

## 적응성 가중매디안 필터를 이용한 방사선 투과영상의 양자 잡음 제거

### Reduction of Radiographic Quantum Noise Using Adaptive Weighted Median Filter

이후민<sup>\*,†</sup>, 남문현<sup>\*\*</sup>  
 Hoomin Lee<sup>\*,†</sup> and Moonhyon Nam<sup>\*\*</sup>

초 록 영상 데이터는 전송, 검출 및 처리과정에서 여러 잡음에 의해 훼손될 수 있다. 적응성 가중 매디안 필터라는 공간변화 필터를 사용하여 방사선 투과영상의 양자 잡음을 제거하였다. 제안된 필터는 처리 윈도우 내 각 픽셀의 국소 통계치의 변화에 따라 필터의 성능이 변화하여 에지를 최대한 보존하면서 잡음만을 제거하고자 이러한 국소 통계값에 근거한 적응성 가중 매디안 필터(AWMF)를 제시한다. AWMF를 구현함에 있어 두 가지 방법으로 나뉘는데, 우선 국소 통계의 특성에 따라 3개의 영역으로 분류하여 가중치를 부여하는 간단한 비선형 필터이고, 다음으로는 잡음모델로부터 국소 통계의 특성에 따라 경계(edge)영역과 균일 영역으로 구분하여 영상시스템에 적당한 균일 척도 값을 구하여 영상의 공간적인 변화 정도를 판단하는 기준이 되도록 하였다. 제안한 알고리즘은 IBM-PC 상에서 C 언어로 구현하였으며 AWMF가 다른 잡음 제거 필터들과의 성능 비교를 통하여 경계는 보존하면서 잡음은 최대한 제거하는 우수한 필터임을 검증하였다.

주요용어 : 래디오그래피, 양자잡음, 적응성 가중 매디안 필터, 균일 척도

**Abstract** 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 radiography 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 reading. We have proposed adaptive weighted median(AWM) filters based on local statistics. We show 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 quantum 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 detection 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, the effects and results of the noise filtering were proposed by comparing with images of the other existing filtering methods.

**Keywords:** radiography, quantum noise, adaptive weighted median filter, homogeneous factor

## 1. 서론

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. X-선이 재료 내부의 원자와의 충돌에 의해 발생하는 산란은 X-선 에너지(50-500keV)와 재료의 종류에 따라 Compton 산란, 광전 산란, Rayleigh 산란의 3가지 유형으로 분류된다. 원자번호가 낮은 알루미늄이나 탄소 등에서 가장 중요한 산란형태는 Compton 산란이며, 높은 원자번호를 가지는 재료나 고 에너지의 X-선에 의해 발생하는 산란의 주요 형태는 광전 산란과 Rayleigh 산란으로 나타난다[1].

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 영역 내의 히스토그램을 이용하거나 명도 값을 이용함에 있어 알고리즘만으로 해당 픽셀의 값이 잡음인지 아니면 경계 인지를 정확히 판단하는 것은 불가능하고, 다만 여러 가지 판단 논리에 의해서 잡음일 가능성이 높거나 낮다고 판단할 수 있으며, 디지털화 된 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 희미해질 뿐만 아니라 잡음의 종류에 따라 필터의 성능 차이가 많으므로 해당 잡음에 따른 적절한 알고리즘의 선택이 요구된다.

잡음 억제를 위한 영상필터(image filter)로는 크게 선형필터(linear filter)와 비선형 필터(nonlinear filter)로 분류할 수 있는데, 선형 필터는 잡음을 제거함과 동시에 경계를 흐리게 하는 등, 판독에 필요한 정보들까지 제거해 버릴 수 있기 때문에 방사선 투과 영상의 잡음제거를 위해 사용하기에 적합하지 않다. 이러한 단점을 보완한 비선형 필터는 영상의 부분적인 특징에 따라 적응적으로 동작할 수 있기 때문에 근래에는 대부분 비선형 필터를

응용하여 잡음을 제거한다. 주로 사용되는 비선형 필터로는 적응 평균 필터(adaptive mean filter), 메디안 필터(median filter), 추정 필터(minimum mean square error estimate filter: MMSE) 등이 있으며 여러 잡음 영상에 대한 연구 결과가 나와 있다. T. Loupas는 적응성 가중 메디안 필터(adaptive weighted median filter: AWMF)라는 비선형 필터를 사용하여 초음파 영상의 스펙클 잡음을 제거하였다. 그는 이미 알려져 있는 스펙클 잡음의 수학적 모델이 실제 진단기로부터 얻은 영상에 적용될 수 없음을 보이고 새로운 수학적 모델을 제안하여 AWMF를 수행하였다[2].

본 연구에서는 영상 처리과정에서 발생한 잡음은 수학적으로 구한 양자 잡음의 통계적 특성을 변화시키는데 이러한 영상 처리과정을 고려하여 새로운 잡음의 확률밀도함수를 구하고, 잡음으로부터 방사선 투과 영상에 대한 균일 척도(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 필터가 구별할 수 있도록 해준다. AWMF는 균일 척도가 주는 정보를 바탕으로 필터 성능을 조절하게 된다[3,4]. 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 방사선 투과 영상의 양자잡음을 최대한 억제하면서 경계영역에 해당하는 용접부위를 보존하고자 영상으로부터 양자 잡음의 국소 통계특성을 분석하여 각 영상에 부합되는 윈도우 내 가중치의 기울기를 결정하고, 유도된 균일 척도에 AWMF를 적용하여 처리한 결과 기존의 잡음제거 필터에 비해 그 성능이 우수함을 검증하였다.

## 2. 영상잡음의 특성

스펙클 잡음은 레이저(laser)나 초고주파 레이다(microwave radar), 초음파 등과 같은 coherent 파를 사용하여 영상신호를 검출할 때 나타나는 현상으로, 반사되는 경계 면에서의 산란과 이로 인한 간섭현상으로 설명된다. X-선 산란 잡음의 경우 흔히 격자(grid)를 사용함

으로서 어느 정도 산란현상을 제어할 수 있으나, 방사선 투과영상의 경우 장치의 구조상 격자를 사용할 수 없는 경우나 고 에너지의 X-선을 사용하기 때문에 더욱 문제가 된다. 간섭에 의한 영상에서의 잡음은 랜덤(random)한 것처럼 보이지만 실제로는 랜덤하지 않게 다를 수 있다. 즉, 장치의 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.

2.1. 영상의 영역 구분

본 논문에서는 영상을 공간적인 변화 정도에 따라서 균일 영역과 경계 영역으로 구분하고 특별히 균일 영역의 이상적인 경우를 상수 영역이라 하였다. Fig. 1에 영상 신호의 일차원 단면을 예로 들어 각 영역을 표시하였다. 굵은 실선으로 나타낸 것이 잡음이 포함된 검출신호(detected signal)이다. 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.

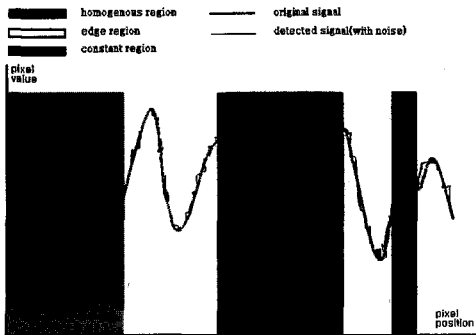


Fig. 1 Region of classification by the local characteristics in the image

2.2. 잡음의 통계적 특성

양자 잡음을 모델링하기 위하여 검출신호의 확률밀도 함수(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  $2\pi$ 까지 균일하게 분포된다. 이렇게 되면, 신호의 진폭 성분만으로 양자 잡음을 모델화 할 수 있다. 또한, 랜덤하게 작용하는 요소들이 누적됨으로서 발생하는 페이저(phasor)의 실수부  $A_r$  과 허수부  $A_i$ 를 지정한다. 이때, 확률변수  $A_r$ 와  $A_i$  각각에 대한 pdf는 평균이 0 이고, 분산이  $\sigma^2$ 인 가우시안(Gaussian)함수라고 가정한다. 두 확률 변수  $A_r$  와  $A_i$ 에 대해서 결합 확률밀도함수(joint pdf)를 구하면 식 (1)과 같다[5].

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

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 (2)처럼 나타낼 수 있다.

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

식 (2)는 잘 알려진 통계 분포인 Rayleigh 분포이고, 사용된  $\phi$ 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 (3)과 같이 정의한다.

$$N = [(\overline{A - \bar{A}})^2]^{1/2} = [(\overline{A^2}) - (\bar{A})^2]^{1/2} \dots\dots\dots (3)$$

문자 위에 붙어 있는 바(bar)는 평균을 의미한다. 통계적인 평균은 pdf에 확률변수를 곱하여 무한 구간에 대한

적분을 수행하여 얻을 수 있다. 식 (2)를 이용하여 A와 A<sup>2</sup>에 대한 평균을 구하면 식 (4)와 (5)가 된다.

$$\bar{A} = \int_{-\infty}^{\infty} AP(A)dA = (\pi \phi/2)^{1/2} \dots\dots\dots (4)$$

$$\overline{A^2} = \int_{-\infty}^{\infty} A^2P(A)dA = 2\psi \dots\dots\dots (5)$$

식 (3), (4)와 (5)에서 파라미터  $\phi$ 는 잡음의 진폭 N에 영향을 주는 값을 알 수 있다. 이제 검출신호 A의 SNR을 식 (6)과 같이 정의할 수 있다.

$$SNR = \frac{\bar{A}}{N} = \frac{\bar{A}}{[\overline{A^2} - \bar{A}^2]^{1/2}} = \left(\frac{\pi}{4 - \pi}\right)^{1/2} = 1.91 \dots\dots\dots (6)$$

식 (6)은 이론적으로 구한 영상신호의 SNR이며, 실제 실험에서는 약 1.5에서 2.5 사이의 값을 갖게 된다[6]. 식 (6)에서 신호의 평균  $\bar{A}$ 과 표준편차 N의 비가 상수이다. 즉, 신호의 평균이 그 표준편차에 비례하고 있는데, 이는 잡음 모델링 관점에서 승산형 잡음(multiplicative noise)으로 될 수 있음을 의미한다[6].

2.3. 잡음의 수학적 모델

잡음은 원 신호에 잡음 성분이 추가될 때 원 신호와 잡음이 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 추가될 때, 원 신호와 잡음이 곱해진 형태로 추가되는 잡음을 말한다. 승산형 잡음모델을 사용한 검출신호의 모델은 다음과 같다.

$$y = x + N = x + xn \dots\dots\dots (7)$$

y는 검출신호이고 N은 원 신호에 추가되는 잡음 성분이다. 또한 n는 잡음이 섞이지 않은 원 신호이며, n은 평균이 0이고 원 신호 x와는 독립적인 잡음이다. 만일 식 (7)과 같은 검출신호 모델에서 상수값 m인

원 신호 x에 승산형 잡음이 추가되어 있는 상수 영역을 스캔하였다고 가정하고 양변의 표준편차를 구하면 식 (8)과 같다.

$$\begin{aligned} \sqrt{E[(y - m)^2]} &= \sqrt{E[(m + mn) - m]^2} \\ \sqrt{\sigma_y^2} &= \sqrt{m^2 \sigma_n^2} \\ \sigma_y &= m \sigma_n \end{aligned} \dots\dots\dots (8)$$

위 식에서 E[ ] 연산은 평균을 의미하고,  $\sigma_y$ 와  $\sigma_n$ 은 각각 검출신호와 잡음의 표준편차를 나타낸다. 식 (8)에서 잡음의 표준편차  $\sigma_n$ 은 상수이므로 검출신호의 평균과 표준편차의 비는 일정하다. 이처럼 검출신호의 평균과 표준편차의 비가 일정한 것은 식 (6)에서 직접 잡음의 pdf로부터 구한 잡음의 통계적 특성과 일치한다. 따라서 양자 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 [2].

2.4. Loupas의 스펙클 잡음모델

Loupas는 이론적으로 유도된 식 (7)의 모델이 실제 검출신호의 통계적 특성과 일치하지 않음을 보이고, 새로운 모델을 제안하였다[2]. 그는 스캐너 내부의 신호처리 과정을 고려하여 검출신호를 새롭게 모델링하고, 이를 실험에서 얻은 결과와 비교하여 타당성을 확인하였다. 이 모델은 검출신호의 평균이 그 표준편차에 비례하는 수학적인 모델과는 달리 검출신호의 평균이 그 분산에 비례하도록 되어 있다. Loupas가 사용한 모델은 식 (9)와 같다.

$$y = x + x^{1/2}n \dots\dots\dots (9)$$

식 (9)로부터 x가 상수값 m을 갖는 상수 영역에 대한 스캔을 가정하고, 양변의 분산을 구하면 식 (10)과 같다.

$$\sigma_y^2 = m \sigma_n^2 \rightarrow \sigma_n^2 = \sigma_y^2 / m \dots\dots\dots (10)$$

잡음의 분산  $\sigma_n^2$ 은 상수이므로  $\sigma_y^2/m$ 도 상수값을 갖는다. 그리고 일반적인 신호 의존성 잡음모델은 식 (11)와 같다.

$$y = f(x) + r(x)n \quad \dots\dots\dots (11)$$

$n$ 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 (7)의 승산형 잡음모델은  $r(x) = x$ , 식 (9)의 Loupas의 잡음모델은  $r(x) = x^{1/2}$ 인 신호 의존성 잡음으로 볼 수 있다. 또한 스펙클 잡음모델인 식 (7)와 식 (9)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 새로운 잡음모델의 형태를 다음과 같이 일반적인 형태로 결정한다.

$$y = x + x^{1/a}n \quad \dots\dots\dots (12)$$

식 (12)을 사용하여 식 (7)의 모델을 표현하는 경우에  $a = 1$ 이며, 식 (9)와 같은 Loupas의 모델은  $a = 2$ 인 경우로 볼 수 있다. 따라서, 식 (12)의 잡음 모델을 사용하여 영상의 특성에 맞도록 윈도우 내 가중치의 기울기  $a$  값을 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[7].

**3. 균일 척도**

식 (12)의 일반형 모델로부터 균일 척도를 유도하기 위해서 먼저, 원 신호  $x$ 가 상수값  $m$ 을 갖는 상수 영역을 스캔한다고 가정하고, 식 (12)의 양변에 분산을 구하면 식 (13)과 같다.

$$E[(y - m)^2] = E[(m + m^{1/a}n - m)^2] \\ \sigma_y^2 = m^{2/a} \sigma_n^2 \quad \dots\dots\dots (13)$$

식 (13)의 양변에  $a/2$ 승을 취하여 변형하면  $\sigma_y^a/m = \sigma_n^a$  를 얻을 수 있고 잡음의 표준 편차  $\sigma_n$ 은

상수이므로 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\sigma_y^a/m = \sigma_n^a = constant \quad \dots\dots\dots (14)$$

가정한 상수 신호는 실제 영상에서는 검출 영상의 일 부분에서 공간적인 변화를 가지지 않고 균일한 값을 갖는 균일 영역에 해당하므로 균일 영역에서의  $\sigma_y^a/m$ 은 식 (14)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 편차)와 원 신호의 분산이 더해져서 검출신호  $y$ 의 분산도 이에 따라 변화하게 된다. 따라서, 경계 영역에서의  $\sigma_y^a/m$ 값은 균일 영역에서의 그것보다 커진다. 이와 같이 균일 영역에서는  $\sigma_y^a/m$ 값이 일정하고 경계 영역에서는 영상 신호의 공간적인 변화에 따라 값이 증가하므로  $\sigma_y^a/m$ 를 균일 영역과 경계 영역을 구분하는 균일 척도로 사용한다.

**4. 적응성 가중 매디안 필터**

서열 통계학(order statistics)에 기초를 둔 필터들은 대부분 경계 보존에 있어서 우수한 결과를 가질 뿐만 아니라, 영상에 따라 적응적으로 설계될 수 있다는 장점에 기존의 선형 필터들이 사용될 수 없었던 다양한 응용 분야에 사용될 수 있음은 물론 특히, 디지털 영상 필터 영역에서는 매우 적합한 방법으로 인식되어 오고 있다. 이러한 필터 중 가장 잘 알려진 것으로서 매디안 필터가 있다. 매디안 필터는 여러 목적으로의 적응성이 뛰어나고 처리 과정도 간단해서 다양한 영상 및 음성 신호처리 분야에 이용되어 왔다.  $n$ 개의 검출신호  $x_i, i = 1, \dots, n$ 에 대한 기본적인 매디안 필터의 정의는 다음과 같다.

$$med(x_i) = \begin{cases} x_{(k+1)} & n = 2k + 1 \\ \frac{1}{2}(x_{(k)} + x_{(k+1)}) & n = 2k \end{cases} \quad \dots\dots\dots (15)$$

$x_{(k)}$ 는 크기가  $k$ 번째 되는 값이다. 즉, 매디안 필터는 검출신호들을 크기순으로 나열하였을 때 중앙 순서에 위치하는 값을 출력한다. 이진 신호를 가정하면 윈도우 내에서 전체 화소 개수의 반 이상인 신호를 필터링하는 경우는 그 값을 유지하고 그렇지 않은 경우는 그 값을 제

거하게 된다. 따라서 평균 필터가 처리할 수 없는 임펄스 잡음(impulse noise)에 대한 성능이 우수함은 물론, 경계와 같이 급격히 변화하면서 일정구간까지 값이 지속되는 신호에 대해서는 경계값을 그대로 유지하는 특성을 갖는다. 이 경우 어느 정도까지 값이 지속되는 것을 잡음으로 판단하는가는 윈도우 크기가 결정하게 된다. 따라서 적응 필터링을 수행할 경우, 필터의 종류와 무관하게 공통적으로 가변 길이 윈도우(variable-length window)를 사용할 수 있다. 그러나 메디안 필터의 경우 다음과 같은 가중치 메디안(weighted median)을 사용하면 고정크기 윈도우로도 적응성을 부여할 수 있고, 적응에서의 변화 정도도 가변 길이 윈도우를 사용하는 경우보다 뛰어나다. 예를 들어 가변길이 윈도우를 사용하여 메디안 필터를 하는 경우에 최대 잡음을 제거하는 윈도우 크기를 11로 가정하면, 9, 7, 5, 3, 1 까지 변화될 수 있으므로 6가지 성능 변화가 가능하지만, 가중 메디안을 사용하게 되면 기술기 종류만큼 성능 변화를 조절할 수 있으므로 적응성 면에서도 우수하다. 따라서 가중 메디안에 적응성을 부여하여 잡음을 제거함과 동시에 경계 정보는 그대로 유지하는 적응성 가중 메디안 필터(AWMF)를 사용하고자 한다.

일반적인 가중 메디안 필터는 식 (16)과 같이 표시된다.

$$med_{WM}(x_i) = med[w_1 \diamond x_1, w_2 \diamond x_2, \dots, w_n \diamond x_n] \quad \dots\dots\dots (16)$$

기호  $\diamond$ 는 단순한 반복을 의미하는 기호이다. 즉,  $w_i$ 이 3인 경우라면  $x_i$ 를 3번 반복한다. 이는 윈도우 내의 화소 값들을 순서대로 나열하였을 때, 가중치가 크면 중앙 위치를 차지할 확률이 높아진다고 할 수 있다. 만일  $w_i$ 가 다른 가중치 모두를 더한 것보다 크다면 메디안값은 신호의 값에 상관없이  $x_i$ 가 된다. 이렇듯 가중치가 큰 신호 값을 필터링 할 경우, 원 신호 값을 그대로 유지하는 결과를 가져온다. 이것이 적응성 필터 설계를 가능케 해주는 주된 특성이다. 윈도우 내에서 필터링되는 화소는 윈도우의 중앙에 위치하는 화소이고 이 중앙 화소의 가중치는 윈도우 내의 모든 가중치 중 가장 큰 값을 갖게 된다. 가중치를 결정하는 여러 방법은 여러 가지가 있을 수 있겠으나 구조가 간단하여 적용하기에 편리하고 계산상 이점도 있는 선형 가중법을 사용하도록 한다. 선형 가중법은 가중치 집합 내의 원소들이 중심 화소로부터 멀어짐에 따라 선형적으로 감소하는 가중함수이다. 가중치의 정의는 다음과 같다.

$$w(i, j) = [w(k+1, k+1) - cdH] \quad \dots\dots\dots (17)$$

식 (17)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

### 5.1. 잡음모델에 따른 이론적 영상

식 (12)의 일반형 모델로부터 각 영상의 신호 특성에 부합하는  $a$ 를 구하면 그 영상에 맞는 고유 잡음모델이 결정되는 것이다. 이를 위해 방사선 투과 영상으로부터 얻은 영상을 사용하여 다음의 과정을 실험적으로 수행함으로써 고유 잡음모델을 결정한다. 첫째, 적응 필터링에 쓰일 윈도우(window)의 크기를 결정한다. 적응 필터는 일정한 윈도우 내의 국소 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  $\sigma_y^2/m$ 값도 달라진다. 따라서 최대의 필터 성능을 보이는 윈도우 크기를 결정하고 이와 동일한 크기의 윈도우로 통계치를 구하는 것이 타당하다. 둘째, 지수 값  $a$ 를 변화시키면 윈도우 내의  $\sigma_y^2/m$ 값을 구한다. 그 값을 윈도우의 중앙 화소 값으로 대치한다. 이때, 각  $a$ 값에 대한 통계치 영상의 비교를 위해서 정규화(normalization)를 한다. 셋째, 균일 척도  $\sigma_y^2/m$ 값을 영상화한 통계치 영상으로부터  $a$ 값을 결정한다.  $a$ 값에 따른 여러 통계영상들 중에서 경계영역에서는 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  $\sigma_y^2/m$ 로 적응 필터링 된 결과를 Fig. 2에 나타내었다. 가로축은 영상의 특정 스캔라인에서의 화소의 위치이고, 세로축은 신호 값 및 균일 척도 값을 나타낸다. (a)는 방사선 투과 영상으로부터 얻은 신호의 단면 값이다. 처음부터 약 30

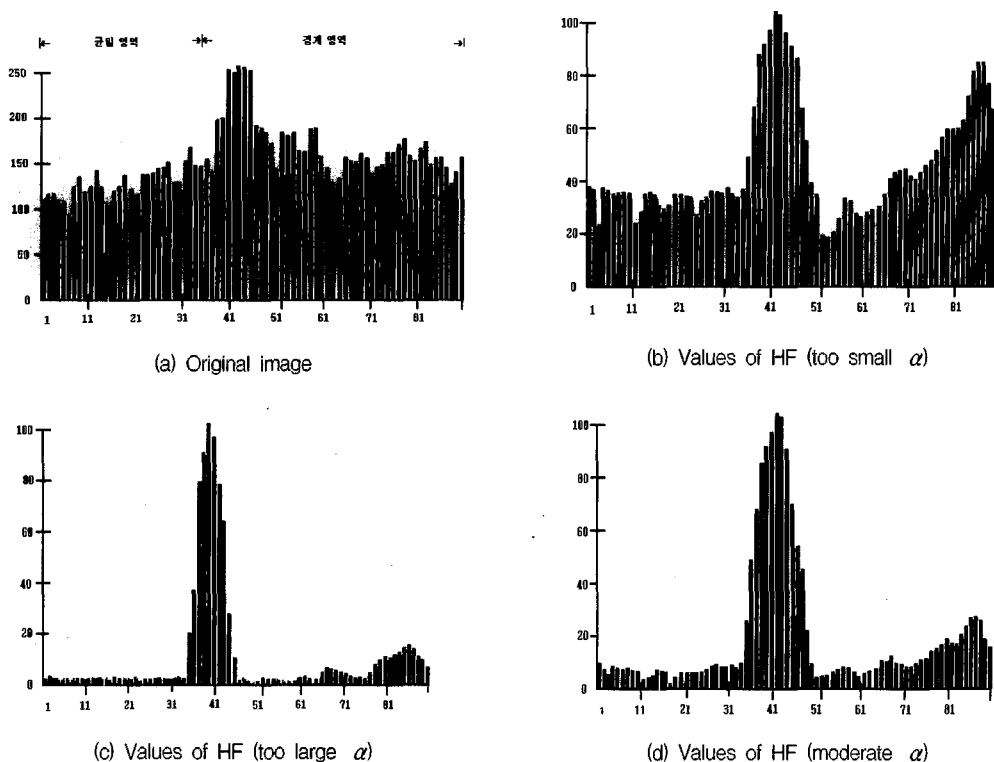


Fig. 2 Result of adaptive filtering for various value(a)  $\sigma_y^2/m$

번째까지의 신호를 균일 영역으로 그리고 나머지 영역을 경계영역으로 볼 경우 다음과 같은 기준으로  $\alpha$ 를 정한다. (b)는  $\alpha$ 가 너무 작은 경우의 예로서, 균일 영역에서 값의 변화가 지나치게 큰 것을 볼 수 있다. 따라서 이 값으로 결정된 모델을 적용 필터링에 이용하면 잡음이 충분히 제거되지 않는다. (c)의 경우는 균일 영역에서 위치 변화에 따라 통계치의 차이가 작은 점은 바람직하지만, 원 신호가 경계를 갖는 영역(50번째 이후)에서는 균일 척도 값이 균일 영역에서의 균일 척도 값과 유사하여 이를 적용 필터링에 이용하면 경계부분도 필터링되는 등 영상의 섬세함이 떨어질 뿐 아니라, 유용한 정보를 잃어버리게 된다. (d)는 균일 영역에서 균일 척도 값들이 거의 유사하고, 경계영역에서는 균일 척도 값이 균일 영역에서의 값보다 커서 균일 척도가 갖춰야 할 조건을 잘 만족하고 있다. 그러므로 균일 영역에서 잡음이 잘 제거되고 경계영역에서는 경계가 잘 보존되므로 (d)에서 사용한  $\alpha$ 값이 가장 적합한 값이다.

### 5.2. 잡음모델 결정

잡음모델은 다음과 같이 결정하였다.

$$y = x + x^{1/1.5}n \quad \dots\dots\dots (18)$$

위 모델의 통계적 특성을 사용하여  $\sigma_y^{1.5}/m$ 를 균일 척도로 사용할 수 있다. 이를 식 (17)에서 AWMF 가중치의 기호기를 결정하는  $H$ 로 사용하여 필터링을 수행하고, 기존의 필터링 기법을 사용한 결과들과 비교하여 제시한다.

제안한 방법으로 잡음 모델을 고유화 하기 위한 첫 단계로 최대 필터링 성능을 보이는 윈도우 크기를 결정하기 위해 순수 메디안 필터를 사용하였다. 윈도우의 크기는 필터링 결과에서 잡음이 보이지 않으면서 호림 현상이 심하게 나타나지 않을 때의 윈도우 크기로 한다. 영상처리를 위한 window(mask) size의 결정에서는 윈도우의 크기를 크게 하면 순수 메디안 필터의 잡음제거 성능은 개선되나 용접 경계 부분의 보존 능력이 저하될 뿐만

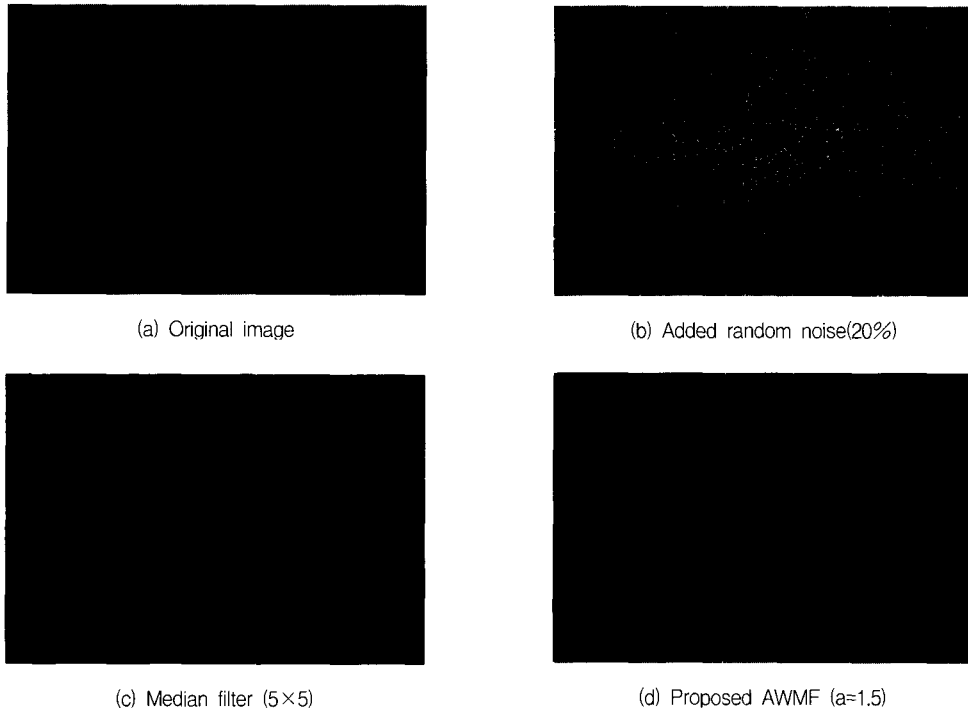


Fig. 3 Original image and processing by mean, median, and proposed AWMF

아니라 처리속도가 느려지므로 본 실험에서 윈도우의 크기는 필터링 결과에서 잡음이 보이지 않으면서 흐림 현상(blurring)이 심하게 나타나지 않을 때의 윈도우의 크기로 한다. 실험결과  $5 \times 5$ 의 경우에 가장 적당하였다.

### 5.3. 잡음제거 필터의 성능 비교

제안한 방법을 사용하여 실제 공업용 X-선 투과사진을 스캐너로 획득한 원 영상으로부터 균일 척도  $\sigma_s^2/m$ 를 구하고 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. 이와 같은 방법으로 잡음을 제거한 영상을 평균 필터와 순수 메디안 필터, 그리고 제안한 적응성 가중메디안 필터를 사용한 결과와 함께 비교하고, 균일 척도의 지수 값은 실험을 통하여 결정한다. 가중치 기울기의 변화가 작을수록 가중 메디안필터의 잡음 제거 성능은 개선되나, 공업용 방사선 투과 영상에

서 용접부위의 경계 보존은 저하됨을 확인할 수 있다.

잡음억제를 위한 선형필터는 잡음을 제거함과 동시에 경계를 흐리게 하여 용접부분의 판독에 필요한 정보들까지 제거해 버릴 수 있다. 이러한 단점을 보완한 비선형 필터는 영상의 지역 특성에 따라 적응적으로 동작하므로 잡음을 최대한 제거하면서 용접부분의 경계정보를 유지함을 확인할 수 있었다. Fig. 3에서는  $256 \times 176$  픽셀의 공업용 X-선 투과 영상을 각종필터를 사용하여 처리한 영상으로 (b)는 원 영상에 20%의 랜덤 잡음을 추가한 영상을, (c)에서는 순수 메디안 필터를 사용하여 처리한 결과, 잡음제거는 잘 되었으나 균일 영역에서의 흐림 현상으로 용접부위의 경계정보를 잃고 있다. (d)의 결과는 제안 필터를 사용하여 처리한 결과로 경계도 부드럽게 연결되면서 얼룩이나 흐림 현상도 적고, 산란 잡음도 효과적으로 제거됨을 알 수 있다. 따라서 잡음제거 성능이 식 (19)의 평균 자승 오차(normal mean square error: NMSE)에 의해 메디안 필터는 0.966, 제안 AWMF는 0.963으로 개선됨을 알 수 있고, 경계부분의 정보를 유지하면서 균일 척도 값  $a=1.5$  에서 우수한 성능을 나타냈다.



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

..... (19)

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

### 6. 결 론

본 연구에서는 디지털 영상 처리 기술을 이용하여 방사선 투과 영상의 양자잡음을 효율적으로 제거함으로써 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

첫째, 영상의 양자잡음은 최대한 제거하면서 경계(원) 신호 정보는 보존하기 위해서 영상 신호의 국소 통계값의 변화에 따라 적응적으로 필터의 성능이 변화하는 적응성 가중메디안 필터를 사용하였다.

둘째, 선형 필터와의 성능비교를 통해 비선형 필터인 제안한 적응성가중메디안 필터가 양자잡음의 제거에 우수한 성능을 나타냄을 검증하였다.

결함 검사이 디지털 영상처리에 의한 X-선 산란잡음을 제거함으로써 영상의 해상도를 개선하고 결함 검출의 정도를 높이는 데 효율적으로 활용할 수 있으리라 기대한다.

반면 각 화소마다 국소 통계값을 구해야 하고, 한 화소를 필터링 하기 위해서 정렬해야할 배열의 크기가 증가함에 따라 많은 필터링 시간이 소요되는 문제점과 함께 필터링 성능 평가에 있어서는 noise power spectrum에 의한 평가 연구가 계속되어야 할 것이다.

### 후 기

본 연구는 2002년도 동남보건대학 연구비 지원에 의해 수행된 것임.

### 참고문헌

[1] G. Harding, J. Kosanetzky, Scattered X-ray Beam Nondestructive Testing, Nuclear Inst. and Methods. A280, 517, (1989)  
 [2] 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, (1989)  
 [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] Pitas and A.N Venetsanopoulos, "Nonlinear Digital Filter", Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, (1990)  
 [6] C. Toumazou, "Circuit and Systems Tutorials", supported by IEEE Circuit and System Society Technical Committee on Analog Signal Processing, pp. 1-35, (1994)  
 [7] 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)  
 [8] 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)  
 [9] 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, (1989)  
 [10] P. Haavisto, J. Juhola, Y. Neuvo, "Fractional Frame Rate Up-conversion using Weighted Median Filters," IEEE Trans. on Consumer Electronics, Vol. 35, No. 3, (1989)  
 [11] 이봉영, 이후민, 윤광호, 남문현, "퍼지 클러스터를 적용한 RWM 필터", 대한전기학회 '01학계학술대회 논문집(D권), pp. 2078-2080, (2001)  
 [12] 尹貴煥, 安永復, "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. 755-767, (1997)  
 [13] Til Aach, Dietmar Kunz, "Multiscale Linear/Hybrid Filters for Noise Reduction in Low Dose X-Ray Images", Proc. IEEE, pp. 358-361, (1997)