
Filtrado

M. en I. Miguel Angel Camargo
Rojas

FUNDAMENTOS DEL FILTRADO ESPACIAL

- En esta sección, discutimos el uso de filtros espaciales para el procesamiento de imágenes. El filtrado espacial se utiliza en un amplio espectro de aplicaciones de procesamiento de imágenes, por lo que es importante una sólida comprensión de los principios de filtrado es importante.

FUNDAMENTOS DEL FILTRADO ESPACIAL

El nombre de *filtro* se toma prestado del procesamiento en el dominio de la frecuencia (el tema anterior), donde "filtrar" se refiere a pasar, modificar o rechazar componentes de frecuencia específicos de una imagen.

El filtrado espacial modifica una imagen sustituyendo el valor de cada píxel por una función de los valores del píxel y sus vecinos. Si la operación realizada sobre los píxeles de la imagen es lineal, el filtro se denomina filtro espacial lineal. En caso contrario, el filtro es un filtro espacial no lineal.

LA MECÁNICA DEL FILTRADO ESPACIAL LINEAL

- Un filtro espacial lineal realiza una operación de suma de productos entre una imagen f y un *kernel de filtrado*, w . El kernel es una matriz cuyo tamaño define la vecindad de la operación y cuyos coeficientes determinan la naturaleza del filtro. Otros términos utilizados para referirse a un núcleo de filtro espacial son máscara, plantilla y ventana. Nosotros utilizamos el término filtro o simplemente kernel.

$H(0,0)$	$H(1,0)$	$H(2,0)$
$H(0,1)$	$H(1,1)$	$H(2,1)$
$H(0,2)$	$H(1,2)$	$H(2,2)$

Filter

LA MECÁNICA DEL FILTRADO ESPACIAL LINEAL

- Al variar las coordenadas x y y , el centro del kernel se desplaza de un píxel a otro, generando la imagen filtrada, g , en el proceso.
- Observe que el coeficiente central del núcleo, $w(0, 0)$, se alinea con el píxel en ubicación (x, y) . Para un núcleo de tamaño $m \times n$, suponemos que $m = 2a + 1$ y $n = 2b + 1$ donde a y b son números enteros no negativos. Esto significa que nos centramos en los núcleos de tamaño impar en ambas direcciones de coordenadas.

$H(0,0)$	$H(1,0)$	$H(2,0)$
$H(0,1)$	$H(1,1)$	$H(2,1)$
$H(0,2)$	$H(1,2)$	$H(2,2)$

Filter

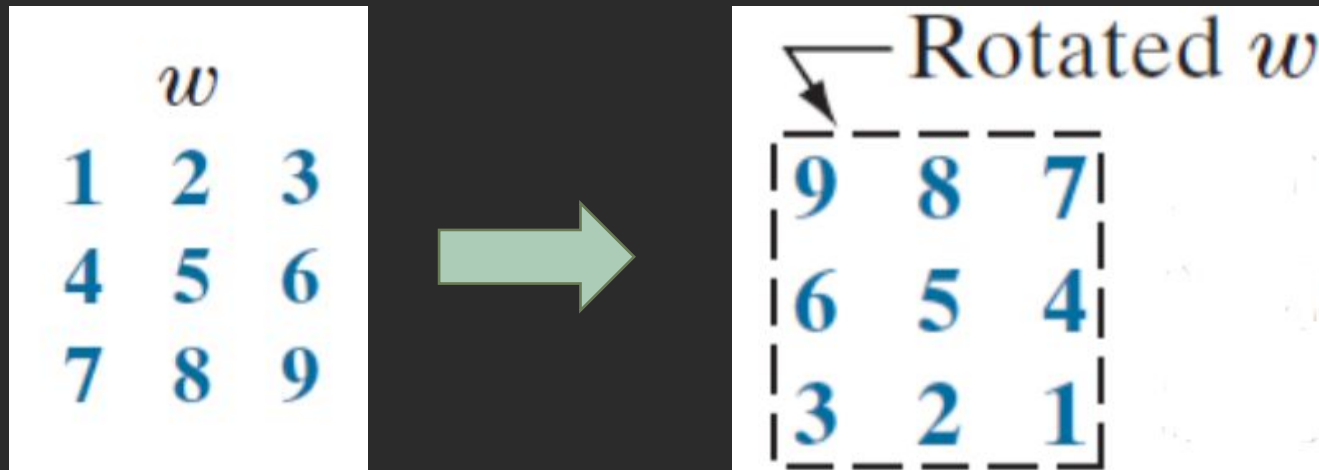
LA MECÁNICA DEL FILTRADO ESPACIAL LINEAL

- Al variar las coordenadas x y y , el centro del kernel se desplaza de un píxel a otro, generando la imagen filtrada, g , en el proceso.
- Observe que el coeficiente central del núcleo, $w(0, 0)$, se alinea con el píxel en ubicación (x, y) . Para un núcleo de tamaño $m \times n$, suponemos que $m = 2a + 1$ y $n = 2b + 1$ donde a y b son números enteros no negativos. Esto significa que nos centramos en los núcleos de tamaño impar en ambas direcciones de coordenadas.

$H(0,0)$	$H(1,0)$	$H(2,0)$
$H(0,1)$	$H(1,1)$	$H(2,1)$
$H(0,2)$	$H(1,2)$	$H(2,2)$

Filter

CORRELACIÓN (ESPACIAL) Y CONVOLUCIÓN



- La correlación consiste en mover el centro de un kernel sobre una imagen y calcular la suma de los productos en cada lugar. La mecánica de la convolución espacial es la misma, salvo que el kernel de correlación se gira 180°. Por lo tanto, cuando los valores de un kernel son simétricos respecto a su centro, la correlación y la convolución dan el mismo resultado.

Correlation

Origin f w
0 0 0 1 0 0 0 0 1 2 4 2 8
0 0 0 1 0 0 0 0
1 2 4 2 8
Starting position alignment

Zero padding
0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
1 2 4 2 8
Starting position
0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
1 2 4 2 8
Position after 1 shift
0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
1 2 4 2 8
Position after 3 shifts

0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
1 2 4 2 8
Final position

Correlation result

0 8 2 4 2 1 0 0

Extended (full) correlation result

0 0 0 8 2 4 2 1 0 0 0 0

Convolution

Origin f w rotated 180°
0 0 0 1 0 0 0 0 8 2 4 2 1
0 0 0 1 0 0 0 0
8 2 4 2 1
Starting position alignment

Zero padding
0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
8 2 4 2 1
Starting position
0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
8 2 4 2 1
Position after 1 shift
0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
8 2 4 2 1
Position after 3 shifts

0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
8 2 4 2 1
Final position

Convolution result

0 1 2 4 2 8 0 0

Extended (full) convolution result

0 0 0 1 2 4 2 8 0 0 0 0

Correlación y convolución 1-D de un kernel, w , con una función f que consiste de una función impulso.

FILTROS SMOOTHING

- Los filtros espaciales de suavizado (también llamados de promedio) se utilizan para reducir las transiciones bruscas en la intensidad. Dado que el ruido aleatorio suele consistir en transiciones bruscas en intensidad, una aplicación obvia del suavizado es la reducción del ruido.

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

FILTROS SMOOTHING

- Esta normalización, que aplicamos a todos los kernel de suavizado tiene dos objetivos. En primer lugar, el valor medio de un área de intensidad constante será igual a esa intensidad en la imagen filtrada, como debe ser. En segundo lugar, al normalizar el kernel de esta manera evita introducir un sesgo durante el filtrado; es decir, la suma de los píxeles en la imagen original y en la filtrada será la misma.

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

DESENFUQUE GAUSSIANO

Una limitación de los “box filter kernel” es el hecho de que favorecen el desenfoque en direcciones perpendiculares. En las aplicaciones que implican imágenes con un alto nivel de detalle, o con fuertes componentes geométricos, la direccionalidad de los filtros de caja suele producir resultados indeseables.

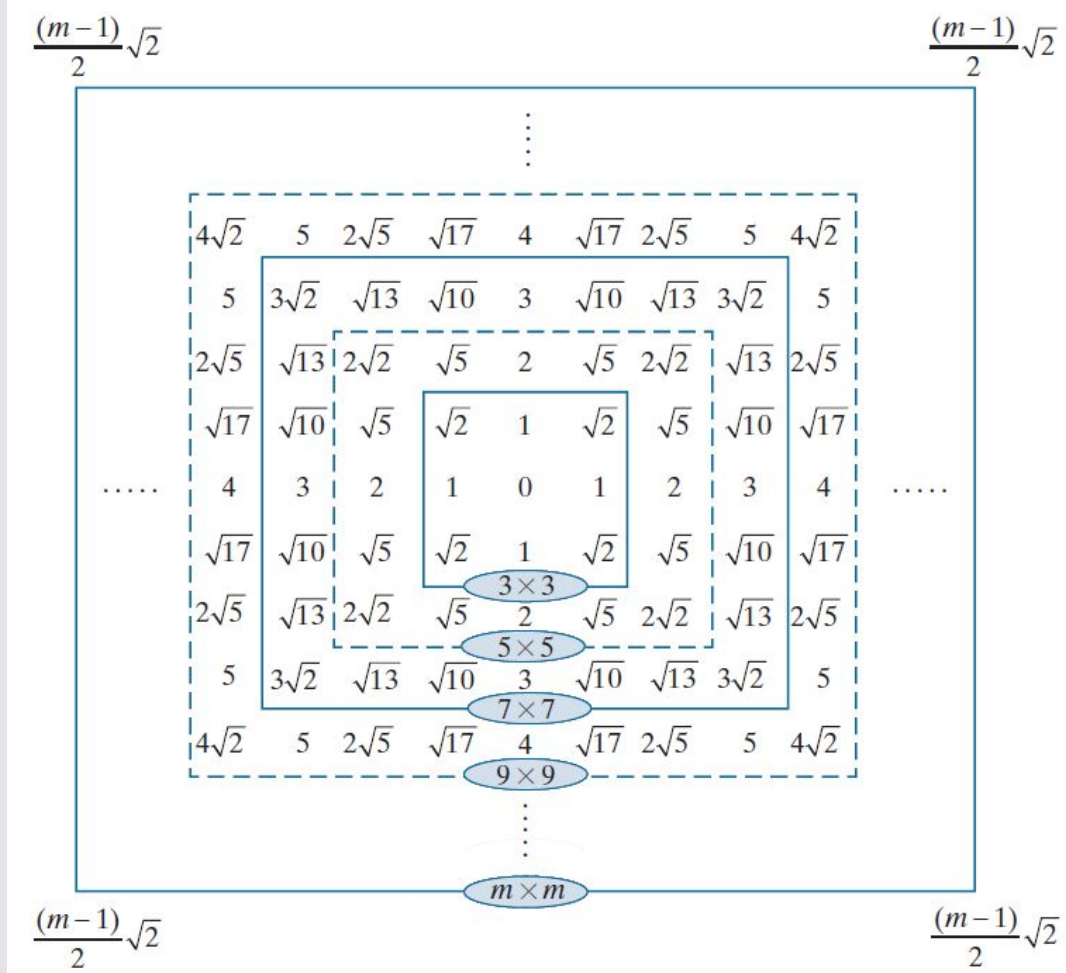
Los kernel que se eligen en aplicaciones como la anterior son circularmente simétricos (también llamados isotrópicos, lo que significa que su respuesta es independiente de la orientación).

DESENFOQUE GAUSSIANO

Un ejemplo de kernel isotrópico, son los kernel Gaussianos, que tras simplificarlo, son de la forma:

$$G(r) = Ke^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

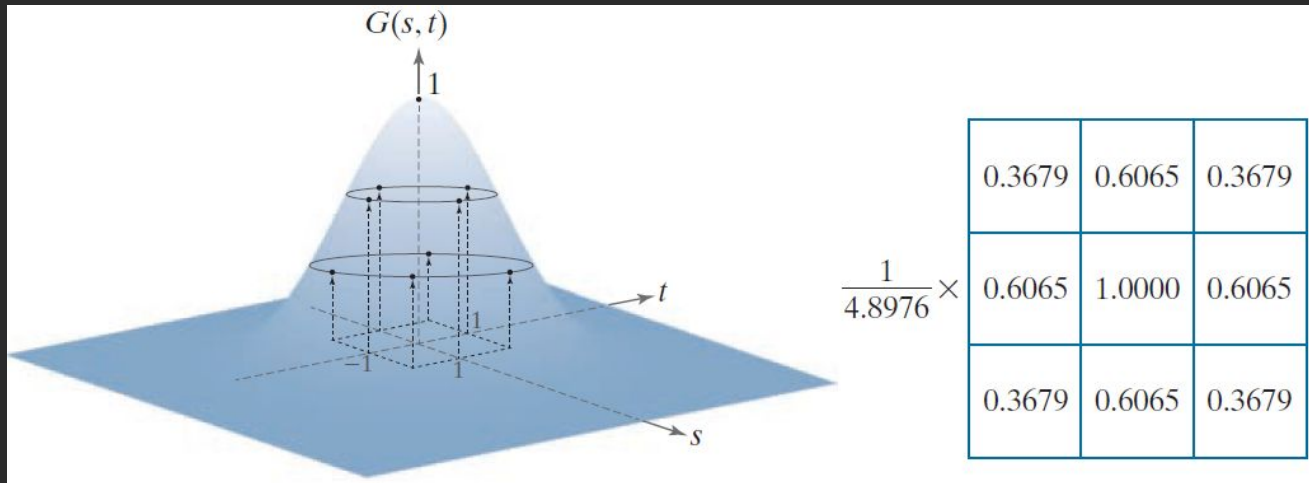
Esta forma nos recuerda que la función es circularmente simétrica. La variable r es la distancia del centro a cualquier punto de la función G . Dado que trabajamos generalmente con tamaños de kernel impares, los centros de dichos núcleos caen en valores enteros, y se deduce que todos los valores de r^2 son también enteros.



DESENFOQUE GAUSSIANO

Distancias desde el centro para varios tamaños de kernel cuadrados.

DESENFQUE GAUSSIANO



(a) Muestreo de una función gaussiana para obtener un kernel gaussiano discreto.

Los valores mostrados son para $K = 1$ y $\sigma = 1$.

(b) Núcleo resultante 3×3 kernel

- Sabemos que los valores de una función gaussiana a una distancia superior a 3σ de la media son lo suficientemente pequeños como para poder ignorarlos.
- Lo anterior nos dice que no se gana nada utilizando un núcleo gaussiano mayor que $\lceil 6\sigma \rceil \times \lceil 6\sigma \rceil$ para procesamiento de imágenes.

FILTROS SHARPENING

- El filtro sharpening, o de afinado, resalta las transiciones de intensidad. Los usos de este filtro van desde de la impresión electrónica y la imagen médica, hasta la inspección industrial y el guiado de los sistemas militares.

FILTROS SHARPENING

- El suavizado se denomina a menudo filtro pasa bajas, un término tomado del procesamiento en el dominio de la frecuencia. De manera similar, sharpening se denomina a menudo filtro pasa altas. En este caso, las frecuencias altas (responsables de los detalles finos) se pasan (o se conservan), mientras que las frecuencias bajas se atenúan o se rechazan.

USO DE LA SEGUNDA DERIVADA PARA LA NITIDEZ DE LA IMAGEN – EL LAPLACIANO

Matemáticamente, a través de la manipulación de algunas ecuaciones se obtiene que el laplaciano discreto de dos variables es:

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

Esta ecuación se puede implementar utilizando la convolución con el siguiente kernel:

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

USO DE LA SEGUNDA DERIVADA PARA LA NITIDEZ DE LA IMAGEN – EL LAPLACIANO

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

Kernel alternativo que también incluye los términos que se encuentran en las diagonales.

0	-1	0	-1	-1	-1
-1	4	-1	-1	8	-1
0	-1	0	-1	-1	-1

Otros dos kernels Laplacianos