

적응성 가중 메디안 필터를 이용한 의료용 X-선 투시 영상의 양자잡음 제거

論文

51D-10-5

Reduction of Quantum Noise using Adaptive Weighted Median Filter in Medical Radio-Fluoroscory Image

李厚敏*·南文鉉**

(Hoo-Min Lee · Moon-Hyon Nam)

Abstract - Digital images are easily corrupted by noise during the data transmission, data capture and data processing. A technical method of noise analyzing and adaptive filtering for reducing of quantum noise in medical radio-fluoroscory images is presented. By adjusting the characteristics of the filter according to local statistics around each pixel of the image as moving windowing, it is possible to suppress noise sufficiently while preserve edge and other significant information required in diagnosis. We proposed adaptive weighed median(AWM) filters based on local statistics. We showed two ways of realizing the AWM filters. One is a simple type of AWM filter, whose weights are given by a simple non-linear function of three local characteristics. The other is the AWM filter which is constructed by Homogeneous factor(HF). Homogeneous factor(HF) from the noise models that enables the filter to recognize the local structures of the image is introduced, and an algorithm for determining the HF fitted to the diagnostic systems with various inner statistical properties is proposed. We show by the experimented that the performances of proposed method is superior to these of other filters and models in preserving small details and suppressing the noise at homogeneous region. The proposed algorithms were implemented by Visual C++ language on a IBM-PC Pentium 550 for testing purposes and the effects and results of the filter in the various levels of noise and images were proposed by comparing the values of NMSE(normalized mean square error) with the value of the other existing filtering methods.

Key Words : quantum noise, homogeneous factor, adaptive weighted median filter, radio-fluoroscory

1. 서 론

잡음 제거 필터를 설계할 때는 두 가지 고려해야 할 사항이 있는데, 첫째는 영상내의 잡음을 정확히 판단하여 효과적으로 제거해야 하며, 둘째로는 원래의 영상에 가깝도록 경계(edge)와 같은 세부 영역을 보존해야 한다는 점이다.

해당 픽셀의 잡음 판정은 지정된 윈도우내의 픽셀 정보가 중심 픽셀과 주변 픽셀 값들 사이에 많은 차이가 있다는 사실에 근거한다. 잡음 판정 방법들은 일정 영역내의 히스토그램을 이용하거나 명도 값을 이용함에 있어 알고리즘만으로 해당 픽셀의 값이 잡음인지 아니면 경계인지를 정확히 판단하는 것은 불가능하고, 다만 여러 가지 판단 논리에 의해서 잡음일 가능성이 높거나 낮다고 판단할 수 있으며, 디지털화된 영상의 정보만으로 해당 잡음의 종류를 파악할 수도 없다. 따라서 전처리 과정에서 영상의 잡음 제거는 주변 픽셀 값을 고려하여 픽셀 값을 부드럽게 만드는 잡음의 평활화(smoothing) 방법이 주로 사용되어왔다. 이는 저역 통과 필터 방식에 속하므로 잡음의 제거와 동시에 신호의 대역도 좁아져 영상이 회미해질 뿐만 아니라 잡음의 종류에 따라 필터의

성능 차이가 많으므로 해당 잡음에 따른 적절한 알고리즘의 선택이 요구된다.

선원(source)으로부터 발생한 X-선 광자밀도의 통계적 변동이 양자잡음(quantum noise)이며, 이는 X-선의 물리적인 특성에 해당하는 인자로서 영상의 농도 또는 휘도의 변동을 유발시킨다. 이러한 양자반점에 의한 영상의 잡음은 피 조사물(object)이 큰 경우보다 작은 경우에서 발생률이 높고, 반면에 X-선 조사선량을 증가시키면 양자반점은 감소되고, 이론적으로 조사선량의 1/2승에 비례하며, 조영제(contrast medium)를 사용하여 영상에 나타나는 피 조사물의 명암 대조가 높아질수록 잡음의 영향은 줄어든다. 잡음 감소를 위한 다른 방법으로는 DSA(digital subtraction angiography)영상 수집 시 평균처리가 이용되며, 영상을 디스플레이 할 때에도 윈도우 폭을 넓히면 잡음의 가시성이 줄어든다[1].

진단기로부터 투시영상을 얻는 방법은 인체를 투과한 X-선 광자를 영상 증배관을 통하여 빛으로 변환시킨 후 빛을 TV 카메라로 보내고, 이곳에서 발생한 영상정보를 디지털로 처리하여 모니터를 통해 가시적 영상이 되며, 투시영상시스템의 구성은 X-선 발생장치와 X-선관, 영상 증배관과 TV 카메라를 포함하는 비디오 체인, 영상처리 장치, 그리고 출력장치의 4부분으로 나누어진다. 이러한 처리과정에서 발생된 양자 잡음은 수학적으로 구한 잡음의 통계적 특성을 변화시키는데 내부의 신호처리 과정을 고려하여 새로운 잡음의 확률 밀도함수를 구하고, 잡음으로부터 투시 영상에 대한 균일 척

* 正 會 員 : 建國大 電氣工學科 博士課程

**正 會 員 : 建國大 電氣工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2002年 4月 29日

最終完了 : 2002年 9月 16日

도(homogeneous factor)를 유도하여 적응 필터링을 수행하였다. 이 균일 척도는 필터링 시 사용되는 윈도우내의 영상이 공간적인 값의 변화는 없으면서 잡음에 의한 변화만 존재하는 균일 영역(homogeneous region)인지 아니면 경계 및 신호 변화 정보가 들어있는 경계영역(edge region)인지를 적응성 가중 메디안 필터(Adaptive Weighted Median Filter)가 구별할 수 있도록 해준다. AWMF는 균일 척도가 주는 정보를 바탕으로 필터 성능을 조절하게 된다[2][3]. 현재 처리하려는 화소를 중심으로 주위의 영상이 균일 영역인 경우에는 필터 성능을 높여서 잡음이 충분히 제거되도록 하고, 경계 영역인 경우에는 필터 성능을 줄여서 경계 정보가 그대로 보존되도록 한다.

본 논문에서는 X-선 투시 진단기에서 얻은 샘플 영상으로부터 양자 잡음의 국소 통계특성을 분석하여 각 진단기에 부합되는 윈도우 내 가중치의 기울기를 결정하고, 유도된 균일 척도에 AWMF를 적용하여 처리한 결과 기존의 잡음제거 필터에 비해 그 성능이 우수함을 검증하였다.

2. 가중 메디안 필터

가중 메디안 필터는 1981년 Justusson에 의해 개발되어 가중치의 설정에 의해 영상내의 세부 정보인 경계영역을 보존하면서 동시에 잡음을 제거하는 특성이 있다[4]. 가중 메디안 필터는 표준 메디안 필터의 확장이다. 창크기의 $N = 2K + 1$ 이고, N 개의 가중치 w_1, \dots, w_N 을 갖는 가중 메디안 필터의 출력 $y(n)$ 은 식 (1)과 같다.

$$y(n) = MED[x(n-k) \cdot \dots \cdot x(n-k), x(n-k+1) \cdot \dots \cdot x(n-k+1), x(n+k) \cdot \dots \cdot x(n+k)] \quad (1)$$

여기서 k 는 정수이고, n 은 시간, 그리고 $x(n)$ 은 시간 n 에서 입력 시퀀스(input sequence)이다. 가중 연산의 반복을 의미하는 기호 *을 사용하여 식 (1)을 간략하게 표현하면 식(2)와 같다.

$$y(n) = MED[w_1 * x(n-k), w_2 * x(n-k+1), \dots, w_N * x(n+k)] \quad (2)$$

격행 주사를 순행 주사로 변환하기 위하여 그림 1에 가중 메디안 필터의 윈도우를 보인다.

X_1	X_2	X_3	필드 n ,	주사선 $i-1$
	X_4		필드 $n-1$,	주사선 i
X_5	X_6	X_7	필드 n ,	주사선 $i+1$

그림 1 가중 메디안 필터의 윈도우
Fig. 1 Window of weighted median filter

여기서 가중 메디안 필터 출력 $y(n)$ 은 식(3)으로 주어진다 [5][6].

$$y(n) = MED[X_1, X_2, X_3, X_5, X_6, X_7, \alpha * X_4, \beta * 1/2(X_2 + X_6)] \quad (3)$$

식 (3)에서 α, β 는 필터 특성을 조절할 수 있는 가중치이며, α 는 이전 필드에 위치한 화소 X_4 의 가중치로서 시간 정보의 양을 조절하는 반면, β 는 현 필드의 두 화소 X_2, X_6 의 평균값에 대한 가중치로서 공간 정보의 양을 조절하기 위하여 사용된다. 가중 메디안 필터는 대각선 화소인 X_1, X_3, X_5, X_7 을 이용하기 때문에 수직 3점 메디안 필터에서 나타나는 톱니효과(serration effect)가 없어지고, 입력 데이터로부터 가중치 조합이 무한수가 될지라도 가중 메디안 필터를 각각 다른 유한수로 변형할 수 있다[7]. 가중값 α, β 에 대한 13개의 각각 다른 조합을 표 1에 나타내고, 메디안 값을 유일(unique)하게 하기 위하여 $\alpha + \beta$ 값이 홀수인 경우만을 조합하며, 또 다른 정수의 가중값 조합은 표1의 어느 것에도 포함된다.

표 1 가중값 조합 및 필터 출력 분포
Table 1 Weighting value and filter output

α	β	$\alpha + \beta$	중간값 선택율(%)	평균값 선택율(%)
1	0	1	36	16
0	1	1	11	58
3	0	3	64	13
2	1	3	43	30
1	2	3	17	72
0	3	3	10	88
5	0	5	83	11
4	1	5	66	18
3	2	5	45	35
2	3	5	19	76
1	4	5	12	93
0	5	5	9	100
7	0	7	100	9

예를 들어, $\alpha = 4, \beta = 3$ 이면 $\alpha = 3, \beta = 2$ 이고, $\alpha = 7, \beta = 0$ 이면 항상 메디안 값은 X_4 가 되고, $\alpha = 0, \beta = 5$ 이면 라인 평균(line average)필터가 된다. 가중 값 α 와 β 의 가장 유효한 조합은 $\alpha + \beta = 3$ 인 네 종류이고, 특별한 경우로 $\alpha = 7, \beta = 0$ 이다. 또한 가중메디안 필터와 방향 의존 메디안(3점)필터, 라인 평균 필터의 정지화상 및 움직임 화상의 자승 평균 오차(Mean Square(MS) Error)를 보면 표 2와 같다.

표 2 각 방식의 자승 평균오차
Table 2 Type of mean square error

구분	가중 메디안			방향 의존 메디안	라인 평균
	$\alpha = 3$ $\beta = 0$	$\alpha = 0$ $\beta = 3$	$\alpha = 2$ $\beta = 1$		
정지	20.11	62.27	31.31	44.96	61.42
운동	158.96	62.27	100.48	107.30	61.42

만약 운동 정보를 이용하지 않는다면 고정 가중치는 $\alpha = 2$, $\beta = 1$ 의 경우가 정지 영역이나 움직임 영역에서 좋은 결과를 보이며, 가중 메디안 필터는 움직임 검출이 필요하다. 가중 메디안 필터는 영상의 움직임 정보에 따라 시간 정보의 양과 공간 정보의 양을 조절하기 때문에 한가지 정보만을 이용하는 것보다 개선된 영상을 얻을 수 있다. 그러나 입력 화소의 수가 많고, 움직임 검출기를 사용함으로써 하드웨어의 복잡도가 클 뿐만 아니라 일반적으로 실제 영상에서는 움직임 정보가 서로 다르므로 모든 영상에 고정된 경계값을 사용할 수 없다는 단점이 있다.

3. 영상잡음의 특성

스펙클 잡음은 레이저(laser)나 초고주파 레이더(microwave radar), 초음파 등과 같은 coherent 파를 사용하여 영상신호를 검출할 때 나타나는 현상으로, 반사되는 경계 면에서의 산란과 이로 인한 간섭현상으로 설명된다. X-선 광자밀도의 통계적 변동이 양자반점이며, 이는 X-선의 물리적인 특성에 해당하는 인자로서 영상의 농도 변동을 유발시킨다. 이러한 양자반점은 발생, 분포 및 물리적 특성이 스펙클 잡음과 유사하여 X-선 영상에서도 흔히 나타나는데 형광 증감기를 사용하는 경우 격자(grid)를 사용함으로써 어느 정도 산란현상을 제어할 수 있으나, 진단용 투시영상의 경우 장치의 구조상 격자를 사용할 수 없기 때문에 더욱 문제가 된다. 간섭에 의한 영상에서의 잡음은 랜덤(random)한 것처럼 보이지만 실제로는 랜덤하지 않게 다를 수 있다. 즉, 진단장치의 조건을 동일하게 하고 동일한 대상 물체에 대해 영상을 얻어보면, 동일한 특성의 스펙클 패턴이 나타나게 되므로 이를 모델링하여 필터링에 사용한다. 이러한 스펙클 잡음을 양자잡음으로 간주하여 스펙클 잡음의 통계적 특성으로부터 구한 잡음모델과 Loupas의 잡음모델을 살펴본다.

본 논문에서는 투시 영상을 공간적인 변화 정도에 따라서 균일 영역과 경계 영역으로 구분하고 특별히 균일 영역의 이상적인 경우를 상수 영역이라 하였다. 균일 영역은 원 신호의 변화가 거의 없고 잡음의 변화만 존재하는 신호 영역을 나타낸다. 이와 반대로 경계 영역은 신호의 변화가 급격하여 잡음의 변화와 함께 원 신호 변화도 함께 나타나는 영역이다. 상수 영역은 영상에서의 여백 등에 해당하는 이상적인 경우로, 신호의 변화가 전혀 없고 단지 잡음의 변화만 나타나는 영역이다. 상수 영역은 영역 전체에서 동일한 원 신호 값을 갖고, 잡음의 평균은 0이므로 상수 영역 전체에 대한 검출신호의 평균은 원 신호가 갖고 있는 상수 값이 된다.

3.1 스펙클 잡음의 통계적 특성

스펙클 잡음을 모델링하기 위하여 검출신호의 확률밀도함수(pdf : probability density function)를 구한다. 유도의 편의를 위하여 하나의 해상도 셀(resolution cell) 내에 수많은 산란 광자(scatterer)가 있고 이들의 간격이 펄스 파장보다 작다고 가정하면, 신호와 통계적으로 독립인 위상이 0부터 2π 까지 균일하게 분포된다. 이렇게 되면, 신호의 진폭 성분만으로 스펙클을 모델화 할 수 있다. 또한, 랜덤하게 작용하는 요소들이 누적됨으로서 발생하는 페이저(phasor)의 실수부 A_r , 허수부 A_i 를 지정한다. 이때, 확률변수 A_r 와 A_i 각각에 대한

pdf는 평균이 0이고, 분산이 σ^2 인 가우시안(Gaussian)함수라고 가정한다. 두 확률 변수 A_r 와 A_i 에 대해서 결합 확률밀도함수(joint pdf)를 구하면 식(4)과 같다.

$$P(A_r, A_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{A_r^2 + A_i^2}{2\sigma^2}\right] \quad (4)$$

영상 신호의 에너지 전달은 신호의 크기 $A = (A_r^2 + A_i^2)^{1/2}$ 로 변수를 치환하고, 파라미터(parameter) $\phi = \sigma^2$ 를 사용하여 다시 쓰면, 변수 A 에 대한 pdf $P(A)$ 는 다음 식(5)처럼 나타낼 수 있다.

$$P(A) = \begin{cases} \frac{A}{\phi} \exp\left[-\frac{A^2}{2\phi}\right], & A \geq 0 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (5)$$

식 (5)는 잘 알려진 통계 분포인 레일리(Rayleigh)분포이고, 사용된 ϕ 는 잡음이 진폭에 영향을 주는 파라미터이다.

이제 영상 신호의 SNR(signal-to-noise ratio)을 구하기 위해서 신호의 평균과 잡음의 크기를 결정한다. 상수 영역을 스캔한 경우라고 가정하면 원 신호에 잡음이 부가된 검출신호의 평균 진폭 \bar{A} 는 상수값을 갖게 되고(잡음의 평균은 0이기 때문에), 검출신호에 포함된 잡음의 진폭 N 은 \bar{A} 에서 벗어나는 정도 즉, 검출신호의 표준편차로 볼 수 있다. 따라서 잡음의 크기를 식 (6)과 같이 정의한다.

$$N = [(A - \bar{A})^2]^{1/2} = [(A^2) - (\bar{A})^2]^{1/2} \quad (6)$$

문자 위에 붙어 있는 바(bar)는 평균을 의미한다. 통계적인 평균은 pdf에 확률변수를 곱하여 무한 구간에 대한 적분을 수행하여 얻을 수 있다. 식(5)를 이용하여 A 와 A^2 에 대한 평균을 구하면 식 (7)과 (8)이 된다.

$$\bar{A} = \int_{-\infty}^{\infty} AP(A)dA = (\pi\phi/2)^{1/2} \quad (7)$$

$$\bar{A^2} = \int_{-\infty}^{\infty} A^2P(A)dA = 2\phi \quad (8)$$

식 (6), (7)와 (8)에서 파라미터 ϕ 는 잡음의 진폭 N 에 영향을 주는 값을 알 수 있다. 이제 검출신호 A 의 SNR을 식 (9)과 같이 정의할 수 있다.

$$SNR = \frac{\bar{A}}{N} = \frac{\bar{A}}{[\bar{A^2} - \bar{A}^2]^{1/2}} = \left(\frac{\pi}{4-\pi}\right)^{1/2} = 1.91 \quad (9)$$

식 (9)은 이론적으로 구한 영상신호의 SNR이며, 실제 실험에서는 약 1.5에서 2.5 사이의 값을 갖게 된다. 식 (9)에서 신호의 평균 \bar{A} 과 표준편차 N 의 비가 상수이다. 즉, 신호의 평균이 그 표준편차에 비례하고 있는데, 이는 잡음 모델링 관점에서 승산형 잡음(multiplicative noise)으로 될 수 있음을 의미한다.

3.2 스펙클 잡음의 수학적 모델

잡음은 원 신호에 잡음 성분이 부가될 때 원 신호와 잡음

이 어떤 관계를 가지고 있는가를 나타내는 것으로 크게 가산성 잡음모델(additive noise model)과 신호 의존성 잡음모델(signal-dependent noise model)로 분류한다. 검출신호는 원 신호에 잡음 성분이 더해지는 형태로 모델링 되는데 이때 가산성 잡음모델은 원 신호의 변화에 따라 잡음 성분도 변화하는 관계를 갖는다. 신호 의존성 잡음의 기본적인 형태로 승산형 잡음을 들 수 있다. 승산형 잡음이란 원 신호에 잡음 성분이 부가될 때, 원 신호와 잡음이 곱해진 형태로 부가되는 잡음을 말한다. 승산형 잡음모델을 사용한 검출신호의 모델은 다음과 같다.

$$y = x + N = x + xn \tag{10}$$

y 는 검출신호이고 N 은 원 신호에 부가되는 잡음성분이다. 또한 x 는 잡음이 섞이지 않은 원 신호이며, n 은 평균이 0이고 원 신호 x 와는 독립적인 잡음이다. 만일 식(10)과 같은 검출신호 모델에서 상수값 m 인 원 신호 x 에 승산형 잡음이 부가되어 있는 상수 영역을 스캔하였다고 가정하고 양변의 표준편차를 구하면 식 (11)과 같다.

$$\begin{aligned} \sqrt{E[(y-m)^2]} &= \sqrt{E[(m+mn)-m]^2} \\ \sqrt{\sigma_y^2} &= \sqrt{m^2 \sigma_n^2} \\ \sigma_y &= m \sigma_n \end{aligned} \tag{11}$$

위 식에서 $E[\]$ 연산은 평균을 의미하고, σ_y 와 σ_n 은 각각 검출신호와 잡음의 표준편차를 나타낸다. 식(11)에서 잡음의 표준편차 σ_n 은 상수이므로 검출신호의 평균과 표준편차의 비는 일정하다. 이처럼 검출신호의 평균과 표준편차의 비가 일정한 것은 식 (9)에서 직접 스펙클 잡음의 pdf로부터 구한 스펙클 잡음의 통계적 특성과 일치한다. 따라서 스펙클 잡음은 승산형 잡음이 됨을 확인할 수 있다. 그러나 실제 사용하고 있는 스캐너는 로그 압축, 저역 통과 필터링, 인터폴레이션(interpolation) 등 내부의 신호처리 단계에서 실제 검출신호의 통계적 특성을 상당히 변화시킨다

3.3 Loupas의 스펙클 잡음모델

Loupas는 이론적으로 유도된 (10)의 모델이 실제 검출신호의 통계적 특성과 일치하지 않음을 보이고, 새로운 모델을 제안하였다 그는 스캐너 내부의 신호처리 과정을 고려하여 검출신호를 새롭게 모델링하고, 이를 실험에서 얻은 결과와 비교하여 타당성을 확인하였다. 이 모델은 검출신호의 평균이 그 표준편차에 비례하는 수학적 모델과는 달리 검출신호의 평균이 그 분산에 비례하도록 되어 있다. Loupas가 사용한 모델은 식 (12)와 같다.

$$y = x + x^{1/2}n \tag{12}$$

식 (12)로부터 x 가 상수값 m 을 갖는 상수 영역에 대한 스캔을 가정하고, 양변의 분산을 구하면 식 (13)과 같다.

$$\sigma_y^2 = m \sigma_n^2 \rightarrow \sigma_n^2 = \sigma_y^2 / m \tag{13}$$

잡음의 분산 σ_n^2 은 상수이므로 σ_y^2/m 도 상수값을 갖는다. 그리고 일반적인 신호 의존성 잡음모델은 식 (14)와 같다.

$$y = f(x) + r(x)n \tag{14}$$

n 은 원 신호 x 에 대하여 독립적인 잡음이고, $f(\cdot)$ 와 $r(\cdot)$ 은 각각 원 신호 x 에 대한 비선형 함수이며, $r(x)n$ 은 원 신호에 의존하는 잡음 성분이다. 일반적으로 검출신호는 원 신호에 잡음 성분이 부가된 형태를 취하는 것으로 가정하므로 제안하고자 하는 모델의 $f(x)$ 는 x 로 한다. 식 (10)의 승산형 잡음모델은 $r(x)=x$, 식 (12)의 Loupas의 잡음모델은 $r(x)=x^{1/2}$ 인 신호 의존성 잡음으로 볼 수 있다. 또한 스펙클 잡음모델인 식 (10)와 식 (12)의 경우 $r(x)$ 가 원 신호의 지수승 형태를 취하고 있으므로 새롭게 구하고자 하는 신호 의존성 잡음의 $r(x)$ 는 $x^{1/a}n$ (단 $a \neq 0$ 인 상수)로 가정할 수 있다. 따라서 제안하고자 하는 새로운 잡음모델의 형태를 다음과 같이 일반적인 형태로 결정한다.

$$y = x + x^{\frac{1}{a}}n \tag{15}$$

식 (12)을 사용하여 식 (10)의 모델을 표현하는 경우에 $a=1$ 이며, 식 (12)와 같은 Loupas의 모델은 $a=2$ 인 경우로 볼 수 있다. 따라서, 식 (15)의 제안한 잡음 모델을 사용하여 각 진단기에 맞도록 윈도우 내 가중치의 기울기 a 값만을 결정함으로써 모델을 완성할 수 있다. a 값의 결정은 일반형 모델로부터 유도한 균일 척도가 실제 영상에서 균일 영역과 경계 영역을 제대로 구분하는가를 조사하여 가장 좋은 결과를 나타낼 때의 a 값을 이용하여 모델을 결정한다[9].

4. 균일 척도(Homogeneous Factor)

식 (15)의 일반형 모델로부터 균일 척도를 유도하기 위해서 먼저, 원 신호 x 가 상수값 m 을 갖는 상수 영역을 스캔한다고 가정하고, 식 (15)의 양변에 분산을 구하면 식 (16)과 같다.

$$\begin{aligned} E[(y-m)^2] &= E[(m+m^{\frac{1}{a}}n)-m]^2 \\ \sigma_y^2 &= m^{\frac{2}{a}} \sigma_n^2 \end{aligned} \tag{16}$$

식 (16)의 양변에 $a/2$ 승을 취하여 변형하면 $\sigma_y^a/m = \sigma_n^a$ 를 얻을 수 있고 잡음의 표준 편차 σ_n 은 상수이므로 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\sigma_y^a/m = \sigma_n^a = constant \tag{17}$$

가정한 상수 신호는 실제 영상에서는 검출 영상의 일부만에서 공간적인 변화를 가지지 않고 균일한 값을 갖는 균일 영역에 해당하므로 균일 영역에서의 σ_y^a/m 은 식 (17)과 같이 일정한 값을 갖게 된다. 그러나, 신호의 값이 급격히 변화하는 경계영역에서는 신호 자체가 큰 분산을 가지므로 잡음의 진폭 N (수학적 모델에서 신호의 평균에 비례하는 표준 편

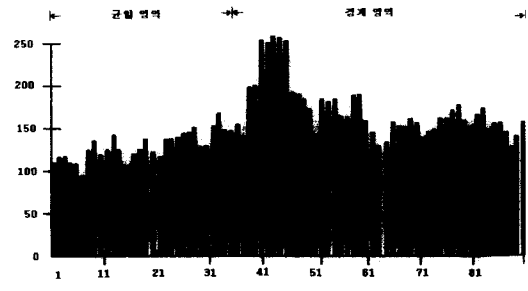
차)와 원 신호의 분산이 더해져서 검출신호 y 의 분산도 이에 따라 변화하게 된다. 따라서, 경계 영역에서의 σ_y^2/m 값은 균일 영역에서의 그것보다 커진다. 이와 같이 균일 영역에서는 σ_y^2/m 값이 일정하고 경계 영역에서는 영상 신호의 공간적인 변화에 따라 값이 증가하므로 σ_y^2/m 를 균일 영역과 경계 영역을 구분하는 균일 척도(homogeneous factor : HF)로 사용한다[10]. 식 (15)의 일반형 모델로부터 각 진단기의 신호 특성에 부합하는 a 를 구하면 그 진단기에 맞는 고유 잡음모델이 결정되는 것이다. 이를 위해 진단기로부터 얻은 영상을 사용하여 다음의 과정을 실험적으로 수행함으로써 고유 잡음 모델을 결정한다.

첫째, 적응 필터링에 쓰일 윈도우(window)의 크기를 결정한다. 적응 필터는 일정한 윈도우 내의 지역 통계치(local statistics)를 구해 이 정보에 따라 필터링 성능을 적응시킨다. 또한 이때 사용되는 윈도우의 크기에 따라 필터 자체의 성능이 변화되고, 또한 이 윈도우 내에서 얻어진 σ_y^2/m 값도 달라진다. 따라서 최대의 필터 성능을 보이는 윈도우 크기를 결정하고 이와 동일한 크기의 윈도우로 통계치를 구하는 것이 타당하다.

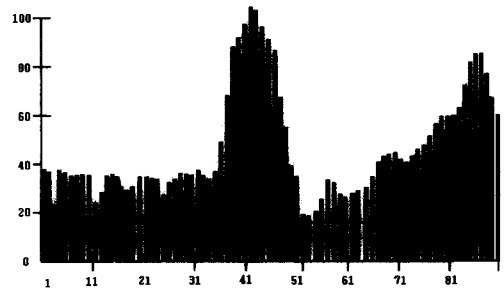
둘째, 지수값 a 를 변화시키면 윈도우 내의 σ_y^2/m 값을 구한다. 그 값을 윈도우의 중앙 화소값으로 대치한다. 이때, 각 a 값에 대한 통계치 영상의 비교를 위해서 정규화(normalization)를 한다.

셋째, 균일 척도 σ_y^2/m 값을 영상화한 통계치 영상으로부터 a 값을 결정한다. a 값에 따른 여러 통계영상들 중에서 경계 영역에서는 비교적 큰 값을 가지면서 동시에 적당한 섬세함을 가지고, 균일 영역에서는 유사한 값을 나타내는 a 값을 결정한다.

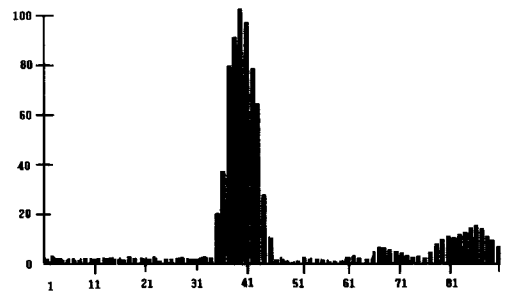
위 과정에서 균일 척도를 결정하는 과정을 이해하는데 도움이 되도록 a 값 즉, 균일 척도 σ_y^2/m 로 적응 필터링된 결과를 그림 3에 나타내었다. 가로축은 영상의 특정 스캔라인에서의 화소의 위치이고, 세로축은 신호값 및 균일 척도값을 나타낸다. (a)는 진단기로부터 얻은 신호의 단면 값이다. 처음부터 약 30번째까지의 신호를 균일 영역으로 그리고 나머지 영역을 경계영역으로 볼 경우 다음과 같은 기준으로 a 를 정한다. (b)는 a 가 너무 작은 경우의 예로서, 균일 영역에서 값의 변화가 지나치게 큰 것을 볼 수 있다. 따라서 이 값으로 결정된 모델을 적응 필터링에 이용하면 스펙클 잡음이 충분히 제거되지 않는다. (c)의 경우는 균일 영역에서 위치 변화에 따라 통계치의 차이가 작은점은 바람직하지만, 원 신호가 경계를 갖는 영역(50번째 이후)에서는 균일 척도값이 균일 영역에서의 균일 척도값과 유사하여 이를 적응 필터링에 이용하면 경계부분도 필터링되는 등 영상의 섬세함이 떨어질 뿐 아니라, 유용한 진단 정보를 잃어버리게 된다. (d)는 균일 영역에서 균일 척도 값들이 거의 유사하고, 경계영역에서는 균일 척도값이 균일 영역에서의 값보다 커서 균일 척도가 갖춰야 할 조건을 잘 만족하고 있다. 그러므로 균일 영역에서 스펙클 잡음이 잘 제거되고 경계 영역에서는 경계가 잘 보존되므로 (d)에서 사용한 a 값이 가장 적합한 값이다.



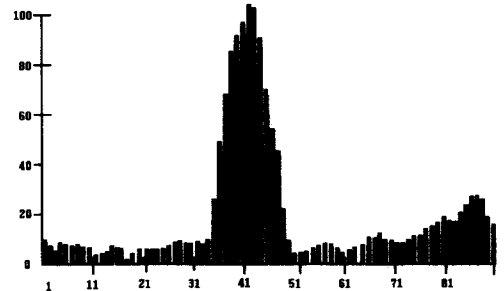
(a) Original image



(b) Values of HF (too small α)



(c) Values of HF (too large α)



(d) Values of HF (moderate α)

그림 2 a 값에 대한 적응 필터링 결과 σ_y^2/m 의 값
Fig. 2 Result of adaptive filtering for various value a

가중치의 정의는 다음과 같다.

$$w(i, j) = [w(k+1, k+1) - cdH] \quad (18)$$

식 (18)에서 d 는 중심 위치에서 (i, j) 까지의 거리이고, H 는 가중함수의 기울기에 해당하는 것으로 적응 알고리즘에서 이 값을 공간적으로 변화시키게 된다. 앞에서 설명한 균일 척도를 H 에 대응시키면 영상에 대해 적응적인 필터링을 수행할 수 있다. c 는 균일 영역에 대한 기울기가 적당히 낮은 값을 갖도록 하는 스케일링 팩터(scaling factor)로 사용하였다.

5. 실험결과 및 고찰

실험 영상은 의료용 투시 영상을 사용하였으며, 펜티엄III IBM-PC상에서 언어는 Visual C++을 사용하여 구현하였다. 제안한 방법으로 실제 진단용 투시 영상에서 균일 척도 σ_y^2/m 을 구하여 이 값의 크기에 따라 AWMF의 가중치를 결정하였다. 윈도우 내의 화소들로부터 구한 균일 척도의 값이 작으면 그 영역은 잡음만 존재하는 영역으로 판단되므로 가중 함수의 기울기를 크게 하여 중앙 화소 값이 필터링 되지 않고 그대로 유지되도록 한다.

우선 잡음 모델의 고유화를 위해 순수 매디안 필터를 사용하여 최대 필터링 성능을 보이는 윈도우 크기 즉, 매디안 필터링 결과에서 잡음이 보이지 않으면서 흐림 현상이 심하게 나타나지 않을 때의 윈도우 크기로 결정하는데, 그 결과는 7×7 인 경우가 가장 적합하였다.

첫째 실험은 균일 척도의 지수값 a 를 변화시키면서 균일 척도의 값을 구하여 AWMF를 수행하는데 있어서 출력신호의 확률 밀도함수에 대한 이론적 영상을 비교 검토하고, 논문에서 제안한 방법으로 구한 균일 척도를 사용하여 처리된 결과를 다른 투시영상에 대해서도 비교한다. 둘째로는 평균 필터, 순수 매디안 필터와 제안한 AWMF필터를 사용하여 필터들의 잡음제거 능력을 처리된 영상과 함께 제시하고, 필터들의 정량적 성능 비교를 위해 normalized mean square errors (NMSE)를 원 영상과 필터링 영상에서 평가하였다.

5.1 투시영상에 대한 균일 척도값의 결정

a 값의 변화에 따른 균일 척도 σ_y^2/m 을 영상 신호로 대치한 통계치 영상을 그림 3에 나타내었다. 식(10)에서 이론적으로 구한 균일 척도 영상의 경우($a=1$)와 Loupas가 제안한 모델에 의한 $a=2.0$ 인 경우는 투시영상에 적용한 결과, 이들 모두는 균일 영역과 경계영역의 구분이 전혀 되지 않으므로 초음파의 스펙클 잡음 확률 밀도함수와는 다르다는 것을 알 수 있었고, 따라서 투시영상의 양자잡음 제거를 위해 새로운 양자잡음 모델을 제시한다. (a)는 양자잡음을 갖는 인체의 간(liver)에 대한 혈관 투시 영상으로 256×256 의 픽셀과 256 그레이 레벨의 입력영상이다. (b)는 a 값이 2.7 인 경우의 균일 척도 영상으로 혈관의 중복부위가 약간 나타나기 시작하고, 균일 영역에서 값의 변화가 지나치게 큰 것을 볼 수 있다. 필터링을 수행하게 되면 경계부분에서의 해상도가 저하

됨을 알 수 있다. (c)는 a 값이 4.0의 예로서, 이 값으로 결정된 모델을 적응 필터링에 이용하면 균일 영역에서의 양자잡음을 제거하면서 혈관부위의 경계가 분명하므로 가장 적합하다고 판단되는 영상이다. (d)는 혈관 부위인 경계영역과 균일 영역의 값이 거의 동일하므로 필터링을 수행하게 되면 경계영역이 손상되어 진단가치를 저하시키는 영상이 된다.

그림 4의 (a),(b),(c)는 차례로 $a=2.7, a=4.0, a=9.0$ 을 사용하여 AWMF를 한 결과로서 (a)에서는 균일 영역의 대부분에서 잡음이 존재함을 볼 수 있다. 이는 그림 3의 (b)에서 균일 영역의 많은 부분에서 값의 변화가 있었던 것과도 일치한다. (b)는 균일 척도영상을 고찰할 때 예상했던 결과와 일치한다. 이는 새롭게 구한 균일 척도의 가중치 기울기로 사용한 AWMF의 결과이다. 혈관의 경계가 분명하고 잡음은 효과적으로 제거되었다. (c)는 경계 영역인 혈관부위가 손상을 입고 있음을 볼 수 있다.

제안한 방법으로 잡음 모델을 고유화 하기 위한 첫 단계로 최대 필터링 성능을 보이는 윈도우 크기를 결정하기 위해 순수 매디안 필터를 사용하였다. 윈도우의 크기는 필터링 결과에서 잡음이 보이지 않으면서 흐림 현상이 심하게 나타나지 않을 때의 윈도우 크기로 한다. 실험 결과 5×5 인 경우가 가장 적합하였다. 다음으로 균일 척도의 지수값 a 를 변화시키면서 균일 척도의 값을 구하고 이들을 비교하였다.

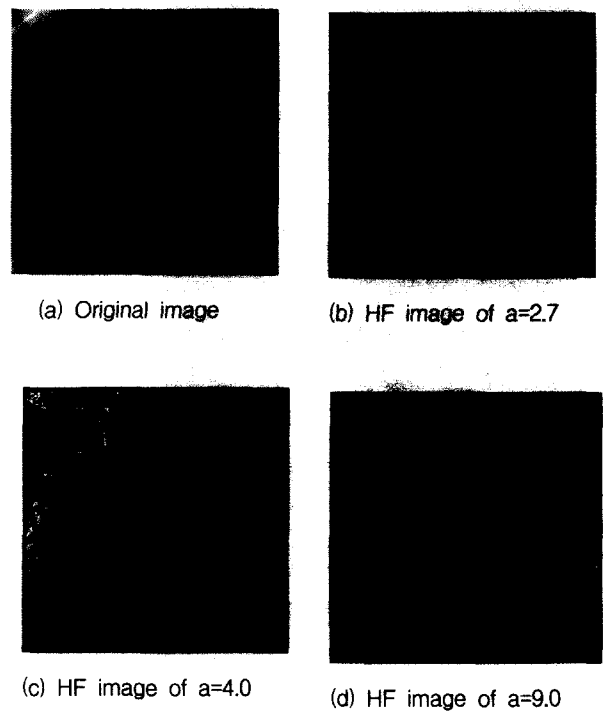
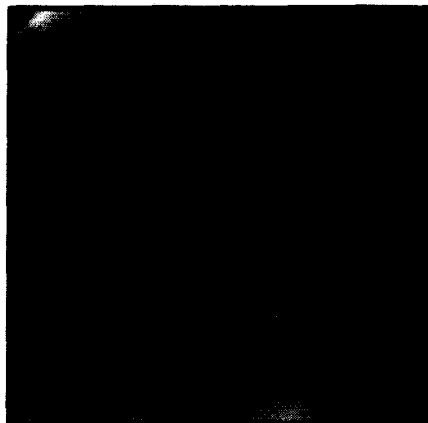
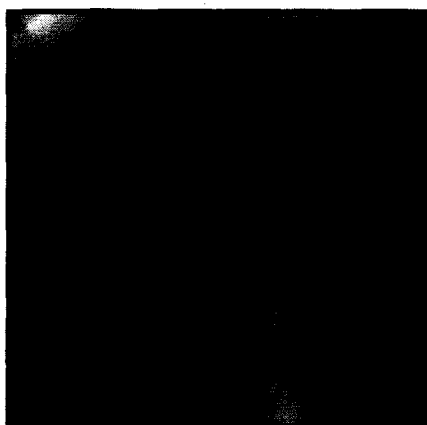


그림 3 a 값의 변화에 따른 균일 척도 σ_y^2/m 의 영상
Fig. 3 HF image of σ_y^2/m by a value



(a) Result of AWMF by a=2.7

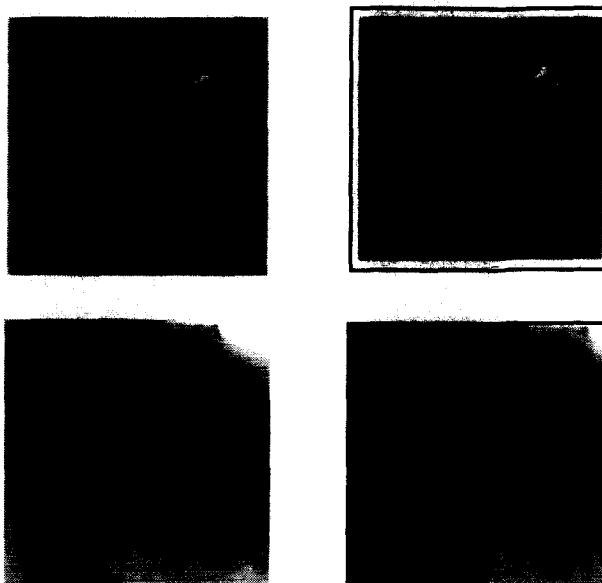


(b) Result of AWMF by a=4.0



(c) Result of AWMF by a=9.0

그림 4 균일 척도 값에 따른 필터링 결과
Fig. 4 Results of AWMF using HF value



(a) Original image

(b) Results of AWMF

그림 5 다른 혈관 영상에서의 적응 필터링 결과
Fig. 5 Results of AWMF other images

그림5 에서는 균일 척도의 지수값 a=4.0 에서 적응 필터링 처리를 수행하여 다른 부위의 혈관 조영 투시영상에 적용한 결과를 제시한다. 이 결과에서도 혈관의 경계를 최대한 보존하면서 양자 잡음이 효과적으로 제거됨을 확인 할 수 있다.

5.2 잡음제거 필터의 성능 비교

기존의 여러 영상 필터들을 사용하여 잡음 처리한 결과와 AWMF를 사용한 결과를 비교하여 AWMF의 우수성을 살펴본다. 그림6의 (a)는 일반적으로 널리 사용된 평균필터로 처리된 영상으로서 영상전체에 흐림(blurring) 현상이 현저히 보이고, (b)의 결과는 순수 매디안필터를 사용하여 처리한 결과 영상으로 평균필터에 비해 잡음은 제거되나 경계가 흐려짐을 보인다. (c)는 가중매디안 필터로 처리한 영상으로서 (a)와(b)에 비해 경계부분에서의 흐림 현상이 적으나 균일 영역에서의 흐림 현상으로 인해 필요한 정보를 잃고 있다. (d)는 경계도 부드럽게 이어지면서 얼룩이나 흐림 현상도 적고, 잡음도 효과적으로 제거되었다. 결과적으로 기존의 선형 또는 비선형 필터들 보다 적응성 가중 매디안 필터가 잡음을 제거하면서 필요한 정보를 보존하는데 있어 높은 성능을 나타냄을 확인할 수 있었다.

NMSE는 다음의 식 (12)로 표현되며, 표3에 결과를 나타냈다.

$$NMSE = \frac{\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} \{y(i, j) - s(i, j)\}^2}{\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} \{x(i, j) - s(i, j)\}^2} \quad (19)$$

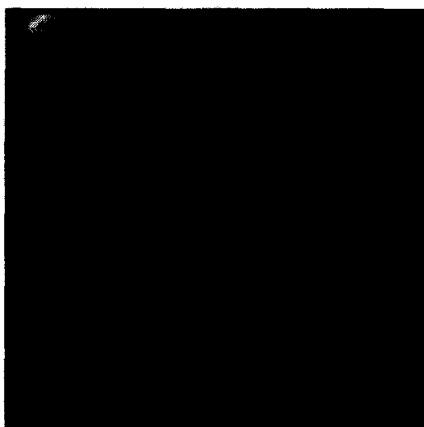
여기서, $s(i, j)$, $x(i, j)$, $y(i, j)$ 는 각각 원 영상, 잡음 입력 영상, 필터링 영상들이다.



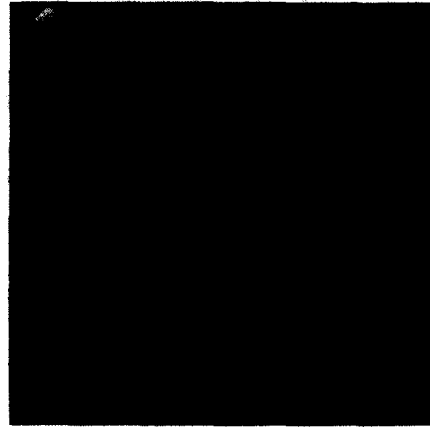
(a) Original image



(b) Median filter



(c) WM(s=5) filter



(d) Proposed AWMF

그림 6 평균 필터, 메디안 필터, 가중 메디안 필터 및 제안 적응성 가중 메디안 필터링 영상

Fig. 6 Images of mean, median, weighted median and proposed AWM filtering

표 3 양자잡음 영상의 NMSE

Table 3 NMSE of quantum noise image

Kinds of Filter	NMSE
Median (7×7)	0.997217
WMF (s=5)	0.998762
AWMF (a=2.7)	0.994591
AWMF (a=4.0)	0.999894
AWMF (a=9.0)	0.989899

6. 결 론

본 연구에서는 디지털 영상처리 기술을 이용하여 의료용 투시 영상의 양자 잡음을 효율적으로 제거함으로써 X-선의 물리적 특성으로부터 발생된 양자잡음이 스펙클 노이즈의 특성과 유사하나 그 분포가 다르므로 새로운 균일 척도 값을 제시함으로써 다음과 같은 결론을 얻었다.

원 신호의 경계 정보는 최대한 보존하면서 영상의 잡음은 최대한 제거할 목적으로 영상신호의 공간적 변화에 따라 적응적으로 성능이 변화하는 가중 메디안 필터를 사용하였다. 윈도우내의 공간적인 변화에 대한 적응 기준인 균일 척도를 결정함에 있어서 투시 진단장치의 종류에 관계없이 손쉽게 균일 척도를 구할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안한 방법으로 처리한 결과, 기존의 방법들에 비해 필요한 영상의 경계 정보는 잘 보존되면서 잡음은 효과적으로 제거되었다. 반면

에 윈도우내의 각 화소마다 지역적으로 통계치를 구해야 하고, 한 화소를 필터링하기 위해서 정렬(sorting)해야 할 배열의 크기가 증가함에 따라 많은 필터링 시간이 요구된다.

향후 필터링에 소요되는 시간상의 문제점을 보완함과 동시에 균일 척도를 이용한 경계선 검출 알고리즘의 적용 및 화질 개선을 위해서 균일 척도와 가중치 할당관계를 최적화하기 위한 방법으로 지역 통계치에 대한 퍼지 동조 기법의 연구가 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

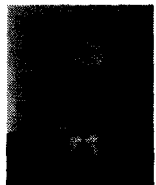
[1] 정 환, 이 완, 김문찬, "디지털 의료 영상학", 정문각 pp. 251-276, 1999. 10.
 [2] C. Toumazou, "Circuit and Systems Tutorials", supported by IEEE Circuit and System Society Technical Committee on Analog Signal Processing, pp. 1-35, 1994.
 [3] Anil K. Jain, "Fundamentals of Digital Image Processing", Prentice-Hall Inc., pp. 244-315, 1989.
 [4] B. J. Justusson, Median filtering: Statistical Properties, in Two Dimensional Digital Signal Processing II, Springer-Verlag, 1981
 [5] J. Juhola, A. Nieminen, J. Salo, and Y. Neuvo, "Scan Rate Conversions Using Weighted Median Filtering", in Proc., 1989 IEEE Int. Conf. Circuits and Systems, Portland, OR, pp. 433-436, May 1989.
 [6] P. Haavisto, J. Juhola Y. Neuvo, "Scan Rate Up-Conversion Using Adaptive Weighted Median Filter", Proc. 3rd International Workshop on Signal Processing of HDTV, Torino, Italy, Sep.1989.
 [7] P. Haavisto, J. Juhola, Y. Neuvo, "Fractional Frame Rate Up-conversion using Weighted Median Filters," IEEE Trans. on Consumer Electronics, Vol.35, No.3, Aug. 1989.
 [8] T. Loupas, W. N. McDicken, and P. L. Allan, "Adaptive Weighted Median Filter for Speckle Suppression in Medical Ultrasonic Images", IEEE Trans. Circuit and System, vol. 36, pp. 129-135, Jan. 1989.
 [9] X. Z. Sun and A. N. Venetsanopoulos, "Adaptive Schemes for Noise Filtering and Edge Detection by Use of Local Statistics", IEEE Trans. Circuit and System, vol. 35, pp. 57-69, Jan. 1988.
 [10] 尹貴煥, 安永複, "일반형 잡음모델과 적응성 가중 메디안 필터를 이용한 초음파 영상의 스펙클 잡음 제거" 電子工學會 論文誌 第34卷 S編 第7號, pp.89-101, 1997.7.
 [11] 이봉영, 이후민, 윤광호, 남문현, "퍼지 클러스터를 적용한 RWM 필터", 대한전기학회 01하계학술대회 논문집 (D권), pp.2078-2080, 2001.7.
 [12] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle, "Image Processing, Analysis and Machine Vision", Chapman & Hall, 1993.
 [13] F. A Cheikh, R. Hamila, M. Gabbouj and J. Astola,

"Impulse Noise Removal in Highly Corrupted Color Image", IEEE Proc. ICIP-96, Vol.1, pp.997-1000, Sep.1996
 [14] Gonzalo R. Arce Jose L. Paredes, "Recursive Weighted Median Filters Admitting Negative Weights and Their Optimization", IEEE Trans. Signal Processing, vol. 48, pp.768-779, March 2000.
 [15] Pitas and A.N Venetsanopoulos, "Nonlinear Digital Filter", Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, 1990.
 [16] Ernest L. Hall, "Computer Image Processing and Recognition", Academic Press, 1979.
 [17] R. Krishnapuram and J.M.Keller, "A Possibilistic Approach to Clustering", IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol.1, No.2, pp.98-110, 1993.
 [18] Til Aach, Dietmar Kunz, "Multiscale Linear/Hybrid Filters for Noise Reduction in Low Dose X-Ray Images", Proc. IEEE, pp358-361, 1997.

저 자 소 개



이 후 민 (李厚敏)
 1960년 생 1989년 건국대 전기공학과 졸업, 1993년 동 산업대학원 전기공학과 졸업(석사), 1985~1993년 서울대학교병원 진단방사선과 근무, 현재 동 대학원 박사 과정, 동남보건대학 부교수.
 Tel : 031-249-6404, Fax : 031-249-6400
 E-mail : hmlee@dongnam.ac.kr



남 문 현 (南文鉉)
 1942년 남양주산. 연세대학교 전기공학과 (공학박사, 1975). 1976년부터 현재까지 건국대학교 전기공학과 교수(현재 산업대학원장). 1980-82 UC 버클리 EECS Research Associates. 관심분야는 생체공학 과 전통 과학기술사. 한국산업기술평가위원회 회장.