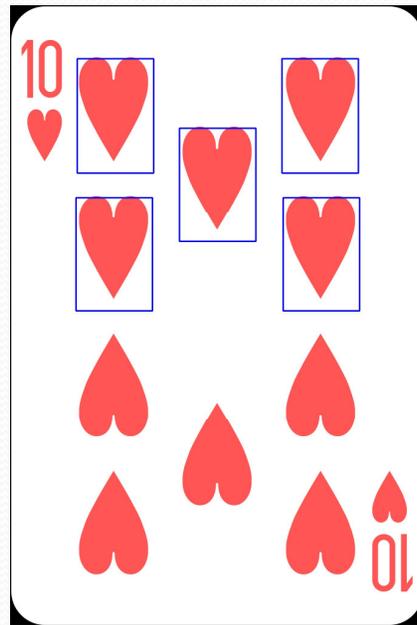


# Resultado intermedio



Salida: **[INFO] 4376 matched locations \*before\* NMS**

# Resultado final



Salida: **[INFO] 5 matched locations \*after\* NMS**

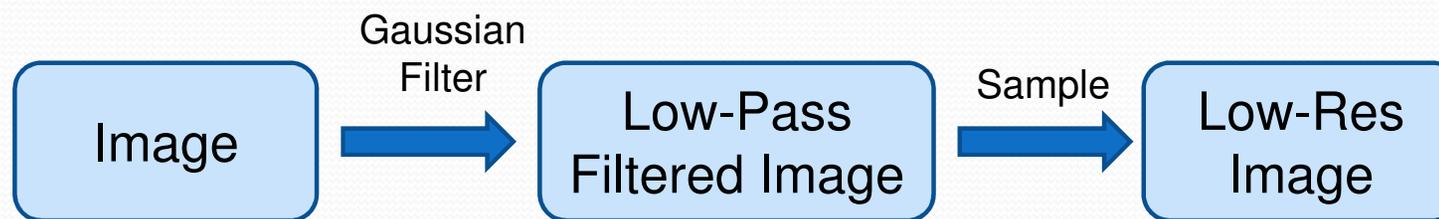
# Explicación

- Template Matching no detectó los corazones rotados.
- Template Matching **no** es invariante a la rotación.

# Variantes

- Pregunta: ¿Y se quiere encontrar todas las ubicaciones de un template en una imagen?
- Respuesta: Se usa multi-template matching.
- **Pregunta: ¿Y se quiere encontrar objetos más grandes o más pequeños?**
- **Respuesta: Se usa una pirámide de imágenes.**

# Sampling

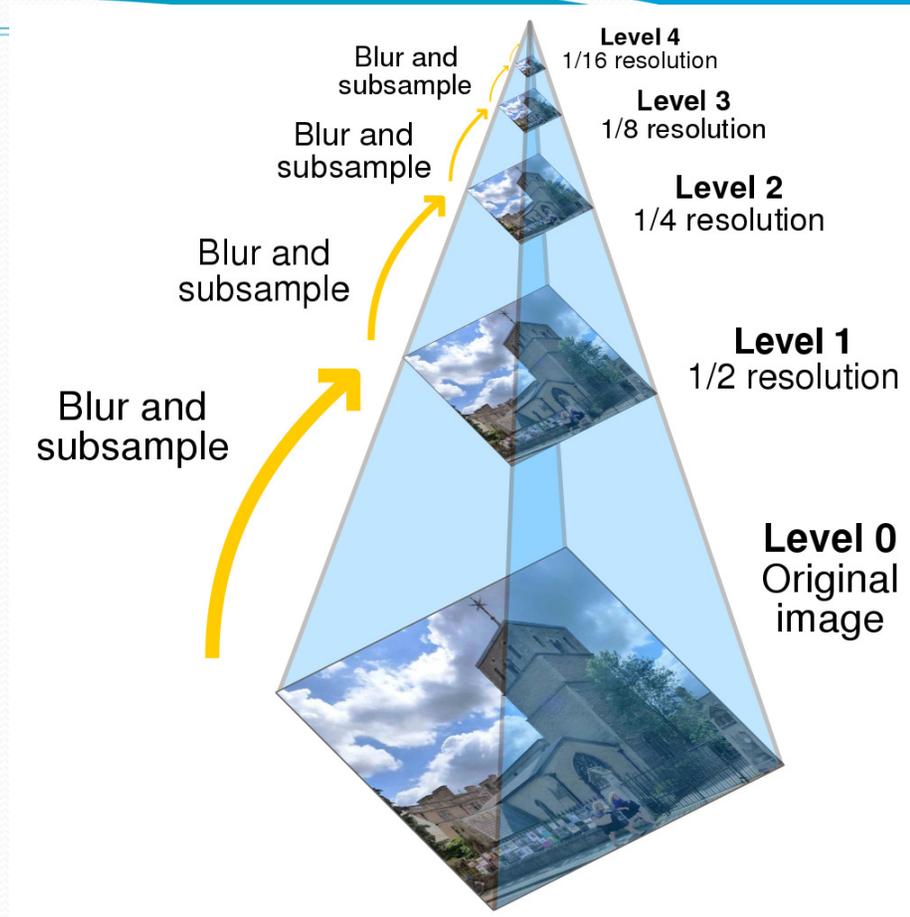


Fuente: Derek Hoiem (UIUC)

# Definición

- **Pirámide de imágenes.** Es una representación multiescala en la que una imagen está sujeta repetidamente a un proceso de suavizado y subsampling.

# Definición



By Cmglee - Own work, CC BY-SA 3.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=42549151>

# Explicación

- Las imágenes se acumulan a partir de imágenes de alta resolución en la parte inferior e imágenes de baja resolución en la parte superior, formando una pirámide.
- A cada imagen en la pirámide se le llama “octava” (octave).

# Tipos de pirámides

- Depende del algoritmo utilizado para suavizar:
- Pirámides de caja.
- Pirámides medianas.
- Pirámides gaussianas.
- Pirámides bilaterales.
- Pirámides submuestreadas (si no se aplica ningún algoritmo).
- Se puede usar cualquier algoritmo de interpolación: vecino más cercano, bilineal, bicúbico, etc.

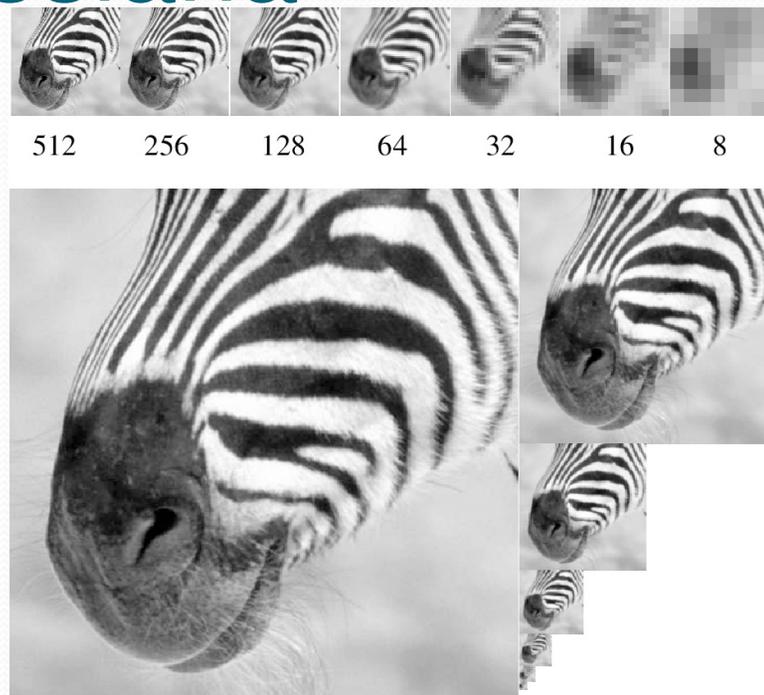
# Tipos de pirámides

- En este curso se verán dos tipos:
  1. Pirámides gaussianas.
  2. Pirámides laplacianas.

# Pirámide gaussiana

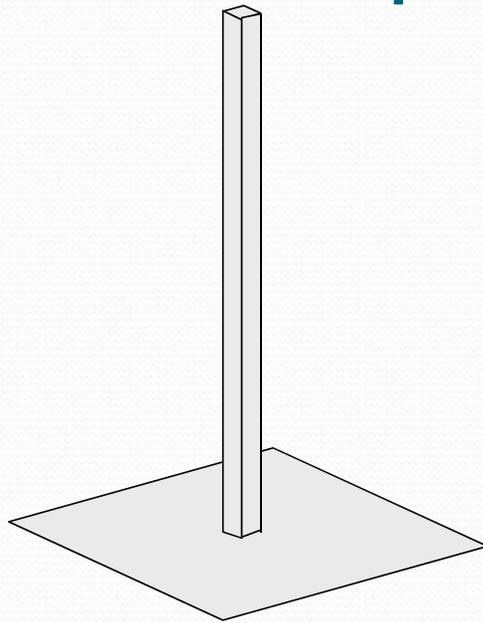
- La pirámide gaussiana aplica repetidamente funciones gaussianas y reduce la resolución de una imagen hasta cumplir algún criterio de detención.
- Por default, la resolución se reduce eliminando cada segundo renglón y columna.
- Un criterio de terminación puede ser un tamaño mínimo de imagen.
- OpenCV proporciona las funciones `pyrDown` y `pyrUp` para subir o bajar de nivel en una pirámide.

# Pirámide gaussiana



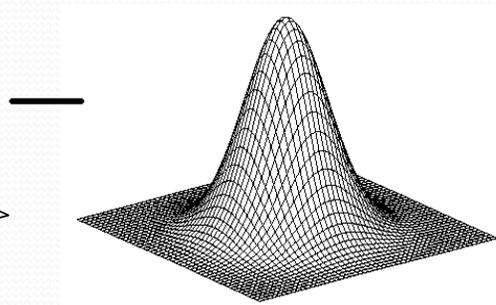
Fuente: Forsyth, Derek Hoiem (UIUC)

# Pirámide laplaciana



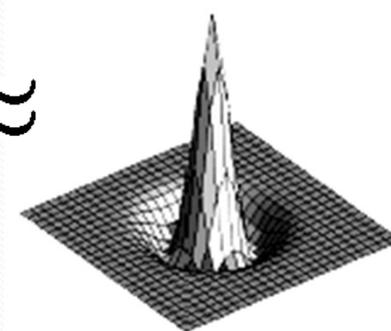
unit impulse

Fuente: Lazebnik, Derek Hoiem (UIUC)



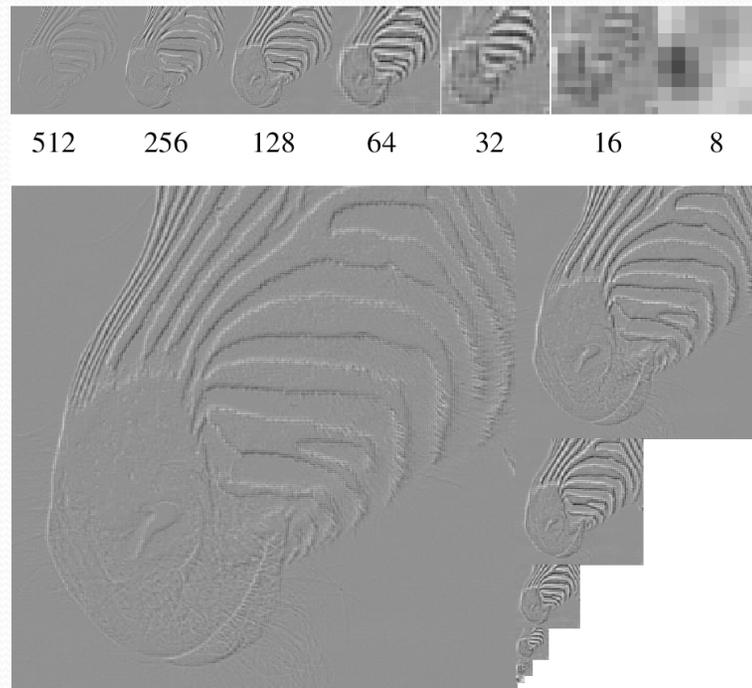
Gaussian

$\approx$



Laplacian of Gaussian

# Pirámide laplaciana

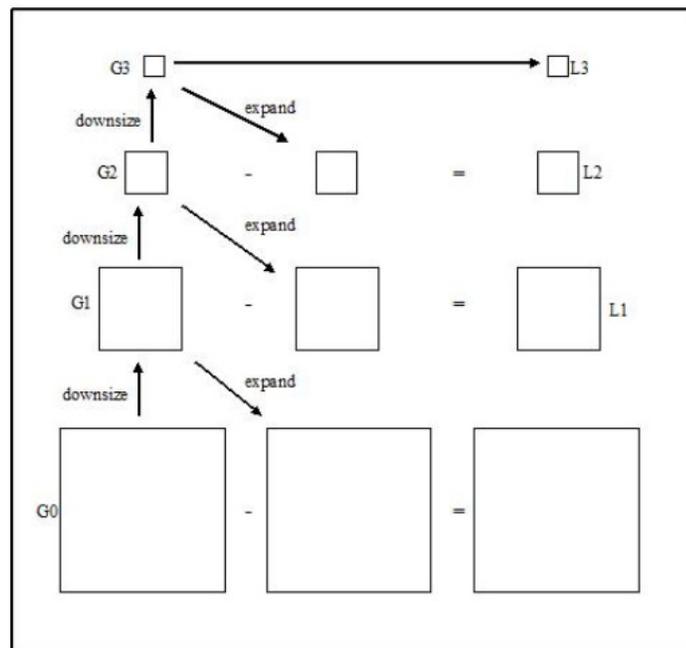


Fuente: Forsyth, Derek Hoiem (UIUC)

# Pirámide laplaciana

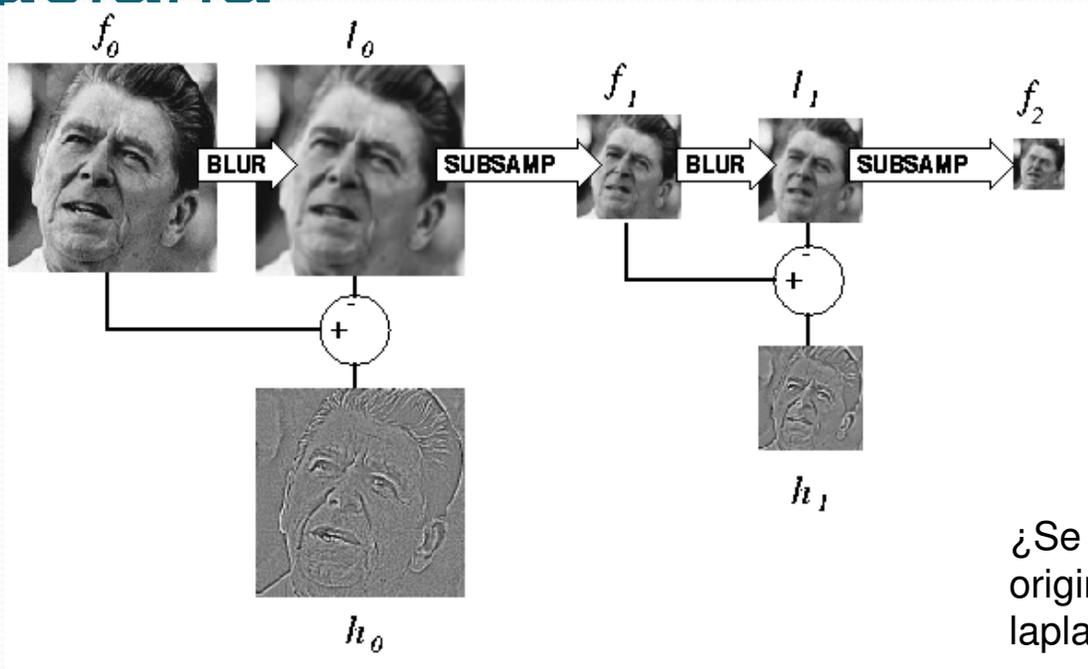
- El laplaciano se puede aproximar utilizando la diferencia de funciones Gaussianas.
- La pirámide laplaciana se obtiene restando los niveles de la pirámide gaussiana.
- El laplaciano de un nivel se obtiene restando ese nivel en la pirámide gaussiana y la versión ampliada de su nivel superior.

# Pirámide laplaciana



Fuente: <https://theailearner.com/2019/08/19/image-pyramids/>

# Calculando una pirámide gaussiana / laplaciana



¿Se puede reconstruir el original a partir de la pirámide laplaciana?

Fuente: Derek Hoiem (UIUC)

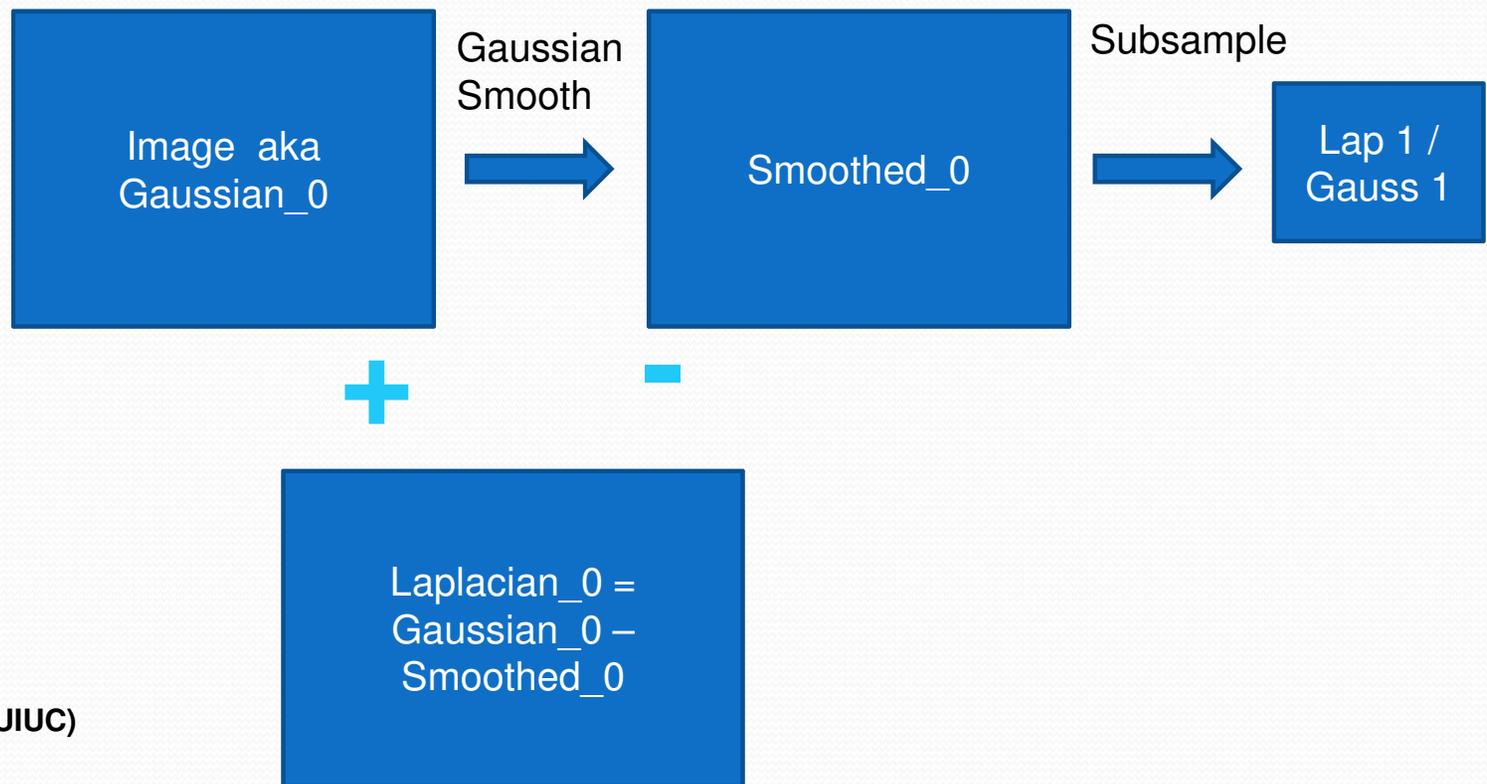
# Respuesta

- La imagen reconstruida es la imagen original.
- En cada nivel, donde la pirámide gaussiana (filtro de paso bajo) elimina las frecuencias altas, la pirámide laplaciana almacena estas frecuencias altas.
- Una vez que se tiene una imagen borrosa en cualquier nivel de la pirámide gaussiana y la pirámide laplaciana correspondiente, se puede reconstruir la imagen original mediante la adición sucesiva de componentes de mayor frecuencia en diferentes niveles.

# Respuesta

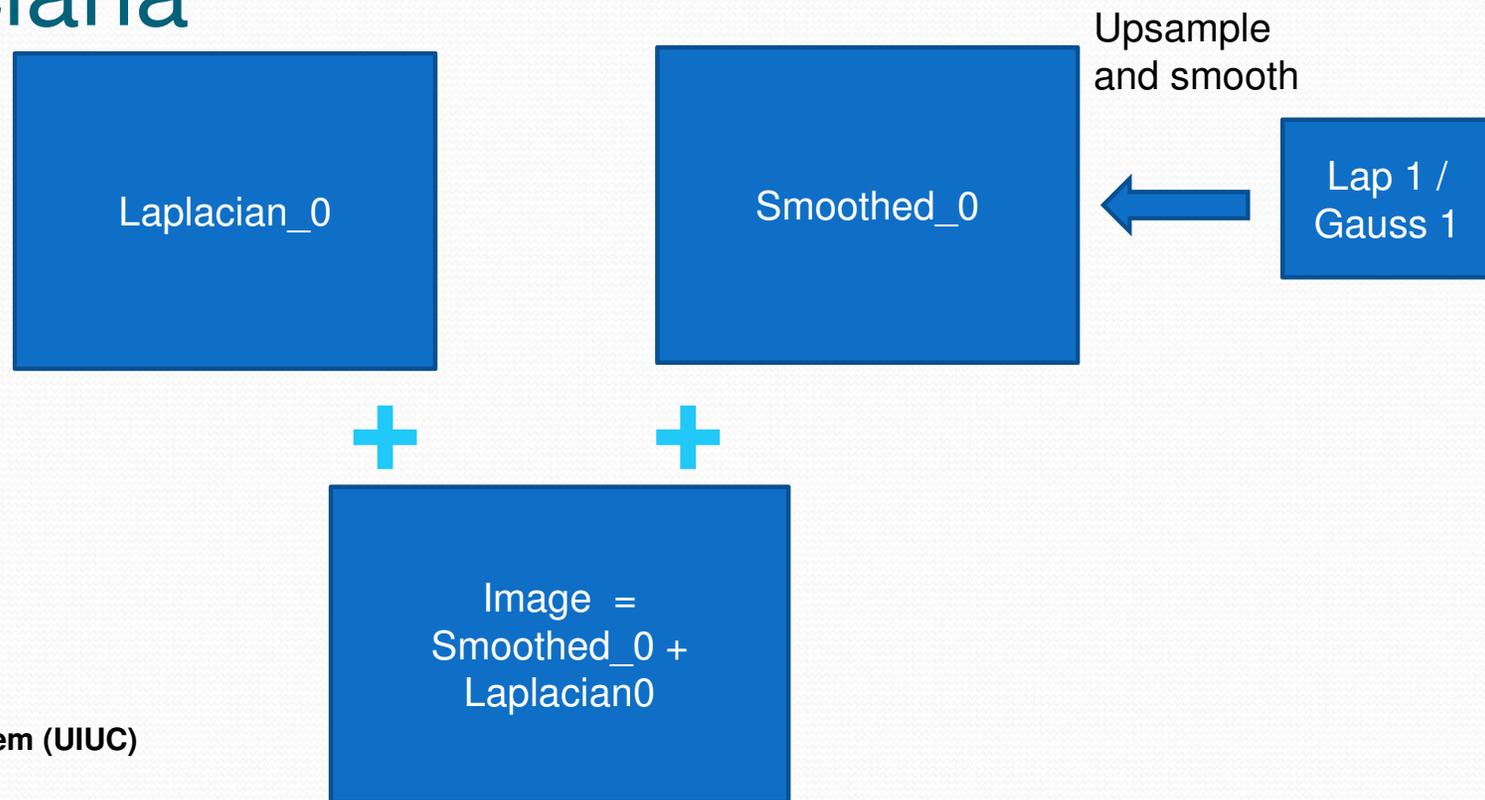
- Debido a esta propiedad de las pirámides laplacianas, se utilizan para la **compresión de imágenes**.
- Ver ejemplo completo con código en Python en:  
<https://notebook.community/darshanbagul/ComputerVision/LaplacianPyramid/LaplacianPyramid>

# Crear una pirámide Laplaciana de dos niveles



Fuente: Derek Hoiem (UIUC)

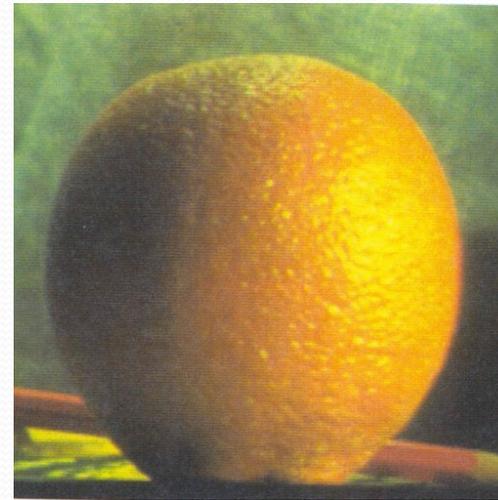
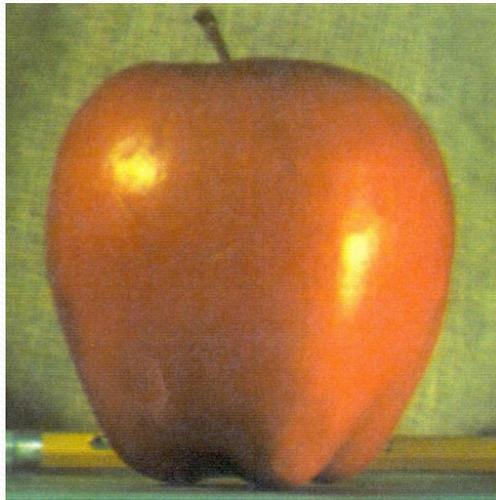
# Reconstruir la imagen desde la pirámide Laplaciana



Fuente: Derek Hoiem (UIUC)

# Ejemplo: pegado de imágenes

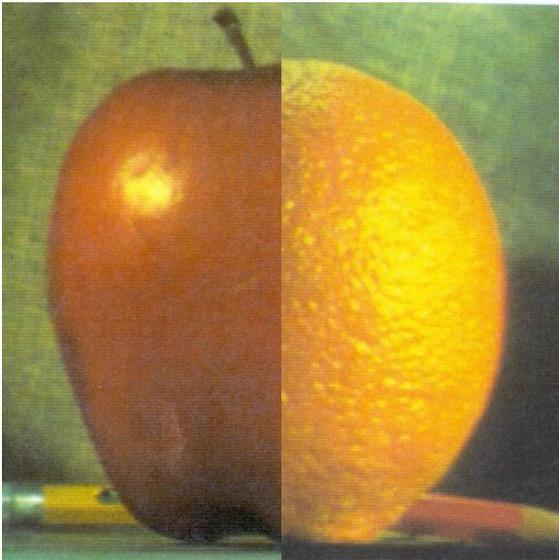
- Pegar la parte izquierda de la imagen de la izquierda con la parte derecha de la imagen de la derecha:



# Algoritmo

- Ver [https://docs.opencv.org/4.x/dc/dff/tutorial\\_py\\_pyramids.html](https://docs.opencv.org/4.x/dc/dff/tutorial_py_pyramids.html)
- 1. Cargar las dos imágenes.
- 2. Encontrar las pirámides gaussianas para las imágenes (en este ejemplo, el número de niveles es 6)
- 3. Con las pirámides gaussianas, encontrar las pirámides laplacianas
- 4. Unir la mitad izquierda de la manzana y la mitad derecha de la naranja en cada nivel de las pirámides laplacianas.
- 5. Finalmente, a partir de esta imagen conjunta de las pirámides, reconstruir la imagen original.

# Resultado



Pegado directo



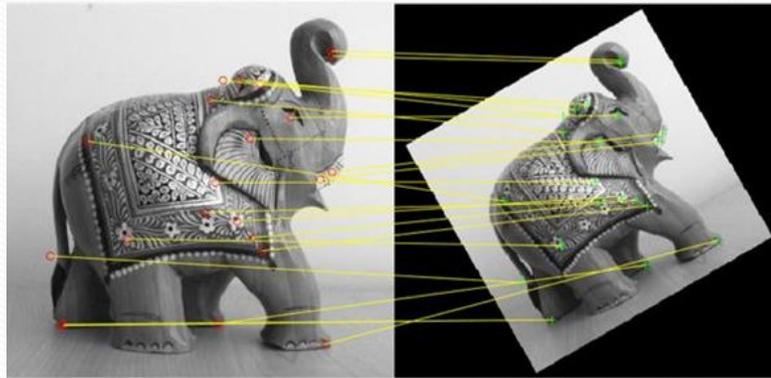
Pegado gaussiano / laplaciano

- Ver `/image_processing/pyramid_blend.py` en el código del curso.

# Registro de imágenes

- **Registro de imágenes.** Es el proceso de transformar diferentes conjuntos de imágenes en un mismo sistema de coordenadas.
- Pueden ser imágenes de la misma escena tomadas desde distintos puntos de vista, condiciones de iluminación, etc.
- El registro es necesario para poder comparar o integrar las diferentes imágenes.

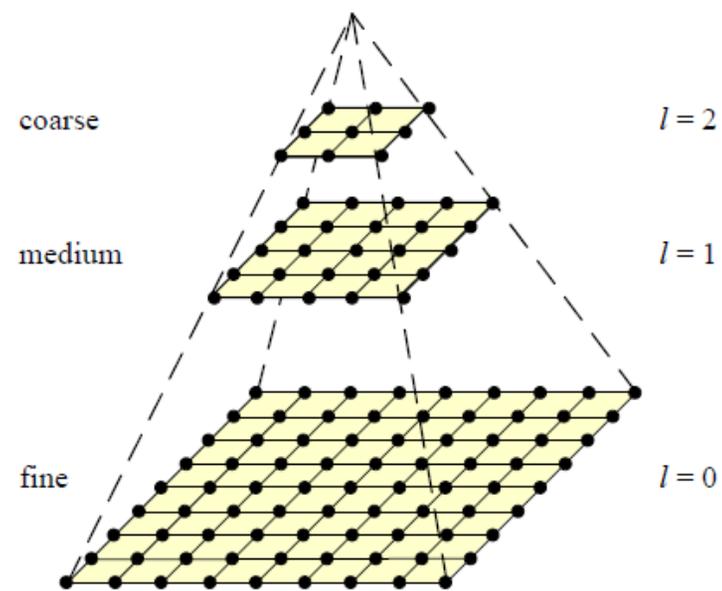
# Ejemplos



Fuente: <https://www.mathworks.com/discovery/image-registration.html>

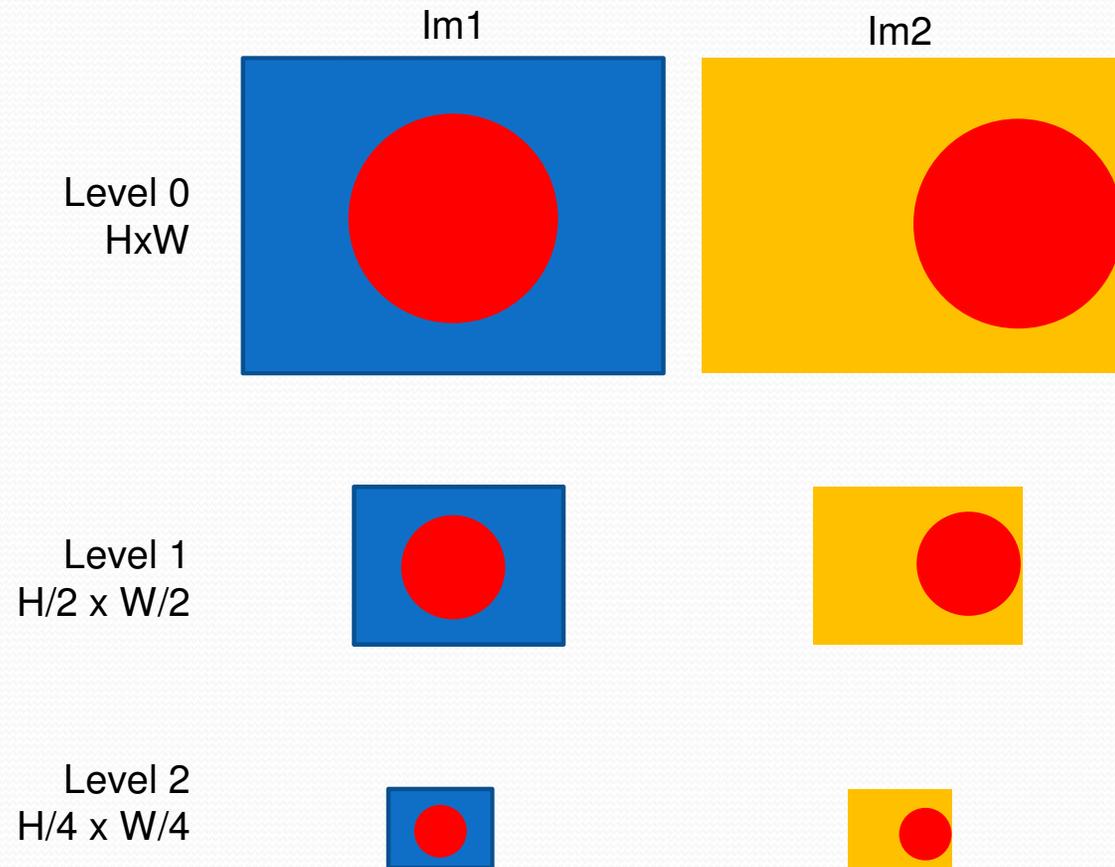
# Registro de imágenes grueso a fino

1. Calcular la pirámide gaussiana.
2. Alinear con la pirámide gruesa.
  - Encontrar la posición mínima de SSD.
3. Alinear sucesivamente con las pirámides más finas.
  - Buscar un rango pequeño (por ejemplo, 5x5) centrado alrededor de la posición determinada en la escala más gruesa.



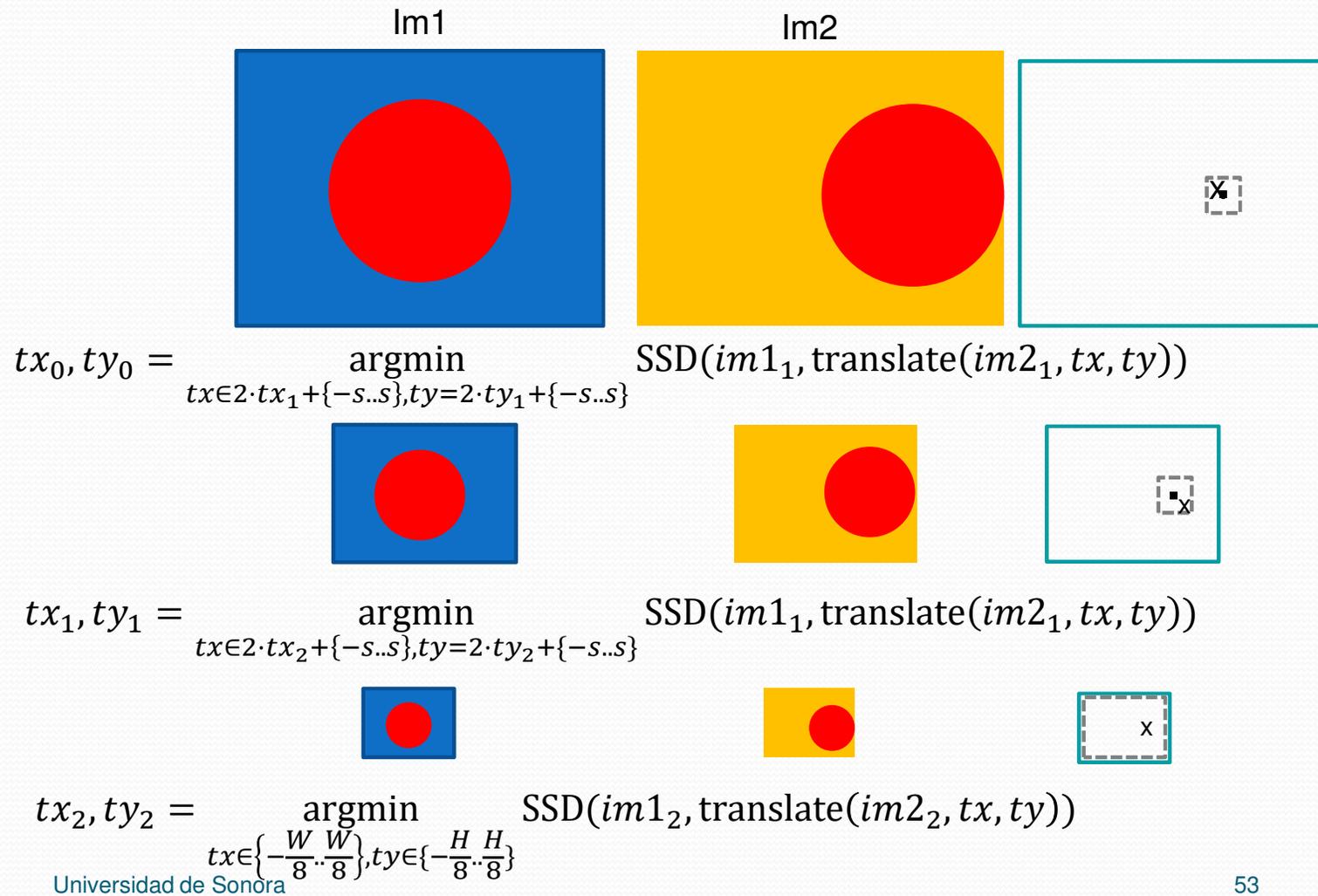
Fuente: Derek Hoiem (UIUC)

# Ejemplo



Fuente: Derek Hoiem (UIUC)

# Ejemplo



Fuente: Derek Hoiem (UIUC)

# Compresión de imágenes

- Compresión con pérdida (lossy). Ejemplo JPG.
- Compresión sin pérdida (lossless). Ejemplo PNG.

# Ejemplo JPEG

1. Los colores en la imagen se convierten de RGB a  $Y'CbCr$ , que consta de un componente luma ( $Y'$ ), que representa el brillo, y dos componentes cromáticos ( $Cb$  y  $Cr$ ), que representan el color.
2. La resolución de los datos cromáticos se reduce, normalmente en un factor de 2 o 3.
3. La imagen se divide en bloques de  $8 \times 8$  píxeles y, para cada bloque, cada uno de los datos  $Y'$ ,  $Cb$  y  $Cr$  se somete a la transformada de coseno discreto (DCT).

# Ejemplo JPEG

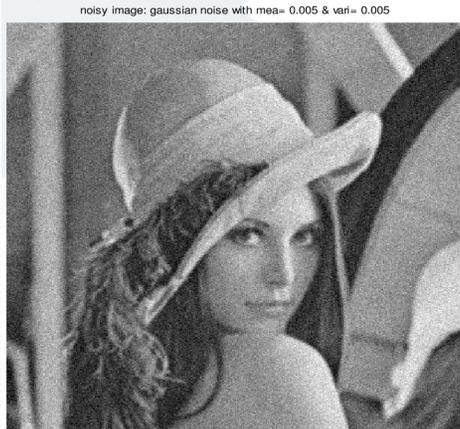
4. Las amplitudes de los componentes de frecuencia se cuantifican.
  5. Los datos resultantes para todos los bloques de  $8 \times 8$  se comprimen aún más con un algoritmo sin pérdidas, una variante de la codificación Huffman.
- El proceso de decodificación invierte estos pasos, excepto la cuantificación porque es irreversible.
  - Ver detalles en [https://en.wikipedia.org/wiki/JPEG#JPEG\\_codec\\_example](https://en.wikipedia.org/wiki/JPEG#JPEG_codec_example)

# Ejemplo PNG

- PNG utiliza un proceso de compresión de 2 etapas:
  1. Pre-compresión (filtrado). El filtro predice el valor de cada pixel basándose en los valores de los pixeles vecinos anteriores y resta el color previsto del pixel del valor real
  2. Compresión. Utiliza DEFLATE, un algoritmo de compresión de datos sin pérdidas no patentado.
- Ver detalles en <https://en.wikipedia.org/wiki/PNG#Compression>

# Denoising

- **Image Denoising.** Consiste en eliminar el ruido de una imagen ruidosa para restaurar una imagen.
- **Ruido.** Modificaciones no deseadas y, en general, desconocidas que una imagen puede sufrir durante la captura, almacenamiento, transmisión, procesamiento o conversión.



Universidad de Sonora

Fuente: [https://www.researchgate.net/figure/Noisy-image-Gaussian-noise-with-mean-and-variance-0005\\_fig2\\_252066070](https://www.researchgate.net/figure/Noisy-image-Gaussian-noise-with-mean-and-variance-0005_fig2_252066070)

# Denoising con filtro de caja

- Python: `cv2.blur()`.



# Denoising con filtro gaussiano

- Python: `cv2.GaussianBlur()`.



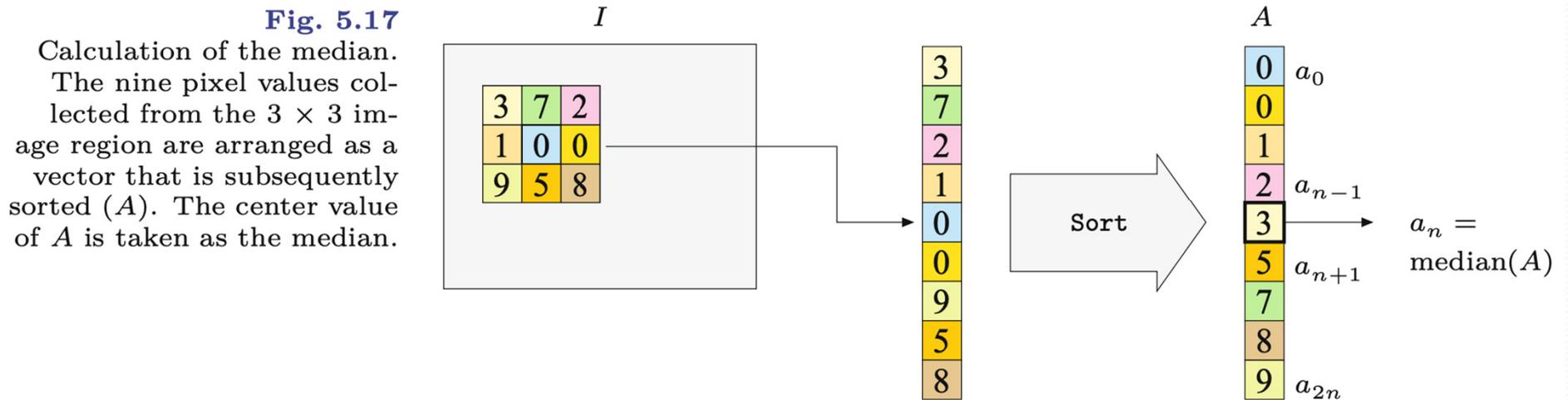
# Denoising con filtro de mediana

- Python: `cv2.medianBlur()`.



# Filtro de mediana

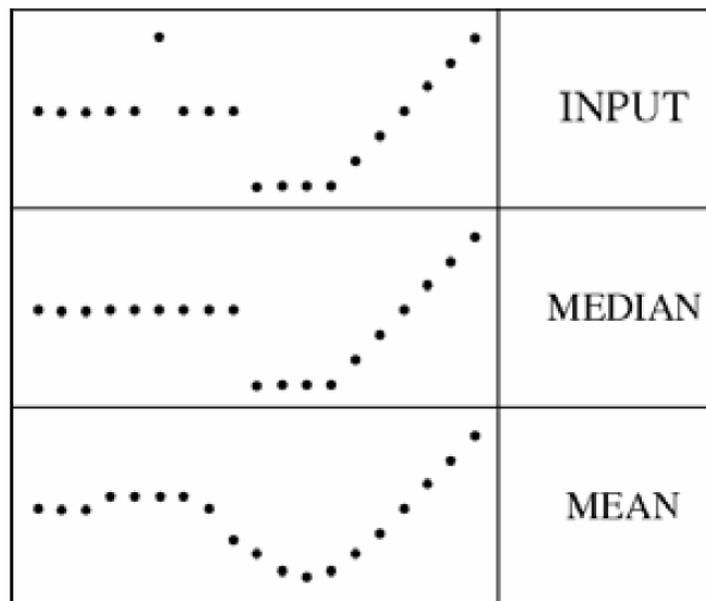
- El filtro de mediana reemplaza cada pixel por la mediana de los pixeles en la región del filtro  $R$ , es decir,
- $I'(u, v) = \text{median}_{i,j \in R} \{I(u + i, v + j)\}$



# Filtro de mediana

- Ventaja del filtro de mediana: robustez ante valores atípicos (outliers).

filters have width 5 :



Fuente: Derek Hoiem (UIUC)

# Filtro de mediana



Fuente: By The original uploader was Anton at German Wikipedia. - Originally from de.wikipedia; description page is/was here., CC BY 2.5, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=2544834>

# Filtrado gaussiano vs mediana

Gaussian



Median



Fuente: Derek Hoiem (UIUC)

# Otros filtros

- Mediana ponderada (los pixeles más alejados del centro cuentan menos).
- Media recortada (promedio, ignorando algunos de los pixeles más brillantes y más oscuros).
- Bilateral (peso por distancia espacial y diferencia de intensidad).
- Python: `cv2.bilateralFilter(size, sigma_color, signal_spatial)`

# Filtro bilateral

Original



Filtro bilateral



# Resumen de filtros

- Filtrado en dominio espacial.
  - Deslizar el filtro sobre la imagen y tomar el producto punto en cada posición.
  - Recordar la linealidad (para filtros lineales).
- Filtros lineales para procesamiento básico.
  - Filtro laplaciano (pasa altas).
  - Filtro gaussiano (pasa bajas).

# Resumen de filtros

- Filtrado en el dominio de la frecuencia.
  - Puede ser más rápido que filtrar en el dominio espacial (para filtros grandes).
  - Puede ayudar a comprender el efecto del filtro.
  - Algoritmo:
    1. Convertir imagen y filtro a FFT.
    2. Multiplicación puntual de los FFTs.
    3. Convertir el resultado al dominio espacial con FFT inversa.

# Resumen de filtros

- Aplicaciones de filtros.
  - Template matching (SSD o cross-correlation normalizado).
    - SSD se puede hacer con filtros lineales, es sensible a la intensidad general.
  - Pirámide gaussiana.
    - Búsqueda de grueso a fino, detección de múltiples escalas.
  - Pirámide laplaciana.
    - Se puede utilizar para pegar imágenes.
    - Representación de imagen más compacta.

# Resumen de filtros

- Aplicaciones de filtros.
  - Reducción de resolución (downsampling).
    - Se aplica un filtro pasa bajas y luego se hace la reducción.
  - Compresión.
    - JPEG (con pérdida, tamaño menor), PNG (sin pérdida, tamaño mayor).
  - Reducir el ruido (importante por motivos estéticos y para procesamientos posteriores como la detección de bordes).
    - Filtro gaussiano, filtro mediano, filtro bilateral.