Journal of Next-generation Convergence Information Services Technology Vol.1, No.2, December (2012), pp. 57-74
차세대컨버전스정보서비스기술논문지

퍼지논리기반 다해상도 의료 영상 잡음제거에 관한 연구

A Study on Fuzzy-logic Based Noise Reduction of Medical Images using Multi-resolution Technique

고승현[1], 이준환[2]*

Seung-Hyun Ko[1], Joonwhoan Lee[2]*

요약

본 논문에서 제시하는 잡음 제거 기술은 각각의 투영 영상을 여러 개의 부대역(sub-band)으로 분해하는 것으로부터 시작한다. 분해된 각각의 부대역 영상은 0교차점 검출기를 통하여 경계 부분과 평탄한 영역으로 구별되어 진다. 이렇게 만들어진 영역은 잡음에 의해 생성된 거짓 경계일 경우가 있으므로, 지역적 분산 값을 구하게 된다. 검출된 분산 값은 퍼지 소속 함수에 따라 0 ~ 1 사이의 값으로 사상 되며, 퍼지 규칙 기반 제어에 의해 퍼지 대수 곱 및 퍼지 대수 합 연산을 취하고, 이는 경계의 확실성을 나타내는 경계 신뢰도 맵으로 변환하게 된다. 이 경계 신뢰도 맵은 각 부대역 영상에서 필터링 정도를 제어하게 된다. 따라서 경계 신뢰도 맵을 이용하여 가중 유도 필터(Weight Guided Filter)를 각 부대역 영상에 적용하고, 분해된 각 부대역 영상을 보간법을 통하여 결합하는 방식을 취함으로써 영상의 경계 부분을 최대한 보존하면서 잡음은 효과적으로 제거하도록 하였다.

핵심어 : 퍼지-논리, 다해상도, 잡음 제거, 의료영상

Abstract

In medical image, noise degrades the quality of the image. This affects the accurate diagnosis of the patient. In particular, the low-dose image has more higher noise than of the high-dose image. Accordingly, the noise reduction in medical imaging technology has emerged as a very important issue. In this paper, we propose that a fuzzy-logic based noise reduction of medical images using multi-resolution. First, each projection image is decomposed into sub-bands. In each sub-band image, we divided the boundary and non-boundary using zero-crossing detector. This result sometimes has the false boundary made by strong noise, so we separated true and false edge using local variance. According to fuzzy membership function, the local variance mapped between 0 and 1. By fuzzy rule-based control and fuzzy operation, we made an edge confidence map. This edge confidence map for each sub-band images are filtered to control the degree. Thus, we apply the Weighted Guided Filter on each sub-band images. After all the processes were finished, we reconstructed the images using interpolation. In this way, we removed noise while preserving boundary.

Keyword : Fuzzy-logic, Multi-Resolution, Noise Reduction, Medical Image

1 Institute for Cultural communication of Chonbuk National University, Jeonju, 561-756, Korea.
e-mail : ccurian86@naver.com

2 Institute for Cultural communication of Chonbuk National University, Jeonju, 561-756, Korea.
e-mail : chlee@chonbuk.ac.kr (Corresponding author)

Received(June 25.2012), Review (July 12.2012), Accepted(December 31.2012)

ISSN: 2384-101X JNCIST
ⓒ 2012 NCISTRC

1. 서론

의료 영상 처리란 인체 내부의 조직이나 기관을 포함하여 의학적으로 유용한 모든 생체 정보를 영상화하고 이로부터 진단이나 치료에 사용되는 임상 정보를 추출하고 처리하는 모든 기술을 총칭한다. 의료 영상은 생체 정보를 영상화한 데이터를 의미하며, 영상에 나타나는 신체 기관의 구조나 경계 정보는 환자의 질병을 진단하는 목적으로 많이 사용되기 때문에 의료 영상의 화질은 때때로 환자의 삶을 결정짓는 중요한 요소가 되기도 한다. 최근에는 다양한 의료 영상이 디지털화됨에 따라 보다 쉽게 의료 영상을 통하여 환자를 진단하고, 높은 수준의 품질을 통하여 최상의 의료 서비스를 환자에게 제공하기 위해서 영상 처리 기술에 대한 요구가 나날이 증가하고 있다.

디지털 의료 영상의 획득 방식의 종류는 디지털 방사선 촬영(Digital Radiography, DR)과 전산화된 단층 촬영(Computed Tomography, CT), 자기 공명 영상(Magnetic Resonance Imaging, MRI), 초음파(Ultrasound) 등이 대표적이다. 이 중에 초기 방사선 촬영과 전산화된 단층 촬영은 방사선의 위험에 대한 사람들의 인식이 낮아 매우 많은 양의 방사선에 환자들이 피폭되었으며, 이로 인해 조직이나 장기가 심한 장해를 입게 되는 급성 방사선 증후군과 같은 후유증을 격기도 하였다.

최근에는 사람들이 방사선에 대한 증가와 더불어 방사선에 대한 안전성에 많은 관심을 가지기 시작하였고, 저 선량 방사선 촬영 및 전산화된 단층 촬영이 많이 거론되기 시작하였다. 하지만, 저 선량 촬영은 그 수준에 따라서 기존 고 선량 영상보다 수배에서 수십 배에 이를 정도의 큰 화질차이를 보이게 되며 이를 극복하기 위해 저 선량 영상을 고 선량 영상과 동일하거나 그 보다 더 좋은 영상을 얻기 위해 영상 처리에 대한 요구도 증가하고 있다. 따라서 본 논문에서는 주로 방사선 촬영 영상과 전산화된 단층 촬영 영상을 대상으로 영상에 나타난 신체 기관의 경계를 잘 보존하면서 잡음은 최대한 제거할 수 있는 방식을 제안 한다.

2. 관련연구

단일 해상도에서의 필터링 방법은 선형 (위너) 필터나 비선형 (미디언) 필터등이 대표적으로 잡음제거에 쓰인다. 하지만 선형 필터는 영상 전체에 걸쳐 있는 잡음의 수준을 고려하지 않으며, 영상의 대조도와 섬세한 경계 부분을 빈번히 훼손시킨다. 비선형 필터는 경계 부분에서 훼손을 최소화 하지만 선형 필터와 마찬가지로 영상의 잡음 수준을 고려하지 않아 때때로 좋지 않은 결과를 보인다. 이러한 문제를 해결하기 위해 비등방성 확산필터가 제안되었다.[1][2] 비등방성 확산 필터

ⓒ 2012 NCISTRC

의 경우 지역적인 방향성을 탐색하여 경계를 보존하고 잡음을 효과적으로 제거한다. 다만, 비등방성 확산 필터는 조절 가능한 여러 변수의 설정에 따라 잡음 제거의 성능이 변화되기도 한다.

최근에는 trilateral filter[3]과 양방향 필터[4]가 제안되었으며, 이들은 공간적인 개념에서의 이웃에 기반한 필터가 아니라, 공간적으로 이웃하는 픽셀의 음영값(Grayscale-value)에 기반하여 필터의 가중치를 취하여 지역적인 경계를 보존하는 특징을 가진다. 하지만, 이러한 필터들도 잡음과 경계를 분리하는 파라미터를 임계 값으로 조절하여 잡음 제거의 성능이 변화된다.

한편, 위에서 제안한 공간 기반의 필터 방법 외에 웨이블릿 기반의 임계값 적용 기술은 매우 효과적인 기술로 이미 증명되었다.[5-10] 설정한 임계값 이하의 중요하지 않은 웨이블릿 계수는 잡음에 의한 것으로 판단하고 제거한 후, 남아있는 중요한 계수를 이용하여 영상을 재구성하는 과정을 거친다. 여기에서 중요한 사안은 임계값을 어떻게 설정할 것인지 이다. 고전적으로 soft threshold와 hard threshold가 존재한다. 이 밖에도 여러 가지 방법을 통하여 임계 값을 설정하는 기술이 존재한다. 위처럼 웨이블릿 기반 임계값 적용 알고리즘들은 자연스럽게 임계 값의 설정에 대해서 민감하게 된다.

웨이블릿에서 다해상도 기반 필터링 방법은 부대역 영상의 계수에서 관심 있는 특징과 잡음에 대한 영역을 효과적으로 분리해 낼 수 있게 한다. 이러한 장점으로 웨이블릿 다해상도 기반 잡음 제거 기술은 위에서 언급한 임계 값 적용 기술과 결합하여 의료영상에서 많이 쓰이게 된다.[11][12]

3. 퍼지 논리 기반 다해상도 잡음 제거 기술

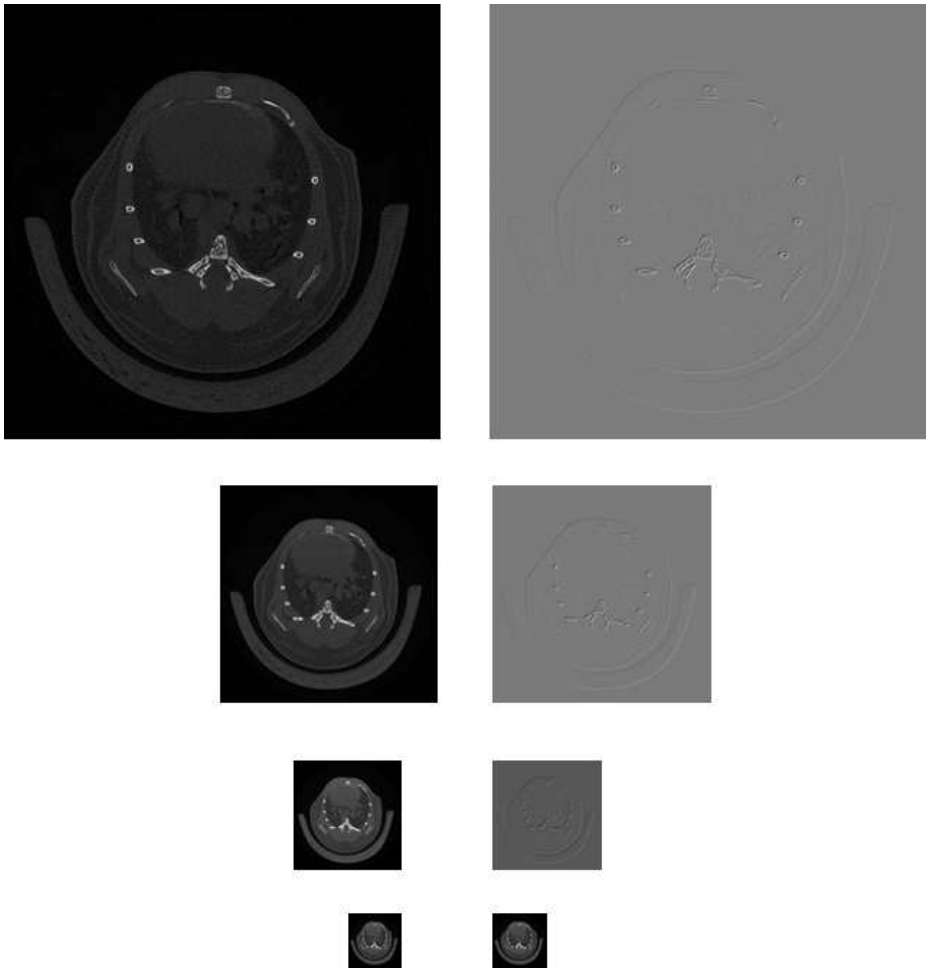
3.1 영상 피라미드의 구성

일반적으로 라플라시안 피라미드를 이용하여 잡음을 제거하는 기술은 웨이블렛 기반의 잡음 제거 기술과 매우 유사하다. 통상적으로 라플라시안 피라미드에서 잡음 제거는 다음과 같이 3개의 단계로 이루어진다. 먼저, 원본 영상을 라플라시안 피라미드 구조로 변환한다. 그 다음 라플라시안 피라미드의 각 부대역 영상에서 값을 조절하게 되며 끝으로 다시 재결합하여 영상을 복원한다.

먼저, 기본적으로 고주파 성분인 경계, 랜덤 잡음 등을 저주파 성분인 명암과 분리하기 위해서 [그림 1]에서 보는 것과 같이 입력 영상을 저역 필터 후 다운샘플 하여 라플라시안 피라미드를 구성하는 것으로부터 시작한다. 본 논문에서 라플라시안 피라미드는 3단계로 구성하며, 가장 최상위 영상은 고주파 성분을 제외한 저주파 성분만 남게 된다. 따라서 저주파 성분만 남은 최상위 레벨

ⓒ 2012 NCISTRC

의 영상은 가중 유도필터를 적용하지 않고 그대로 영상을 복원해 나간다.



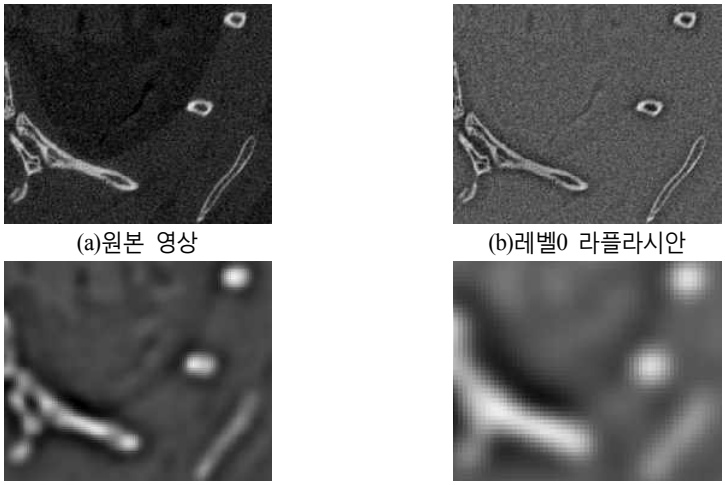
[그림 1] 가우시안 피라미드(왼쪽)과 라플라시안 피라미드(오른쪽)
[Fig. 1] Gaussian Pyramid(left) and Laplacian Pyramid(right)

특히, 라플라시안 피라미드의 낮은 단계 영상에서는 매우 많은 잡음과 경계가 존재하고, 단계가 높아질수록 잡음은 사라지고 경계만 나타나게 된다. 라플라시안 영상은 0이 교차하는 지점에서 경계가 검출되므로, [그림 2]의 라플라시안 영상에서 0점이 교차하는 곳을 찾으면 [그림 3]와 같이 표현된다.

[그림 3] (b)를 보더라도 알 수 있듯이, 영상에서는 경계가 아닌 곳에도 불구하고 경계로 표현된 곳이 많이 있으므로, 통상적인 방법으로는 0이 교차하는 지점에서의 지역적인 분산을 구하여 이 분산 값이 특정 임계값을 넘으면 경계로, 그렇지 않으면 잡음에 의한 것으로 판단한다. 본 논문에

ⓒ 2012 NCISTRC

서는 임계값을 지정하여 경계를 판단하는 대신 경계 신뢰도 맵을 구하여 경계의 정도를 파악하도록 한다.

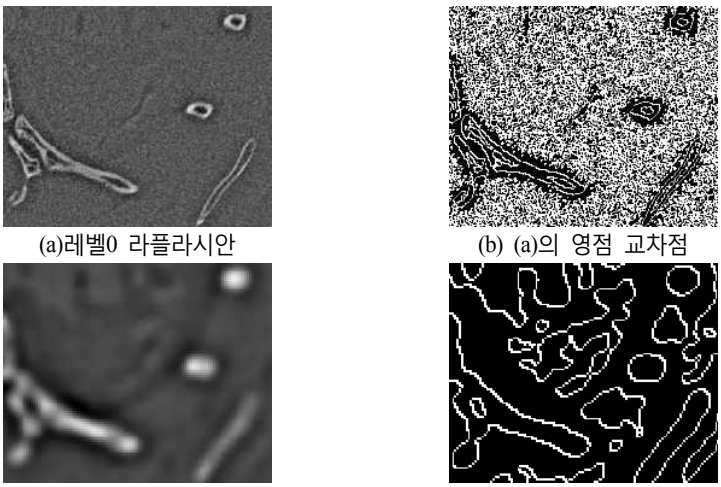


(a)원본 영상 (b)레벨0 라플라시안

(c)레벨1 라플라시안 (d)레벨2 라플라시안

[그림 2] 각 단계별 라플라시안 영상

[Fig. 2] Laplacian Image of Each Step



(a)레벨0 라플라시안 (b) (a)의 영점 교차점

(c)레벨1 라플라시안 (d) (c)의 영점 교차점

[그림 3] 영점 교차점 검출

[Fig. 3] Detecting Zero Crossing Point

ⓒ 2012 NCISTRC

3.2 경계 신뢰도 맵

경계 신뢰도 맵은 앞서 생성된 부대역 영상에서 존재하는 경계가 얼마나 진짜 경계에 가까운지를 나타내는 맵이다. 정확하게 경계 또는 비경계로 나누어서 잡음을 제거하다 보면 경계가 모호하거나 아주 높은 잡음 레벨을 유지하는 영상에서는 인공구조물이 생성되거나 진짜 경계가 훼손될 가능성이 있다. 따라서 2진 논리에 의한 잡음 제거보다 퍼지 제어를 통하여 잡음인지 또는 경계인지를 0 ~ 1 사이로 나타내는 경계 신뢰도 맵을 만들고, 이를 이용하여 높은 잡음 수준을 지니는 영상에서도 어느 정도 적응적으로 경계를 찾아내고 가중 유도 필터를 통하여 잡음을 제거할 수 있도록 한다.

3.1절에서 라플라시안과 0 교차점을 이용하여 영상을 구한 후 0 교차점에서 지역적인 분산을 구한 후, 이 값을 소속 함수(Membership Function) BIG를 이용하여 0 ~ 1사이의 값으로 사상 시킨다. 소속 함수 BIG은 다음과 같다.

$$BIG=\begin{cases} 0 & \text{if } x \le a \\ \dfrac{(x-a)}{(b-a)} & \text{if } 0 < x < b \\ 1 & \text{if } x > b \end{cases} \tag{1}$$

여기에서 x는 화소 값을 나타내고, a와 b는 소속 함수 BIG의 기울기를 결정하는 사용자 조절 파라미터 값 이다. 통상적으로 a와 b는 사각 윈도우를 이동하여 가면서 영상의 모든 좌표에서의 편차 값을 계산하고, 통상적인 실험을 통해 이 편차 값 총합의 평균값의 2.5배와 5배로 지정한다.

예를 들어 [그림 4]에서 보는 것과 같이 $a=0$일 때, 파라미터 b가 작다면 영상의 잡음 수준이 낮음을 알 수 있고, 조금의 경계 구조에도 민감하게 반응하도록 할 수 있고, 파라미터 b가 크다면 기본적으로 잡음이 심한 영상이므로, 소속 함수의 기울기를 작게 하여 잡음에 강한 경계를 찾을 수 있도록 한다.

[그림 4] 소속 함수 BIG의 예
[Fig. 4] Example of a Membership Function BIG

ⓒ 2012 NCISTRC

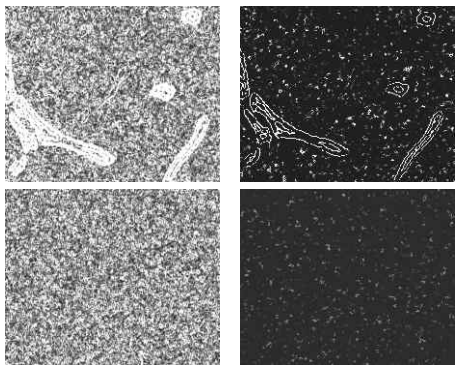
만약 a를 0이 아닌 양수 값으로 지정하게 되면, a값 이하의 분산값을 가지는 0교차점은 경계가 아닌 것으로 취급 하게 된다. 소속 함수 BIG을 통하여 0에서 1사이로 사상된 값은 [표 1]과 같은 퍼지 규칙을 통하여 최종적으로 경계 신뢰도 맵으로 전환하게 된다.

[표 1] 퍼지 규칙
[Table 1] Fuzzy rules

전제부	1. 만약 3x3 윈도우의 가운데 픽셀의 소속 값이 BIG 2. 가운데 픽셀에 이웃하는 최소 3개의 픽셀$(x+i, y+j), (i,j = -1,0,1)$의 소속 값이 BIG
결론부	1. 가운데 픽셀은 확실한 경계

[그림 5] 퍼지 규칙의 예
[Fig. 5] Example of Fuzzy Rules

위의 예시에서 BIG는 중앙 픽셀의 소속 값이며, B는 이웃하는 3개의 픽셀의 소속 값이다. 이렇게 총 16개의 규칙을 생성하여 퍼지 규칙의 전제부는 퍼지 대수 곱을 적용하고, 결론부는 퍼지 대수 합 연산을 통하여 구한다. 이렇게 구해진 최종 값은 경계 신뢰도 맵이라 정의한다.



[그림 6] 원본영상에 소벨 연산자를 적용하여 얻은 경계 영상(좌측)과 제안하는 방법으로 구해진 경계 신뢰도 맵 영상(우측)
[Fig. 6] Comparison of edge map; results from Sobel operator(left) and proposed method(right)

ⓒ 2012 NCISTRC

[그림 6]에서, 경계 신뢰도 맵(우측영상)에서 진한 흰색은 확실한 경계를, 연한 회색으로 보이는 부분은 유도 필터 적용 시 부분적으로 고려될 경계이며, 검은색은 평탄영역으로 보이는 부분이며, 범위는 0 ~ 1의 값을 가진다.

3.3 가중 유도 필터

일반적인 유도 필터의 수식은 다음과 같다.

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in w_k \tag{2}$$

여기서 a_k와 b_k는 수식 (3), (4)와 같다.

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w|}\sum_{i \in w_k} I_i p_i - \mu_k \overline{p_k}}{\sigma_k^2 + \epsilon} \tag{3}$$

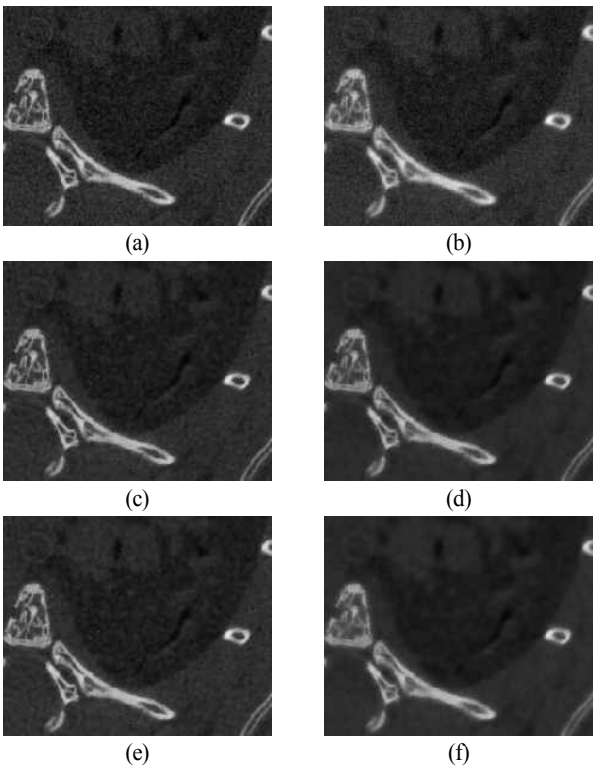
$$b_k = \overline{p_k} - a_k \mu_k \tag{4}$$

수식 (3)의 ϵ에 따라서 영상의 평탄한 지역인지, 또는 경계인지가 결정되고, 이를 통하여 평탄 지역에서는 가이드 영상의 평균 필터가 취해지고, 경계 지역에서는 가이드 영상을 그대로 따라가는 것을 알 수 있었다. 본 논문에서는 이러한 ϵ과 같은 사용자 파라미터 조절을 하지 않고, 수식 (3)의 ϵ을 아래의 수식과 같이 수정하고, 3.2절에서 구한 경계 신뢰도 맵을 통하여 가중 유도 필터를 정의하기로 한다.

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w|}\sum_{i \in w_k} I_i p_i - \mu_k \overline{p_k}}{\sigma_k^2 + (1 - \alpha(x,y))\epsilon + 0.01} \tag{5}$$

수식 (5)에서 $\alpha(x,y)$는 경계 신뢰도 맵에서 (x,y)좌표에서의 값으로 경계의 확실한 정도를 표현하는 값이다. ϵ은 σ_k^2이고, 0.01은 a_k값이 커지는 것을 방지하기 위한 정규화 요소 값이다. 아래의 [그림 7]은 ϵ 값이 변화함에 따라 제안한 방법의 가중 유도 필터를 취한 결과와 일반적인 유도 필터를 취한 결과를 나타낸 것이다.

ⓒ 2012 NCISTRC

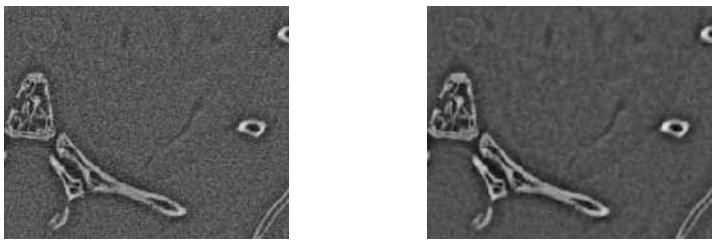


[그림 7] 가중 유도 필터와 유도 필터의 결과 영상
[Fig. 7] Results of weighted guided filters and guided filters

[그림 7] 위의 좌측 영상은 제안한 가중 유도 필터 결과이고, 우측 영상들은 일반적인 유도 필터 결과이다. [그림 7] (a) (c) (e)는 가중 유도 필터의 결과로 각각 $\epsilon = \sigma_k^2$, $\epsilon = 2\sigma_k^2$와 $\epsilon = 5\sigma_k^2$의 결과이며 [그림 7] (b) (d) (f)는 유도 필터의 결과로 각각 $\epsilon = \sigma_k^2$, $\epsilon = 2\sigma_k^2$와 $\epsilon = 5\sigma_k^2$의 결과이다.

위에서 보면 알 수 있듯이 제안한 가중 유도 필터의 경우 ϵ 값을 크게 변화시킨 경우에도 일반 유도필터의 ϵ 값을 변화시킨 경우보다는 물체의 경계가 덜 흐려진 것을 볼 수 있다. [그림 8]에서 보는 것과 같이 본 논문에서는 가중 유도 필터를 라플라시안 영상에 적용하여 영상의 잡음을 제거하면서 경계는 유지할 수 있도록 한다. 또한, 최 상위 영상에는 저주파 성분이 주로 남기 때문에 가중 유도 필터를 적용하지 않는다. [그림 8] (a)는 최하위 라플라시안 영상, [그림 8] (b)는 라플라시안 영상에 가중 유도 필터를 적용한 결과이다.

ⓒ 2012 NCISTRC

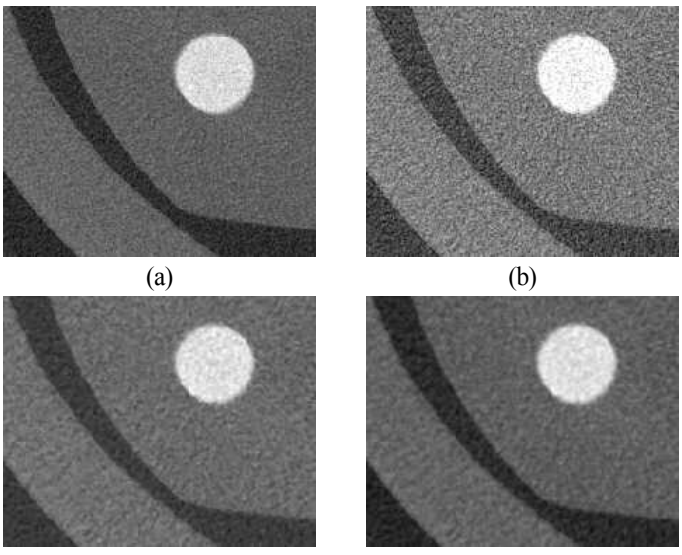


(a) (b)

[그림 8] 최하위 라플라시안 영상과 라플라시안 영상에 가중 유도 필터를 적용한 결과
[Fig. 8] Lowest Laplacian image and its result after weighted guided filter

4. 실험 및 결과

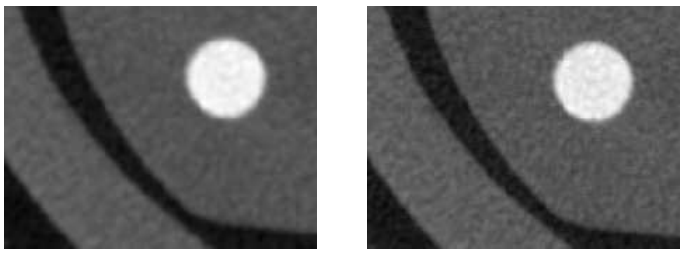
[그림 9]에는 본 논문에서 제안한 퍼지 논리를 이용한 다해상도 기반 노이즈 제거 기술을 micro-CT에서 획득한 마우스 팬텀 영상에 적용한 결과와 다른 필터의 결과를 비교하여 보여주고 있다. [그림 9] (a)는 고선량 영상, (b)는 저선량 영상, (c)는 저선량 영상에 미디언 필터 적용한 결과, (d)는 저선량 영상에 제안하는 잡음 제거 필터($\epsilon = 5\sigma_k^2$)를 적용한 결과, (e)는 유도 필터($\epsilon = 3.5\sigma_k^2$)를적용한 결과 그리고 (f)는 양방향 필터($\sigma_R = 2.5\sigma_k$)를 적용한 결과를 보여주고 있다.



(a) (b)

(c) (d)

ⓒ 2012 NCISTRC

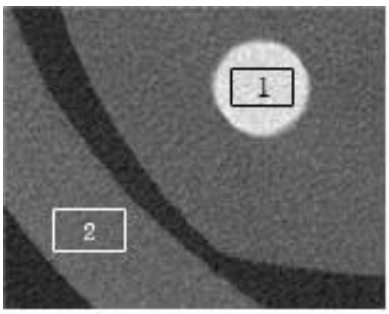


(e) (f)

[그림 9] 고선량, 저선량 영상 및 저선량 영상의 각종 필터 결과영상
[Fig. 9] High-dose and low-dose images with the results of various filters of low-dose image

본 논문에서 제안한 방법과 일반 유도 필터는 동일한 ϵ 값을 적용하여 실험하였으며, 양방향 필터와 제안한 방법과의 비교는 경험적으로 양방향 필터와 유도 필터는 $\epsilon \leftrightarrow \sigma_r^2$ 관계가 성립한다는 것을 기반으로 비교하도록 하였다[14].

MSR 평가를 위해 다음과 같이 2개의 DROI를 설정한 후 각각의 영상에 대한 평가표를 나타낸 것이다.



[그림 10] 마우스 팬텀 DROI 설정
[Fig. 10] DROI setting in mouse phantom

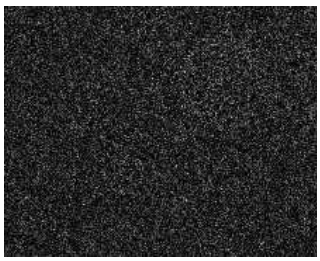
[표 2]에서 나타나는 것을 보면 MSR 측정 결과는 제안하는 방법이 가장 높게 나타난다. 또한, [그림 9]에서 보여 지는 것처럼 제안한 필터는 사용자 조절 변수의 설정에도 불구하고, 경계가 다른 필터에 비해 비교적 손상되지 않음을 볼 수 있다. [그림 11]은 원본 각 필터 된 영상의 차이를 나타낸 것으로, 만약 경계가 손실된 경우에는 차 영상에 손실된 만큼의 경계가 나타난다.

ⓒ 2012 NCISTRC

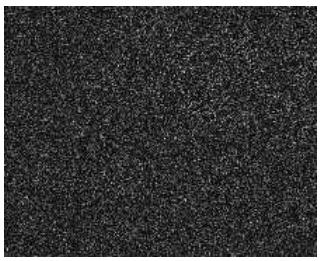
[표 2] 마우스 팬텀에서의 MSR 결과 표

[Table 2] MSR Result Table in Mouse Phantom

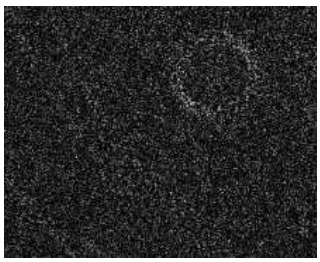
샘플 종류	DROI 1	DROI 2
저선량 영상	8.38	3.06
고선량 영상	14.04	5.57
미디언 필터	15.78	5.48
제안하는 필터	21.67	8.26
유도 필터	20.37	7.41
양방향 필터	20.14	6.47



(a)원본 차 제안하는 필터

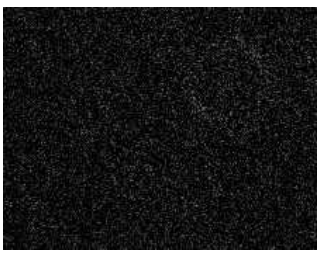


(b) 원본 차 미디언 필터



(c) 원본 차 가우시안 필터

(d)원본 차 유도필터



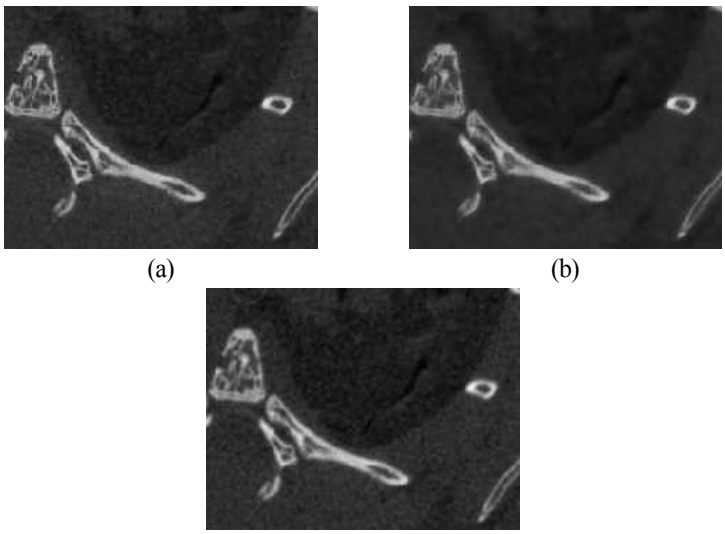
(e) 원본 차 양방향 필터

[그림 11] 필터 적용 후 번짐 측정

[Fig. 11] Measurement of Differences after Filtering

ⓒ 2012 NCISTRC

[그림 11] (a)는 제안하는 필터의 적용결과 (b)는 미디어 필터 적용결과, (c)는 가우시언 필터 적용결과 (d)는 유도필터 적용결과 (e)는 양방향 필터 적용결과 원본과의 차이를 보여주고 있다. 이들 영상은 유도필터나 양방향필터의 경계 번짐 현상이 눈에 띄게 많다는 것을 볼 수 있다.



(a) (b)

(c)

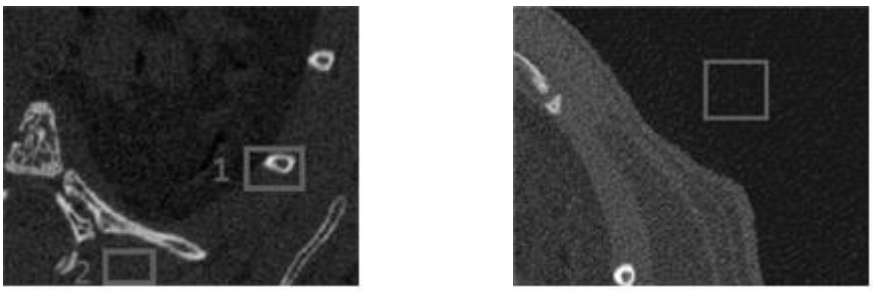
[그림 12] 극단적인 파라메터 값 설정의 결과
[Fig. 12] Results of Extreme Values of Parameter

(a) 제안하는 필터 $\epsilon = 10\sigma_k^2$, (b) 유도 필터 $\epsilon = 10\sigma_k^2$, (c) 양방향 필터 $\epsilon = 10\sigma_k$
(a) Proposed filter $\epsilon = 10\sigma_k^2$, (b) Guided filter $\epsilon = 10\sigma_k^2$, (c) Bilateral filter $\epsilon = 10\sigma_k$

제안하는 필터와 유도필터, 양방향 필터를 비교하였을 때 제안하는 필터의 또 다른 강점은 다음과 같이 사용자가 조절하는 변수에 민감하게 반응하지 않는 다는 것이다. [그림 12]를 통해서 알 수 있듯이 본 논문에서 제안한 가중 유도 필터는 잡음 제거의 수준을 지정하는 ϵ와 더불어 다해상도 퍼지 논리로부터 찾아낸 경계 신뢰 맵을 이용하여 잡음을 제거하므로, 사용자가 ϵ를 매우 극단적인 값으로 선택하여도 일반적인 유도 필터나 양방향 필터보다는 효과적으로 경계를 보존하게 된다.

마찬가지로 MSR, CNR 평가를 위해 DROI와 UROI를 [그림 13]과 같이 설정하였다. [표 3]을 통하여 알 수 있듯이 MSR과 CNR이 모두 저선량 영상보다 증가한 것을 확인 할 수 있다.

ⓒ 2012 NCISTRC



(a) DROI 1, 2 (b) UROI

[그림 13] 실험용 쥐 영상 DROI, UROI 설정

[Fig. 13] DROI, UROI setting in experimental mouse image

[표 3] 실험용 쥐 영상 필터링 후 MSR와 CNR 결과 표

[Table 3] MSR & CNR results after filtering for experimental mouse image

	DROI 1		DROI 2	
샘플 종류/측정방법	**MSR**	**CNR**	**MSR**	**CNR**
저선량 영상	0.59	1.66	1.51	5.38
미디언 필터	0.60	1.83	2.31	9.94
제안하는 방법	0.82	2.13	3.52	12.35
유도 필터	0.76	1.98	3.21	10.32
양방향 필터	0.73	1.94	2.95	9.58

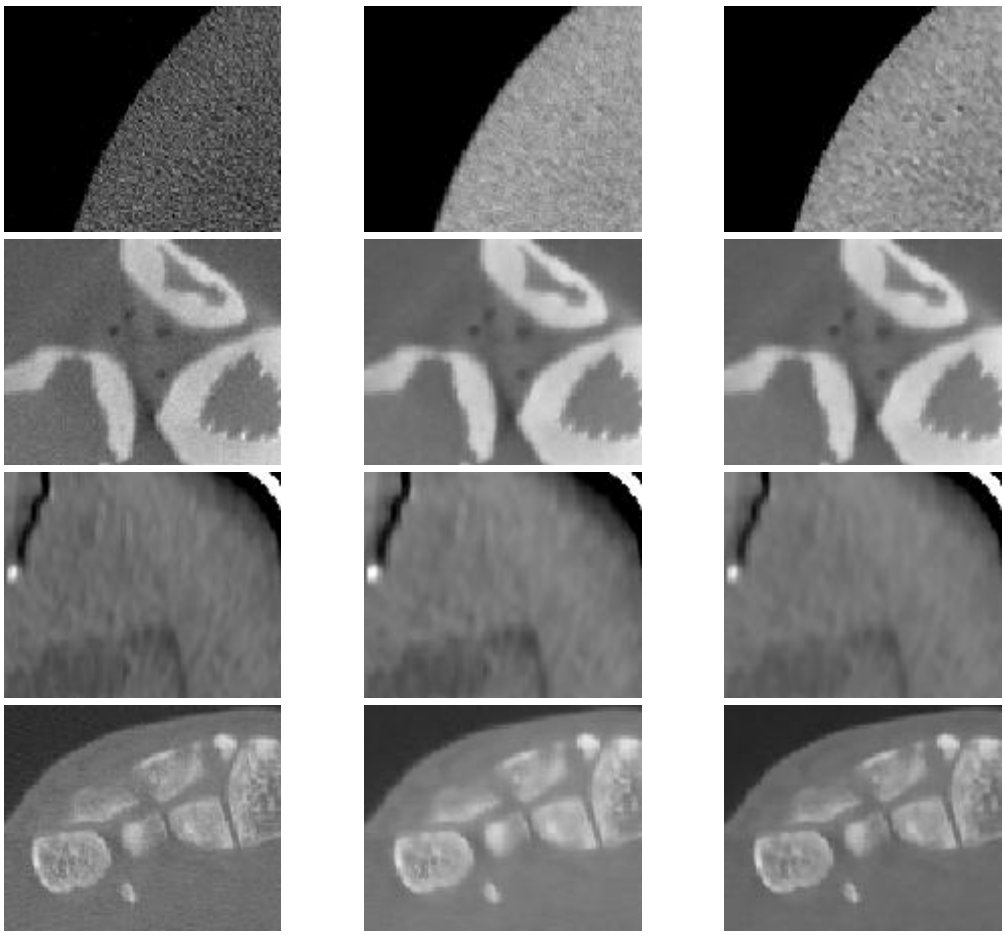
[그림 14]는 다양한 물체를 저선량으로 촬영한 영상에 대해 제안하는 방법과 양방향 필터를 적용한 결과를 나타낸 것이다. [그림 14]에서 좌측 영상은 저 선량 영상, 중앙 영상은 제안하는 방법, 우측 영상은 양방향 필터 결과를 나타낸다. 또한 [표 4]는 다양한 물체의 팬텀 영상의 MSR을 보여주고 있다.

[표 4] 다양한 물체에서의 MSR 결과 표

[Table 4] MSR results of various phantom images

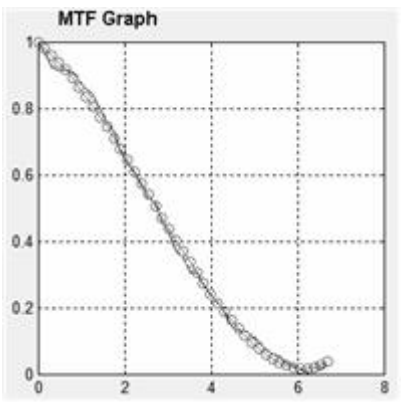
샘플 종류	**물 팬텀**	**팔 팬텀**	**머리 팬텀**	**손**
저선량 영상	3.52	1.37	1.85	1.42
제안하는 필터	4.91	2.74	2.14	2.34
양방향 필터	4.27	2.48	2.07	1.98

ⓒ 2012 NCISTRC

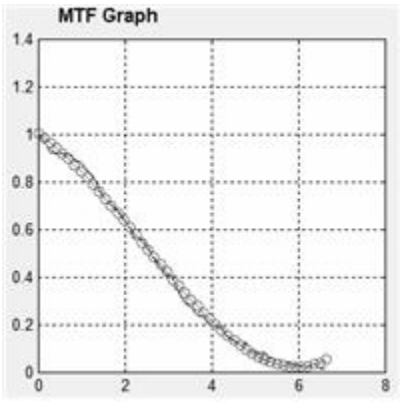


[그림 14] 다양한 영상의 필터링 결과 비교

[Fig. 14] Filtering results of various images

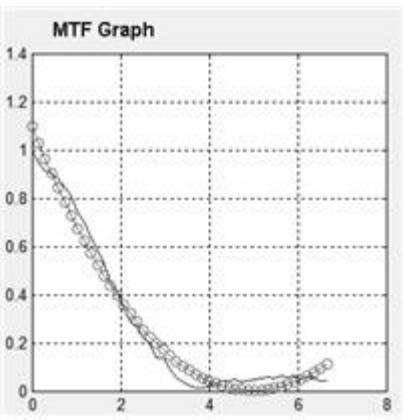


(a)원본 영상

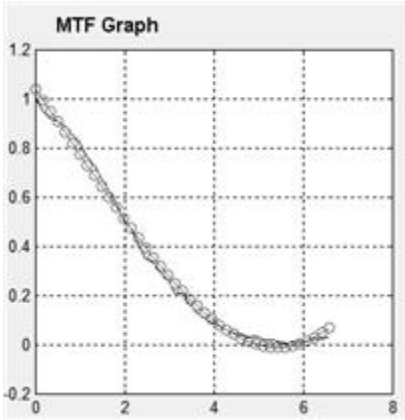


(b)제안한 필터 적용 $\epsilon = 5\sigma_k^2$

ⓒ 2012 NCISTRC



(c) 양방향 필터 $\epsilon = 3.5\sigma_k$



(d)유도 필터 적용 $\epsilon = 5\sigma_k^2$

[그림 15] MTF 곡선

[Fig. 15] MTF curves

[그림 15]는 영상의 번짐 정도를 확인하기 위하여 MTF를 측정한 결과이다. 촬영 조건은 60kV 0.1mA로 X-Ray 영상을 대상으로 평가한다. 잡음 제거 수준은 제안하는 방법 및 유도 필터는 $\epsilon = 5\sigma_k^2$으로, 양방향 필터는 $\epsilon = 2.5\sigma_k$으로 적용하였다. 그림에서 알 수 있듯이 원본 영상과의 MTF 상에서의 차이가 제안된 필터의 결과에서 가장 작아지는 것을 확인할 수 있다.

4. 결론

본 논문에서 제안하는 퍼지 논리를 이용한 다해상도에서의 의료영상 잡음 제거 기술은 일반적인 잡음 제거 기술보다 선량의 부족으로 생기는 임의의 잡음에 의해서 화질이 떨어지는 경우에도 비교적 경계 정보를 잘 유지하면서 동시에 잡음을 제거하는 기술이다. 특히, 저 선량 의료영상에서의 잡음 수준이 매우 높음에도 불구하고, 퍼지 논리를 통하여 적응적으로 경계 정보를 추출할 수 있었으며, 이를 통하여 경계는 보존하고 잡음은 효과적으로 제거하는 것을 볼 수 있었다. 또한 기존에 경계 보존 필터로 잘 알려진 비등방성 확산 필터나 유도필터, 양방향 필터는 다양한 파라미터를 사용자가 조절함에 따라 잡음에 민감하게 반응하여 과다하게 잡음이 제거되거나 덜 제거되는 경우가 있는 반면, 제안한 필터는 잡음 제거 수준을 결정하는 파라미터 뿐 아니라 경계 신뢰도 맵을 통하여 경계 여부를 한 번 더 가중하기 때문에 비교적 파라미터 조절 정도에 상관없이 통상적인 파라미터로도 적당 수준의 잡음제거와 동시에 경계를 보존하는 것을 볼 수 있었다. 이러한 점은 X-선 영상이 환부나 환자의 상태에 따라서 조사 조건과 시간이 매번 변경되어 화질의 정도가

ⓒ 2012 NCISTRC

심하게 차이 나는 영상에 쉽게 적용될 수 있는 강점을 지닌다.

양방향 필터 또는 유도 필터와 다른 접근 방법으로 반복적인 재구성 방법을 통하여 단층영상을 획득하는 방법도 있다. 이러한 방법은 기본적으로 경계를 잘 보존하면서 잡음을 제거하는 기술이나, 매우 많은 반복을 통하여 영상을 획득하므로 계산량과 계산 시간이 매우 증가하게 된다.[21]

그에 비해, 논문에서 제안한 방법은 가우시안-라플라시안 피라미드를 통한 경계 검출 및 부대역 영상 분할을 먼저 실행한 후, 각 부대역 영상에 퍼지 연산은 퍼지 대수 곱 연산과 퍼지 대수 합 연산, 그리고 유도 필터를 적용함으로써, 위에서 언급한 반복적인 잡음 제거 방법들에 비해 계산 복잡도가 크게 증가하지 않으며, 매번 조사 조건이 달라지는 영상에 적용하여도 적당한 파라미터를 통해 경계를 보존함과 동시에 잡음제거를 효과적으로 할 수 있었다.

본 논문에서 제안한 방법을 통하여 피폭되는 선량을 줄이면서 영상의 화질은 증가시킬 수 있으며, 재구성 영상 또는 재구성 전 전처리 단계에도 적용 가능하여 선량의 효율성을 증대시킬 수 있다. 이를 통하여 환자의 피폭량 축소와 영상 판독의 정확도를 높일 수 있을 것으로 기대된다.

References

[1] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 7, **(1990)**, pp. 629-639.

[2] A. A. Samsonov and C. R. Johnson, "Noise adaptive nonlinear diffusion filtering of MR images with spatially varying noise levels", Magnetic Resonance in Medicine, vol. 52, no. 4, **(2004)**, pp. 798-806.

[3] W. Wong and A. Chung, "Trilateral filtering: a non-linear noise reduction technique for MRI", Proc. Intl. Soc. Mag. Reson. Med., vol. 11, **(2004)**, pp. 2218.

[4] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images", Sixth International Conference on Computer Vision, IEEE, **(1998)**.

[5] Y. Xu, J. B. Weaver, D. M. Healy Jr. and J. Lu, "Wavelet transform domain filters: a spatially selective noise filtration technique", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 3, no. 6, **(1994)**, pp. 747-758.

[6] D. L. Donoho and J. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage", Biometrika, vol. 81, no. 3, **(1994)**, pp. 425-455.

[7] D. L. Donoho and J. M. Johnstone, "Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage", Journal of the american statistical association, vol. 90, no. 432, **(1995)**, pp. 1200-1224.

[8] T. D. Bui and G. Chen, "Translation-invariant denoising using multiwavelets", IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 46, no. 12, **(1998)**, pp. 3414-3420.

[9] Q. Pan, L. Zhang, G. Dai and H. Zhang, "Two denoising methods by wavelet transform", IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 47, no. 12, **(1999)**, pp. 3401-3406.

ⓒ 2012 NCISTRC

[10] S. G. Chang, B. Yu and M. Vetterli, "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, no. 9, **(2000)**, pp. 1532-1546.

[11] D. M. Healy Jr. and J. B. Weaver, "Two applications of wavelet transforms in magnetic resonance imaging", IEEE Transactions on Information Theory, vol. 38, no. 2, **(1992)**, pp. 840-860.

[12] R. D. Nowak, "Wavelet-based Rician noise removal for magnetic resonance imaging", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 8, no. 10, **(1999)**, pp. 1408-1419.

[13] P. Burt and E. Adelson, "The Laplacian pyramid as a compact image code" IEEE Transactions on Communications, vol. 31, no. 4, **(1983)**, pp. 532-540.

[14] K. He, J. Sun and X. Tang, "Guided image filtering", Computer Vision–ECCV 2010, Springer Berlin Heidelberg, **(2010)**, pp. 1-14.

[15] Z. Farbman, R. Fattal, D. Lischinski and R. Szeliski, "Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation", ACM Transactions on Graphics (TOG), vol. 27, no. 3, **(2008)**.

[16] F. Durand and J. Dorsey, "Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images", ACM Transactions on Graphics (TOG), vol. 21, no. 3, **(2002)**, pp. 257-266.

[17] S. Bae, S. Paris and F. Durand, "Two-scale tone management for photographic look", ACM Transactions on Graphics (TOG), vol. 25, no. 3, **(2006)**, pp. 637-645.

[18] F. Porikli, "Constant time O (1) bilateral filtering", Computer Vision and Pattern Recognition, 2008 IEEE Conference on CVPR, IEEE, **(2008)**.

[19] H. Soltanian-Zadeh, J. P. Windham and A. E. Yagle, "A multidimensional nonlinear edge-preserving filter for magnetic resonance image restoration", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 4, no. 2, **(1995)**, pp. 147-161.

[20] G. Cincotti, G. Loi and M. Pappalardo, "Frequency decomposition and compounding of ultrasound medical images with wavelet packets", IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 20, no. 8, **(2001)**, pp. 764-771.

[21] J. A. Fessler, E. P. Ficaro, N. H. Clinthorne and K. Lange, "Grouped-coordinate ascent algorithms for penalized-likelihood transmission image reconstruction", IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 16, no. 2, **(1997)**, pp. 166-175.

ⓒ *2012 NCISTRC*