

論文97-34S-7-10

# 일반형 잡음모델과 적응성 가중 메디안 필터를 이용한 초음파 영상의 스펙클 잡음 제거

## (Speckle Noise Elimination of Ultrasonic Images by Using Generalized Noise Model and Adaptive Weighted Median Filter)

尹 貴 燠 \* , 安 永 複 \*

(Kuee Young Yoon and Young Bok Ahn)

### 요 약

적응성 가중 메디안 필터라는 공간 변화 필터를 사용하여 초음파 영상의 스펙클 잡음을 제거하였다. 영상의 부분적인 특징에 따라 메디안 필터의 성능을 변화시키는 적응 알고리즘을 적용하는데 있어서 기존의 잡음 모델을 사용함으로써 발생하는 문제점을 지적하고, 이를 개선하여 새로운 일반형 잡음모델을 제안하였다. 제안한 잡음모델로부터 균일 척도를 유도하여 필터가 영상의 공간적인 변화 정도를 판단하는 기준이 되도록 하였다. 제안한 잡음모델과 적응성 가중 메디안 필터를 사용하여 처리한 결과, 기존의 방법에 비해 잡음을 최대한 제거하면서 경계 정보를 잘 보존하는 바람직한 결과를 가져옴을 실험을 통하여 확인하였다.

### Abstract

A technical method of noise modeling and adaptive filtering for reducing of speckle noise in ultrasonic medical 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. 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.

### I. 서 론

최근 의료 진단용으로 주목받고 있는 초음파 영상 진단장치는 X-ray, CT, MRI 등 다른 의료 진단기에 비해 사용이 간편하고 인체에 해가 없는 장점이 있는 반

면, 해상도와 화질이 떨어지는 단점이 있다. 초음파 영상은 작은 반점 모양의 잡음이 화상 전체에 분포되어 있는데, 이를 스펙클 잡음(speckle noise)이라 한다<sup>1</sup>. 스펙클 잡음은 초음파 빔(beam)이 인체 내부 조직의 미세한 불균일 경계면에서 반사되어 올 때 발생하는 산란(scattering)과 이에 기인한 일종의 간섭(interference)현상으로 인해 발생하는 것으로 알려져 있는데<sup>2</sup>, 이러한 스펙클 패턴은 실제 인체 조직의 미세 구조와 부합되지 못하므로 진단의 효용성을

\* 正會員, 建國大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Konkuk Univ.)

接受日子: 1997年1月8日 수정완료일: 1997年6月24日

감소시키는 결과를 초래한다. 따라서, 디지털 영상 처리 기법을 이용하여 스펙클 잡음을 제거함으로써 의료 진단의 정보로서 초음파 영상의 가치를 높이고자 한다. 또한 3차원 영상 시스템에서는 영상의 경계선 검출을 위해 미리 스펙클 잡음을 제거하는 것이 필요하다.

잡음 억제를 위한 영상필터(image filter)로는 크게 선형 필터(linear filter)와 비선형 필터(nonlinear filter)로 분류할 수 있는데<sup>[3]</sup>, 선형 필터는 잡음을 제거함과 동시에 경계를 흐리게 하는 등, 진단에 필요한 정보들까지 제거해 버릴 수 있기 때문에 의료 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), MMSE 추정 필터(minimum mean square error estimate filter)등이 있으며, 여러 잡음 영상에 대한 연구 결과가 나와 있다<sup>[6, 7]</sup>.

T. Loupas는 적응성 가중 메디안 필터(Adaptive Weighted Median Filter : AWMF)라는 비선형 필터를 사용하여 의료용 초음파 영상의 스펙클 잡음을 제거하였다. 그는 이미 알려져 있는 초음파 스펙클 잡음의 수학적 모델이 실제 진단기로부터 얻은 초음파 영상에 적용될 수 없음을 보이고 새로운 수학적 모델을 제안하여 AWMF를 수행하였다<sup>[5]</sup>. 진단기에서 초음파 의료 영상을 얻기 위해서는 트랜스듀서를 통하여 들어오는 수신 신호에 필터링, TGC(time gain control), 증폭, 포커싱(focusing), detection 및 로그 압축(logarithmic compression)등과 같은 여러 가지 신호처리 기법들을 적용하며, 이러한 처리를 거쳐 발생된 스펙클 잡음은 수학적으로 구한 잡음모델의 통계적 특성을 변화시킨다. Loupas는 이러한 내부의 신호처리 과정을 고려하여 새롭게 잡음모델을 제안하고 그 잡음모델로부터 초음파 영상에 대한 균일 척도(homogeneous factor)를 유도하여 적응 필터링을 수행하였다. 이 균일 척도는 필터링시 사용되는 윈도우 내의 영상이 공간적인 값의 변화가 없고 잡음에 의한 변화만 존재하는 균일 영역(homogeneous region)인지, 아니면 경계 및 신호 변화 정보가 들어있는 경계 영역(edge region)인지를 AWMF가 구별할 수 있도록 해준다. AWMF는 균일 척도가 주는 정보를 바탕

으로 필터 성능을 조절하게 된다. 즉, 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 하였다.

그러나, 초음파 진단기는 설계에 따라 내부 구조와 신호처리 기법이 각기 다르기 때문에 진단기의 종류마다 각기 다른 스펙클 잡음모델을 가지게 됨을 예상할 수 있다. 따라서, Loupas가 사용한 모델은 모든 초음파 진단기로부터 얻은 영상에 적합하다고 볼 수 없다. 더욱이 각 종류의 진단기마다 수학적으로 잡음모델을 정확히 구한다는 것은 그리 간단한 작업이 아니다.

본 논문에서는 진단기에서 얻은 표본 영상으로부터 간단히 통계적 특성을 분석, 각 진단기에 부합되는 잡음모델을 만드는 새로운 모델링 기법을 제안한다. 제안한 방법으로 완성한 모델에 AWMF를 적용하고, 기존의 모델을 사용한 결과와 비교하여 그 우수성을 입증한다. 본 논문에서 사용한 진단기는 (주)메디슨의 SONOACE-4800이며 PC와 인터페이스 하여 진단기로부터 실험에 필요한 디지털 영상 데이터를 얻었고 이를 PC상에서 실험하였다.

II장에서는 기존의 스펙클 잡음모델에 대해서 알아보고 그것들이 가지고 있는 오류를 지적하며, III장에서는 제안한 일반형 잡음모델을 살펴보고 이로부터 균일 척도를 유도하며 일반형 모델을 각 진단기에 맞도록 확정짓는 방법을 설명한다. IV장에서는 제안한 잡음모델을 적용하여 일차원 및 이차원 AWMF를 수행하기 위한 방법을 설명하며, V장에서는 실제 진단기를 사용하여 얻은 영상을 가지고 잡음을 모델링하는 실험과 새롭게 구한 모델을 적용하여 AWMF로 처리한 결과 영상을 기존의 결과와 비교하여 제시한다.

## II. 기존의 스펙클 잡음모델들

스펙클 잡음은 레이저(laser)나 초고주파 레이다(microwave radar), 초음파 등과 같은 coherent 파를 사용하여 영상신호를 검출할 때 나타나는 현상으로 반사되는 경계면에서의 산란과 이로 인한 간섭현상으로 설명된다<sup>[4]</sup>. 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 특

성의 스펙클 패턴이 나타나게 되므로 이를 모델링하여 필터링에 사용한다. 본 장에서는 전체적인 모델링 및 적응 필터링을 이해하는 데 기본이 되는 영역 구분에 대해서 알아보고, 스펙클 잡음의 통계적 특성으로부터 구한 잡음모델과 Loupas의 잡음모델을 살펴본다.

1. 영상의 부분적인 특징에 따른 영역 구분

본 논문에서는 초음파 영상을 공간적인 변화 정도에 따라서 균일 영역과 경계 영역으로 구분하고, 특별히 균일 영역의 이상적인 경우를 상수 영역이라고 하였다. 이해를 돕기 위해 그림 1에 영상 신호의 일차원 단면을 예로 들어 각 영역을 표시하였다. 굵은 실선으로 나타낸 것이 잡음이 부가되지 않은 원 신호이고 가는 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.

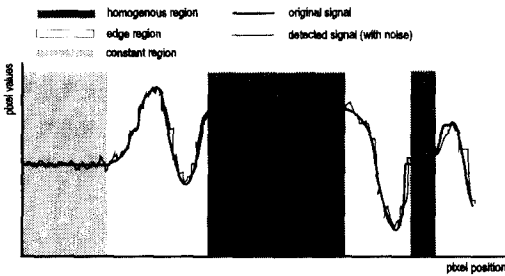


그림 1. 영상의 부분적인 특징에 따른 영역 구분  
Fig. 1. Region claification by using the local characteristics in the images.

2. 스펙클 잡음의 통계적 특성

초음파 스펙클 잡음을 모델링하기 위하여 검출신호의 확률밀도함수(pdf : probability density function)를 구한다. 유도의 편의를 위하여 하나의 해상도 셀(resolution cell) 내에 수많은 산란자(scatterer)가 있고 이들의 간격이 펄스 파장보다 작다고 가정하면,

신호와 통계적으로 독립인 위상이 0 부터  $2\pi$ 까지 균일하게 분포된다. 이렇게 되면, 신호의 진폭 성분만으로 스펙클을 모델화 할 수 있다. 또한, 랜덤하게 작용하는 요소들이 누적됨으로서 발생하는 페이저(phasor)의 실수부  $A_r$  과 허수부  $A_i$ 를 지정한다. 이때, 확률 변수  $A_r$ 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<sup>18)</sup>.

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

초음파 트랜스듀서(transducer)는 압력으로 에너지가 전달되므로 신호의 크기  $A = (A_r^2 + A_i^2)^{1/2}$ 로 변수를 치환하고, 파라미터(parameter)  $\psi = \sigma^2$ 를 사용하여 다시 쓰면, 변수  $A$ 에 대한 pdf  $P(A)$ 는 다음 식 (2)처럼 나타낼 수 있다.

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

식 (2)는 잘 알려진 통계 분포인 레일라이(Rayleigh) 분포이고 사용된  $\psi$ 는 잡음의 진폭에 영향을 주는 파라미터이다.

이제 트랜스듀서로부터 포락선이 검출된 초음파 신호의 SNR(signal-to-noise ratio)을 구하기 위해서 신호의 평균과 잡음의 크기를 결정한다. 그림 1에서 설명한 상수 영역을 스캔한 경우라고 가정하면 원 신호에 잡음이 부가된 검출신호의 평균 진폭  $\bar{A}$ 는 상수 값을 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.

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

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  $A$ 와  $A^2$ 에 대한 평균을 구하면 식 (4)와 (5)가 된다.

$$\bar{A} = \int_{-\infty}^{\infty} A P(A) dA = (\pi \psi / 2)^{1/2} \quad (4)$$

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

식 (3),(4)와 (5)에서 파라미터  $\psi$ 는 잡음의 진폭  $N$ 에 영향을 주는 값을 알 수 있다. 이제 검출신호  $A$ 의 SNR을 식 (6)과 같이 정의할 수 있다.

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

식 (6)은 이론적으로 구한 초음파 영상신호의 SNR이며, 실제 실험에서는 약 1.5에서 2.5 사이의 값을 갖게 된다. 식 (6)에서 신호의 평균  $\bar{A}$ 와 표준편차  $N$ 의 비가 상수이다. 즉, 신호의 평균이 그 표준편차에 비례하고 있는데, 이는 잡음모델링 관점에서 승산형 잡음(multiplicative noise)으로 모델링 될 수 있음을 의미한다<sup>10)</sup>.

### 3. 스펙클 잡음의 수학적 모델

잡음모델은 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 무관한 잡음이 단순히 원 신호에 더해지는 관계임에 반해 신호 의존성 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.

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

$y$ 는 검출신호이고,  $N$ 은 원 신호에 추가되는 잡음 성분이다. 또한  $x$ 는 잡음이 섞이지 않은 원 신호이며,  $n$ 은 평균이 0이고 원 신호  $x$ 와는 독립적인 잡음이다. 만일 식 (7)과 같은 검출신호 모델에서 상수값  $m$ 인 원 신호  $x$ 에 승산형 잡음이 추가되어 있는 상수 영역을 스캔하였다고 가정하고 양변의 표준편차를 구하면

식 (8)과 같다.

$$\sqrt{E[(y-m)^2]} = \sqrt{E[(m+mn)-m]^2}$$

$$\sqrt{\sigma_y^2} = \sqrt{m^2 \sigma_n^2}$$

$$\sigma_y = m \sigma_n \quad (8)$$

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 스펙클 잡음의 pdf로부터 구한 스펙클 잡음의 통계적 특성과 일치한다. 따라서 초음파 스펙클 잡음은 승산형 잡음이 됨을 확인할 수 있다. 그러나, 실제 사용하고 있는 스캐너는 로그 압축, 저역통과 필터링, 인터플레이션(interpolation) 등 내부의 신호처리 단계에서 실제 검출신호의 통계적 특성을 상당히 변화시킨다<sup>15)</sup>.

### 4. Loupas의 스펙클 잡음모델

Loupas는 이론적으로 유도된 (7)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 수학적인 모델과는 달리, 검출신호의 평균이 그 분산에 비례하도록 되어 있다. Loupas가 사용한 모델은 식 (9)와 같다.

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

식 (9)로부터  $x$ 가 상수값  $m$ 을 갖는 상수 영역에 대한 스캔을 가정하고 양변의 분산을 구하면 식 (10)과 같다.

$$\sigma_y^2 = m \sigma_n^2 \Rightarrow \sigma_n^2 = \sigma_y^2 / m \quad (10)$$

잡음의 분산  $\sigma_n^2$ 은 상수이므로  $\sigma_y^2/m$ 도 상수값을 갖는다. 즉, 검출신호의 평균이 검출신호의 분산에 비례하게 된다. 그러나, 초음파 진단기는 각 제품마다 내부구조가 다르고 적용되는 신호처리 과정 또한 서로 다르므로, Loupas의 고정된 모델은 모든 초음파 스캔

영상에 적용할 수 없다. 더욱이, 각기 다른 스캐너마다 내부 처리과정을 고려하여 수학적으로 모델을 만드는 것은 상당히 난해한 일이다. 따라서 본 논문에서는 스캐너의 내부 처리 과정을 모르더라도 그 스캐너에서 얻어진 영상의 특성에 맞는 잡음모델을 손쉽게 구하는 방법을 제안하고자 한다. 다음 장에서 제안한 일반형 모델을 설명한다.

### III. 제안한 일반형 잡음모델

#### 1. 일반형 잡음모델

앞에서 검출신호의 pdf로부터 수학적으로 구했던 승산형 잡음은 신호 의존형 잡음의 특별한 경우이고 Loupas의 모델도 신호 의존성 잡음모델의 한가지 경우임을 고려할 때, 초음파 영상의 검출신호는 공통적으로 신호 의존성 잡음이 될 것이라 예측할 수 있다. 따라서 제안하고자 하는 잡음모델을 기본적으로 신호 의존성 잡음모델로 생각한다. 일반적인 신호 의존성 잡음모델은 식(11)과 같다.

$$y = f(x) + r(x)n \tag{11}$$

$n$ 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)과 (9)의 두 경우 모두  $r(x)$ 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 결정하였다.

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

식 (12)를 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 제안한 일반형 모델을 사용하여 각 진단기에 맞도록  $a$  값을 결

정함으로써 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 결정짓게 된다. 다음절에서 균일 척도를 유도한다.

#### 2. 균일 척도(Homogeneous Factor)

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.

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

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.

$$\sigma_y^a/m = \sigma_n^a = constant \tag{14}$$

가정한 상수 신호는 실제 영상에서는 검출 영상의 일부분에서 공간적인 변화를 가지지 않고 균일한 값을 갖는 균일 영역에 해당하므로 균일 영역에서의  $\sigma_y^a/m$ 은 식 (14)와 같이 일정한 값을 갖게 된다. 그러나, 신호의 값이 급격히 변화하는 경계 영역에서는 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 척도(homogeneous factor : HF)<sup>[8]</sup>로 사용한다.

균일 척도를 이용한 적응 알고리즘은 먼저 스캔한 초음파 영상에서 필터링 하려는 화소 주위의 부분 영상에 대해 균일척도  $\sigma_y^a/m$ 를 구하는 것에서 시작된다. 이 값이 작으면 잡음을 최대한 제거하고 값이 크면 그 크기에 따라 필터 성능을 줄여줌으로써 화질을 개선하

면서도 원 신호값의 변화는 그대로 유지시키게 된다. 본 연구에서 사용한 AWMF는 영상의 통계적 성질에 따라 필터링에 사용되는 윈도우 내의 각 위치의 화소값에 가중치를 부여해서 필터링 성능을 변화시키는 필터이다. 필터링 하려는 화소는 윈도우내에서 중앙에 위치하게 되는데, 이 중앙위치의 화소와 윈도우 내에 있는 주변 화소들에 할당되는 가중치는 윈도우의 중심 위치로부터 멀어질수록 일정한 기울기를 가지고 선형적으로 작아지게 된다. 이 기울기가 큰 경우는 필터링 성능이 줄어들어 원래의 화소값을 그대로 유지하는 성질을 갖게 되고, 기울기가 작으면 필터링 성능은 최대가 된다. 따라서 잡음모델로부터 구한 균일 척도를 가중 매디안 필터의 기울기로 대응시켜서, 균일 영역에서는 최소의 기울기를 부여하고 경계 정보를 포함하거나 원 신호가 변화하는 경계 영역에서는 그 변화 정도에 따라 기울기를 크게 하여 필터링 한다. 이러한 적응 알고리즘은 잡음모델(또는 잡음모델과 직접적인 관련이 있는 균일 척도)을 이용함으로써 가능하므로 올바른 적응성을 가지려면 올바른 잡음모델로부터 유도된 균일 척도를 사용해야만 한다. AWMF에서 잡음모델의 중요성이 강조되는 이유가 여기에 있다. 다음절에서 잡음모델을 결정하는 방법에 대해 알아본다.

3. 고유 잡음모델 결정 방법

식 (12)의 일반형 모델로부터 각 진단기의 신호 특성에 부합하는  $a$ 를 구하면 그 진단기에 맞는 고유 잡음모델이 결정되는 것이다. 이를 위해 진단기로부터 직접 얻은 영상을 사용하여 다음의 과정을 실험적으로 수행함으로써 고유 잡음모델을 결정짓는다.

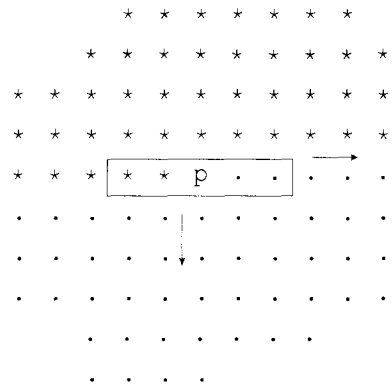
- 1) 적응 필터링에 쓰일 윈도우(window)의 크기를 결정한다.  
적응 필터는 일정한 윈도우 내의 지역 통계치(local statistics)를 구해 이 정보에 따라 필터링 성능을 적응시킨다. 또한 이때 사용되는 윈도우의 크기에 따라 필터 자체의 성능이 변화되고, 또한 이 윈도우 내에서 얻어진  $\sigma_y^a/m$  값도 달라진다. 따라서 최대의 필터 성능을 보이는 윈도우 크기를 결정하고 이와 동일한 크기의 윈도우로 통계치를 구하는 것이 타당하다.
- 2) 지수값  $a$ 를 변화시키면서 윈도우 내의  $\sigma_y^a/m$

값을 구한다.

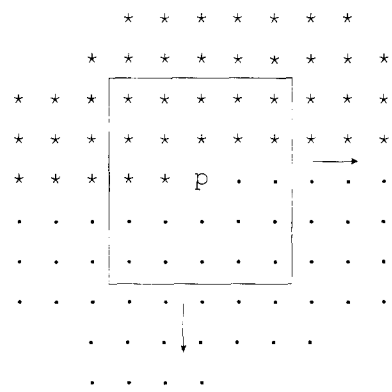
일차원인 경우 그림 2(a), 이차원인 경우 그림 2(b)와 같이 윈도우를 취하고 그 윈도우 내에서  $\sigma_y^a/m$ 값을 구한 후, 그 값을 윈도우의 중앙 화소값으로 대체한다. 이때, 각  $a$ 값에 대한 통계치 영상의 비교를 위해서 정규화(normalization)를 한다. 그림 2에서 별표(\*)는 이미 처리된 화소를 나타내며, p는 현재 윈도우가 처리할 화소이다.

- 3) 균일 척도  $\sigma_y^a/m$ 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.



(a) 1-D window



(b) 2-D window

그림 2. 일차원 및 이차원 윈도우의 사용 예  
Fig. 2. Example of 1-D and 2-D windows.

위 과정에서 균일 척도를 결정하는 과정을 이해하는 데 도움이 되도록  $a$  값, 즉 균일 척도  $a_s/m$ 로 적응 필터링된 결과를 그림 3에 나타내었다. 가로축은 영상의 특정 스캔라인에서의 화소의 위치이고 세로축은 신호 값 및 균일 척도값을 나타낸다. (a)는 초음파 진단기로부터 얻은 스펙클이 있는 영상의 특정 스캔라인에서 얻은 신호의 단면 값이다. 처음부터 약 30번째까지의 신호를 균일 영역으로 그리고 나머지 영역을 경계 영역으로 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 경계 부분도 필터링되는 등 영상의 섬세함이 떨어질 뿐 아니라, 유용한 진단 정보를 잃어버리게 된다. (d)는 균일 영역에서 균일 척도 값들이 거의 유사하고 경계 영역에서는 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.

다음절은 이렇게 결정된 잡음모델과 이 모델로부터 유도한 균일 척도를 사용하여 AWMF를 구동시키는 방법을 구체적으로 설명하고 AWMF가 가지는 특징을 설명한다.

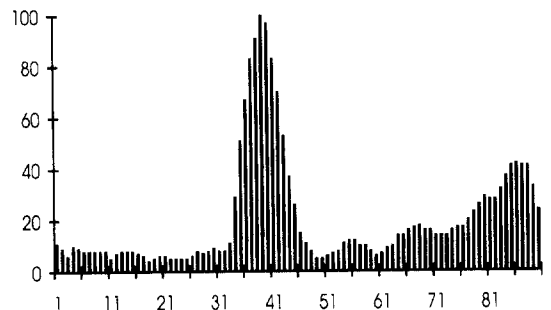
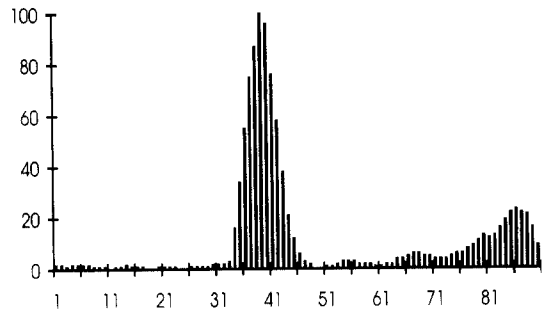
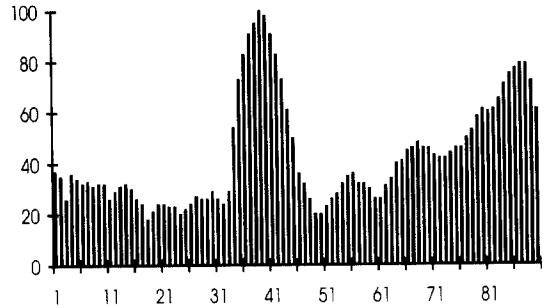
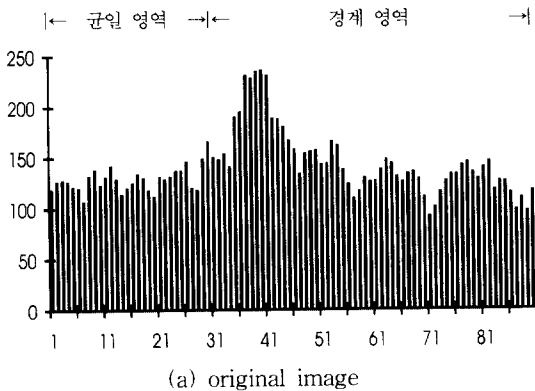


그림 3.  $a$  값에 대한 적응 필터링 결과  $\sigma_s^2/m$ 의 값  
Fig. 3. Result of adaptive filtering for various value  $a$ .

#### IV. 적응성 가중 메디안 필터

서열 통계학(order statistics)에 기초를 둔 필터들은 대부분 경계 보존에 있어서 우수한 결과를 가질 뿐만 아니라, 영상에 따라 적응적으로 설계될 수 있다는 장점 때문에 기존의 선형 필터들이 사용될 수 없었던 다양한 응용 분야에 사용될 수 있음은 물론 특히, 디

지탈 영상 필터 영역에서는 매우 적합한 방법으로 인식되어 오고 있다<sup>[9]</sup>. 이러한 필터 중 가장 잘 알려진 것으로서 메디안 필터가 있다. 메디안 필터는 여러 목적으로의 적용성이 뛰어나고 처리 과정도 간단해서 다양한 영상 및 음성 신호처리 분야에 이용되어 왔다.

$n$ 개의 검출신호  $x_i, i = 1, \dots, n$ 에 대한 기본적인 메디안 필터의 정의는 다음과 같다.

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

$x_{(k)}$ 는 크기가  $k$ 번째 되는 값이다. 즉, 메디안 필터는 검출신호들을 크기순으로 나열하였을 때 중앙 순서에 위치하는 값을 출력한다. 이진 신호를 가정하면 윈도우 내에서 전체 화소 갯수의 반 이상인 신호를 필터링하는 경우는 그 값을 유지하고 그렇지 않은 경우는 그 값을 제거하게 된다. 따라서 평균 필터가 처리할 수 없는 임펄스 잡음(impulse noise)에 대한 성능이 우수함은 물론, 경계와 같이 급격히 변화하면서 일정 구간까지 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<sup>[6]</sup>. 그러나, 메디안 필터의 경우 다음과 같은 가중치 메디안(weighted median)을 사용하면 고정 크기 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 기울기 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.

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

기호  $\diamond$ 는 단순한 반복을 의미하는 기호이다. 즉,  $w_1$ 이 3인 경우라면  $x_1$ 을 3번 반복한다. 이는 윈도우 내의 화소값들을 순서대로 나열하였을 때, 가중치가 크면 클수록 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 신호값을 필터링 할 경우, 원 신호값을 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. 설명의 편리를 위해서 일차원 필터의 가중함수를 먼저 설명하고 이를 이차원으로 확장하여 영상에 적용하는 방법으로 설명하겠다.

### 1. 일차원

그림 3의 (a)와 같은 윈도우를 사용하여 처리하고 가중치는 다음과 같이 정의된다.

$$w_i = [w_{k+1} - \alpha |k+1-i|] \quad (17)$$

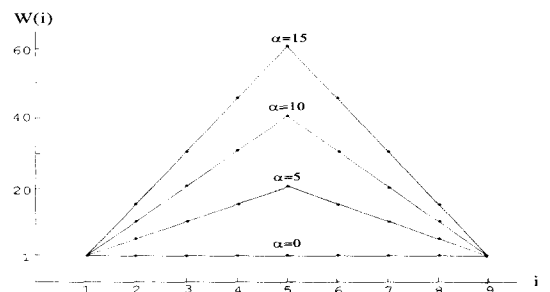


그림 4. 일차원 윈도우의 기울기 변화에 대한 선형 가중치

Fig. 4. Linear weighting coefficients for variable slopes  $\alpha$  of 1-D window.

여기에서  $[ ]$ 는 내부 값이 양수이면 근접한 정수 값이 되며, 음수가 되면 1이 되는 연산 기호이다.  $| |$  내의 연산은 중심 화소로부터 가중치가 부여되는 화소



까지의 거리이다.  $a$ 는 중심 화소로부터 멀어질수록 감소하게 되는 일차원 가중치 함수의 기울기를 나타낸다. 순수 메디안은 기울기  $a$ 가 0인 경우로 가중치를 모두 1로 고정시킨 것이다. 윈도우 길이가 9일 때, 가중치를 결정하는 기울기  $a$ 값에 대한 각 위치에서의 가중치를 그림 4에 보였다. 적응 필터링은 결국 가중치를 결정하는 기울기  $a$ 값을 변화시킴으로써 구현된다.

2. 이차원

사용되는 윈도우는 그림 3의 (b)와 같고 가중치의 정의는 다음과 같다.

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

식 (18)에서  $a$ 는 중심 위치에서  $(i, j)$ 까지의 거리이고,  $H$ 는 일차원 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.  $[ ]$ 는 식 (17)에서 정의한 연산과 같다. 이해를 돕기 위해서 그림 4에 윈도우 크기가  $9 \times 9$ 이고, 기울기가 5, 10, 15인 경우의 가중치가 배치되는 모양을 각각 나타내었다.

그림 5에는 사각형 윈도우만을 나타내었으나, 메디안 필터를 실제 영상에 적용할 때는 사각형, 원형, 십자가형 등 이차원 윈도우를 사용하여 필터링 하거나, 일차원 윈도우를 사용하여 가로방향으로 한번, 세로방향으로 한번 필터링 하는 xy 분할 처리 방법이 있다. 보통, 윈도우 종류와 분할 처리의 여부는 영상의 종류에 따라 경험적으로 결정한다.

1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	3	5	6	5	3	1	1
1	3	7	10	11	10	7	3	1
1	5	10	14	16	14	10	5	1
1	6	11	16	21	16	11	6	1
1	5	10	14	16	14	10	5	1
1	3	7	10	11	10	7	3	1
1	1	3	5	6	5	3	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1

(a) slope = 5

1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	5	9	11	9	5	1	1
1	5	13	19	21	19	13	5	1
1	9	19	27	31	27	19	9	1
1	11	21	31	41	31	21	11	1
1	9	19	27	31	27	19	9	1
1	5	13	19	21	19	13	5	1
1	1	5	9	11	9	5	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1

(b) slope = 10

1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	7	14	16	14	7	1	1
1	7	19	27	31	27	19	7	1
1	14	27	40	46	40	27	14	1
1	16	31	46	61	46	31	16	1
1	14	27	40	46	40	27	14	1
1	7	19	27	31	27	19	7	1
1	1	7	14	16	14	7	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1

(c) slope = 15

그림 5. 가중함수 기울기에 대한 이차원 윈도우 가중치 할당 예

Fig. 5. Weighting coefficients of 2-D window with various slopes.

V. 실험 및 고찰

제안한 방법을 사용하여 실제 진단용 초음파 영상장치인 (주)메디슨의 SONOACE-4800으로부터 얻은 영상에서 균일 척도  $\sigma_y/m$ 를 구하여 이 값의 크기에 따라 AWMF의 가중치를 결정하였다. 윈도우 내의 화소들로부터 구한 균일 척도의 값이 작으면 그 영역은 잡음만 존재하는 영역으로 판단할 수 있으므로 가중함수의 기울기를 작게 하여 필터링이 잘 되도록 하고, 균일 척도의 값이 크면 그 영역은 경계 영역으로 판단되므로 가중함수의 기울기를 크게 하여 중앙 화소 값이 필터링 되지 않고 그대로 유지되도록 한다. 이와 같은 방법으로 잡음을 제거한 영상을 평균 필터와 순수 메디안 필터, 그리고 xy 분할법을 사용한 결과와 함께 비교한다. 또한 AWMF를 수행하는데 있어서 식 (7)과 같이 이론적으로 구한 균일 척도를 사용한 결과와 식 (9)처럼 Loupas의 모델에 의한 균일척도를 사용하는 결과, 그리고 본 논문에서 제안한 방법으로 구한 균일 척도를 사용한 결과를 비교한다.

영상을 진단기로부터 직접 디지털 영상 데이터를 얻기 위하여 그림 5와 같이 SONOACE-4800과 PC를 연결하는 인터페이스 카드를 제작하였다. 제시할 모든 영상은 선형 트랜스듀서를 사용하여 초음파 B-모드(mode)로 스캔한 후 이를 다시 제작한 인터페이스 카드를 통하여 PC로 전송하여 PC상에서 처리한 것이다.

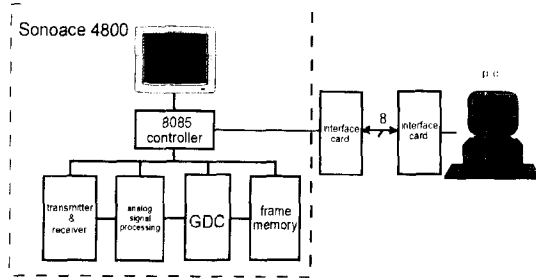
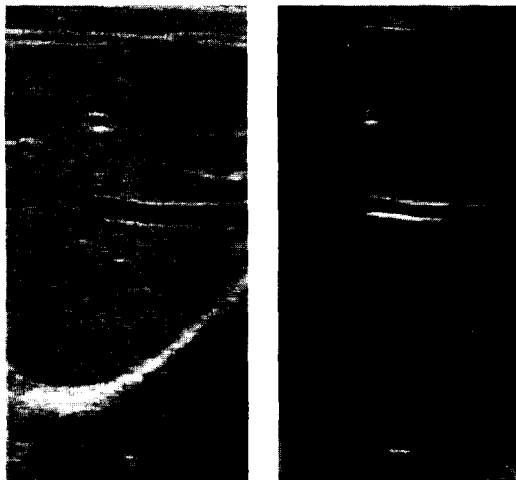


그림 6. 진단기 SONOACE-4800과 PC와의 인터페이스

Fig. 6. Interface between SONOACE-4800 and PC.

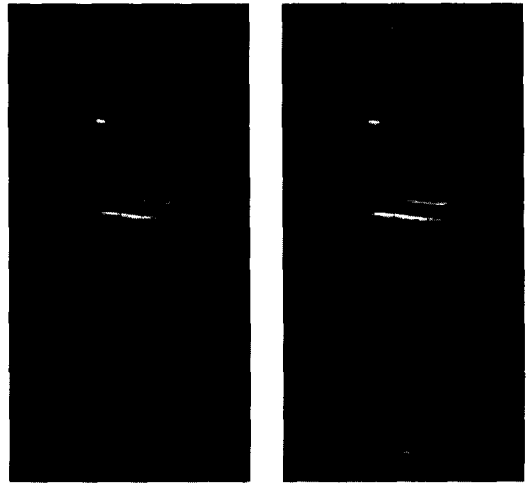
1. 잡음모델 결정

제한한 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 흐림 현상이 심하게 나타나지 않을 때의 윈도우 크기로 한다. 실험 결과 7×7인 경우가 가장 적당하였다. 다음으로 3.3절에서 설명한 방법대로 균일 척도의 지수값  $a$ 를 0.8부터 2.5까지 0.1간격으로 변화시키면서 균일 척도의 값을 구하고 이들을 비교하였다.



(a) Original

(b) HF image of  $\sigma_y^a/m$   
( $a = 1.0$ )



(c) HF image of  $\sigma_y^{2.0}/m$  (  $a = 2.0$  )  
(d) HF image of  $\sigma_y^{1.6}/m$  (  $a = 1.6$  )

그림 7.  $a$ 값의 변화에 따른 균일 척도  $\sigma_y^a/m$ 의 영상  
Fig. 7. Images of HF,  $\sigma_y^a/m$  for various values of  $a$ .

그림 7은  $a$ 값의 변화에 따른 균일 척도값을 영상 신호로 대치한 통계치 영상을 보인다.

그림 7에서 (a)는 인체의 간에 대한 초음파 영상으로서 200×380 크기의 256 그레이 레벨을 갖는다. SONOACE-4800진단기를 사용하여 얻은 것으로서 스펙클 잡음을 쉽게 확인할 수 있다. (b)는  $a$ 가 1.0인 경우로 이는 식 (7)에서 이론적으로 구한 균일 척도를 영상화한 경우이다. 경계 이외에 잡음이 있는 균일 영역에도 변화를 가지는 것으로 보아 SONOACE-4800의 스펙클은 이론적인 pdf에 의한 모델과는 다르다는 것을 알 수 있다. (c)는 Loupas가 제안한 모델에 의한 균일 척도 영상과 동일한  $a$ 가 2.0인 경우이다. 이 경우는 실제 균일 영역이 아닌 영상의 좌측 혈관 부분과 우측 혈관 상단에서의 값이 균일 영역인 경우와 동일하여, 필터링을 수행하게 되면 경계 부분에서의 해상도가 저하된다. (d)는 균일 척도 영상으로서 가장 적합하다고 판단되는 영상으로  $a$ 값이 1.6인 경우이다. 그림 7(d) 전체에 대하여 균일 영역과 경계 영역이 잘 구별되고 있으며, 균일 영역에서는 거의 동일한 값을 가진다. 특히, 좌측 및 우측 혈관 주위와 그림 상단의 내피를 나타내는 경계는 Loupas의 모델에 비해 상당히 뚜렷하다. 따라서 본 논문에서는 SONOACE-4800에 대한 잡음모델을 다

음과 같이 결정하였다.

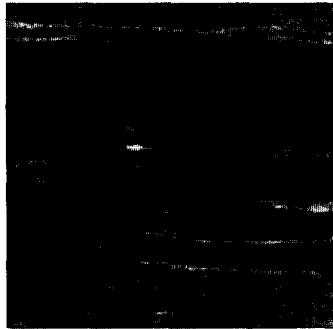
$$y = x + x^{1/1.6}n \quad (19)$$

위 모델의 통계적 특성을 사용하여  $\sigma_x^{1.6}/m$ 를 균일 척도로 사용할 수 있다. 이를 식(18)에서 AWMF 가 중치의 기울기를 결정하는  $H$ 로 사용하여 필터링을 수

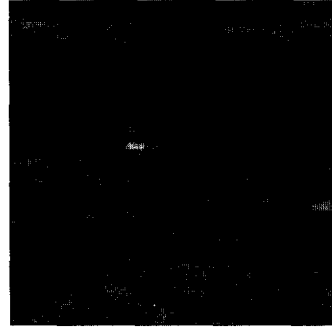
행하고 기존의 필터링 기법을 사용한 결과들과 비교 하여 제시한다.

### 2. 필터의 성능 비교

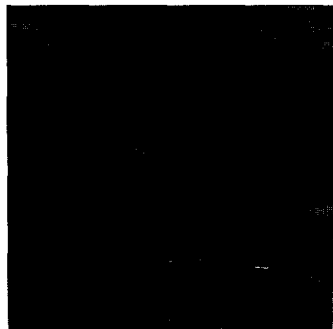
본 절에서는 기존의 여러 영상 필터들을 사용하여 잡음 제거 처리한 결과와 AWMF를 사용한 결과를 비교하여 AWMF의 우수성을 살펴본다.



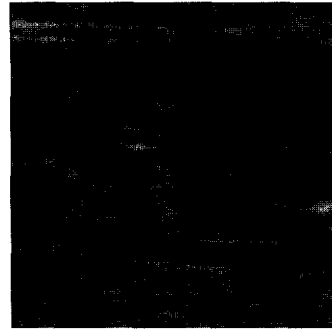
(a) original



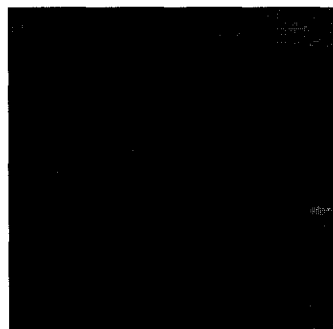
(d) Result of 7 points separable median



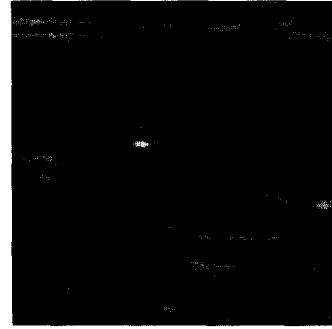
(b) Result of 7×7 mean filter



(e) Result of 9×9 plus-window median



(c) Result of 7×7 square-window median



(f) Results of proposed method

그림 8. 평균, 메디안 필터, 및 제안한 적응성 가중 메디안 필터링을 수행하여 얻은 영상  
Fig. 8. Images obtained by using mean, some kinds of median and proposed filters.

그림 8은 필터링 결과를 쉽게 비교하기 위하여 그림 7의 (a) 원영상과 이를 필터링한 영상의 부분들을 잘라내어  $200 \times 200$ 으로 나타낸 것이다. 이 영상을  $7 \times 7$  사각형 윈도우로 평균 필터를 수행한 결과가 (b)이고, (c)는  $7 \times 7$  사각형 윈도우를 사용한 순수 메디안 필터링 결과이다. (d)는 순수 메디안을  $7 \times 7$ 로 일차원 분할 방법을 사용하여 처리한 결과이고, (e)는  $9 \times 9$  십자형 윈도우로 메디안 필터링한 결과이다. 그리고, (f)는  $7 \times 7$  사각형 윈도우에  $\sigma_y^{1.6}/m$ 를 균일 척도로 AWMF한 결과이다. 각 윈도우 크기는 윈도우 및 필터의 종류에 따라 최적의 결과를 보이는 크기를 실험적으로 결정하였다. (b)는 화면 전체에 흐림 현상이 지나쳐서 잡음은 제거되었으나 전반적인 영상의 질이 오히려 떨어지는 결과를 보인다. (c)의 결과는 (b)보다는 흐림 현상이 적고, 경계 부분이 비교적 잘 보존되었다. 그러나, 균일 영역에서의 흐림 현상으로 인하여 필요한 정보를 잃고 있다. (d)는 경계 부분에서 부드럽게 연결되지 못하고, 균일 영역에서는 얼룩이 생겨 분할법을 쓰기에 부적합함을 알 수 있다. (e)의 영상은 균일 영역에서의 흐림 현상이나 얼룩은 적으나 경계가 부드럽지 못하고, 전체적으로 직물에서 느껴지는 줄무늬를 보인다. (f)는 경계도 부드럽게 이어지면서 얼룩이나 흐림 현상도 적고, 잡음도 효과적으로 제거되었다. 결과적으로 기본적인 선형 및 비선형 필터들보다 적응성 가중 메디안 필터가 잡음 제거 및 필요한 정보를 유지하는데 있어 뛰어난 성능을 나타냄을 확인할 수 있었다.

### 3. 잡음모델에 따른 필터링 결과 비교

다음으로 각 잡음모델에 따른 적응 필터링 결과를 제시한다. 모두  $7 \times 7$  사각형 윈도우를 사용하였고, 가중치는 선형적으로 할당하였다. 그림 9에서 (a)는 그림 8.(a)를 식 (7)과 같이 수학적 잡음모델로 부터 유도된 이론상의 균일 척도인  $\sigma_y/m$ 을 사용하여 AWMF를 한 결과로서 균일 영역의 상당 부분에서 잡음이 그대로 유지되고 있음을 볼 수 있다. 이것은 앞의 그림 7.(b)에서 균일 영역의 많은 부분에서 값의 변화를 가지고 있었던 사실과 일치한다. (b)는 식 (9)에서 보인 Loupas의 균일 척도인  $\sigma_y^2/m$ 를 사용하여 필터링한 결과로, 혈관 좌측에서 경계와 혈관 우측 상단, 영상 상단의 내피 경계 부분이 손상을 입고 있음을 볼 수 있다. 이는 앞에서 제시한 그림 7.(c)의 균일 척도 영

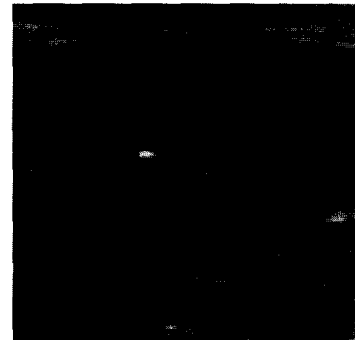
상을 고찰할 때 예상했던 결과이다. (c)는 새롭게 구한 균일 척도인  $\sigma_y^{1.6}/m$ 를 가중치 할당시의 기술기로 사용한 AWMF의 결과이다. 혈관을 나타내는 경계와 혈관 좌측 상단의 두 점 모양의 내부 조직, 그리고 그림 상단의 경계와 우측혈관 상단에서 선명한 해상도를 유지하고 있으며, 균일한 영역에서 잡음은 효과적으로 제거되었다. 이는 진단 장치의 내부 신호 처리 특성에 잘 들어맞도록 스펙클 잡음을 모델링한 결과로 여겨진다.



(a) Result of AWMF using  $\sigma_y/m$



(b) Result of AWMF using  $\sigma_y^{2.0}/m$



(c) Result of AWMF using  $\sigma_y^{1.6}/m$

그림 9. 기존의 모델과 제안한 모델에 AWMF를 적용하여 얻은 영상

Fig. 9. Results of AWMF using conventional and proposed models.

VI. 결 론

본 연구에서는 디지털 영상 처리 기술을 이용하여 초음파 의료 영상의 취약점인 스펙클 잡음을 효율적으로 제거하였다. 영상의 스펙클은 최대한 제거하면서 원 신호 정보는 최대한 보존하기 위해서 영상 신호의 공간적 변화에 따라 적응적으로 성능이 변화하는 AWMF를 사용하였다. 또한 공간적인 적응 기준으로서의 균일 척도를 결정하는데 있어서 기존 모델들을 사용할 경우에 발생하는 오류를 지적하고, 초음파 진단장치의 종류에 관계없이 손쉽게 균일 척도를 구할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안한 방법으로 처리한 결과, 기존의 방법들에 비해 필요한 영상 정보를 잘 유지하면서도 잡음은 효과적으로 제거되었다. 반면에 각 화소마다 지역적으로 통계치를 구해야 하고, 한 화소를 필터링 하기 위해서 정렬(sorting)해야 할 배열의 크기가 증가함에 따라 많은 필터링 시간이 요구된다. 앞으로 필터링에 소요되는 시간상의 문제점과 함께 균일 척도와 가중치 할당과의 관계를 최적화 하는 문제에 대한 연구가 보완되어야 할 것이다. 이와 더불어 화질 개선을 위해서 행하는 포커싱(focusing)<sup>[11]</sup>에 의해서 영상의 세로축 방향 즉, 깊이에 따라 변화되는 스펙클의 통계적 특성을 고려하여 포커싱 위치에 따라 균일 척도를 가변화 시키는 방법에 대한 연구가 계속되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

[ 1 ] A. Macovski, "Medical Imaging Systems", pp. 201-202, Prentice-Hall. inc, 1983.  
 [ 2 ] C. B. Burckhardt, "Speckle in ultrasound B-mode scans," *IEEE Trans. Sonic Ultrason.*, vol. SU-25, pp. 1-3, Jan. 1978.

[ 3 ] W. K. Pratt, "Digital Image Processing", 2nd edition, pp. 285-302, John Wiley & Sons, inc., 1991.  
 [ 4 ] J. W. Goodman, "Statistical Properties of Laser Speckle Patterns", in *Laser Speckle and Related Phenomena*, J. C. Dainty, ed. pp. 9-75, Berlin 1975.  
 [ 5 ] 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.  
 [ 6 ] W. J. Song and W. A. Pearlman, "Edge-Preserving Noise Filtering Based on Adaptive Windowing", *IEEE Trans. Circuit and System*, vol. 35, pp. 1048-1054, Aug. 1988.  
 [ 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 Systems*, vol. 35, pp. 57-69, Jan. 1988.  
 [ 8 ] 구자일, "초음파 3차원 영상 시스템과 B 모드 영상 신호의 스펙클 노이즈 감쇠에 관한 연구", 박사학위논문, 한국과학기술원, 1991  
 [ 9 ] C. Toumazou, "Circuit and Systems Tutorials", supported by *IEEE Circuit and System Society Technical Committee on Analog Signal Processing*, pp. 1-35, 1994.  
 [ 10 ] I. Pitas and A. N. Venetsanopoulos, "Nonlinear Digital Filters : principles and applications", ch. 2-4, 6-7, Kluwer Academic Publishers, 1990.  
 [ 11 ] A. Macovski, "Ultrasonic Imaging Using Arrays", *Proceedings of the IEEE*, vol. 67, pp. 488-492, Apr. 1979.

저 자 소 개

尹 貴 煥(正會員)

1970년 4월 15일생. 1994년 2월 건국대학교 전자공학과 (B.S). 1996년 2월 건국대학교 전자공학과 (M.S). 1996년 2월 ~ 현재 삼성 GE 의료기기 (주) 종합연구소 주임연구원. 관심분야는 디지털 신호처리, 영상처리, 초음파 영상시스템



安 永 馥(正會員)

1962년 3월 18일생. 1984년 2월 건국대학교 전자공학과 (B.S.) 1990년 8월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (Ph.d). 1990년 9월 ~ 92년 2월 한국통신 연구개발단 선임연구원. 1996년 3월 ~ 1997년 2월 미시간대학 Post Doc. 1992년 3월 ~ 현재 건국대학교 부교수. 관심분야는 디지털 신호처리, 영상처리, 초음파 영상시스템