논문 03-02-20

진단 초음파 영상 처리를 위한 적응 Pseudomedian 필터

An Adaptive Pseudomedian Filter for the Ultrasound Medical Image Processing

魚 鎭 愚*, 허 은 석*

Jin-Woo Eo*, Eun-Seok Hur*

요 약

본 논문에서는 진단 초음파 영상에서의 스펙클 잡음의 영향을 줄여 대상물체를 효율적으로 분리하는 방법을 제안하였다. 스페클 잡음을 제거하기 위하여 전처리 과정에서 gray scale opening 연산을 실행 후 윈도우내에서 임의의 픽셀에서의 분산을 계산하여 균일 영역과 경계 영역을 구분하고, 구분된 각 영역에 대해 윈도우 크기가 다른 pseudomedian 필터를 사용하였다. (본 논문에서 적응 pseudomedian 필터라 부름.) 영역 구분 없이 같은 크기의 윈도우를 사용한 경우보다 필터링 시간이 단축되며, 스페클 잡음을 충분히 제거할 수 있었다. 필터의 성능을 평가하기 위하여, 제안한 필터를 기존의 영상처리 필터의 결과에 대한 PSNR과 비교하여 우수하다는 것을 입증하였다.

Abstract

This paper presents an effective method to segment objects from the ultrasound medical image which is inherently corrupted by speckle noise. In order to reduce the speckle noise morphological opening was used as preprocessing. For the preprocessed image, sample variance of neighborhood pixels is to be computed to classify where the pixel is located on the edge region or homogeneous region. Then pseudomedian filtering with different window size is taken according to the region classified, named adaptive pseudomedian filter. Various experimental results were presented to prove superiority of the proposed filter.

檀國大學校 電氣・電子・컴퓨터 工學付

(School of Electrical, Electronics, and Computer Engineering, Dankook Univ.)

※ 이 연구는 2002학년도 단국대학교 대학연구비의 지원으로 연구되었음.

接受日:2003年 8月 24日, 修正完了日:2003年 11月 14日

I. 서 론

최근 신호처리 기술의 발달과 더불어 초음파 진단 장치의 해상도가 꾸준히 향상되고 있으나 X-ray, CT, MRI등 다른 의료진단기에 비해 해상도, 화질이 떨어지는 단점이 있다. 이런 문제의 주된 원인은 초음파 영상에 나타나는 작은 반점 모양의 잡음인데 이를 스

페클(Speckle)잡음이라 한다. 초음파 영상은 스페클잡음으로 인해 열화되어 있기 때문에 경계선을 검출하여 특징을 분석, 인식하는 데 있어서 많은 어려움이 있다. 따라서 초음파 영상을 전처리과정을 통해 스페클 잡음을 먼저 제거한 후 경계를 검출할 것이 요구된다.
본 논문은 스페클 잡음을 제거하기 위한 전처리 과정으로서 원영상을 gray scale opening한 후 분산을 계산하여 경계영역과 균일영역으로 구분하고 각 영역에 대해 윈도우 크기가 다른 pseudomedian 필터를 적용하였다. 이를 토대로 구한 결과 영상과 순수 median필터와 비교를 통해 필터의 성능을 검증하였다.

II. 초음파 영상의 Speckle 잡음 제거

2.1 Pseudomedian 필터 (기존의 방법)

Median 필터링은 신호처리에 사용되는 가장 보편적인 비선형기법 중의 하나로서 salt and pepper 노이즈 제거 성능은 잘 알려져 있다. Median 필터는 이산 신호상에서 동작하며, 처리하고자 하는 신호를 중심으로 $2N+1$샘플 폭의 윈도우를 갖는다. 필터의 출력은 윈도우에서 $2N+1$의 median이 된다. 반면, Pseudomedian 필터(PMED)는 마찬가지로 이산 신호상에서 동작하고 $2N+1$의 폭을 갖지만 출력은 $N+1$의 부윈도우(subwindow)의 최대값 중의 최소값과, 최소값 중의 최대값의 평균으로 정의된다[10].

PMED 필터의 정의는 $N=1, N=2$에 대해 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$PMED\{a, b, c\} = \frac{1}{2}[\max\{\min(a, b), \min(b, c)\}] + \frac{1}{2}[\min\{\max(a, b), \max(b, c)\}] \quad (1)$$

$$PMED\{a, b, c, d, e\} = \frac{1}{2}\max\{\min(a, b, c), \min(b, c, d), \min(c, d, e)\} + \frac{1}{2}\min\{\max(a, b, c), \max(b, c, d), \max(c, d, e)\} \quad (2)$$

PMED 필터는 median 필터와는 달리 윈도우에서 $N+1$의 부윈도우만을 사용하기 때문에 median 필터보다 더욱 중심점에 강한 가중치를 부가하는 특성을 갖는다. 또한 에지와 임펄스에 대한 응답 특성도 median필터보다 우수하다.

처음에 Pratt가 제안한 구조는 프레임 구조의 윈도우 형태이기 때문에 다양한 에지가 존재하는 연상에서의 에지 재현 능력에 문제가 있어서 참고문헌 [2]에서는 대각선과 수직 방향에서의 향상된 에지특성을 나타내는 2가지의 윈도우 형태를 갖는 PMED를 제안하였다.

(1) H-shaped PMED 필터

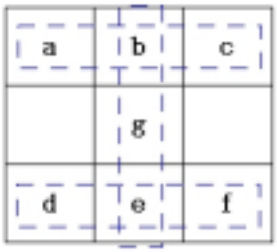

그림 1. H-PMED 윈도우
Fig. 1. Window for H-PMED

이 방식은 수평, 수직 방향을 고려한 방식으로 수평, 수직 방향 경계에 대한 향상된 특성을 나타낸다. 이 방식은 그림 1에 보인대로 부윈도우는 {a, b, c}, {d, e, f}, {b, e}이다. 이 방식에 의해 결정되는 화소값 g는 아래의 식(13)과 같이 산출되어진다.

$$PMED\{a, c, d, e, f\} = \frac{1}{2}\max[\min(a, b, c), \min(d, e, f), \min(b, e)\ ] + \frac{1}{2}\min[\max(a, b, c), \max(d, e, f), \max(b, e)] \quad (3)$$

(2) Asterisk-shaped PMED 필터

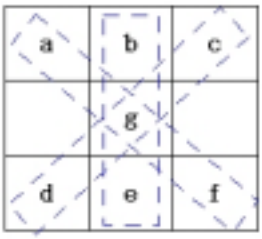

그림 2. A-PMED 윈도우
Fig. 2. Window for A-PMED

H-shaped PMED가 수직, 수평 방향을 고려한 방식인 반면, asterisk-shaped PMED는 대각선 방향과 수직 방향을 고려한 방식이다. 이 방식은 보간 되어지는 화소 g와 대각선 방향에 위치하는 두 화소군 {a, f}, {c, d}와 수직 방향에 위치하는 {b, e}를 부원도우로 사용한다. 이 방식에 의한 출력은 다음 식(4)와 같다.

$$PMED\{a,b,c,d,e,f\} = \frac{1}{2}\max[\min(a,f),\min(c,d),\min(b,e)] + \frac{1}{2}\min[\max(a,f),\max(c,d),\max(b,e)] \quad (4)$$

2.2 잡음의 통계적 특성을 이용한 적응 PMED 필터 (제안한 방법)

2.2-1 Speckle 잡음의 통계적 특성

스페클 잡음은 레이저(laser)나 초고주파 레이더(microwave radar), 초음파 등과 같은 coherent파를 사용하여 영상신호를 검출할 때 나타나는 현상으로 반사되는 경계면에서의 산란(scattering)과 간섭현상으로 설명된다.[7] 영상에서의 간섭에 의한 잡음은 랜덤(random)한 것처럼 보이지만 진단장치의 조건을 동일하게 하고 동일한 대상물체에 대해 영상을 얻게 되면 동일한 특성의 스페클 패턴이 나타나게 되는 것을 알 수 있다. 이를 적절히 모델링하여 필터성능의 성패를 좌우하는 영역구분 (대상물체와 배경 구분)에 사용할 수 있다.

잡음 모델은 원 신호에 잡음 성분이 부가될 때 원 신호와 잡음이 어떤 관계를 가지고 있는가를 나타내는 것으로 크게 가산성 잡음 모델(additive noise model)과 신호 의존성 잡음 모델(signal-dependent noise model)로 분류한다. 검출 신호는 원 신호에 잡음 성분이 더해지는 형태로 모델링 된다. 가산성 잡음 모델은 원 신호의 변화와 무관한 잡음 성분이 단순히 더해지는 형태이고, 신호 의존성 잡음 모델은 원 신호의 변화에 따라 잡음 성분도 변화하는 관계를 갖는다. 승산성 잡음 모델은 신호 의존성 잡음 모델의 기본적인 형태라 할 수 있다. 승산성 잡음이란 원 신호에 잡음 성분이 더해질 때 원 신호와 잡음이 곱해진 형태로 부가되는 잡음을 말한다.

T. Loupas는 이론적으로 유도된 승산성 모델이 실제 검출 신호의 통계적 특성과 일치하지 않음을 보이고, 새로운 모델을 제안하였다. 스캐너 내부의 신호처리 과정을 고려하여 검출 신호를 새롭게 모델링하고 이를 실험하여 얻은 결과와 비교하여 타당성을 확인하였다. 이 모델은 신호 의존성 잡음 모델의 하나로 검출 신호의 평균이 그 표준편차에 비례하는 수학적인 모델과는 달리 검출 신호의 평균이 그 분산에 비례하도록 되어 있다. T. Loupas가 사용한 모델은 다음과 같다[6].

$$y = x + x^{1/2}n \quad (5)$$

앞에서 설정했던 가정과 같이 원 신호 x가 상수값 m을 갖는 상수 영역을 스캔하였다고 가정하고, 위 식(5)로부터 양변의 분산을 구하면 다음 식과 같다.

$$\sigma_y^2 = m\,\sigma_n^2 \quad \rightarrow \quad \sigma_n^2 = \sigma_y^2 / m \quad (6)$$

σ_y^2와 σ_n^2은 각각 검출 신호와 잡음의 분산을 나타낸다. 위 식(6)에서 잡음의 분산 σ_n^2은 상수이므로 σ_y^2/m도 상수값을 갖는다. 즉, 검출 신호의 평균이 검출 신호의 분산에 비례하게 된다.

2.2-2 잡음의 통계적 특성을 이용한 적응 PMED 필터

초음파 영상의 스페클 잡음을 제거하기 위하여 현재 처리하려는 픽셀을 중심으로 주위의 영상이 신호 값의 변화가 거의 없고 잡음에 의한 변화만 존재하는 균일 영역(homogeneous region)에 위치한 경우와, 신호의 변화가 급격하여 잡음의 변화와 함께 원 신호 변화도 함께 나타나는 경계영역(edge region)에 위치한 경우를 판단하여 균일영역의 경우에는 필터성능을 높여 잡음이 충분히 제거되도록 하고 경계영역인 경우에는 필터의 성능을 줄여서 경계 정보가 보존되도록 하였다.

본 논문에서는 영역구분의 척도로서 앞에서 설명한 분산값의 계산에 의한 T. Loupas가 제시한 σ_y^2/m를 영역의 구분척도로 사용하였다. 기존의 방법은 원영상의 분산을 직접 계산하여 영역을 구분하는데 있어서, 뚜렷한 경계영역과 균일영역 간의 구분은 가능하나 약한 경계영역과 균일영역이 확실히 구분되지 않는다는 단점이 있기 때문에, 원영상의 gray scale opening결과 영상의 분산으로 영역구분을 한다. 또한 분산의 계산에 의한 구분된 영역에 대해 경계영역의 경우는 3×3 PMED 필터링을 수행하고, 균일영역의 경우는 5×5 PMED 필터링을 수행한다.

(1)전처리 과정

(가)Gray scale opening

기존의 방법에서 분산 계산시 균일영역과 뚜렷한 경계를 포함한 경계영역의 구분은 가능하지만 약한 경계부분에서의 분산은 균일영역과 확실한 구분이 되지 않는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하고자 도입한 방법이 gray scale opening이다. 단위크기를 갖는 형태소(structuring element)에 의한 기본적인 수리형태학 연산에 의한 필터링은 영상 내에 가장 세밀한 부분들에 영향을 미치게 되며 필터링된 영상과 원영상과의 차분영상에서 가장 세밀한 부분까지 포함하는 외곽선 영상을 얻을 수 있다. 수리형태학 연산의 기본적인 기본연산은 erosion, $\varepsilon_n(f)$과 dilation, $\delta_n(f)$이며 영상을 각각 수축, 팽창시키는 성질을 갖는다. n은 형태소의 크기를 나타내며 일반적으로 크기가 3×3인 대칭윈도우의 형태이다. 기본 연산들은 다음과 같이 정의 된다.

erosion : $\varepsilon_n(f)(x) = \min f(x+y), y \in M_n$

dilation : $\delta_n(f)(x) = \max f(x+y), y \in M_n$

opening : $\gamma_n(f) = \delta_n(\varepsilon_n(f))$

closing : $\varphi_n(f) = \varepsilon_n(\delta_n(f))$

Opening 연산은 구조적 요소보다 작은 크기의 밝은 객체들은 제거되고, 구조적 요소보다 큰 객체만 남게 됨을 볼 수 있다. Erosion 연산으로 미세한 잡음을 제거하고 다시 dilation 연산을 수행함으로 원 영상의 크기를 유지 할 수 있다. Closing 연산은 구조적 요소보다 크기가 작은 어두운 객체 부분을 제거한다. Closing 연산은 dilation 연산을 먼저 수행함으로서 확장이 먼저 일어나므로 작은 홀들은 메꾸어지고 erosion 연산 수행시 원영상의 크기로 복원 된다. 이러한 성질은 영상에서의 임펄스성 잡음을 제거하는데 효과적으로 사용될 수 있다.[5] 임펄스성 잡음을 제거하고 화소값을 고르게 해줌으로서 분산값을 계산하여 약한 경계영역과 균일영역의 구분을 보다 쉽게 할 수 있다.

아래 표 1, 2, 3은 실험에서 사용한 초음파 영상의 임의의 화소군으로 (a)는 원 영상에서의 화소군을 나타낸 것이며, (b)는 원영상의 gray scale opening결과 영상의 화소군을 나타낸 것이다. 각 경우의 σ_n^2의 변화에 유의하면 균일영역의 분산값이 뚜렷하게 경계정보가 있는 화소군의 분산값과 뚜렷하게 구분이 되는 것을 알 수 있으며 화소값이 고르게 변화되어 약한 경계부분의 분산값과 균일영역에서의 분산값 구분이 용이해지는 것을 알 수 있다.

표 1. 뚜렷한 경계영역에서의 화소군 비교

Table 1. Region with apparent edge

126	133	143
83	87	89
49	44	37
$\sigma_n^2 =$ 15.9025		

(a)

116	106	102
83	86	86
44	44	37
$\sigma_n^2 =$ 9.87153		

(b)

표 2. 뚜렷한 균일영역에서의 화소군 비교

Table 2. Homogeneous region

114	139	176
88	121	144
93	97	105
$\sigma_n^2 =$ 6.14299		

(a)

113	121	121
88	121	121
89	97	101
$\sigma_n^2 =$ 1.6790		

(b)

표 3. 약한 경계영역에서의 화소군 비교

Table 3. Region with weak edge

43	46	63
31	43	66
23	42	67
$\sigma_n^2 =$ 4.49738		

(a)

43	43	63
31	43	66
23	42	67
$\sigma_n^2 =$ 4.56426		

(b)

(2)적응 PMED 필터

경계 영역에서의 임의의 화소는 주변 화소와 수평, 수직 방향뿐 아니라 대각선 방향에 대해서도 상관 관계가 크다고 볼 수 있으므로 H-shaped PMED와 Asterisk-shaped PMED를 결합한 형태의 윈도우를 갖는 PMED를 제안한다. 경계 영역의 경우 경계 정보를 보존하면서 필터링하기 위한 최소의 윈도우 크기 (3×3)를 사용하여 필터링 하고, 균일 영역에서 5×5 보다 큰 윈도우로서는 경계영역을 상당량 침범하여 필터링을 하기 때문에 필터링 성능이 저하되는 것을 방지하기 위하여 5×5크기의 윈도우를 사용하였다.

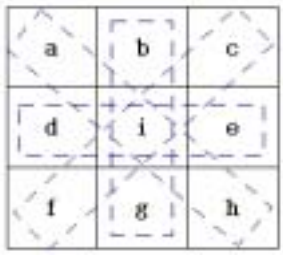

그림 3. 경계영역 윈도우
Fig. 3. Window for edge region

그림 4. 균일영역 윈도우
Fig. 4. Window for homogeneous region

경계 영역에서의 출력은 다음의 식(7)와 같다.

$$PMED\{a,b,c,d,e,f,g,h\} = i$$
$$= \frac{1}{2}\min[\max(a,h),\max(d,e),\max(b,g),\max(c,f)]$$
$$+ \frac{1}{2}\max[\min(a,h),\min(d,e),\min(b,g),\min(c,f)] \quad (7)$$

또한 균일 영역에서는 필터의 크기를 크게 하여 잡음 제거를 충분히 하였으며, 균일 영역에서의 윈도우와 그 출력의 식은 다음과 같다.

$$PMED\{a,b,c,d,e,f,g,h,i,j,k,l,m,n,o,p\} = q$$
$$= \frac{1}{2}\min[\max(a,d,m,p),\max(c,f,k,n),$$
$$\max(b,e,l,o),\max(g,h,i,j)]$$
$$+ \frac{1}{2}\max[\min(a,d,m,p),\min(c,f,k,n),$$
$$\min(b,e,l,o),\min(g,h,i,j)] \quad (8)$$

III. 실험방법 및 실험결과

3.1 실험방법

그림 5는 본 논문의 전체적인 처리과정을 블록다이어그램으로 간략화 한 것이다.

그림 5. 제안한 알고리즘
Fig. 5. Proposed algorithm

먼저 초음파 진단 영상을 영역을 구분하기위한 전처리 과정으로서 gray scale opening을 한다. Opening 결과 영상으로 각 픽셀의 영역을 판단하여 경계영역과 균일영역으로 구분한 다음 각 영역에 크기가 다른 PMED 필터를 적용한다. 이렇게 구해진 영상을 histogram thresholing하여 영상내의 대상물체를 검출하고, Sobel 연산자를 이용하여 경계선을 검출하고 세선화를 수행한다.

대상물체 검출 기법으로 histogram thresholding이 있다. Histogram thresholding은 대상물체와 배경의 픽셀 값의 차이를 이용하여 대상물체를 검출한다.

잡음이 존재하는 영상의 경우 대상물체의 경계 상에 잡음이 있으면 histogram thresholding을 사용하여 대상물체를 검출하는 것이 바람직하지 못하다. 이는 잡음의 특성상, 값의 변화가 불규칙하고 이렇게 불규칙하게 변화하는 값들로부터 일정 픽셀 값 이상의 값들만을 갖도록 하면 실제 대상물체의 일부분이 아닌 잡음도 대상물체로 판단하게 되어 대상물체의 경계선이

요철이 심한 거친 영상을 보이게 되며 대상물체 검출 영상에도 잡음이 남게 되기 때문이다. 따라서 잡음을 제거하는 필터링 과정이 필요하며, 본 논문에서는 앞에서 설명한 적응 PMED 필터를 사용한다.

초음파 영상에는 본 논문에서 사용한 갑상선 종양과 같은 뚜렷한 경계 정보와 약한 경계 정보 모두 검출해야 하는 경우, 태아의 얼굴 영상과 같은 뚜렷한 경계 정보만을 검출하면 되는 경우로 그 목적을 구분할 수 있다. Thresholding 값을 정하는데 있어 두가지 목적 모두에 이용할 수 있는 방법이 영상의 gray level 평균값을 이용하는 것이다. 평균값으로 thresholding 하고 갑상선 종양 영상과 같은 경우는 경계 정보가 손실되지 않는 범위에서 평균값보다 작은 값으로 thresholding하면 평균값으로 thresholding 한 경우보다 잡음을 줄일 수 있다 (그림 6-9).

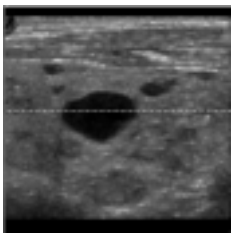

그림 6. 갑상선 영상
Fig. 6. Original thyroid image

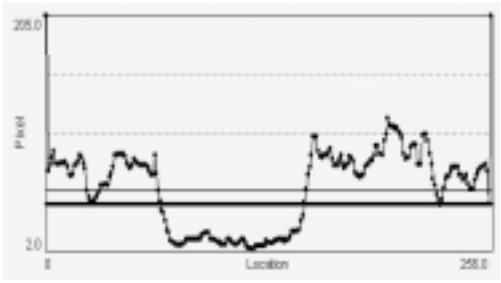

그림 7. 갑상선 영상 단면에서의 그레이레벨
Fig. 7. Gray level at a section of original image

그림 8. 그레이레벨 평균값으로 threshold한 결과
Fig. 8. Binary image using threshold level with average value

그림 9. 그레이레벨 평균값 이하로 threshold한 결과
Fig. 9. Binary image using threshold level with below-average value

3.2 실험결과

실험을 위한 데이터는 실제 진단용 초음파 영상 진단 장치로부터 얻은 영상으로부터 256×256영상을 구해 사용하였다. 이 영상의 스페클 잡음을 제거하여 기존의 필터링 기법을 적용한 경우와 비교하였다.

초음파 영상 진단장치로부터 얻은 영상중 분할하고자하는 영역의 256×256 영상을 gray scale opening 수행한 후, opening 결과 영상에 대해 균일척도를 도입하여 필터링한다. 또한 제안한 필터의 성능을 검증하기 위하여 기존의 영상처리 필터를 균일척도에 적응시킨 경우와 비교한다. 그리고 이러한 잡음제거 과정을 경계선 검출을 위한 전처리 과정으로 사용할 경우의 객관적 판단 기준으로 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)을 채택하였다.

그림 10은 초음파 진단 장치로부터 얻은 갑상선 종양의 초음파 영상이고, 이 영상의 gray scale opening 수행 결과 영상은 그림 11과 같으며 이에 제안한 적응 PMED 필터를 적용하였을 때의 결과 영상은 그림 12이다. 필터링 결과 영상을 histogram thresholding을 사용하여 검출한 결과는 그림 13이고, 이를 Sobel 연산자에 의해 경계선 검출 결과 영상이 그림 14이다. Sobel 연산자에 의해 검출한 경계 영상에 세선화를 수행한 결과는 그림 15과 같다. 그림 16은 검출한 경계를 확인하기 위해 원 영상에 겹쳐서 보였다.

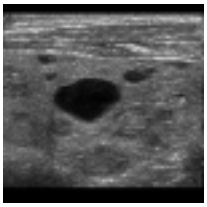

그림 10. Original image
Fig. 10. Original thyroid image

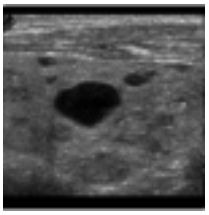

그림 11. Opening 결과
Fig. 11. Result of opening

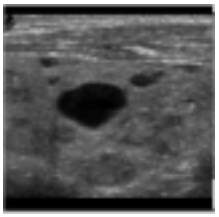

그림 12. A-PMED 결과
Fig. 12. Result of A-PMED

그림 13. Threshold 결과
Fig. 13. Binary image

그림 14. Edge detect 결과
Fig. 14. Result of edge detection

그림 15. Thinning 결과
Fig. 15. Result of thinning

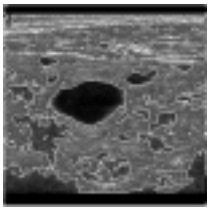

그림 16. Result image
Fig. 16. Overlap with original image

(1) 제안한 알고리즘의 성능평가 및 비교

본 절에서는 기존의 영상 필터를 사용하여 잡음 제거 처리한 결과와 A-PMED를 사용한 결과를 비교하여 A-PMED의 성능을 검증한다. 그림 17과 그림 18은 순수한 median 필터로 균일 영역과 경계 영역에 대해 적응시킨 결과이다. 그림 17은 원 영상을 바로 필터링 한 결과이며, 그림 18은 gray scale opening 수행 결과 영상을 필터링 한 결과이다. 그림 19는 가중치 5를 갖는 weighted median필터를 이용하여 필터링 한 결과이다. 그림 20은 제안한 방법을 사용한 필터링 결과이다. 그림 21은 윈도우 크기 5×5의 H-shaped PMED 필터를 이용한 결과이며, 그림 22는 경계 영역에서는 윈도우 크기 3×3의 H-shaped PMED 필터, 균일 영역에서는 윈도우 크기 5×5의 H-shaped PMED 필터를 적응시켜 구한 결과이다. 그림 23은 윈도우 크기 5×5의 Asterisk-shaped PMED 필터의 필터링 결과 영상이고, 그림 24는 그림 22의 방법으로 Asterisk-shaped PMED 필터를 적응 시킨 결과 영상이다.

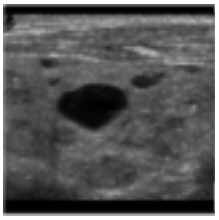

그림 17. 적응 median 결과 (전처리 안함)
Fig. 17. Result of adaptive median without preprocessing

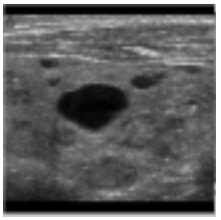

그림 18. 적응 median 결과 (전처리 함)
Fig. 18. Result of adaptive median with preprocessing

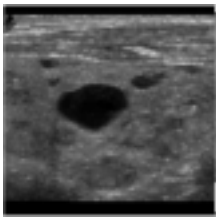

그림 19. Weighted median 결과
Fig. 19. Result of weighted median

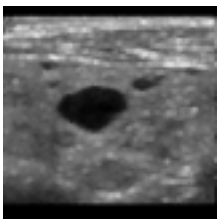

그림 20. 적응 PMED 결과
Fig. 20. Result of adaptive PMED

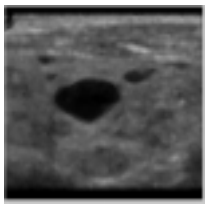

그림 21 H-shaped PMED결과
Fig. 21. Result of H-PMED

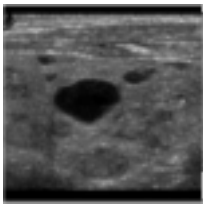

그림 22. 적응 H-PMED 결과
Fig. 22. Result of adaptive H-PMED

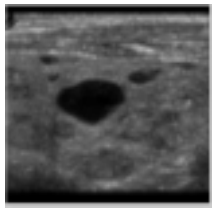

그림 23. A-PMED 결과
Fig. 23. Result of A-PMED

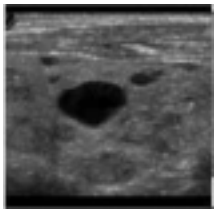

그림 24 적응 A-PMED 결과
Fig. 24. Result of adaptive A-PMED

위 필터들의 성능을 검증하기 위한 지표로 PSNR을 사용한다. 식(9)는 noise power를 원영상과 처리영상의 차의 제곱을 MSE(mean square error)로 나타낸 것이며, 식 (10)은 peak를 255로 보고 PSNR(peak signal-to-noise ratio)을 구하는 식을 나타낸 것이다. 표 7은 각각의 필터에 대한 PSNR과 MSE값을 나타낸 것이다.

$$MSE = \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |I(i,j) - I'(i,j)|^2 \quad (9)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(255)^2}{MSE} \; [dB] \quad (10)$$

PSNR의 결과를 보면, opening을 하지 않은 영상의 적응 median 필터링 보다 opening 결과 영상에 대한 필터링 결과가 우수하다는 것을 알 수 있으며, 기존의 weighted median 필터링, 적응 median 필터링, H-shaped PMED 필터링, Asterisk-shaped PMED 필터링 결과보다 적응 PMED 필터링 결과가 약간 우수하다는 것을 알 수 있다.

표 4. PSNR, MSE 비교
Table 4. PSNR and MSE for various filters

Filter	PSNR	MSE
적응 PMED	18.517611	914.785645
적응 median (a)	18.372255	945.920959
적응 median (b)	18.497738	918.981079
Weighted median	18.414480	936.768799
H-shaped PMED	15.992502	1636.176636
적응 H-PMED	18.153996	994.674133
Asterisk-shaped PMED	16.198889	1560.240356
적응 Asterisk-PMED	18.153934	994.688110

이것으로 원 영상을 gray scale opening 수행 후 필터링 하는 것이 원 영상을 바로 필터링 하는 경우보다 우수하다는 것을 알 수 있고, 이러한 결과로 원영상의 분산을 계산하여 영역을 구분하는 것보다 원 영상의 gray scale opening 결과 영상의 분산을 계산하여 영역을 구분하는 것이 더 효율적임을 알 수 있다. 또한, 제안한 필터가 기존의 영상 필터보다 우수한 성능을 보인다는 것을 알 수 있다.

(2) 세선화 결과 영상의 비교

제안한 필터를 사용한 경우와 기존의 영상처리 필터들을 사용한 경우의 세선화 결과 영상을 비교해 보았다. 그림 25는 본 논문에서 제안한 필터를 사용하여 필터링한 후 histogram thresholding으로 대상물체 검출을 하고 Sobel 연산자로 경계선 검출한 영상을 세선화 작업한 결과 영상이다. 원 영상에 대한 적응 median 필터링 결과 영상의 경계선 검출 영상인 그림 26을 보면 필터링 성능이 떨어져 잡음이 많이 검출 된 것을 볼 수 있고, opening 영상에 대한 적응 median 필터링 결과 영상의 경계선 검출 영상인 그림 27를 보면 제안한 방법과 비슷한 성능을 보이고 있다. Weighted median 필터링 결과 영상의 경계선 검출

영상인 그림 28, H-shaped PMED 필터링의 결과인 그림 29, Asterisk-shaped PMED 필터링의 결과인 그림 30은 과도한 필터링이 수행되었다는 것을 알 수 있고, 그림 30과 그림 32를 제안한 필터와 비교해보면 제안한 필터보다는 잡음 제거가 제대로 되지 않았음을 알 수 있다.

그림 25. 제안한 필터의 세선화 결과
Fig. 25. Thinning result of proposed filter

그림 26. 적응 median 결과 (a)
Fig. 26. Thinning result of adaptive median without preprocessing

그림 27. 적응 median 결과(b)
Fig. 27. Thinning result of adaptive median with preprocessing

그림 28. Weighted median결과
Fig. 28. Thinning result of weighted median

그림 29. H-PMED 결과
Fig. 29. Thinning result of H-PMED

그림 30. 적응 H-PMED 결과
Fig. 30. Thinning result of adaptive H-PMED

그림 31. A-PMED 결과
Fig. 31. Thinning result of A-PMED

그림 32. 적응 A-PMED 결과
Fig. 32. Thinning result of adaptive A-PMED

IV. 결 론

본 논문에서는 전처리 과정에서 초음파 진단 영상의 스페클 잡음을 효율적으로 제거하기 위하여 gray scale opening 연산을 실행 후 윈도우내에서 임의의 픽셀에서의 분산을 계산하여 균일 영역과 경계 영역을 구분하고, 각 영역에 따라 윈도우 크기가 다른 pseudomedian 필터를 제안하였다. 먼저 원 영상에 gray scale opening을 실행함으로서 영상의 픽셀 값이 고르게 분포하게 되어 영역 구분을 용이하도록 하였으며, 잡음의 분산과 필터링되는 영역의 분산을 이용하여 균일 영역과 경계 영역을 구분하였다. 구분된 각 영역에 대해 윈도우 크기가 다른 pseudomedian 필터를 사용함으로서 보다 정확한 경계를 얻을 수 있으며 영역 구분 없이 같은 크기의 윈도우를 사용한 경우보다 필터링 시간이 단축되며, 스페클 잡음을 충분히 제거할 수 있었고 필터의 성능을 평가하기 위하여, 본 논문에서 제안한 필터를 기존의 영상처리 필터의 결과에 대한 PSNR과 비교하여 우수하다는 것을 입증하였다.

하지만 각 픽셀마다 지역적으로 통계치를 구해야 하고, 한 픽셀을 필터링 하기위해서 정렬해야 할 배열의 크기가 증가함에 따라 많은 필터링 시간이 요구된다. 또한 초음파 영상의 목적에 따른 thresholding, 경계 검출 방법에 대한 연구가 이루어져야 할 것이다.

관심분야: 영상신호처리

참고문헌

[1] 구자일, “초음파 3차원 영상 시스템과 B모드 영상 신호의 스페클 노이즈 감쇠에 관한 연구”, 박사학위논문, 한국과학기술원, 1991.
[2] 권병헌, 김근배, 황병원, “De-Interlacing Scan Conversion을 위한 Pseudomedian Filter의 특성”, 한국통신학회논문지 제21권 5호, pp. 1155-1171, 1996.
[3] 이동호, “Pseudomedian 필터의 Root Signal 분석”, 공학기술논문집, 제5권 1호, pp. 121-129, 한양대학교, 1996.
[4] 장동혁, “Visual C++를 이용한 디지털 영상 처리의 구현”, PC 어드밴스, 1999.
[5] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing", Addison Wesley, 1993.
[6] T. Loupas, W. N. Macdicken 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.
[7] A. Macovski, "Medical Imaging Systems", pp. 201-202, Prentice-Hall, 1983.
[8] I. Pitas, A. N. Venetsanopoulos, "Nonlinear Digital Filters : principles and applications", Kluwer Academic Publisher, 1990.
[9] W. K. Pratt, "Digital Image Processing", 2nd edition, John Wiley & Sons, 1991.
[10] W. K. Pratt, T. J. Cooper, and I. Kabir, "Pseudomedian filter," Proc. of SPIE, vol. 534, pp. 34-43, 1985.

저 자 소 개

魚 鎭 愚 (正會員)
제7권 2호 논문 03-02-11 참조
단국대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수

허 은 석 (正會員)
2000 단국대학교 전자공학과 학사
2003 단국대학교 대학원 전자·컴퓨터공학과 석사