

Reducción de Ruido Impulsivo en Secuencias de Video en Color de Resonancia Magnética

María Nieves Florentín Núñez¹, Ezequiel López Rubio² y Sérgio Antonio Pohlmann³

¹Departamento de Informática –Universidad Nacional de Itapúa, Encarnación, Paraguay
florentin@uni.edu.py

²Departamento de Lenguajes y Ciencias de la Computación, Universidad de Málaga, España
ezeqlr@lcc.uma.es

³Departamento de Informática, Universidad Nacional de Itapúa, Encarnación, Paraguay
sergio@ycube.net

Abstract. This article presents a new technique for the decrease of impulsive noise for the switching median filters. The filter was based on the similarity that may exist among successive images in order to preserve more details of the sequences of video and to efficiently reduce impulsive noise. We have considered several test videos to determine the efficiency of the new proposed filter. The results of the simulation showed that the proposed method provides better performance than other filter.

Keywords: Detection of impulsive noise, median filter, decrease of noise in video, noise in video estimate.

Resumen. Este artículo presenta una nueva técnica de reducción de ruido impulsivo para los filtros de la mediana conmutadas. El filtro se basó en la similitud que puede existir entre imágenes sucesivas, para preservar más detalles de las secuencias de video y reducir eficazmente el ruido impulsivo. Hemos considerado varios videos de prueba para determinar la eficacia del nuevo filtro propuesto. Los resultados de la simulación demostraron que el método propuesto proporciona un mejor rendimiento que otro filtro.

Palabras claves: Detección de ruido impulsivo, filtro de la mediana, reducción de ruido en video, estimación de ruido en video.

1 Introducción

El filtro de la mediana es uno de los filtros más populares para eliminar ruido impulsivo [1]. Sin embargo, el filtro de mediana se aplica de manera uniforme en toda la imagen y por lo tanto tiende a modificar tanto píxeles ruidosos como píxeles sin ruido. Consecuentemente, la eliminación eficaz del ruido impulsivo es lograda a costa de características borrosas y distorsionadas [2]. Se han propuesto adaptaciones del filtro de la mediana para la eliminación de ruido, dichas adaptaciones consisten en

un esquema de conmutación basado en un detector de impulso [3], [4] para determinar qué píxeles deberían ser filtrados [5], [6]. Algunas de las adaptaciones propuestas son: El nuevo detector de impulso para los filtros de la mediana conmutadas, NIDSMFs (New Impulse Detector for Switching Median Filters). Este detector preserva satisfactoriamente líneas finas y otras características de la imagen. Tanto los resultados de la simulación como el análisis de complejidad demuestran que este método es mejor que muchos de los esquemas existentes [2]. Filtro de la mediana adaptable en dos pasos, ATM (Adaptive Two-pass Median), basado en máquinas de vector de soporte, SVMs (Support Vector Machines). Este filtro demuestra robustez deseable en la eliminación de ruido impulsivo y provee imagen de calidad satisfactoria [7]. Filtro neuro-fuzzy basado en la regla adaptativa del filtro de la mediana, NFRBAM (Neuro-Fuzzy Rule Base Adaptive Median). En base a los resultados de la simulación, se determina que este filtro reduce eficazmente el ruido impulsivo de diferentes grados, conservando los detalles finos de la imagen MR. Pero el tiempo de procesamiento de la imagen se hace muy lento [8]. En este artículo proponemos un nuevo filtro de la mediana adaptable, NAMF (New Adaptive Median Filter), para reducir ruido impulsivo en secuencias de video en color de resonancia magnética. Para la detección del ruido impulsivo, consideramos el esquema del detector de impulso propuesto Zhang y Karim [2]. Para la reducción del ruido impulsivo, nos basamos en la similitud que puede existir entre imágenes sucesivas. El píxel ruidoso detectado por el detector de impulso, sometemos nuevamente a una nueva verificación, donde comparamos el píxel del fotograma ruidoso actual con el píxel del fotograma ruidoso posterior, si son diferentes se aplica el filtro de la mediana, en caso contrario no se altera la intensidad del píxel. El nuevo filtro preserva satisfactoriamente las líneas finas de las secuencias de video y reduce eficazmente el ruido. Los resultados de la simulación demuestran que el método propuesto proporciona un mejor rendimiento que otro filtro.

El artículo se estructura de la siguiente manera: En la sección 2, se definen algunos conceptos básicos, como el filtro de la mediana estándar y el ruido impulsivo. En la sección 3, se presenta el diseño del nuevo filtro propuesto. En la sección 4, se presentan los resultados obtenidos. Finalmente en la sección 5, se presenta la conclusión.

2 Conceptos Básicos

2.1 Filtros de la Mediana Estándar

El filtro de la mediana realiza una operación de filtrado no lineal, donde una ventana se mueve sobre una señal y en cada punto el valor mediano de los datos dentro de la ventana se considera como la señal de salida [9]. El filtro de la mediana es computacionalmente eficiente, suprime el ruido impulso y conserva los bordes. Sin embargo, el filtro de mediana tiene la desventaja de quitar detalles importantes de la imagen, como las líneas finas que confunde con ruido y elimina [1]. Por ejemplo, en la Fig. 1(c) la mayoría de las venas capilares presentan características borrosas y

distorsionadas. Para solucionar este inconveniente del filtro de la mediana estándar, proponemos nuevo filtro de la mediana adaptable. En la sección 3 se desarrolla en detalle dicho filtro.

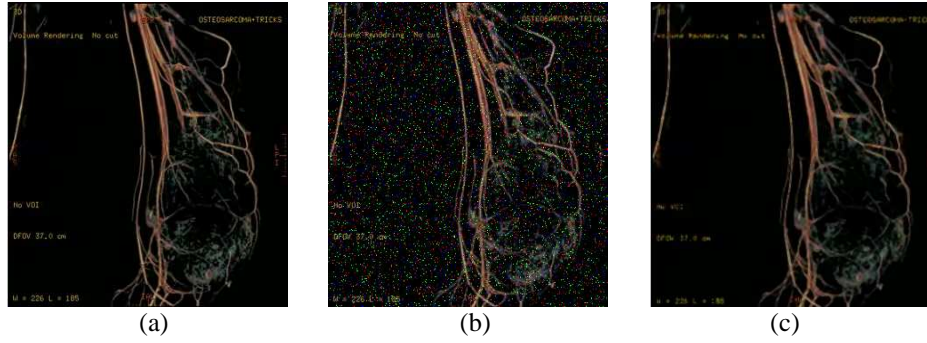


Fig. 1. Filtro de la mediana. (a) Imagen original, (b) Imagen ruidosa, (c) Imagen filtrada con el filtro de la mediana estándar.

2.2 Ruido Impulsivo

El ruido impulsivo es el ruido típico, que surge debido a las fallas de sensores de las cámaras. Se clasifica en dos tipos: ruido impulsivo de valor fijo, también llamado ruido sal y pimienta y ruido impulsivo de valor aleatorio.

Ruido sal y pimienta: consideremos $x = \{x_R, x_G, x_B\}$ que denota el píxel original y x^n denota el píxel corrupto, o_1, o_2, o_3 son los valores independientes e iguales a 0 ó a 255. Entonces los píxeles de la imagen son distorsionadas de acuerdo a:

$$x^n = \begin{cases} \{o_1, x_G, x_B\} & \text{con probabilidad } p_1 p, \\ \{x_R, o_2, x_B\} & \text{con probabilidad } p_2 p, \\ \{x_R, x_G, o_3\} & \text{con probabilidad } p_3 p, \\ \{o_1, o_2, o_3\} & \text{con probabilidad } p_\Sigma p, \end{cases} \quad (1)$$

Donde p es el grado de contaminación del ruido impulsivo, y $p_\Sigma = 1 - p_1 - p_2 - p_3$.

Ruido impulsivo aleatorio: donde la contaminación de los componentes o_1, o_2, o_3 en ecuación (1) son variables aleatorias en el intervalo $[0, 255]$ en imágenes en color [10].

En este artículo procesamos imágenes en color contaminadas por ruido impulsivo de tipo sal y pimienta en el lenguaje de programación MATLAB.

3 Método Propuesto

El método propuesto para la reducción de ruido, incluye principalmente dos pasos: 1) Detector de impulso, para la detección de impulso hemos considerado el mismo detector de impulso propuesto por Zhang y Karim [2], 2) Filtro de la mediana, para preservar satisfactoriamente las líneas finas de las secuencias de video y reducir eficazmente el ruido, nos basamos en la similitud que puede existir en las secuencias de imágenes sucesivas.

El diagrama de bloques del nuevo filtro se presenta en la Fig. 2.

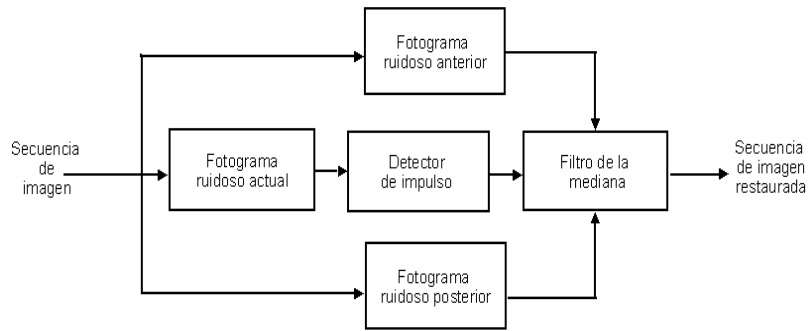


Fig. 2. Diagrama de Bloques.

Los detalles de cada método se desarrollan a continuación.

3.1 Detector de Impulso

El detector de impulso está basado en las siguientes dos suposiciones: 1) una imagen sin ruido consiste de áreas locales que varían suavemente separadas por bordes y 2) un píxel ruidoso toma un valor de intensidad sustancialmente más grande o más pequeño que las de sus vecinos [2].

Para determinar los objetos (zonas homogéneas, líneas, bordes y ruido) por los cuales está compuesto el fotograma, el detector de impulso previamente convoluciona el fotograma ruidoso actual con un conjunto de máscaras de convolución (ver Fig. 3).

La operación de convolución es representada por:

$$r_{pk} = |f_k \otimes k_p|, \quad p \in \{1, \dots, 4\}, k \in \{1, \dots, 3\}. \quad (2)$$

Donde k_p es la n -ésima máscara, \otimes denota la operación de convolución, $|f_k \otimes k_p|$ son las convoluciones aplicadas al fotograma f_k componente a componente, k es el índice del componente RGB y p es el índice de las cuatro máscaras de convolución.

El mínimo valor absoluto de las cuatro convoluciones resultantes, es representado por:

$$z_k(i, j) = \min(\text{abs}\{r_{1k}(i, j), r_{2k}(i, j), r_{3k}(i, j), r_{4k}(i, j)\}), k \in \{1, \dots, 3\}. \quad (3)$$

Donde $z_k(i, j)$ es el mínimo valor absoluto resultante y es utilizado para detectar el impulso. Para determinar si $z_k(i, j)$ es un píxel corrupto es comparado con un umbral T , representado por:

$$\alpha_k(i, j) = \begin{cases} \text{median}(\varphi), z_k(i, j) > T \\ z_k(i, j), z_k(i, j) \leq T \end{cases} \quad k \in \{1, \dots, 3\}. \quad (4)$$

Donde φ es la lista de valores de los pixeles vecinos del fotograma actual y anterior. Y $\alpha_k(i, j)$ es igual al valor de la mediana si se trata de un píxel ruidoso, en caso contrario mantiene su valor, es decir, es igual a $z_k(i, j)$.

Del análisis anterior $z_k(i, j)$ es grande cuando se trata de un píxel ruidoso y cuando $z_k(i, j)$ es pequeño $f_k(i, j)$ está libre de ruido, es una región homogénea, borde o línea fina.

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

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

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

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

Fig. 3. Máscaras de convolución 5x5. Fuente: Zhang y Karim, 2002.

3.2 Filtro de la Mediana

Para la reducción del ruido impulsivo en secuencias de video, consideramos el procesamiento de video en tiempo real, es decir, aplicamos el filtro de la mediana considerando el fotograma ruidoso actual y el fotograma ruidoso anterior, representado por:

$$m_k(i, j) = \text{median}\{f_k(i-n, j-n, t-1), \dots, f_k(i, j, t-1), \dots, \quad (5)$$

$$f_k(i+n, j+n, t-1), f_k(i-n, j-n, t), \dots, f_k(i, j, t), \dots,$$

$$f_k(i+n, j+n, t)\}, \quad k \in \{1, \dots, 3\} .$$

Donde $f_k(i, j, t)$ es el valor de la mediana en la coordenada (i, j) del fotograma actual t , el fotograma anterior $t-1$ y k , es el índice del componente RGB.

Para el filtrado consideramos una ventana de filtro 3x3 (ver Fig. 4) para procesar cada uno de los píxeles del fotograma ruidoso.

$X_{i-n, j-n}$	$X_{i, j-n}$	$X_{i+n, j-n}$
$X_{i-n, j}$	$X_{i, j}$	$X_{i+n, j}$
$X_{i-n, j+n}$	$X_{i, j+n}$	$X_{i+n, j+n}$

Fig. 4. Ventana de filtro.

Donde $x_{(i, j)}$ representa el píxel central en la ventana de trabajo.

Si el detector de impulso detecta un píxel ruidoso, ecuación (4), el nuevo filtro, realiza nuevamente una comparación entre el fotograma ruidoso actual y el fotograma ruidoso posterior, ecuación (6) para determinar si realmente se trata de un píxel ruidoso.

$$\alpha_k(i, j) = \begin{cases} \text{median}(\varphi), (\beta_k \sim \lambda_k) > 2, \text{or}((\beta_k(x_{i, j}) == \lambda_k(x_{i, j})), & (6) \\ \quad \text{abs}((\beta_k(x_{i, j}) - \lambda_k(x_{i, j}))) > 254 \\ \beta_k(x_{i, j}), (\beta_k \sim \lambda_k) \leq 2, \text{or}((\beta_k(x_{i, j}) \sim \lambda_k(x_{i, j})), & \\ \quad \text{abs}((\beta_k(x_{i, j}) - \lambda_k(x_{i, j}))) \leq 254 \\ \quad \quad \quad k \in \{1, \dots, 3\} . \end{cases}$$

Donde $\text{median}(\varphi)$ es el filtro de la mediana, ecuación (5), $\alpha_k(i, j)$ es el píxel restaurado, β_k es la lista de valores del fotograma ruidoso actual, λ_k es la lista de valores del fotograma ruidoso posterior, $\beta_k(x_{i, j})$ es el píxel central del fotograma ruidoso actual y $\lambda_k(x_{i, j})$ es el píxel central del fotograma ruidoso posterior.

Si se trata de un píxel ruidoso, es decir, no existe ninguna similitud entre el fotograma ruidoso actual y el fotograma ruidoso posterior, el valor de $\alpha_k(i, j)$ es igual a la mediana, en caso contrario mantiene su valor, es decir, es igual a $z_k(i, j)$.

4 Resultados de la Simulación

Las simulaciones por computadora fueron realizadas con el objetivo de evaluar el desempeño del filtro propuesto, para dichas simulaciones se consideraron 10 videos de prueba. Después de evaluar el desempeño de nuestro filtro lo comparamos con el filtro (NDSMFs) propuesto por Zhang y Karim [2]. Evaluamos primeramente los efectos del umbral T para determinar el rendimiento de los filtros. Los valores del MSE, obtenidos variando el umbral sobre el video de prueba “Osteosarcoma Angiografía”, corrupto por el ruido impulsivo en un 5%, se presentan en la Fig. 5.

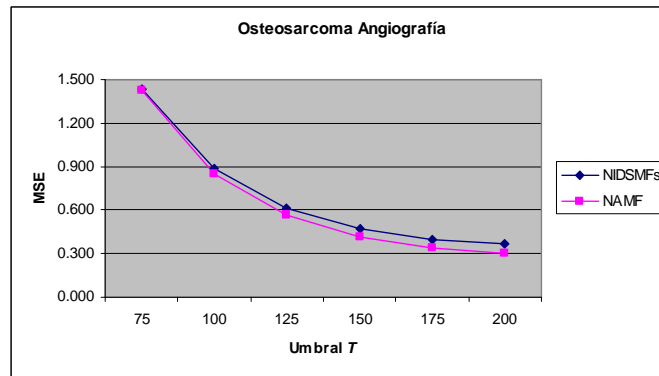
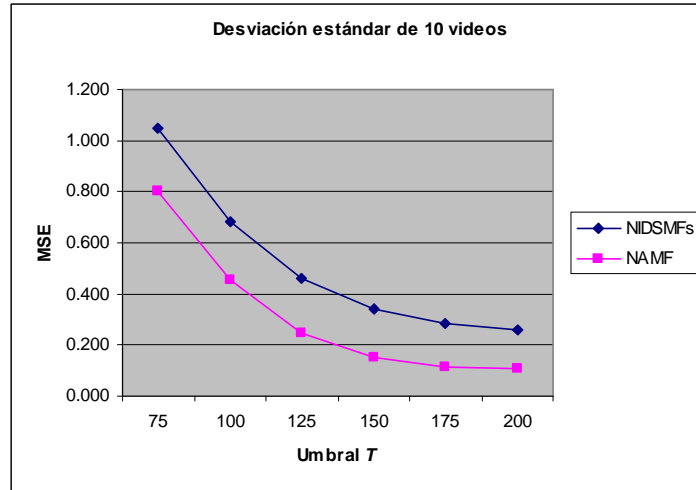
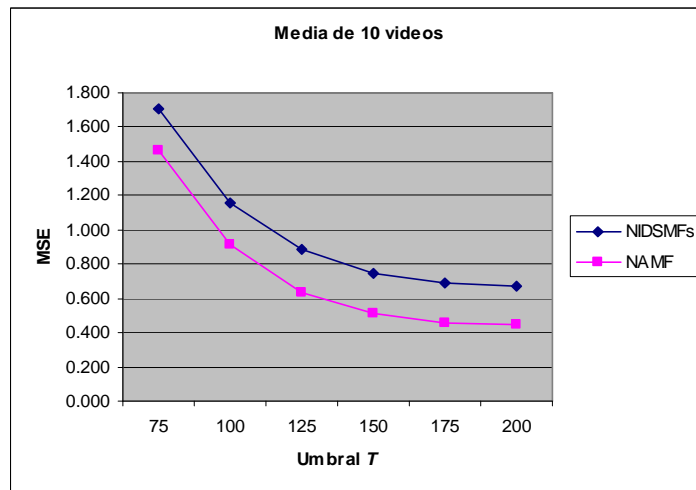


Fig. 5. Umbral T para los diferentes filtros.

Los resultados del MSE fueron mejores con el filtro propuesto para los distintos umbrales considerados. Resultados similares se obtuvieron con los otros videos de prueba, se presenta sólo el video de “Osteosarcoma Angiografía”, debido a la limitación de la longitud del artículo. La desviación estándar y la media del MSE de 10 videos que se procesaron con los distintos filtros se presentan en la Fig. 6. EL filtro propuesto (NAMF) en este artículo demostró mayor estabilidad en los 10 videos procesados [ver Fig. 6 (a) y (b)].



(a)



(b)

Fig. 6. Valores del MSE para los distintos filtros. (a) Desviación estándar de 10 videos, (b) media de 10 videos.

Cualidades subjetivas obtenidas con los diferentes filtros (ver Fig. 7), sobre el video “Osteosarcoma Angiografía”. Los resultados de restauración obtenidos con los filtros NIDSMFs y NAMF, se presentan en la Fig. 7 (c) y (d). Se considera que el filtro propuesto pudo eliminar la mayoría de los píxeles ruidosos, mientras conservó satisfactoriamente las líneas finas de las secuencias de video.

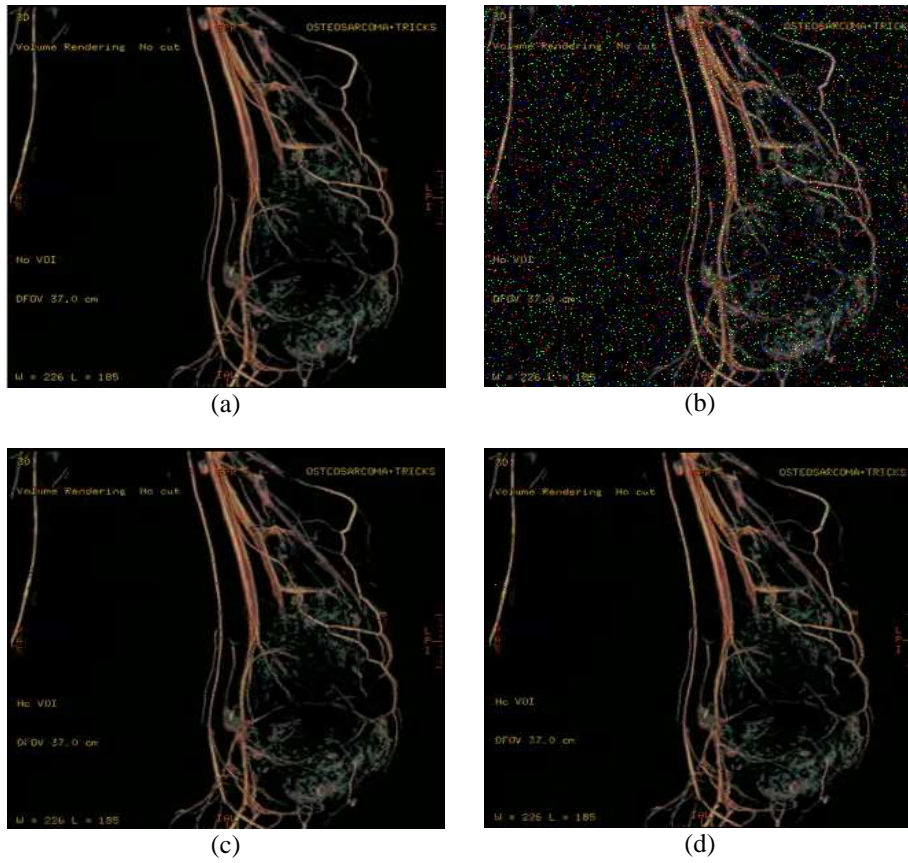


Fig. 7. Resultados de restauración de los diferentes filtros. (a) Video original, (b) video corrupto con 5% de ruido, (c) NIDSMFs, umbral 200, (d) NAMF, umbral 200.

El tiempo de procesamiento de ambos filtros se presenta en la Tabla 1 sobre el video “Osteosarcoma Angiografía”.

Tabla 1. Tiempo de procesamiento

Tiempo de procesamiento (segundos)	
NIDSMFs	153.266
NAMF	139.469

5 Conclusión

Hemos propuesto una nueva técnica de reducción de ruido impulsivo para los filtros de la mediana conmutadas, aplicado en secuencias de video en color de resonancia magnética. El nuevo filtro redujo eficazmente el ruido impulsivo, mientras preservó satisfactoriamente las líneas finas de las secuencias de video. Los resultados de la simulación demostraron que el filtro propuesto es mejor que el filtro NIDSMFs, en cuanto a los resultados cuantitativos, subjetivos, tiempo de procesamiento y mayor estabilidad del algoritmo propuesto.

En futuras investigaciones consideraremos los métodos basados en vectores para el procesamiento de video en color, ampliaremos la detección y reducción de ambos tipos de ruido impulsivo y compararemos con más métodos existentes para la reducción de ruido impulsivo en secuencias de video en color.

Referencias

1. Chen, T.-H., Chen, C.-Y., Chen, T.-Y. and Wu, M.-K. An Intelligent Restoration Method for Impulse Noise Highly-Corrupted Images. Proc. IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. Bangkok. 1-6, June 2006.
2. Zhang, S. and Karim, M. A New Impulse Detector for Switching Median Filters. IEEE Signal Processing Letters, 9 (11): 360-363, November 2002.
3. Sun, T. and Neuvo, Y. Detail-Preserving Median Based Filters in Image Processing. Pattern Recognition Letter, 15 (4): 431-347, April 1994.
4. Eng, H.-L. and Ma, K.-K. Noise Adaptive Soft-Switching Median Filter. IEEE Transactions on Image Processing, 10 (2): 242-251, February 2001.
5. Pok, G., Liu, J.Ch. and Nair, A.S. Selective Removal of Impulse Noise Based on Homogeneity Level Information. IEEE Trans. Image Processing, 2 (1):85-92, January. 2003.
6. Chen, T. and Wu, H.R. Space Variant Median Filters for the Restoration of Impulse Noise Corrupted Images. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, 48 (8): 784- 89, August 2001.
7. Lin, T.-C. and Yu, P.-T. Adaptive Two-Pass Median Filter Based on Support Vector Machines for Image Restoration. Neural Computation. 16 (2): 332-353, February 2004.
8. Toprak, A., Siraç, M. and Güler, I. Suppression of impulse noise in MR images using artificial intelligent based neuro-fuzzy adaptive median filter. Digital Signal Processing. 18 (3) 391-405, May 2008.
9. Astola, J., Haavisto, P. and Neuvo, Y. Vector median filters. Proceeding of the IEEE. 78 (4): 678 – 689, April 1990.
10. Zhou, H. and Mao, K.Z. An Impulsive Noise Color Image Filter Using Learning-Based Color Morphological Operations. Digital Signal Processing, 18 (3): 406-421, May 2008.