Vision por Computador : P1

Eloy

October 19, 2018

Ejercicio 1

Usando las funciones de OpenCV, escriba funciones que implementen los siguientes puntos:

Apartado A

El clculo de la convolucin de una imagen con una mscara Gaussiana 2D. Mostrar ejemplos con distintos tamaos de mscara y valores de sigma. Valorar resultados.

Figure 1: Kernel Size: 3, σ: 3

Figure 2: Kernel Size: 3, σ: 4

Figure 3: Kernel Size: 3, σ: 5

Las tres imagenes anteriores, aunque parecen ser la misma, han sido tratadas con distintos filtros gaussianos. En este caso hemos fijado el tamano del kernel a 3, y hemos variado el valor de σ. El resultado de los 3 filtros ha sido el mismo ya que el tamano del kernel no es lo suficientemente grande como para poder representar al menos el 95% de la funcion gaussiana que define cada filtro.

Figure 4: Kernel Size: 31, σ: 1

Figure 5: Kernel Size: 31, σ: 3

Figure 6: Kernel Size: 31, σ: 5

En el caso de estas tres imagenes, hemos repetido el experimento escogiendo un tamano de kernel mas grande. La estadistica defiende que el tamano optimo de kernel en funion de σ:

$$ksize = 6\sigma + 1$$

En este experimento hemos fijado el tamano de kernel para el maximo valor de sigma ($\sigma = 5$). Con esto conseguimos, tal y como hemos dicho antes, representar al menos el 95% de la funcion gaussiana.

Apartado B

Usar getDerivKernels para obtener las mscaras 1D que permiten calcular al convolucin 2D con mscaras de derivadas. Representar e interpretar dichas mscaras 1D para distintos valores de σ.

La funcion getDerivKernels genera mascaras 1D que permiten calcular la convolucion con mascaras 2D (estas mascaras 2D son separables). Tiene 3 parametros:

- dx $\rightarrow$ nivel de la derivada en X
- dy $\rightarrow$ nivel de la derivada en Y
- ksize $\rightarrow$ el tamano del kernel

La mascara 1D para la primera derivada en X es:

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

La mascara 1D para la segunda derivada en X es:

$$\begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

La mascara 1D para la primera derivada en Y es:

$$\begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

La mascara 1D para la segunda derivada en Y es:

$$\begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Podemos observar que la diferencia entre los respectivos niveles de derivacion entre X e Y es que las mascaras de X son las transpuestas de Y.

Todas las ascaras cumplen que la sumatoria de sus compoentes resulta 0.

Apartado C

Usar la funcion Laplacian para el calculo de la convolucin 2D con una mascara de Laplaciana-de-Gaussiana de tamano variable. Mostrar ejemplos de funcionamiento usando dos tipos de bordes y dos valores de σ 1 y 3.

Figure 7: Kernel Size: 7, σ: 1, Default Border

Figure 8: Kernel Size: 19, σ: 3, Default Border

Figure 9: Kernel Size: 7, σ: 1, Reflect Border

Figure 10: Kernel Size: 19, σ: 3, Reflect Border

Para hacer cada una de las imagenes, hemos aplicado un filtro Laplaciano sobre un filtro Gaussiano.

El filtro Laplaciano, resalta los cambios de intensidad en la imagen (aristas), mientras que el Gaussiano, suaviza la imagen para eliminar ruidos.

En primer lugar, vamos a observar las diferencias entre las imagenes debido al valor de σ escogido (notese que el el tamano del kernel es el optimo para cada σ).

A mayor sigma, mas se suaviza la imagen, por tanto la diferencia de intensidades entre los pixeles van decreciendo. Es por este motivo por lo que la imagen calculada para σ igual a 1, tiene las aristas ms marcadas que la imagen calculada con σ igual a 3.

Ejercicio 2

Implementar apoyandose en las funciones getDerivKernels, getGaussianKernel, pyrUp(), pyrDown(), escribir funciones los siguientes

Apartado A

El calculo de la convolucin 2D con una mscara separable de tamano variable. Usar bordes reflejados. Mostrar resultados

La mascara que se ha aplicado en esta imagen es una derivada de primer orden en el eje de las X y una derivada de segundo orden en el eje de las Y.

Esto hace que en el eje de las X resalte las aristas

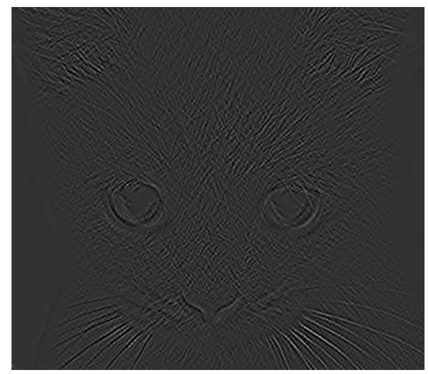

Figure 11: Kernel Size: 3, Reflect Border

Apartado B

El calculo de la convolucion 2D con una mascara 2D de 1a derivada de tamano variable. Mostrar ejemplos de funcionamiento usando bordes a cero.

Una mascara de primera derivada resaltan las aristas de una imagen. Poniendo el ejemplo con mascaras 1D, esto lo consigue dandole al pixel i el valor de la diferencia entre sus adyacentes, por tanto si el valor de los pixeles son muy parecidos el pixel apenas responder (pixel negro), y si los pixeles son extremandamente diferentes el pixel ser parte de una arista(pixel blanco)

Figure 12: Kernel Size: 3, dx = 1, dx = 1, Default Border

Apartado C

El calculo de la convolucion 2D con una mscara 2D de 2 derivada de tamano variable.

Figure 13: Kernel Size: 3, dx = 2, dy = 2, Default Border

Apartado D

Una funcion que genere una representacion en piramide Gaussiana de 4 niveles de una imagen. Mostrar ejemplos de funcionamiento usando bordes

La piramide gaussiana de n niveles es un conjunto de tamano n de imagenes formado por la imagen original y *n-1* ”reescalados”.

Cada uno de los ”reescalados” se hace de la siguiente forma: partiendo de la imagen del nivel anterior, se eliminan as filas y columnas pares (o impares) y a continuacion se suaviza la imagen (gaussiana).

Si no aplicaramos el suavizado, intruduciriamos ruido, ya que estamos eliminando la mitad de las columnas y filas de la imagen. Aplicando el suavizado, conseguimos minimizar el ruido minimizando la diferencia (debido a la perdida de informacion9 de intensidades de los pixeles adyacentes.

Figure 14: Original

Figure 15: Level 1

Figure 16: Level 2

Figure 17: Level 3

Figure 18: Level 4

Apartado E

Una funcin que genere una representacin en pirmide Laplaciana de 4 niveles de una imagen. Mostrar ejemplos de funcionamiento usando bordes.

Figure 19: Level 0

Figure 20: Level 1

Figure 21: Level 2

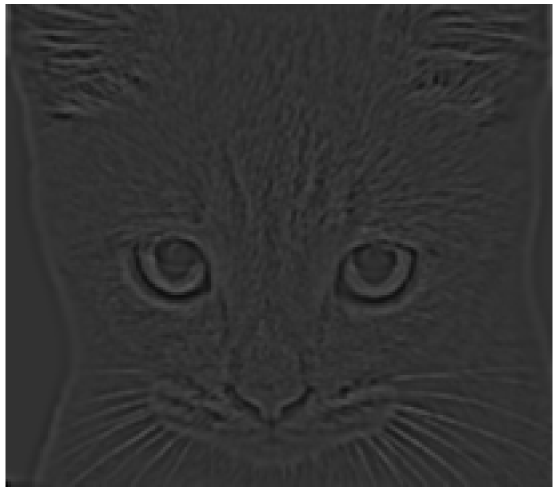

Figure 22: Level 3

Ejercicio 3

Mezclando adecuadamente una parte de las frecuencias altas de una imagen con una parte de las frecuencias bajas de otra imagen, obtenemos una imagen hbrida que admite distintas interpretaciones a distintas distancias.. Para seleccionar la parte de frecuencias altas y bajas que nos quedamos de cada una de las imgenes usaremos el parmetro sigma del nucleo/mscara de alisamiento gaussiano que usaremos. A mayor valor de sigma mayor eliminacin de altas frecuencias en la imagen convolucionada. Para una buena implementacin elegir dicho valor de forma separada para cada una de las dos imgenes. Recordar que las mscaras 1D siempre deben tener de longitud un nmero impar. Implementar una funcin que genere las imgenes de baja y alta frecuencia a partir de las parejas de imgenes. El valor de sigma ms adecuado para cada pareja habr que encontrarlo por experimentacin

0.0.1 Apartado A

Escribir una funcin que muestre las tres imgenes (alta, baja e hbrida) en una misma ventana. (Recordar que las imgenes despus de una convolucin contienen nmero flotantes que pueden ser positivos y negativos)

0.0.2 Apartado B

Realizar la composicin con al menos 3 de las parejas de imgenes

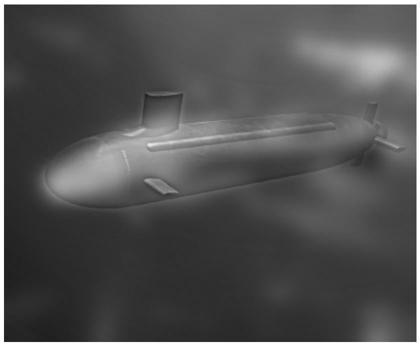

Figure 23: Fish + Submarine

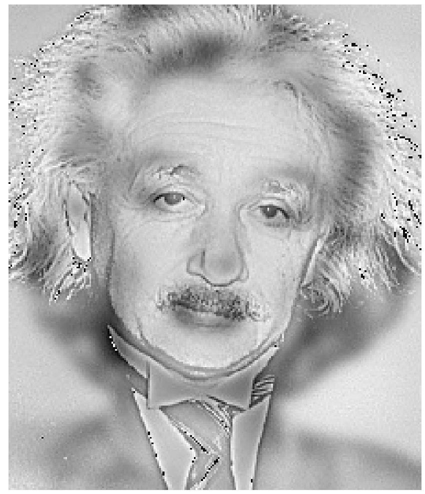

Figure 24: Einstein + Marilyn

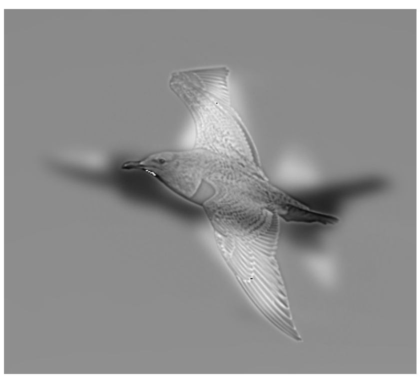

Figure 25: Plane + Bird

Figure 26: Dog + Cat

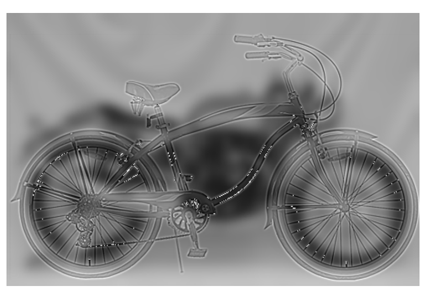

Figure 27: Motorcycle + Bicycle