

Document downloaded from:

<http://hdl.handle.net/10251/43730>

This paper must be cited as:

Sánchez, GM.; Vidal Gimeno, VE.; Verdú Martín, GJ.; Mayo Nogueira, P.; Ródenas Escribá, FDA.; Ginestar Peiro, D. (2011). Un Método Híbrido de Restauración de Imágenes Médicas con Ruido Gaussiano e Impulsivo. 37 Reunión anual de la SNE. Senda Editorial, S.A. 1(1):98-106.



The final publication is available at

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

Copyright Senda Editorial, S.A.

# Un Método Híbrido de Restauración de Imágenes Médicas con Ruido Gaussiano e Impulsivo

M. Guadalupe Sánchez  
Departamento de  
Sistemas y  
Computación  
ITCG,  
Cd. Guzmán, Jal. México

V. Vidal  
Departamento de  
Sistemas Informáticos  
y Computación  
UPV,  
Valencia, Spain

G. Verdú  
Departamento de  
Ingeniería Química  
y Nuclear  
UPV,  
Valencia, Spain

P. Mayo  
TITANIA  
Servicios Tecnológicos  
Grupo Dominguis,  
Valencia, Spain

F. Rodenas  
and D. Ginestar  
Departamento de  
Matemática Aplicada  
UPV,  
Valencia, Spain

**Abstract**—Las técnicas de eliminación de ruido para restaurar imágenes ruidosas es actualmente un tema importante, por ejemplo, las imágenes médicas obtenidas por rayos X de tomografía computarizada (TC) en condiciones de ruido debido al empleo de un pequeño número de proyecciones presentan ruido de diferentes tipos. Diferentes métodos han sido propuestos para la restauración de imágenes a partir de imágenes ruidosas, por ejemplo, los métodos basados en la solución de problemas de mínimos cuadrados regularizados y métodos basados en el uso de la ecuación de difusión no lineal. En este trabajo se analizarán y evaluarán dos técnicas que por separado cada una se comporta de forma eficiente para la eliminación de ruido Gaussiano e Impulsivo respectivamente, y combinadas forman un método híbrido que obtiene muy buenas prestaciones con respecto a la calidad en la mayoría de los distintos tipos de ruido. La primera técnica se basa en el concepto de peer-group y en la utilización de una métrica Fuzzy, la segunda trata de una técnica de Difusión no lineal. Las imágenes con las que se han analizado los métodos propuestos han sido obtenidas de la base de datos de mini-MIAS y se han dañado (modificado) con ruido Gaussiano y/o impulsivo de diferentes magnitudes utilizando el entorno MATLAB.

## I. INTRODUCTION

Las técnicas de eliminación de ruido para restaurar imágenes ruidosas es una tema importante en la actualidad, por ejemplo, imágenes médicas obtenidas con rayos X de tomografía computarizada CT en condiciones adversas. Por ejemplo, al obtener una mamografía, ésta puede estar contaminada con ruido que puede afectar la detección de microcalcificaciones. El objetivo de este trabajo consiste en diseñar un proceso de filtrado que elimine el ruido de manera eficiente sin disponer de información inicial del tipo de ruido. Para contrastar el comportamiento de dicho proceso, se ha utilizado una imagen de una mamografía de la base de datos mini-Mias [17], a la que se ha contaminado con ruido gaussiano y/o impulsivo.

Dependiendo del tipo de ruido en la imagen se han propuesto diferentes para su restauración, por ejemplo, para el ruido gaussiano, los basados en el filtrado de la imagen en el ámbito espacial o en el dominio de la frecuencia (véase, por ejemplo, [1]). Otros son los métodos basados en la solución de mínimos cuadrados regularizados [2] y también los métodos basados en el uso de ecuaciones de difusión no lineal [3]–[8]. Si el ruido es del tipo impulsivo, se pueden utilizar

técnicas recientes basadas en el concepto de peer group y métricas fuzzy, que en imágenes RGB han proporcionado buenos resultados [9]–[12].

En este trabajo se evaluará la posibilidad de utilizar dos técnicas por separado o en conjunto para la restauración de la imagen. Una es el uso del Peer Group, con la métrica Fuzzy y la otra es el método de difusión no lineal.

El trabajo está organizado de la siguiente manera: en la Sección II se explican los procesos para eliminar el ruido Impulsivo y Gaussiano. Los resultados del estudio experimental se muestran en la Sección III y, finalmente, la Sección IV concluye el documento.

## II. ELIMINACIÓN DE RUIDO IMPULSIVO Y GAUSSIANO

### A. Peer Group y Métrica Fuzzy (PGFM)

Una clase de métodos de eliminación de ruido se basa en la técnica de Peer Group y la métrica Fuzzy [9]–[12]. El proceso se divide en dos pasos. El primer paso consiste en detectar los píxeles erróneos, y el segundo en corregirlos. Para la etapa de detección, la métrica Fuzzy entre los píxeles  $x_i$  y  $x_j$  se utilizó la descrita en [9], que está dada por la siguiente función:

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

donde  $k > 0$ .

El valor de  $k$  reduce la no-uniformidad y evita la reducción de la importancia de los datos de dos diferentes pares de vectores (píxeles) consecutivos o distanciados. La métrica Fuzzy (1) se utiliza en la determinación del Peer Group  $\mathcal{P}(x_i, d)$  donde  $x_i$  es el píxel central de una ventana  $W$  de tamaño  $n \times n$  (en el presente estudio se consideró  $n = 3$ ) y  $d \in [0, 1]$ . La representación del  $\mathcal{P}(x_i, d)$  en su expresión matemática es la siguiente:

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

El Peer Group [11] relacionado con el píxel central  $x_i$  de  $W$  es el conjunto formado por el píxel central y todos aquellos píxeles vecinos que forman parte de la ventana y que distan de éste más de  $d$ . El valor de  $d$  se obtiene mediante un estudio

heurístico de la imagen a analizar, y se ha observado que depende de la cantidad y el tipo de ruido introducido.

El paso de detección se realiza en dos fases. En la primera fase, se calcula el Peer Group de  $x_i$  en  $W$  y todos los píxeles que pertenecen al Peer Group se declaran como no corruptos si la cardinalidad del  $\mathcal{P}(x_i, d)$  es mayor que  $(m + 1)$ , donde  $m$  es el umbral dado. De lo contrario, son etiquetados como no diagnosticados. El valor de  $m$  también es determinado de forma heurística.

En la segunda fase, se analizan los píxeles etiquetados como no diagnosticados. Todos los píxeles que pertenecen al Peer Group se etiquetarán como no corruptos si la cardinalidad  $\mathcal{P}(x_i, d)$  es mayor  $(m + 1)$  y de lo contrario se marcará como corrupto el píxel central.

En la etapa de corrección, dado un  $x_i$  previamente marcado como dañado, lo sustituimos por el Filtro de Media Aritmética (AMF) [18] de sus píxeles vecinos (etiquetados como no corruptos) en la ventana  $W$ .

Los tres parámetros ( $k$ ,  $d$  y  $m$ ), que se determinan de forma heurística en el proceso descrito, toman valores en un cierto rango dependiendo de la imagen de entrada.

### B. Filtro Difusivo No Lineal

Como se mencionó en la introducción, una clase de métodos de restauración de imágenes se basan en el uso de ecuaciones de difusión no lineal [3]–[8]), que generalmente aparecen asociados a un problema variacional y, se puede obtener a partir de la minimización de las funcionales apropiadas. La elección de un determinado funcional depende del objetivo específico de interés. Por ejemplo, varios filtros de difusión, adecuados para las imágenes médicas [13], han sido obtenidos a partir de la minimización de las funcionales apropiadas.

Consideremos la funcional [14],

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

donde  $I_0$  es la imagen observada (con ruido),  $\mu$  y  $\epsilon$  son constantes y  $\Omega$  es una región convexa de  $\mathbb{R}^2$  que constituyen el espacio de apoyo de la superficie  $u(x, y)$ , que representa la imagen. El primer término en la funcional para  $\beta = 1$  representa el área de la superficie que representa la imagen, [5], 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.

Consideraremos el problema de minimización [4], [5]

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

es decir, buscamos la imagen  $u$  que minimiza el funcional  $J(u, \beta, \mu, \epsilon)$  y presenta una variación con respecto a la imagen observada  $I_0$  igual a  $\sigma^2$ . En nuestro trabajo hemos estimado  $\sigma$ , tomando la desviación media absoluta del coeficiente wavelet empírica de la escala más fina y dividiendo por 0.6745 [16]. Para todas las imágenes estudiadas, el wavelet fue un Daubechey de orden 25.

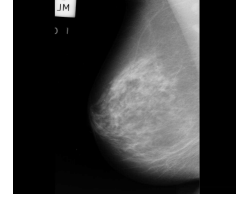


Fig. 1. Imagen Original 1024x1024

Para la discretización del tiempo se utiliza un esquema semi-implícito, y para resolver las ecuaciones se utiliza el operador de división aditivo alternativo (AOS) [6], [14]. La selección del tiempo de parada en la ecuación de difusión fue el propuesto por Mrázek y Navara, con base en el criterio de correlación [15];  $\sigma$ , a priori, se desconoce, pero es importante conocer su valor para minimizar la ecuación (4).

### III. RESULTADOS

En esta sección presentamos los resultados de los experimentos obtenidos al filtrar una imagen tomada de la base de mini-MIAS [17], Fig. 1) con los filtros mencionados en la sección previa. La imagen se encuentra en escala de grises.

Hemos agregado Ruido Gaussiano e Impulsivo a la imagen, mediante el uso del entorno MATLAB (MATriz LABoratory) con la función conocida *imnoise*.

Con la finalidad de medir la calidad resultante de las imágenes, hemos utilizado las meticas PSNR y MAE. PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) para medir la reducción de ruido y MAE (Mean Absolute Error) para medir la preservación de la señal resultante.

Para definir el PSNR necesitamos calcular el MSE (Mean Square Error), el cual para dos imágenes monocromáticas  $u$  (imagen filtrada) e  $I$  (imagen de referencia) de tamaño  $M \times N$  es definido como:

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

donde  $M \times N$  es el tamaño de imagen.

Así, el PSNR es definido como:

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

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

El error absoluto medio está dado por,

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

Para realizar las pruebas, hemos agregado a la imagen de referencia diferente tipo y cantidad de ruido. Como primer opción, a la imagen se le agregó 0.10 de densidad de ruido ( $D$ ) de Sal y Pimienta, a una segunda con  $D=0.20$ , a la siguiente fue con una varianza de  $\sigma=0.01$  para generar ruido Gaussiano y la última imagen contiene  $D=0.10$  con  $\sigma=0.01$ .

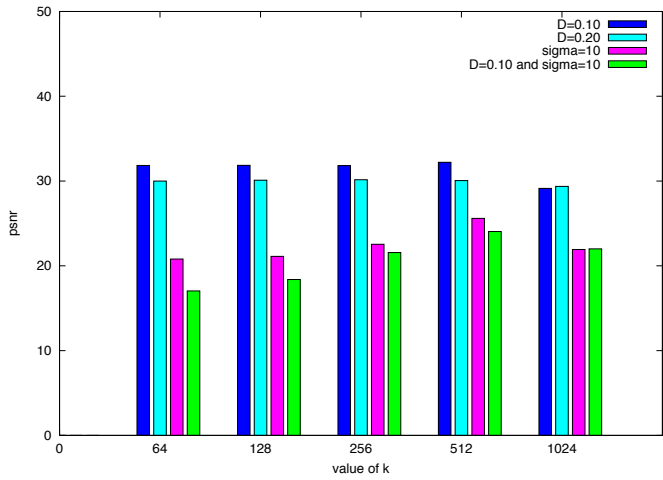


Fig. 2. Valor de  $k$  para diferente varianza y densidad de ruido.

Se realizó un estudio para determinar los valores óptimos de  $d$  y  $m$  para cada caso en el método fuzzy. La tabla I muestra el mejor resultado para cada tipo de ruido. El valor de  $d$  y  $m$  depende del tipo y cantidad de ruido introducido. En el caso de ruido Impulsivo, el valor de  $m$  es similar, mientras que para el ruido Gaussiano requiere uno de los valores máximos (6+1, 7 de sus 8 vecinos), como se esperaba.

A través de un proceso similar al usado en el artículo [10], se obtuvieron los valores de  $k$  (Figure 2), los cuales muestran que el valor óptimo global de  $k$  para la ecuación (1) es 512. Aunque se puede observar que en el rango de 64-512 para el ruido impulsivo el valor de PSNR es muy similar. Sin embargo, en el caso de ruido Gaussiano hay una mejora considerable con valor de 512.

Una vez determinados los parámetros heurísticos  $k$ ,  $d$  y  $m$ , vamos a realizar un análisis comparativo de las prestaciones de los filtros descritos anteriormente para un tamaño de imagen de  $960 \times 512$ . Con el objetivo de observar mejor la apreciación de la calidad en las imágenes resultantes hemos extraído una subimagen de tamaño  $384 \times 384$ .

Al aplicar el filtro a la imagen con 10% de ruido Impulsivo, la calidad de la imagen filtrada comparada con la original se muestra en la tabla II. La figura 3 muestra la imagen filtrada.

Como se observa, cuando la imagen contiene únicamente ruido Impulsivo, los resultados de PSNR con el método PGFM + difusión es similar al aplicar el método de PGFM únicamente. Sin embargo, el MAE y MSE es mejor con el método PGM. Y como era de esperar, el método de difusión por sí mismo no proporciona mejor calidad a la imagen con

TABLE I  
MEJORES VALORES PARA  $d$  Y  $m$

	m	d
$D = 0.10$ para ruido Sal y Pimienta	5	0.88
$D = 0.20$ para ruido Sal y Pimienta	4	0.82
$\sigma = 0.01$ para ruido Gaussiano	6	0.85
$D = 0.10$ y $\sigma = 0.01$ para ruido Sal y Pimienta y Gaussiano	3	0.90

TABLE II  
RESULTADOS DE LA CALIDAD DE LA IMAGEN RESULTANTE CON DENSIDAD ( $D$ ) = 0.10 DE RUIDO IMPULSIVO, PARA EL TAMAÑO DE IMAGEN  $530 \times 960$

	MSE	PSNR	MAE
Imagen filtrada después de PGFM	39.69	32.14	0.54
Imagen filtrada después de PGFM y Diffusion	39.10	32.21	1.39
Imagen filtrada después de Diffusion	296.92	23.06	10.33
Imagen con ruido	2136.9	14.83	12.73

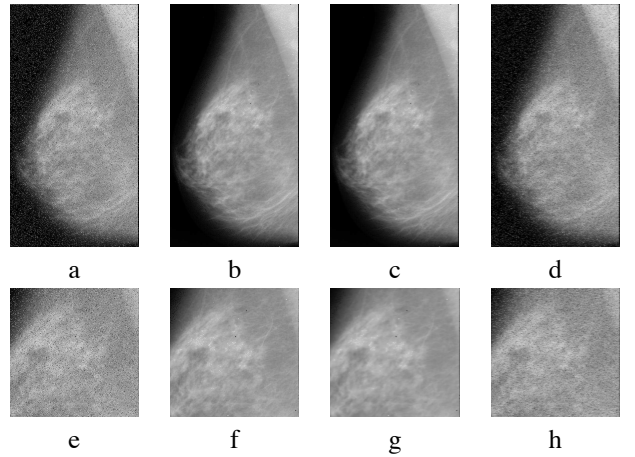


Fig. 3. Resultados con la imagen de tamaño  $512 \times 960$ : a) Densidad ( $D$ ) = 0.10 de ruido Sal y Pimienta, b) Imagen filtrada después del filtro PGFM, c) Imagen filtrada después del filtro PGFM y Difusión, d) Imagen filtrada después de Difusión. Subimagen  $384 \times 384$ : e) Densidad ( $D$ ) = 0.10 de ruido Sal y Pimienta, f) Imagen filtrada después de PGFM, g) Imagen filtrada después de PGFM y Difusión, h) Imagen filtrada después del filtro de Difusión.

TABLE III  
CALIDAD DE LA IMAGEN RESULTANTE CON DENSIDAD ( $D$ ) = 0.20 (DE RUIDO IMPULSIVO), DE LA IMAGEN CON TAMAÑO  $530 \times 960$

	MSE	PSNR	MAE
Imagen filtrada después de PGFM	113.02	27.60	0.97
Imagen filtrada después de PGFM y Difusión	62.80	30.15	1.88
Imagen filtrada después de Difusión	669.89	19.52	17.87
Imagen Ruidosa	4290.8	11.81	25.57

ruido impulsivo.

La tabla III muestra la calidad resultante después de aplicar el filtro a la imagen con 20% de ruido Impulsivo. La figura 4 muestra la imagen filtrada.

Con la mayor densidad de ruido Impulsivo probado, PGFM + difusión, provee mejor calidad que si solo aplicamos el método PGFM.

En el caso de imágenes con solo ruido Gaussiano, el rendimiento al combinar PGFM+Difusión es de 5 unidades del PSNR mejor que si solo aplicamos el método PGFM y cerca de 7 unidades con respecto a la imagen con ruido. El método de difusión es sensiblemente mejor que el método combinado, tanto para el indicador PSNR como para el MAE. En la tabla IV se observan los resultados comentados.

Los resultados obtenidos en PSNR al comparar las imágenes contaminadas con los dos tipos de ruidos con respecto a la imagen ruidosa, se muestran en la tabla V y Fig. 6. Los resultados muestran que el comportamiento de los filtros separadamente es de aproximadamente 8 unidades. Sin

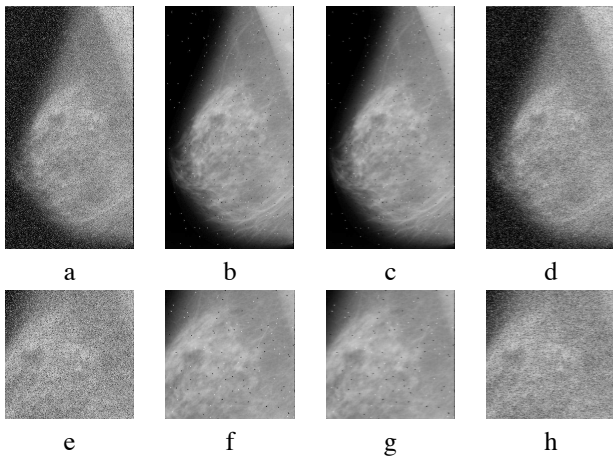


Fig. 4. Resultados con la imagen de tamaño 512x960: a) Densidad ( $D$ ) = 0.20 de ruido Sal y Pimienta, b) Imagen filtrada después de PGFM, c) Imagen filtrada después de PGFM y Difusión, d) Imagen filtrada después del filtro de Difusión. Subimagen de tamaño 384x384: e) Densidad ( $D$ ) = 0.20 de ruido Sal y Pimienta, f) Imagen filtrada después de PGFM, g) Imagen filtrada después de PGFM y Difusión, h) Imagen Filtrada después del filtro Difusión.

TABLE IV  
CALIDAD DE LA IMAGEN RESULTANTE CON  $\sigma = 0.01$  (RUIDO GAUSSIANO) CON TAMAÑO DE IMAGEN 530x960

	MSE	PSNR	MAE
Imagen Filtrada después de PGFM	343.50	22.77	13.64
Imagen Filtrada después de PGFM y Difusión	104.78	27.93	6.88
Imagen Filtrada después de Difusión	99.28	28.16	7.57
Imagen Ruidosa	567.67	20.59	18.16

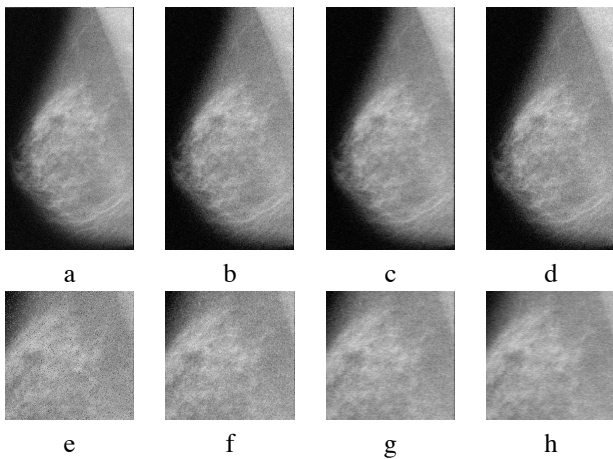


Fig. 5. Resultados con tamaño de imagen 512x960: a)  $\sigma=0.01$  para ruido Gaussiano, b) Imagen Filtrada después de PGFM, c) Imagen Filtrada después de PGFM y Difusión, d) Imagen Filtrada después del método Difusión. Subimage de tamaño 384x384: e)  $\sigma=0.01$  para ruido Gaussiano, f) Imagen filtrada después de PGFM, g) Imagen filtrada después de PGFM y Difusión, h) Imagen filtrada después de Difusión.

embargo, la combinación de ambos métodos obtiene mejoras cercanas a 13 unidades con respecto a la imagen ruidosa, por lo tanto el método híbrido mejora en 5 unidades los dos indicadores (PSNR y MAE) con respecto a las técnicas por separado.

En el caso de la imagen con ruido Impulsivo y Gaussiano mezclado, el método híbrido (PGFM+Difusión) obtiene ex-

TABLE V  
CALIDAD DE IMAGEN RESULTANTE, CON DENSIDAD DE ( $D$ ) = 0.10 Y CON UN  $\sigma = 0.01$  (RUIDO IMPULSIVO Y GAUSSIANO) CON UN TAMAÑO DE IMAGEN DE 530X960

	MSE	PSNR	MAE
Imagen filtrada después de PGFM	342.74	22.78	13.28
Imagen filtrada después de PGFM y Difusión	110.55	27.70	7.07
Imagen filtrada después de Difusión	386.97	22.25	13.98
Imagen Ruidosa	2421.94	14.29	28.29

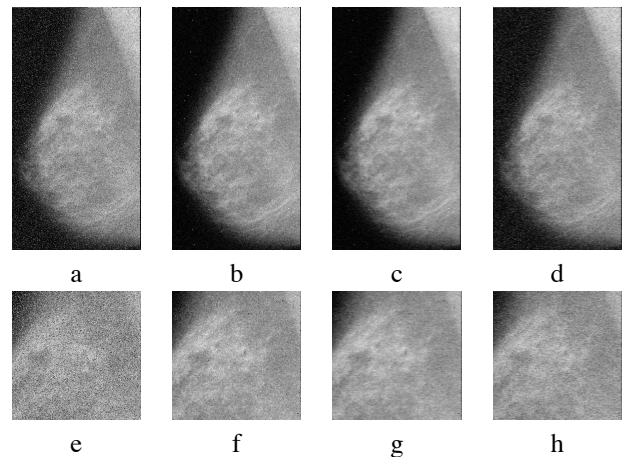


Fig. 6. Pruebas con tamaño de imagen 512x960: a) Densidad ( $D$ ) = 0.10 para ruido Sal y Pimienta con  $\sigma = 0.01$  para ruido Gaussiano, b) Imagen filtrada después de PGFM, c) Imagen filtrada después de PGFM y Difusión, d) Imagen filtrada después de Difusión. Pruebas con una subimagen de tamaño 384x384: a) Densidad ( $D$ ) = 0.10 para ruido Sal y Pimienta con  $\sigma = 0.01$  para ruido Gaussiano, b) Imagen filtrada después de PGFM, c) Imagen filtrada después de PGFM y Difusión, d) Imagen filtrada después de Difusión.

celentes resultados. La combinación del método de Difusión después del método PGFM, mejora la calidad de la imagen obtenida, pero debe ejecutarse en este orden. Esta sucesión es obvia, el uso de peer group y métrica fuzzy elimina eficientemente los valores extremos del ruido. Si método difuso fuera el primero, la eliminación de los valores extremos (ruido Impulsivo) fallaría.

#### IV. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

La conclusión es muy clara, en las imágenes analizadas con ruido Impulsivo y Gaussiano, el método híbrido (PGFM + difusión) es la mejor técnica para restaurar las imágenes. En dicho método, primero se utiliza la técnica PGFM para eliminar el ruido impulsivo y posteriormente se utiliza la técnica de difusión para eliminar el ruido gaussiano. En el caso de imágenes con ruido Gaussiano, el método PGFM no mejora la imagen, pero en este caso, el método de difusión no lineal filtraría el ruido. A su vez, en el caso de tener sólo ruido Impulsivo, la difusión no lineal no es un método eficiente, en este caso la PGFM es una buena técnica de eliminación de ruido. En futuros trabajos, con el objetivo de reducir los costes computacionales de los procesos, se utilizarán herramientas de computación de altas prestaciones (GPU, Multi-core, Librerías).

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue financiado por el Ministerio Español de Ciencia e Innovación (Proyecto TIN2008-06570-C04-04) y M. Gpe. Sánchez también le gustaría agradecer a la DGEST-ITCG por la beca otorgada a través del programa PROMEP (México).

## REFERENCES

- [1] J.C. Russ. The image processing Handbook, (CRC Press. London 2002).
- [2] M. Bertero, P. Boccaci. Introduction to inverse problems in imaging, (CRC Institute of Physics Publishing. Bristol. 1998).
- [3] F. Catté, P. Lions, J. Morel and T. Coll, Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion. SIAM Numerical Analysis 29 (1992) 182-193.
- [4] L.I. Rudin, S. Osher, E. Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithm. Physica D, (1992), 60, 259-268.
- [5] C.R. Vogel, M.E. Oman. Iterative methods for total variation denoising. SIAM J. Sci. Comput., (1996), 17, 1, 227-238.
- [6] J. Weickert, B.M. ter Haar Romeny, M.A. Viergever. Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering, IEEE Transactions on Image Processing, (1998), 7, 3, 398-410.
- [7] A. Marquina, S. Osher. Explicit algorithms for a new time dependent model based on level set motion for nonlinear deblurring and noise removal. SIAM J. Sci. Comput., (2000), 22, 2, 387-405.
- [8] T. Chan, A. Marquina, P. Mulet. High-order total variation-based image restoration. SIAM J. Sci. Comput., (2000), 22, 2, 503-516.
- [9] 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, 19 (2008) 20-29.
- [10] S. Morillas, V. Gregori, G. Peris-Fajarnés, P. Latorre. A fast impulsive noise color image filter using fuzzy metric, Real-Time Imaging 11 (5-6) (2005) 417-428.
- [11] B. Smolka. Fast detection and impulsive noise removal in color images. Real-Time Imaging 11 (2005) 389-402.
- [12] M. G. Sánchez, V. Vidal, J. Bataller, J. Arnal. Implementing a GPU fuzzy filter for Impulsive Image Noise Correction. CMMSE (2010) 1283-1328.
- [13] S.L. Keeling, Total variation based convex filters for medical imaging. Applied Mathematics and Computation 139 (2003) 101-119.
- [14] J. Weickert. Efficient image segmentation using partial differential equations and morphology. Pattern Recognition, (2001), 34, 1813-1824.
- [15] P. Mrázek and M. Navara, Selection of optimal stopping time for nonlinear diffusion filtering. International Journal of Computing Vision 52 (2003) 189-203.
- [16] D.L. Donoho. De-Noising by Soft-Thresholding. IEEE Transactions on Information Theory, (1995), 41, 613-627.
- [17] <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>
- [18] Ioannis Pitas and Anastasios N. Venetsanopoulos. Nonlinear Mean Filters in Image Processing IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing, (1986), 3, 573-584.