

Reducción de ruido Gaussiano en imágenes preservando bordes

Daniel Acuña U.

Abstract—Reducir ruido es un problema común en el procesamiento de imágenes. Los filtros de ruido sencillos son efectivos pero difuminan bordes de objetos de interés en una imagen. En este artículo se presentan filtros de imágenes en el dominio de la imagen y frecuencia para reducir ruido Gaussiano sin perder bordes de interés. Se analizan sus ventajas y desventajas.

Index Terms—Edge-preserving smoothing, Inpainting, Image Processing.

I. INTRODUCTION

Los filtros que reducen ruido generalmente desmejoran los bordes y viceversa. Ante ello se han propuesto diversos métodos que varían en su complejidad y resultados. Filtros en el dominio del espacio como el Bilateral y el Kuwahara logran excelentes resultados. En general, los métodos en el dominio de la imagen buscan minimizar la varianza o detectar bordes donde el filtro no actúa en esa zona. Por otro lado, en el dominio de la frecuencia no hay muchas opciones cuando el ruido es blanco (como el ruido Gaussiano). El filtro pasa banda puede ser una opción. Su implementación es más intuitiva en el dominio de la frecuencia, como se presenta en este artículo.

II. IMPLEMENTACIÓN ALGORÍTMICA

A. Filtro Kuwahara

Existen muchas variaciones de este filtro, aquí se muestra una de las más sencillas [1]. Consiste en tomar una ventana en la vecindad de un pixel. Ésta a su vez se subdivide en cuatro segmentos. A cada región se le calcula la varianza y promedio de color. El valor del pixel es reemplazado por el promedio de la región con la menor varianza.

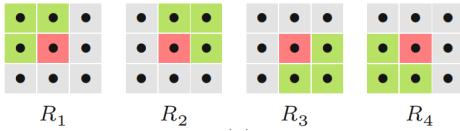


Fig. 1. Subdivisiones de la ventana

La implementación del filtro en imágenes a colores difiere según la definición de varianza de una región.

1) *Suma de varianzas*: La varianza es definida como la suma de las varianzas por canal en la región.

$$\sigma^2 = \sigma_R^2 + \sigma_G^2 + \sigma_B^2 \quad (1)$$

2) *Norma de matriz de varianzas*: La varianza es definida como la norma de una matriz de varianzas:

$$\begin{pmatrix} \sigma_{RR} & \sigma_{RG} & \sigma_{RB} \\ \sigma_{GR} & \sigma_{GG} & \sigma_{GB} \\ \sigma_{BR} & \sigma_{BG} & \sigma_{BB} \end{pmatrix} \quad (2)$$

donde

$$\begin{aligned} \sigma_{pq} = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in R} [I_p(u+i, v+j) - \mu(I_p, u, v)] \\ \dots [I_q(u+i, v+j) - \mu(I_q, u, v)] \end{aligned} \quad (3)$$

3) *Varianzas separadas*: Se trata de aplicar el filtro a cada canal por separado, de modo que un canal no afecta el resultado del otro.

La segunda definición es más precisa pero levemente más costosa computacionalmente. La tercera definición es práctica pero recorre la imagen tres veces y no considera una dependencia entre los canales. En este artículo se implementa la primera definición dado que requiere recorrer la imagen una sola vez y considera la acción conjunta de los canales.

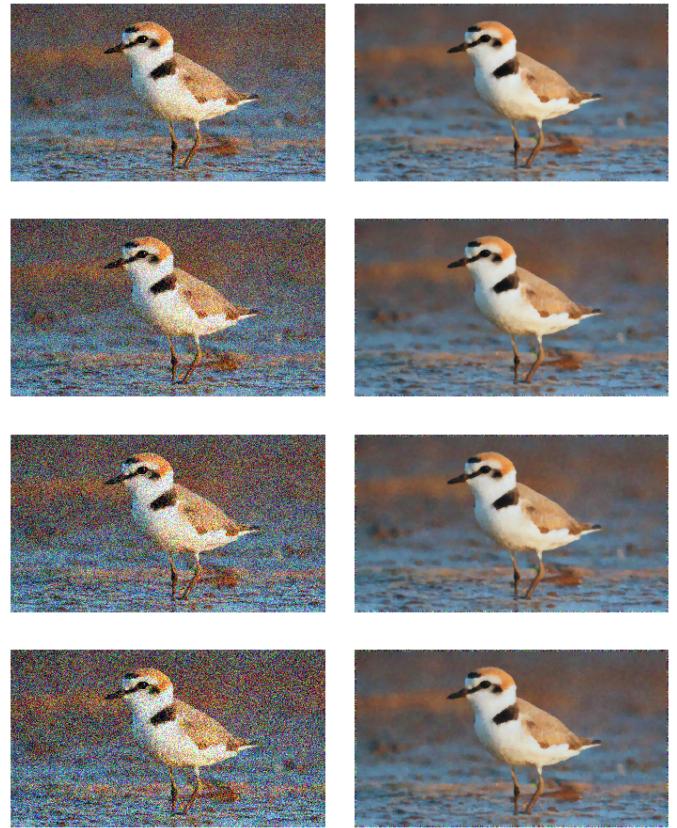


Fig. 2. Resultados de filtrado Kuwahara con ruido Gaussiano del 1% al 4%.

B. Filtro Pasa Banda

El filtro pasa banda es un filtro tradicional que presenta una leve mejora en los bordes frente al filtro pasa bajos. Ajustarlo para obtener este efecto no es simple. El filtrado de baja frecuencia debe ser muy pequeño, de forma que permita visualizar mejor los bordes. Si es muy alto el filtrado de alta frecuencia la imagen pierde sus colores naturales. La rapidez con que decae el filtro pasa banda puede ajustarse según distintas distribuciones. Acá presentamos tres variaciones:

1) *Filtro ideal*: En el dominio de la frecuencia define un umbral: toda frecuencia que esté de un lado se mantiene constante y la frecuencia que esté del otro lado se anula completamente. Matemáticamente en 2D se define como:

$$H_{ideal}(u, v) = \begin{cases} 1 & D_1 \leq D(u, v) \leq D_2 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (4)$$



Fig. 3. Ejemplo de filtro ideal.

2) *Filtro Butterworth*: A partir de una frecuencia dada empieza a descender linealmente en una escala logarítmica de frecuencias. Consigue un filtrado más suave que el filtro ideal. Matemáticamente en 2D se define como:

$$H_{butter}(u, v) = \frac{1}{1 + \left[\frac{D_1}{D(u, v)} \right]^{n_1}} \cdot \frac{1}{1 + \left[\frac{D(u, v)}{D_2} \right]^{n_2}} \quad (5)$$

Notemos que el primer factor es un filtro pasa altos y el segundo factor es un filtro pasa bajos. Los coeficientes n_1 y n_2 permiten regular la rapidez con que decae el filtro.

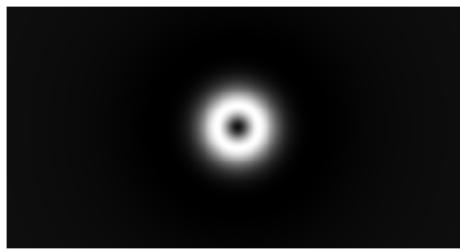


Fig. 4. Ejemplo de filtro Butterworth.

3) *Filtro Gaussiano*: Es el más conocido y el decaimiento sigue una distribución Gaussiana. Matemáticamente en 2D se define como:

$$H_{gauss}(u, v) = (1 - e^{-D^2(u, v)/2D_1^2}) \cdot e^{-D^2(u, v)/2D_2^2} \quad (6)$$

Análogamente al filtro (2) es un producto de filtros pasa altos con pasa bajos.

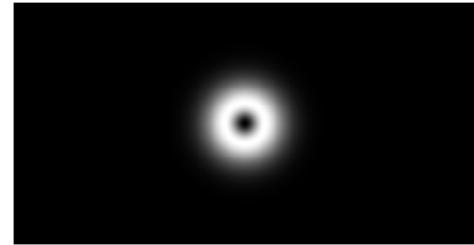


Fig. 5. Ejemplo de filtro Gaussiano.

El filtro escogido a implementar es el Gaussiano. En términos de costos numéricos no hay una diferencia mayor entre los tres, puesto que la implementación es casi idéntica. La diferencia entre los resultados entre sí son significativos. El filtro Gaussiano obtiene la mejor imagen y es más sencillo ajustar los parámetros para obtener una imagen adecuada [2].



Fig. 6. Pasa banda logra mejorar los bordes pero oscurece la imagen.

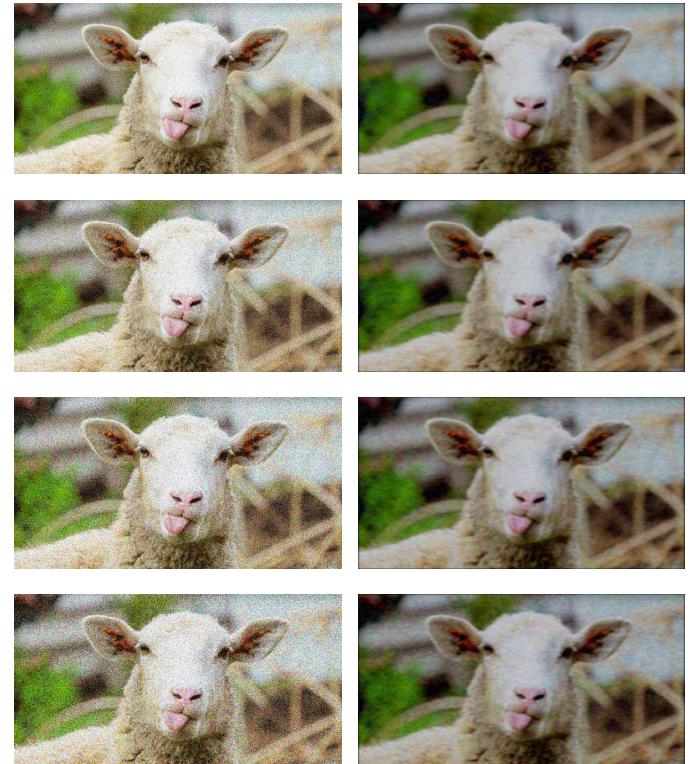


Fig. 7. Resultados de filtrado pasa banda con ruido Gaussiano del 1% al 4%.

III. ANÁLISIS Y CONCLUSIONES

En el dominio de la imagen se implementó un filtro no lineal conservador de bordes con tres variaciones en el cálculo de su varianza. Se obtuvieron excelentes resultados con una máscara móvil de 11x11 pixeles, sin embargo el tiempo de procesamiento es excesivo (alrededor de 7 minutos). En el dominio de la frecuencia se implementó un filtro pasa banda con tres tipos de máscaras diferentes: ideal, Butterworth y Gaussiano. Resultando más rápido de adecuar y con mejores resultados el filtro Gaussiano.

TABLE I
TABLA COMPARATIVA DE MÉTODOS

	Rapidez	Calidad	nro. de parámetros
Kuwahara	menor	mayor	Ninguno
Pasa banda	mayor	menor	De 2 a 4

a) *Kuwahara*: Los filtros no lineales como el Kuwahara permiten obtener mejores resultados que un filtro Gaussiano tradicional pasa bajos o pasa banda. No obstante, los filtros no lineales requieren mayor tiempo de computación y éste ha sido un problema que se ha intentado corregir últimamente [3]. Además, el filtro Kuwahara no puede implementarse en el dominio de la frecuencia, dado que consiste principalmente en un análisis local de la imagen (por el teorema del muestreo, la información local se pierde al tener precisión en la frecuencia).

b) *Pasa banda*: Los filtros en el dominio de la frecuencia no son tan eficientes como se desearía con ruidos del tipo blanco que distribuyen uniformemente en el dominio de la frecuencia. Entre ellos cabe destacar que el filtro Gaussiano es considerablemente mejor en comparación a otros como el ideal o Butterworth para filtrar ruido Gaussiano. El diseño de este tipo de filtros es más intuitivo de realizar en el dominio de la frecuencia, pero la implementación práctica es mejor realizarla en el dominio de la imagen (así se evitan los procesos de transformar y destransformar) haciendo uso de la propiedad de la convolución de la transformada de Fourier.

TABLE II
TABLA COMPARATIVA DE MÁSCARAS

	Rapidez	Calidad	nro. de parámetros
Ideal	igual	menor	2
Butterworth	igual	media	4
Gauss	igual	superior	2

La rapidez con que decae un filtrado en frecuencia afecta significativamente la calidad del filtrado. El hecho de que el filtro Gaussiano se comporte mejor con ruido Gaussiano puede deberse en parte a que la transformada de una Gaussiana también distribuye Gaussiana, aunque con el efecto de compresión o extensión en un dominio. Si la distribución del ruido fuese distinta probablemente el rendimiento de las máscaras sería distinto y habría que adaptar una máscara que atenúe el ruido con una velocidad de decaimiento correspondiente.

REFERENCES

- [1] W. Burger and M. J. Burge, *Edge-Preserving Smoothing Filters*. London: Springer London, 2016, pp. 413–451. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/978-1-4471-6684-9_17
- [2] C. Chen. (2020) Medium digital image processing using fourier transform in python. [Online]. Available: <https://medium.com/@hicraigchen/digital-image-processing-using-fourier-transform-in-python-bcb49424fd82>
- [3] W. Liu, P. Zhang, X. Chen, C. Shen, X. Huang, and J. Yang, “Embedding bilateral filter in least squares for efficient edge-preserving image smoothing,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 30, no. 1, pp. 23–35, 2020.



Daniel Acuña Estudiante de Ingeniería UC, Mayor en Ingeniería en Robótica, Minor en Ingeniería en Sistemas de Automatización. Pontificia Universidad Católica de Chile.