

Document downloaded from:

<http://hdl.handle.net/10251/48285>

This paper must be cited as:

Sanchez, G.; Vidal Gimeno, VE.; Verdú Martín, GJ.; Mayo Nogueira, P.; Ródenas Escribá, FDA. (2013). Restauración de Imágenes Médicas con Diferentes Tipos de Ruido. 39ª Reunión Anual de la SNE.



The final publication is available at

<http://www.reunionanualsne.es/hemeroteca-ra/heme-ponencias>

Copyright

# Restauración de imágenes médicas con diferentes tipos de ruido

Ma. Guadalupe Sánchez<sup>1</sup>, Vicente Vidal<sup>2\*</sup>, Gumersindo Verdú<sup>2</sup>, Patricia Mayo<sup>2</sup> y Francisco Rodenas<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Instituto Tecnológico de Cd. Guzmán, <sup>2</sup>Universidad Politécnica de Valencia

\*vvidal@dsic.upv.es

**Resumen** – Las imágenes obtenidas por rayos X o computarizada tomografía computarizada (CT) en condiciones adversas, pueden estar contaminadas con ruido que puede afectar a la detección de enfermedades. Un gran número de técnicas de procesamiento de imágenes han sido propuestas para eliminar el ruido. Estas técnicas dependen del tipo de ruido presente en la imagen. En este trabajo, se propone un método para reducir el ruido gaussiano, impulsivo y speckle. Este filtro, llamado PGMFDNL combina un filtro de difusión no lineal con peer group y fuzzy. El filtro propuesto es capaz de reducir eficazmente el ruido de la imagen sin ningún tipo de información acerca del ruido presente en la imagen. Como resultado, el método propuesto obtiene un buen rendimiento en los diferentes tipos de ruido.

## 1. INTRODUCCIÓN

Las técnicas para restaurar las imágenes ruidosas son importantes hoy en día, por ejemplo, imágenes médicas obtenidas por rayos X o tomografía computarizada en condiciones adversas o una imagen de mamografía la cual puede ser contaminada con ruido que puede afectar la detección de micro-calcificaciones. El objetivo de este trabajo es diseñar un filtro para eliminar el ruido eficientemente, sin tener información inicial acerca del tipo de ruido presente en la imagen. Con este objetivo, hemos usado una imagen de mamografía de la base de datos de mini-MIAS[1]. A esta mamografía se le ha añadido ruido Gaussiano y/o Impulsivo (valor fijo) y ruido speckle.

Diferentes métodos han sido propuestos para restaurar la imagen dependiendo del tipo de ruido presente en la imagen, por ejemplo, para eliminar el ruido Gaussiano, están los métodos basados en el filtrado de imágenes en el dominio espacial o de frecuencia [2], métodos basados en la resolución de ecuaciones de problemas cuadrados [3], métodos basados en el uso de variación total y ecuaciones de difusión no lineal [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12]. En el caso del ruido impulsivo podemos usar técnicas recientes basadas en el concepto del *peer group* con métricas fuzzy, las cuales han proporcionado buenos resultados en el filtrado de imágenes RGB [13], [14], [15]. Un modelo de variación total para remover el ruido speckle en las imágenes es proporcionado en [16] y [17]. La ecuación Sylvester-Lyapunov se usa para lograr la reducción de ruido en imágenes médicas [18].

El modelo básico de ruido gaussiano asume que el ruido gaussiano de distribución normal tiene promedio cero y no es correlacional con la imagen, este caso es conocido como ruido blanco gaussiano de promedio cero.

El ruido impulsivo o “sal y pimienta”, tiene píxeles blancos y negros en la imagen. Este tipo de ruido puede ser causado por errores de conversión de analógico a digital o al transmitir la imagen. El ruido “sal y pimienta” es caracterizado por una densidad  $d$ , entre el número de los píxeles corruptos y el tamaño de la imagen. El ruido speckle es un ruido granular que inherentemente existe y degrada la calidad de la imagen. El ruido speckle es un ruido multiplicativo. La ecuación usada para añadir ruido speckle a la imagen es:  $J=I+n*I$ , donde  $n$  es una distribución uniforme de promedio cero.

En este trabajo, proponemos un método el cual combina el *peer group* y la métrica fuzzy con un método de difusión no lineal.

Este trabajo está organizado como sigue: en la sección 2 se explica el algoritmo para eliminar el ruido impulsivo, gaussiano y speckle. Los resultados del estudio experimental se muestran en la sección 3 y las conclusiones se presentan finalmente en la sección 4.

## 2. METODOS PARA ELIMINAR EL RUIDO

### 2.1. *Peer group* y métrica fuzzy (PGMF)

Una clase de métodos para eliminar el ruido se basan en las técnicas de *peer group* y métricas fuzzy [13], [14], [15]. El proceso se divide en dos pasos. El objetivo de este primer paso es detectar los píxeles erróneos y el segundo, corregirlos. Para el paso de detección, la métrica fuzzy entre los píxeles  $x_i$  e  $x_j$ , se usa como se describe en [13], esta métrica se define como:

$$M(x_i, x_j) = \frac{\min\{x_i, x_j\} + k}{\max\{x_i, x_j\} + k}, \quad (1)$$

donde  $k > 0$

La métrica fuzzy se utiliza en el *peer group*  $P(x_i, d)$ , donde  $x_i$  es el píxel central en una ventana  $W$  de tamaño  $n \times n$  (en este trabajo se considero,  $n=3$ ) y  $d \in [0,1]$ . El *peer group*  $P(x_i, d)$  se define por [14]:

$$P(x_i, d) = \{x_j \in W: M(x_i, x_j) \geq d\}. \quad (2)$$

La detección de los píxeles corruptos se realiza en dos fases. La primera fase calcula el *peer group* de  $x_i$  en  $W$  y todos los píxeles que pertenecen al *peer group*. Se declaran como no corrupto si la cardinalidad del  $P(x_i, d)$  es más grande que  $(m+1)$ , donde  $m$  es un umbral. En caso contrario son etiquetados como no diagnosticados. En la segunda fase, los píxeles etiquetados como no diagnosticados se analizan. Todos los píxeles que pertenecen al *peer group* se etiquetan como no corruptos si la cardinalidad del  $P(x_i, d)$  es mayor que  $(m+1)$ , en caso contrario el píxel central es marcado como corrupto.

Los tres parámetros ( $k$ ,  $d$  y  $m$ ), los cuales son determinados heurísticamente en el proceso descrito, toma valores en un cierto rango dependiendo de la imagen de entrada. La imagen se ejecuta con diferentes valores de  $d$  y  $k$ , la calidad de los resultados se determina por la selección de parámetros. El valor de  $d$  depende de la cantidad y tipo de ruido introducido.

En el paso de corrección, dado un píxel  $x_i$  previamente marcado como corrupto, lo reemplazamos por el Filtro de Media Aritmética (AMF) de sus valores de los píxeles vecinos (etiquetados como no corruptos) en su ventana  $W$ .

### 2.2. Filtro difusivo no lineal (NDF)

Como se mencionó en la introducción, una clase de métodos de restauración de imágenes están basados en el uso de ecuaciones de difusión no lineal [4], [5], [6], [7], el

cual aparece asociado a un problema variacional y quizá se obtiene desde la minimización del funcional apropiado. La elección de un funcional particular depende del objetivo específico de interés. Por ejemplo, varios filtros difusivos adecuados para imágenes médicas [9], se han obtenido de la minimización de un funcional apropiado.

Consideremos el funcional [10],

$$J(u, \beta, \mu, \varepsilon) = \int_{\Omega} \left( \sqrt{\beta^2 + \left\| \vec{\nabla} u \right\|^2} + \frac{\mu}{2} (u - I_0)^2 + \frac{\varepsilon}{2} \left( \vec{\nabla} u \right)^2 d\vec{x} \right), \quad (3)$$

donde  $I_0$  es la imagen observada (con ruido),  $u$  es la imagen filtrada,  $\mu$  y  $\varepsilon$  son constantes y  $\Omega$  es una región convexa de  $R^2$  que constituye el espacio de la superficie de apoyo  $u(x,y)$ , representando la imagen. El primer término de la funcional  $\beta = 1$  representa el área de superficie representando la imagen [6], el segundo término da cuenta de la distancia entre la imagen observada y la solución deseada  $u$  (imagen filtrada), y el tercer término controla la regularidad de la solución.

El proceso de eliminación de ruido en la imagen corresponde al problema de minimización [5], [6] (variación total):

$$\min_u J(u, \beta, \mu, \varepsilon) \quad \text{subject to} \quad \frac{\int_{\Omega} (u - I_0)^2 d\vec{x}}{\int_{\Omega} d\vec{x}} = \sigma^2 \quad (4)$$

La solución de este problema es la imagen  $u$  que minimiza la funcional  $J(u, \beta, \mu, \varepsilon)$  satisfaciendo la restricción de arriba. La condición significa que el "error" entre la imagen original y la imagen ruidosa debe ser igual a  $\sigma$ , donde  $\sigma$  es la desviación estándar del ruido presente en la imagen. Es importante una buena estimación de  $\sigma$  para minimizar la ecuación (3).

En nuestro trabajo, estimamos el nivel de ruido presente en la imagen usando una estimación robusta propuesta por Donoho en [12] basado en la discretización de la transformada wavelet. De acuerdo a [12], la desviación estándar del ruido presente en la imagen puede ser estimada por  $\sigma = \text{median}(D_{ij})/0.6745$ , donde  $D_{ij}$  el coeficiente de la transformada diagonal wavelet. En este trabajo, la wavelet que se usó fue la wavelet de Daubechies de orden 25. La estimación del nivel de ruido de la imagen es el punto clave del filtro difusivo no lineal.

La solución del problema de minimización conduce a un tiempo de discretización y, por lo tanto, una solución iterativa del problema. Para el tiempo de discretización, usamos un esquema semi-implícito, y para resolver las ecuaciones usamos la alternativa el operador aditivo de división (AOS) [7] y [10]. La selección del tiempo de parada en la ecuación de difusión fue propuesta por Mrázek y Navara, basado en el criterio de correlación [11].

### 2.3. Peer group Fuzzy- Filtro Difusivo no lineal (PGFDNL)

Esta técnica es una combinación de PGMF y el método FDNL. La secuencia de aplicación del método es como sigue: primero PGMF y después el FDNL. El *peer group* con la métrica fuzzy remueve el ruido impulsivo y el ruido gaussiano se elimina con el FDNL y ambos métodos eliminan el ruido speckle.

### 3. RESULTADOS.

Con la finalidad de evaluar el rendimiento del método propuesto, tomamos imágenes de la base de datos mini-MIAS, asumimos que estas imágenes están libres de ruido y les añadimos ruido gaussiano, impulsivo y speckle. Las imágenes ruidosas fueron filtradas usando PGMF, FDNL y PGFDNL y comparamos la calidad de la imagen obtenida en cada caso. Los resultados se muestran en esta sección.

Para medir la calidad resultante después de pasar el filtro se usó el *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR), el *Mean Squared Error* (MSE) y el error absoluto medio (MAE). En particular, PSNR se usa para medir la reducción del ruido y MAE se usa para preservar la señal.

El error cuadrático medio de dos imágenes monocromáticas  $u$  e  $I$  de tamaño  $M \times N$  se define como:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \|I(i, j) - u(i, j)\|^2 \quad (5)$$

El PSNR se define como:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (6)$$

donde  $MAX_I$  es el máximo valor posible del píxel de la imagen.

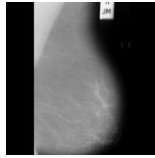
El error absoluto medio es dado por,

$$MAE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |I(i, j) - u(i, j)|. \quad (7)$$

Hemos hecho el análisis experimental de varias imágenes y para diferentes niveles de ruido para cada tipo de ruido, aunque nosotros únicamente mostramos aquí los resultados para una imagen (figura 1) y un nivel de ruido para cada tipo de ruido.

Las imágenes originales fueron en escala de grises, el rango de intensidad de 0-255. Las imágenes de prueba fueron generadas agregando ruido gaussiano, impulsivo y speckle con la función de MATLAB *imnoise*. Se utilizó ruido blanco gaussiano de promedio cero y varianza 0.01, para el ruido sal y pimienta una densidad 0.10 y ruido multiplicativo con varianza 0.04. Agregamos estos ruidos por separado o combinadamente.

Como mencionamos en la sección 2, el método fuzzy requiere la selección heurística de varios parámetros, de tal manera, previamente seleccionamos el mejor rendimiento de los valores de los parámetros para cada tipo de ruido. La tabla 1 muestra el mejor resultado para el parámetro  $d$  y  $m$  dependiendo del tipo y cantidad de ruido introducido. En los casos en los que involucra la varianza,  $m$  tiene el mismo valor de 8 (todos los vecinos), de lo contrario los valores son 4. Con una varianza de 0.01, el valor de  $d$  es 0.92.



**Figura 1. Imagen original de mamografía**

**Tabla 1. Mejores valores para los parámetros  $m$  y  $d$ .**

$D=0.10$ para ruido impulsivo valor fijo	5	0.85
$\sigma=0.01$ para ruido gaussiano	8	0.92
$D=0.10$ para ruido impulsivo valor fijo con $\sigma=0.01$ para ruido gaussiano	8	0.92
$\sigma=0.04$ para ruido speckle	8	0.88

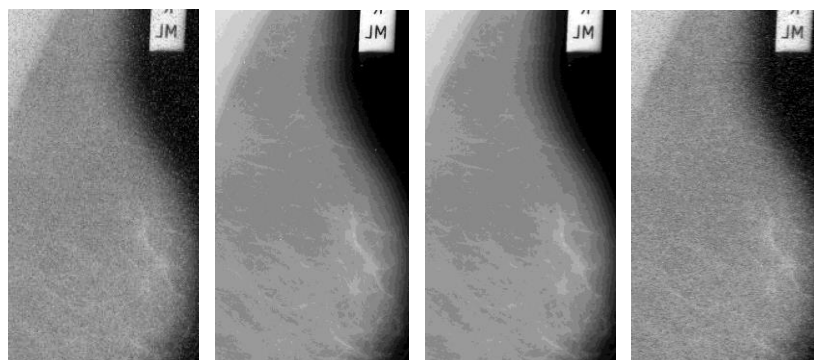
A través de un proceso similar al usado en el artículo [13], se obtuvo el valor de  $k$ , cuyo valor óptimo es usualmente 1024 para este tipo de imágenes.

Una vez que los parámetros de  $k$ ,  $d$  y  $m$  se determinaron, se filtro la imagen con los filtros PGMFDNL y con PGMF y FDNL, descrito en la sección 2.

Aplicando el filtro a la imagen con 10% de ruido impulsivo valor fijo, se obtuvo la calidad de la imagen filtrada del original mostrado en la tabla 2. Como podemos observar, cuando la imagen contiene únicamente ruido impulsivo, el mejor método es PGMF. También se puede usar el método PGMFDNL con poca diferencia de calidad con respecto al método PGMF. El método FDNL no provee buena calidad en la imagen filtrada. La figura 2 muestra los resultados al aplicar el filtro. La figura 2a es la imagen con este tipo de ruido. La figura 2b es la imagen filtrada con PGMF, 2c y 2d se filtró con PGMF y FDNL respectivamente. Se puede observar que 2b y 2c son el mejor.

**Tabla 2. Medida de calidad con densidad ( $D$ )=0.10 (Ruido impulsivo valor fijo).**

	MSE	PSNR	MAE
Imagen filtrada con PGMF	5.5365	40.6985	0.1793
Imagen filtrada con FDNL	36.4523	24.3934	9.4899
Imagen filtrada con PGMFDNL	7.1813	39.5688	0.759
Imagen ruidosa	1.90E+02	15.3459	12.821



**a                      b                      c                      d**

**Figura 2. Imagen 512x960: a) Ruido impulsivo valor fijo  $D=0.01$ , b) Filtrada con PGMF, c) Filtrada con PGFDNL, d) Filtrada con FDNL.**

En el caso de imágenes únicamente con ruido gaussiano, el rendimiento con FDNL y PGFDNL tiene similares resultados y son mejores que el método PGMF. La tabla 3 muestra los resultados.

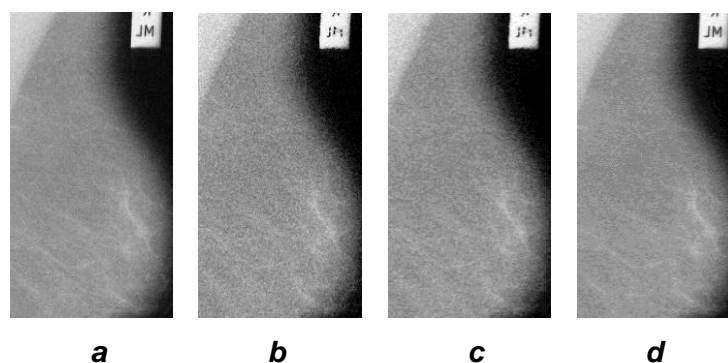
**Tabla 3. Medida de calidad para imagen con varianza 0.01 (Ruido Gaussiano).**

	MSE	PSNR	MAE
Imagen filtrada con PGMF	305.8954	23.2751	13.266
Imagen filtrada con FDNL	88.5022	28.6613	7.3277
Imagen filtrada con PGFDNL	99.7893	28.14	6.9826
Imagen ruidosa	621.5723	20.1959	19.672

FDNL y PGFDNL son acerca de 8 unidades PSNR con respecto a la imagen ruidosa. La figura 3 muestra la imagen resultante. La figura 3a es la imagen con ruido gaussiano. 3b es la imagen filtrada con PGMF, 3c con PGFDNL y 3d con el método FDNL. Como podemos ver esta figura, las imágenes 3c y 3d son las mejores opciones, PGMF y método FDNL.

Para las imágenes contaminadas con los dos tipos de ruido (tabla 4), muestra que el método PGMFDNL es acerca de 4 unidades PSNR mejor que los otros métodos y con respecto a la imagen original ruidosa es aproximadamente 13 unidades PSNR. La figura 4 muestra la imagen resultante. La figura 4a es la imagen con 0.01 de ruido impulsivo y 0.010 de ruido gaussiano, la 4b es la imagen filtrada con PGMF, 4c con PGMFDNL y 4d filtrada con FDNL. Podemos ver que PGMFDNL es el mejor filtro.

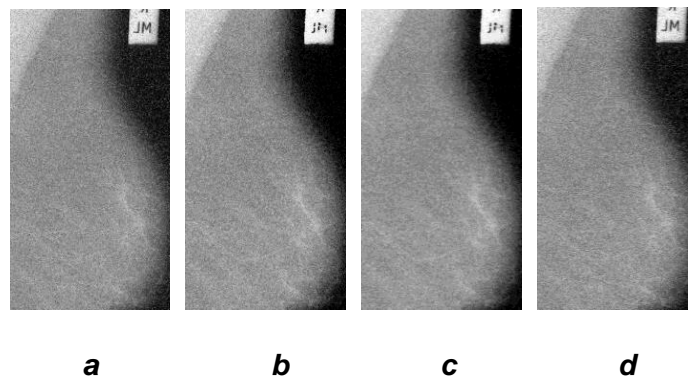
La tabla 5 muestra los resultados obtenidos por el ruido speckle. Podemos ver que los métodos PGMFDNL y FDNL tienen similares comportamientos. El método PGMF con este tipo de ruido no elimina el ruido presente en la imagen. La figura 5 muestra la imagen resultante. La figura 5a muestra la imagen con el ruido speckle. La imagen 5b es la imagen filtrada con PGMF, 5c con PGFDNL y la figura 5d con el método FDNL. Podemos ver que la figura 5c y 5d son los mejores filtros.



**Figura 3. Imagen 512x960: a) Imagen con ruido gaussiano  $\sigma^2 = 0.01$ , b) Filtrada con PGFM, c) Filtrada con PGFDNL, d) Filtrada con FDNL.**

**Tabla 4. Resultados de calidad para la imagen con ruido impulsivo valor fijo y ruido gaussiano.**

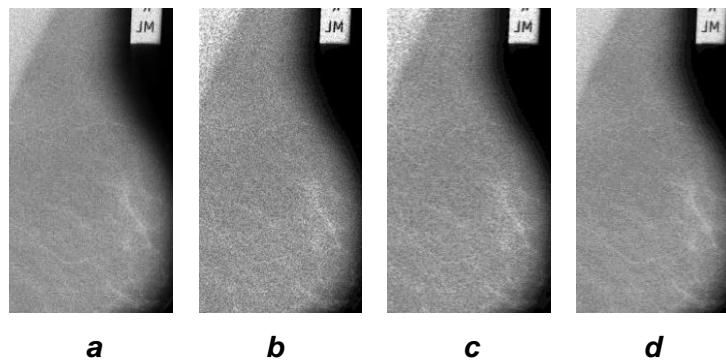
	MSE	PSNR	MAE
Imagen filtrada con PGFM	322.9214	23.0398	13.6645
Imagen filtrada con NDF	299.4993	23.3668	12.5675
Imagen filtrada con PGFDNL	103.1628	27.9956	7.3411
Imagen ruidosa	2.23E+03	14.6383	29.6629



**Figura 4. Imagen 512x960: a) Ruido impulsivo valor fijo y ruido gaussiano, b) Filtrada con PGFM, c) Filtrada con PGMFDNL, d) Filtrada con FDNL.**

**Tabla 5. Resultados de calidad para la imagen con ruido Speckle.**

	MSE	PSNR	MAE
Imagen filtrada con PGFM	1.25E+02	20.3004	19.0856
Imagen filtrada con NDF	1.02E+02	28.0572	7.412
Imagen filtrada con PGFDNL	7.37E+03	27.1649	8.1496
Imagen ruidosa	8.47E+02	18.8536	23.3195





**Figure 5. Resultados de la imagen para tamaño 512x960: a) ruido Speckle, b) imagen filtrada con PGFM, c) Imagen filtrada con FNLDL, d) Imagen filtrada con NDF.**

## 4. CONCLUSIONES

En este paper presentamos los resultados obtenidos al aplicar el método PGMFDNL y lo comparamos con los métodos PGMF y FDNL para eliminar el ruido impulsivo (valor fijo), gaussiano y speckle en las mamografías obtenidas de la base de datos mini-MIAS. Si la imagen contiene únicamente ruido impulsivo valor fijo, la mejor técnica es el PGMF, así mismo el método PGFND provee similares resultados. Si la imagen contiene únicamente ruido Gaussiano o speckle, la mejor técnica para eliminar el ruido ha sido el método FDNL, seguido muy de cerca por el PGMFDNL. Cuando la imagen contiene alguna combinación de los ruidos, el método PGMFDNL es el mejor con respecto a otros métodos. Nosotros concluimos que el PGMFDNL es el mejor método cuando no hay información acerca del ruido natural presente en la imagen.

En futuros trabajos debido al alto coste computacional del proceso, introduciremos el cómputo de alto rendimiento (GPUs, multicore, librerías). El parámetro  $d$ ,  $m$  y  $k$  será estudiado para encontrar valores generales para diferentes imágenes.

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue financiado por el ministerio español de ciencia e innovación: Proyecto TIN2011-26254), ANITRAN PROMETEO/2010/039, Proyecto TIN2008-06570-C04-04, y DGEST ITCG a través del programa PROMEP (México).

## REFERENCIAS

- [1] <http://www.nlm.nih.gov/research/visible/fresh ct.html>
- [2] J.C. Russ, "The image processing Handbook", CRC Press, 2002.
- [3] M. Bertero, P. Boccaci, "Introduction to inverse problems in imaging", CRC Institute of Physics Publishing, 1998.
- [4] F. Catté, P. Lions, J. Morel and T. Coll, "Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion". SIAM Numerical Analysis, vol. 29, pp.182, 1992.
- [5] L.I. Rudin, S. Osher, E. Fatemi, "Nonlinear total variation based noise removal algorithm", Physica D, vol. 60, pp. 259, 1992 .
- [6] C.R. Vogel, M.E. Oman, "Iterative methods for total variation denoising", SIAM J. Sci. Comput., vol. 17, 1, pp. 227, 1996.
- [7] J. Weickert, B.M. ter Haar Romeny, M.A. Viergever, "Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 7, 3, pp. 398, 1998.
- [8] T. Chan, A. Marquina, P. Mulet. "High-order total variation-based image restoration". SIAM J. Sci. Comput., vol. 22, 2, pp. 503, 2000.
- [9] S.L. Keeling, "Total variation based convex filters for medical imaging", Applied Mathematics and Computation vol. 139, pp. 101, 2003.
- [10] J. Weickert, "Efficient image segmentation using partial differential equations and morphology". Pattern Recognition, vol. 34, pp. 1813, 2001.
- [11] P. Mrázek and M. Navara, "Selection of optimal stopping time for nonlinear diffusion filtering", International Journal of Computing Vision, vol. 52 pp. 189, 2003.
- [12] D.L. Donoho, "De-Noising by Soft-Thresholding". IEEE Transactions on Information Theory, vol. 41, pp. 613, 1995.

- [13] J. G. Camarena, V. Gregori, S. Morillas, A. Sapena, "Fast detection and removal of impulsive noise using *peer group* and fuzzy metrics", Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 19, pp. 20, 2008.
- [14] B. Smolka, "Fast detection and impulsive noise removal in color Images". Real-Time Imaging vol. 11, pp.389, 2005.
- [15] M. G. Sánchez, V. Vidal, J. Bataller, J. Arnal, "A Fuzzy Metric in GPUs: Fast and Efficient Method for the Impulsive Image Noise Removal". In Proc. ISCIS 2011, pp. 323-330, 2011.
- [16] Ioannis Pitas and Anastasios N. Venetsanopoulos, "Nonlinear Mean Filters in Image Processing", IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing, vol. 3, pp.573,1986.
- [17] Jose M. Bioucas-Dias and Mario A. T. Figueiredo, "Total variation restoration of speckled images using a split-bregman algorithm", In Proc. Image Processing (ICIP), 2009.
- [18] Jose M. Bioucas-Dias and Mario A. T. Figueiredo, "A Variational Model to Remove the Multiplicative Noise in Ultrasound Images", Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2010.