

Influencia del suavizado por difusión anisotrópica en imágenes de bordes de ultrasonido



Reinaldo Barrera Travieso, Ariel Plasencia Diaz, Juan Carlos Esquivel Lamis
MATCOM: Universidad de la Habana

Introducción

El modelo de difusión anisotrópica (DA) de Perona-Malik (P-M) [2] ha sido ampliamente usado en el suavizado de imágenes con el objetivo de eliminar ruido y resaltar los bordes de manera simultánea. La detección de bordes en las imágenes brinda información importante para localizar estructuras presentes en las mismas. La novedad de este trabajo consiste en que se aplica por primera vez a imágenes de ultrasonido una versión novedosa de P-M por regiones y con actualización del coeficiente de difusión en cada iteración, desarrollada en [2], [3], [4]. Las imágenes de borde se obtienen mediante el algoritmo Scharr.

(DA) por Regiones

La difusión es un proceso físico que equilibra diferencias de concentraciones sin crear o destruir masa; en este caso se refiere a concentraciones de intensidad en los niveles de gris en las imágenes. Para aplicarla por regiones la imagen se particiona empleando una técnica de segmentación de superpíxeles SLIC [1]

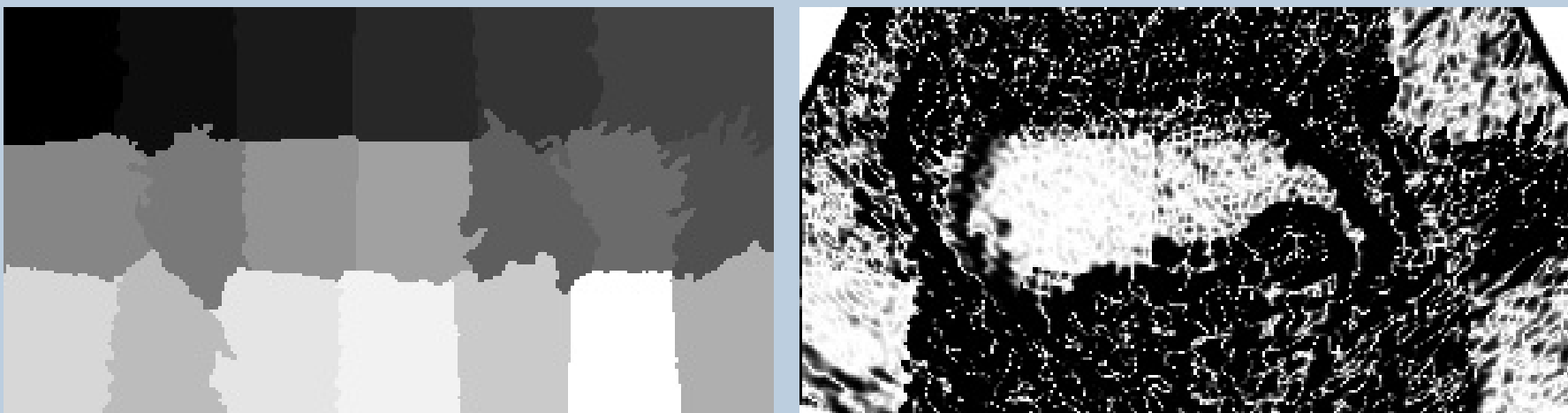


Figure 1: SLIC con n=10

En cada región se aplica DA según el modelo siguiente:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla I(x, y, t)) \\ I(x, y, 0) = I_0 \end{cases} \quad (1)$$

mientras que $c(x, y, t)$ se determina combinando [2], [4]

Conclusiones

La aplicación del algoritmo desarrollado en [4] a una pequeña muestra de imágenes de ultrasonido, demostró que es posible obtener mejores imágenes de bordes cuando la difusión se realiza por regiones y que potencialmente el algoritmo KMMC2 tiene un mejor desempeño. Sin embargo, aún hay que ajustar muchos parámetros como la cantidad óptima de regiones, los umbrales de bordes fuertes y bordes débiles, y el número de iteraciones.

Bibliografía

- [1] Achanta, Radhakrishna, Appu Shaji, Kevin Smith, Aurelien Lucchi, Pascal Fua, Sabine Susstrunk. 2012. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on. 34(11):2274-2282.
- [2] Borroto Fernández M, González Hidalgo M, León-Mecías A. 2014. New estimation method of the contrast parameter for the Perona-Malik diffusion equation. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization.
- [3] Hidalgo Gato E. 2015. Estimación del parámetro de contraste para el suavizado por Difusión Anisotrópica aplicado por regiones.
- [4] Méndez Castillo R M. 2019. Image smoothing by regions: a parallel version for mammography edges enhancement.

Experimentación: Resultados de las Medidas de Calidad

La DA por regiones se aplicó a una muestra de 10 imágenes de ultrasonido, utilizando dos algoritmos diferentes, KMMC [2], KMMC2 [4], para el cálculo del coeficiente de difusión en cada iteración. Para estos algoritmos se usaron varios juegos de parámetros (bordes débiles *wep*, bordes fuertes *sep*, número de iteraciones). Un parámetro variable es también el número de regiones.

Algoritmo	KMMC2			KMMC		
Imagen	RMSE	PSNR	SNR	RMSE	PSNR	SNR
im_1(18)	7.06110	23.61617	0.00065	13.28842	31.02648	0.00103
im_2(8)	8.14287	20.22713	0.00157	5.92876	28.12158	0.00302
im_3(10)	6.37224	24.22825	0.00095	5.07506	35.33467	0.00148
im_4(12)	11.05530	20.34762	0.00105	17.17136	23.56271	0.00187
im_5(17)	9.48456	19.85388	0.00255	7.12287	27.47691	0.00567
im_6(16)	11.37647	19.98768	0.00132	8.63443	23.27591	0.00253
im_7(7)	9.75062	19.39042	0.00425	8.97876	24.98165	0.00798

Table 1: Resultados con parámetros $wep = 0.1512$, $sep = 0.0351$, $t=4$

En la tabla 1 se puede observar que el RMSE y SNR son menores para KMMC2 que en KMMC, pues cabe recordar que mientras menores sean estos valores mejor será el resultado obtenido. Pero en el caso de PSNR pasa lo contrario, pues aquí se busca obtener valores mayores, siendo en este caso mejor para KMMC, donde la menor diferencia es de 8 aproximadamente.

Resultados Visuales de la Detección de Bordes

Los ultrasonidos poseen una mayor cantidad de bordes, por lo que el cambio brusco de intensidad en los píxeles que ocurre es mucho mayor. En los ejemplos ilustrados se puede observar como los bordes son detectados, pero se nota un grosor borroso en ellos, a diferencia de los trabajos anteriores donde estos eran más finos y precisos. Debido a las características de este tipo de imágenes, donde predomina mucha variación de contraste, una vez aplicado el algoritmo, queda en las zonas centrales una especie de neblina, con áreas más intensas que otras.



Figure 2: Original (Izquierda); Imagen Filtrada con Filtro Gaussiano para $\sigma = 1$ (Centro), Imagen de Borde según algoritmo Scharr (Derecha)

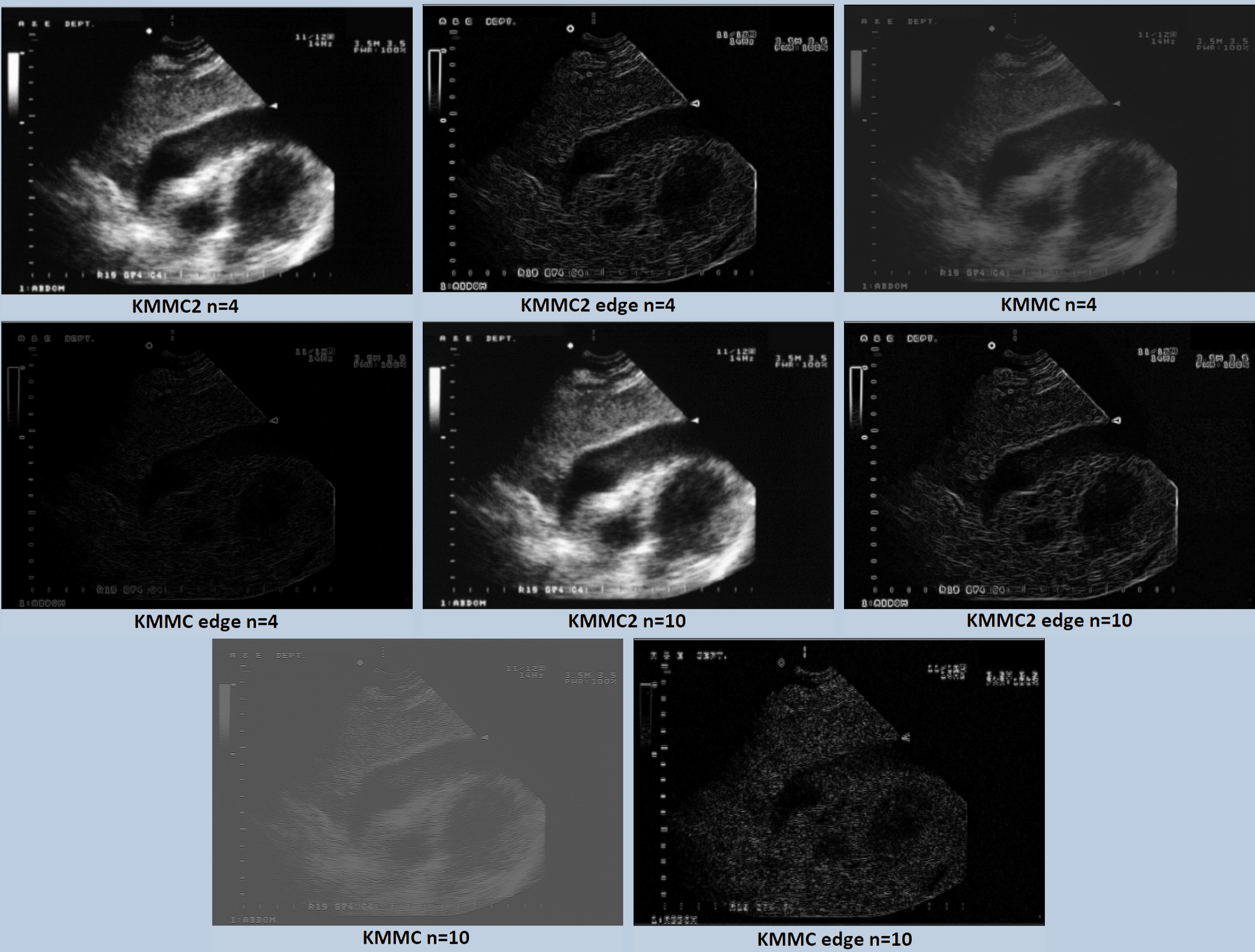


Figure 3: Imágenes obtenidas con los algoritmos KMMC, KMMC2, con parámetros $wep=0.4590$, $sep=0.0652$, $n=14$