

# Speckle Reduction based on Neuro-Fuzzy Technique

## 뉴로-퍼지를 이용한 스펙클 제거

Se-Kee Kil\*, Yuyong Jeon\*, Hyung-Seok Oh\*\*, Toshihiro Nishimura\*\*\*,  
Jang-Woo Kwon\*\*\*\*, Sangmin Lee\*\*

길 세 기\*, 전 유 용\*, 오 형 식\*\*, 西村 敏博\*\*\*, 권 장 우\*\*\*\*, 이 상 민\*\*

### Abstract

Medical ultrasound has benefits in mobility and safety than any other medical techniques such as X-ray, CT and MRI but has speckle noise which decrease the ability of an observer to distinguish the fine details in diagnostic examination. But simple removing of speckle often causes losing boundary information. Then, in this paper, we presented a novel neuro-fuzzy method which could remove speckle efficiently without loss of boundary information. Proposed method consists of image clustering by fuzzy algorithm and image processing by neural networks which was learned by back propagation. From the experiments for simulation image and real ultrasound image, we could verify the proposed method.

### 요 약

의용 초음파 장비는 X-Ray, CT, MRI 등 다른 의료 장비보다 휴대성과 안전성면에서는 장점이 있지만 진단 시 해상도와 화질 저하를 유발하는 스펙클이 생기는 단점이 있다. 그러나 단순한 스펙클 잡음의 제거는 경계선 정보의 손실을 발생시킬 수도 있다. 이에 본 논문에서는 효과적인 스펙클 제거와 손실 없는 경계선 검출을 위해 뉴럴 네트워크와 퍼지 클러스터링을 이용한 뉴로-퍼지 스펙클 제거 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 입력된 의용 초음파 영상에 대해 먼저 퍼지 클러스터링을 적용하여 세 영역으로 나누고 이후 각 영역별로 별도의 뉴럴 네트워크를 적용하는 방법이다. 실제 실험 및 기존 방법들과의 정성적 정량적 비교 분석을 통해 제안 방법의 유용성을 검증하였다.

*Key words : Medical Ultrasound, Speckle, Fuzzy Clustering, Neural Network*

\* 仁荷大學校 電子工學部, 情報電子共同研究所

\*\* (주)히타치 automotive system group 研究所

\*\*\* 와세다大學校 情報生産시스템研究科

\*\*\*\* 東明大學校 컴퓨터工學科

★ 교신저자 (Corresponding author)

※ 감사의 글 (Acknowledgment)

이 논문은 2007년도 정부(과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원과제(R01-2007-000-10801-0)과 보건복지부 보건의료기술진흥사업의 지원과제(O2-PJ3-PG6-EV10-0001)의 지원을 받은 연구임.

接受日:2008年 6月 19日, 修正完了日: 2008年 9月 23日

### 1. 서론

의용 초음파는 인간 신체 내의 세포 조직과 장기들을 영상화하는 강력한 도구 중 하나이다. 이러한 의용 초음파 장비는 X-Ray, CT, MRI 등 다른 의료 장비보다 휴대성이 뛰어나고 값이 싸며 비전위 방사선 사용으로 취급이 간편하고 안전하여 오늘날 의료 장비 기술 분야에서 사용률이 점차 증가되는 추세에 있다. 하지만 이러한 많은 장점에도 불구하고 다른 의료 진단기에 비해 해상도와 화질이 떨어지는 단점이 있는데 이는 주로 초음파 영상의 여러 잡음 중 스펙클에 의한

현상이다. 스펙클은 초음파 파장보다 작은 불균일한 세포 조직에서 얻어지는 신호의 상대적인 위상 증첩에 의해 발생하는 얼룩무늬 패턴이다.

이러한 스펙클 잡음으로 인한 열화로 인해 영상의 인지 및 진단에 악영향을 초래할 수 있으므로 초음파 영상은 심하게 열화되어 사람이 영상을 인지하고 진단하는데 악영향을 미치므로 현재까지 스펙클 잡음을 줄이기 위한 많은 연구들이 수행되어 왔다.

특히 비선형 필터 분야에서 지속적으로 발전되었는데 초창기에 제시된 방법으로는 순차적 평균 필터, 메디안 필터, 위너 필터 등이 있다. 이 중 평균 필터와 메디안 필터는 스펙클을 효과적으로 줄이지만 영상의 중요 부분이나 경계선에서의 심한 뭉개짐 현상으로 인해 정보의 손실이 큰 단점이 있으며, 위너 필터는 multiplicative noise의 성질을 띠는 스펙클의 특성 상 효과적인 제거가 불가능하다. 이후 메디안 필터의 응용인 적응 메디안 필터와 확산 모델을 이용한 Gaussian smoothing 방법이 제안되었다. 적응 메디안 필터 [1]는 각각의 픽셀에 대해 SNR을 기반으로 정한 윈도우 내의 이웃 픽셀들과 가중 메디안 픽셀 값을 대체하는 방법이다. 하지만 적응 메디안 필터와 Gaussian smoothing 방법도 역시 스펙클을 효과적으로 줄이는 대신 영상의 유용한 정보를 보존하지 못하고 정확한 경계선 검출이 어려운 단점을 가진다.

최근에는 확산(diffusion)을 이용한 비등방성 필터링이 많이 연구되고 있다. Perona & Malik [2]에 의해 소개된 이후, Alvarez [3], Yu [4] 등을 거치며 영상 개선 및 active contour model 등 [5] [6]에 널리 사용되는 방법으로 등방성 필터링인 Gaussian smoothing에 비해서 개선된 결과를 보여준다. 그러나 신호와 잡음의 통계적 특성이 정확하지 않은 경우, 지나친 블러링이나 샤프닝의 결과를 보일 수도 있다.

따라서 본 논문에서는 효과적인 스펙클 제거와 손실 없는 경계선 검출을 위해 뉴럴 네트워크와 퍼지 클러스터링을 이용한 뉴로-퍼지 스펙클 제거 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 입력된 의용 초음파 영상에 대해 먼저 퍼지 클러스터링을 적용하여 세 영역으로 나누고 이후 각 영역별로 별도의 뉴럴 네트워크를 적용하는 방법이다. 실제 실험 및 기존 방법들과의 정성적·정량적 비교 분석을 통해 제안 방법의 유용성을 검증하였다.

## II. 이론적 배경

뉴럴 네트워크는 가중치를 통해 연결되어진 수많은 처리소자인 노드로 구성되어 있으며, 인간의 두뇌와 마찬가지로 네트워크의 정확한 출력은 데이터나 유형의 학습을 통해 생성될 수 있다. 여기서 학습이란 네트워크 내부의 가중치를 자동으로 변경시켜 주는 것을 의미하며 여러 가지 방법들이 제안되어 있다. 그 중에서 가장 널리 사용되는 방법은 역전파 알고리즘 [7]으로, 본 논문에서도 제안된 방법의 네트워크 학습을 위해 역전파 알고리즘을 사용하였다.

역전파 알고리즘의 학습은 각 입력 패턴에 대해 출력을 구하는 전향 단계와 기대 출력과 실제 출력 사이에서 발생하는 오차를 역으로 진행시켜 오차를 최소화할 수 있도록 층과 층 사이의 연결 강도를 조절하는 후향 단계로 이루어진다. 전향 단계에서는 식 (1)을 통해 출력을 얻을 수 있다. 여기에서  $y(t)$ 는 뉴런의 출력을 나타내고,  $f()$ 는 활성화 함수로 일반적으로는 시그모이드 함수가 사용된다.

$$y(t) = f\left(\sum_{j=1}^{N-1} w_{ij}(t)x_j(t) - \theta\right) \quad (1)$$

후향 단계에서는 식 (2)를 사용, 출력 단으로부터 오차를 전달하여 가중치를 교정하게 된다. 이와 같은 학습 알고리즘의 순서도는 그림 1과 같다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta x_j \quad (2)$$

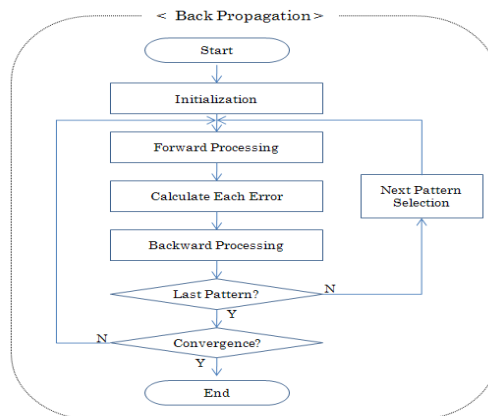


Fig. 1. Flowchart of back propagation algorithm  
 그림 1. 역전파 알고리즘의 흐름도

뉴럴 네트워크는 강력한 학습과 일반화 능력으로 신호처리 분야에서 거듭된 발전을 이루고 있으나, 네트워크의 설계 시 은닉층의 경험적이며 불투명한 특징 때문에 신경회로망의 크기와 구조를 결정하는 것은 쉬운 일이 아니다. 또한 다양한 특징을 갖는 입출력 관계를 하나의 뉴럴 네트워크로 구축하기 위해서는 오랜 학습시간이 요구되며, 원하는 성능을 모두 얻을 수 없는 경우도 있다.

이러한 뉴럴 네트워크의 단점을 해결하기 위해 지식의 정성적인 언어형태를 이용한 퍼지(fuzzy)를 융합한 뉴로-퍼지 필터가 최근 연구되고 있다[8][9]. 본 논문에서도 퍼지를 이용해 영상을 특징별로 분류한 후, 흡사한 특징별로 뉴럴 네트워크를 학습하고 적용하도록 하여 효율적이고 정확한 처리를 할 수 있도록 하였다.

퍼지 추론 시스템은 퍼지 집합, 퍼지 if-then 규칙, 퍼지 추론의 개념을 근거로 한 시스템으로 다양한 분야에서 성공적으로 적용되고 있다. 퍼지 추론 시스템의 기본 구조는 퍼지 규칙의 선택을 포함하는 규칙베이스, 소속 함수를 정의하는 데이터베이스, 추론절차를 수행하는 추론 메커니즘과 같이 세 개의 개념적인 성분으로 구성된다.

이러한 퍼지 추론 시스템은 퍼지 입력 또는 단일 입력을 취할 수 있지만 출력은 퍼지 집합이 되므로 단일 출력 값을 도출하기 위해서는 비퍼지화 방식이 필요하다.

본 논문에서는 퍼지 출력에 따라 해당하는 뉴럴 네트워크를 결정하게 되므로 뉴럴 네트워크를 통해 비퍼지화된 단일 값이 출력하도록 하였다. 그림 2는 기본적인 형태의 퍼지 추론 시스템의 다이어그램이다.

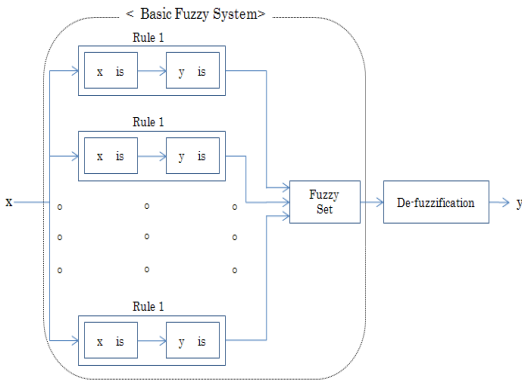


Fig. 2. Fuzzy diagram  
그림 2. 퍼지 다이어그램

### III . 제안된 방법

초음파 영상에서의 스펙클은 다음의 식 (3)과 같이 표현할 수 있다고 알려져 있다.[10-12]

$$I(x,y) = S(x,y) \cdot \eta_m(x,y) + \eta_a(x,y) \quad (3)$$

여기에서  $I(x,y)$ 는 스펙클에 의해 열화된 초음파 영상,  $S(x,y)$ 는 열화되지 않은 원 영상을 나타낸다.  $\eta_m(x,y)$ 와  $\eta_a(x,y)$ 는 각각 multiplicative, additive noise를 나타낸다. 일반적으로 초음파 영상에서 센서 노이즈 등과 같은 additive noise 성분은 multiplicative noise에 비해 영향이 적으므로 [13] 식 (3)은 식 (4)와 같이 근사할 수 있다.

$$I(x,y) \approx S(x,y) \cdot \eta_m(x,y) \quad (4)$$

식 (4)의 양변에 로그 변환을 취하면 식 (5)과 같이 된다.

$$\log(I(x,y)) \approx \log(S(x,y) \cdot \eta_m(x,y)) \quad (5)$$

식 (5)은 식 (6)과 같이 표현이 가능하며,

$$X(x,y) = O(x,y) + \epsilon(x,y) \quad (6)$$

이 때,  $\epsilon(x,y)$ 는 additive white noise가 된다[13].

대부분의 초음파 장비에서는 디스플레이의 dynamic range의 한계 때문에 미리 로그 압축을 수행하여 신호의 크기를 디스플레이의 범위에 맞추므로 장비로부터 획득한 초음파 영상의 스펙클은 additive white noise  $\epsilon(x,y)$ 로 볼 수 있다. 따라서 스펙클  $\epsilon(x,y)$ 를 제거하기 위한 필터링 시스템은 다음의 그림 3과 같이 구성할 수 있으며 식 (7)과 같이 스펙클이 포함된 신호  $X(x,y)$ 와 필터링 시스템의 임펄스 응답  $F(x,y)$ 의 컨볼루션으로 표현 가능할 것이다.

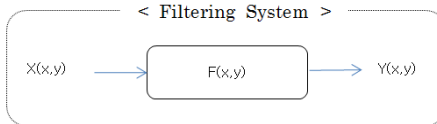


Fig. 3. Filtering system for speckle  
그림 3. 스펙클 필터링 시스템

$$Y(x,y) = F(x,y) * X(x,y) \tag{7}$$

그림 4는 본 논문에서 제안하는 뉴로-퍼지 스펙클 제거 시스템의 개념도이다. 시스템 구성은 일반적인 뉴럴 네트워크와 마찬가지로 학습과 적용의 과정으로 나누어지며, 적용 시 입력영상에 대해 퍼지 클러스터링을 수행하여 미리 학습된 뉴럴 네트워크를 선택 적용함으로써 결과 영상을 획득하도록 되어 있다.

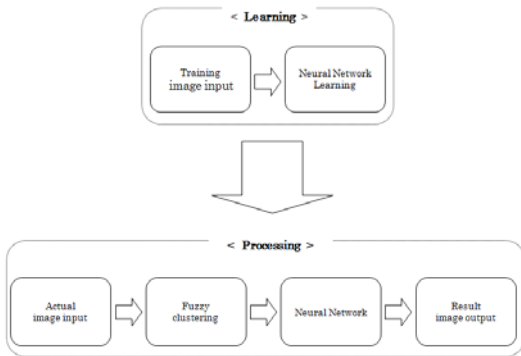


Fig. 4. Block diagram of proposed method  
그림 4. 제안된 뉴로-퍼지 스펙클 제거의 개념도

### 3.1 오류 역전파 알고리즘을 통한 강화학습

제안된 네트워크의 학습에는 오류 역전파 알고리즘을 통한 강화학습법이 사용되었다. 학습에는 그림 5의 두 이미지를 사용하였는데 (a)는 124 × 64 픽셀의 시뮬레이션 이미지로서 기존의 모폴로지 기반의 영상처리 관련 연구들에서 사용되던 방법 [14]에 의해 제작된 입력 이미지이며, (b)는 (a)의 두 영역의 평균값을 취해 만들어진 목표 이미지이다.

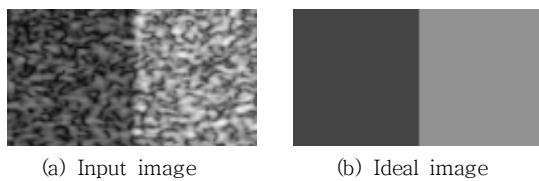


Fig. 5. Simulation images for network learning  
그림 5. 학습을 위해 사용된 팬텀 이미지

기존의 스펙클 제거를 위한 뉴럴 네트워크에서는 일반적으로 입력 및 목표 영상에 대해 전체적으로 하나의 네트워크로 학습을 수행한다. 이에 비해 본 논문에

서는 그림 6처럼 영상을 특징에 따라 세 구역으로 나누고 각 부분별로 네트워크를 학습시켰다. Part3 부분은 그레이 레벨 값이 상대적으로 높은 부분으로 간 초음파 영상에서 정상세포 부분이며 Part1 부분은 레벨 값이 낮은 부분으로 종양 부분으로 해석된다. Part2 부분은 경계선 부분이다. 이렇게 설계된 각 뉴럴 네트워크는 초음파 영상의 각 부위의 특성에 맞게 설계되어 실제 영상에 적용할 때 하나의 통합된 네트워크를 사용하는 방법보다 좋은 성능을 발휘할 수 있다.

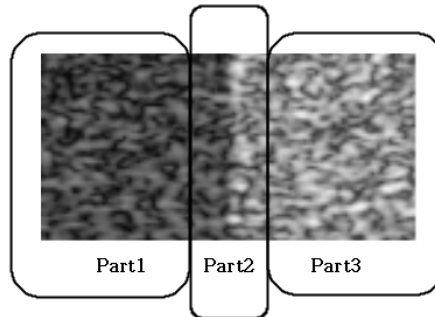


Fig. 6. Segmentation of learning image  
그림 6. 학습 입력 이미지의 분류

그림 7은 본 논문에서 설계된 네트워크의 구조이다. 그림 6의 각 영역별로 각각 하나씩 동일한 구조의 뉴럴 네트워크를 설계하였으며, 영역별 특징에 맞게 학습되었다. 각 네트워크는 입력층, 은닉층, 출력층의 3계층 구조를 가지며 49개의 그레이 레벨 값을 입력받아 49개의 은닉 노드를 거쳐 1개의 그레이 레벨 값을 출력하도록 설계되었다. 활성화 함수는 0 과 1 사이의 출력 값을 갖는 단극성 시그모이드 함수를 사용하였다.

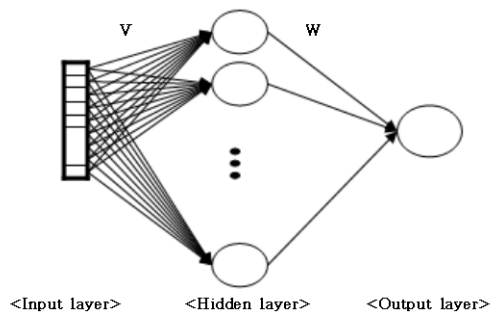


Fig. 7. Structure of neural network which was learned  
그림 7. 학습된 뉴럴 네트워크의 구조

3.2. 뉴로-퍼지 스펙클 제거

그림 8은 뉴로-퍼지 스펙클 제거의 프로세스 개략도이다. 처리 순서는 먼저 입력된 M by N 입력 이미지에 대해 7 × 7 마스크를 적용하여 퍼지 클러스터링을 수행한 후 해당되는 뉴럴 네트워크를 거쳐 결과 이미지를 출력하도록 되어 있다.

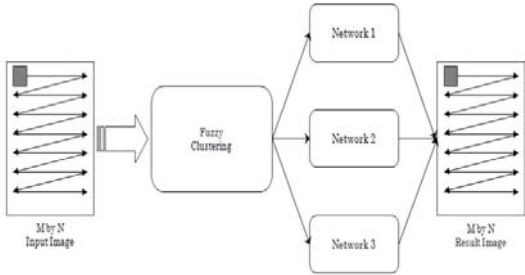


Fig. 8. Process of speckle reduction  
그림 8. 스펙클 제거 프로세스

$$x = \frac{1}{49} \sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^7 x_{ij} \tag{8}$$

$$\mu(i) = \max \left\{ 0, 1 - \frac{|x - c_i|^2}{w^2} \right\} \tag{9}$$

퍼지 클러스터링의 경우, 모든 원소가 1인 7 × 7 마스크를 씌워 식 (8)과 같이 평균을 구한 후, 식 (9)의 퍼지 멤버함수에 의해 적절한 뉴럴 네트워크를 선택하도록 하였다. 식 (8)에서  $x_{ij}$ 는 마스크와 연산되는 해당 셀의 그레이 레벨 값이며, 따라서  $x$ 는 중심점을 포함한 주변 49개 픽셀의 평균 그레이 레벨 값이다. 식 (9)에서  $w$ 는 범위를 결정하는 파라미터이고,  $c_i$ 는 클러스터링의 기준으로 사용되는 문턱치로써 입력되는 영상에 대해 Ostu 알고리즘을 적용하여 구해진다.

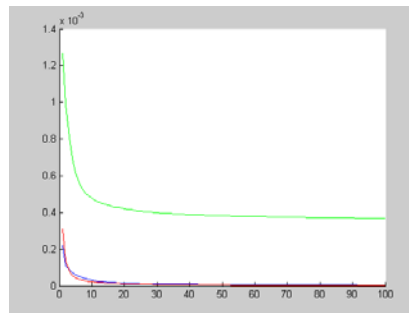
이렇게 식 (9)에 의해 얻어진  $\mu(i)$ 에 대해 퍼지 if-then 룰에 의해 최적화된 뉴럴 네트워크를 선택할 수 있으며 사용된 if-then 룰은 간략 추론에 의한 형태로 다음과 같다.

- if  $\max\{\mu(i)\}$  is class 1 then Network1 (10)
- if  $\max\{\mu(i)\}$  is class 2 then Network2
- if  $\max\{\mu(i)\}$  is class 3 then Network3

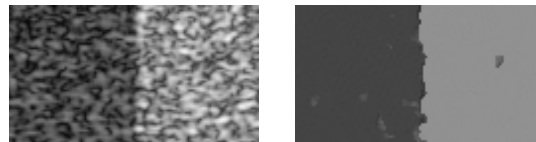
if-then 룰에 의해 네트워크가 선택되면, BP에 의해 학습된 뉴럴 네트워크를 통해 스펙클이 제거되고 경계가 강화된 결과 값이 출력되게 된다.

IV . 결과 및 고찰

뉴럴 네트워크를 학습할 때 학습의 중지 시기는 반복회수에 의해 결정하거나 목표영상과 기준영상과의 차이인 error값에 의하여 결정할 수 있다. 본 논문에서는 100회의 반복회수를 지정하여 학습을 진행하였다. 그림 9의 (a)에 나타난 것처럼 error값은 반복회수 30회까지는 급격히 감소하다 이후에는 error값의 변화가 작아지며 100회 근방에서는 거의 변화가 없음을 알 수 있다. 그림에서 red, green, blue 라인은 각각 그림 6의 Part1, Part2, Part3의 에러 감소를 나타낸다. 그림 (b)는 입력 이미지이며 그림 (c)는 100회 학습 후의 결과 영상이다.



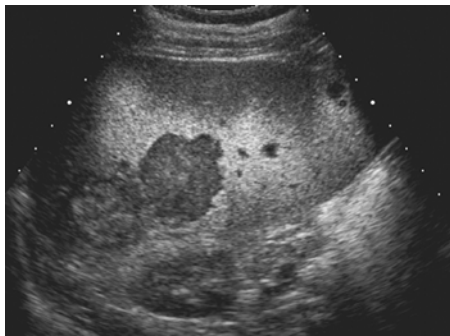
(a) Error curve according to iteration count



(b) Input image (c) Output image(100 count)

Fig. 9. Result of network learning  
그림 9. 학습 결과

아래의 그림 10은 간 부위의 실제 초음파 영상에 제안된 방법을 적용하여 실험한 결과이다. 그림 (a)는 원본 초음파 영상이며 그림 (b)는 결과영상이다. 경계의 정보를 잃지 않으면서 동시에 스펙클이 대부분 제거된 것을 알 수 있다.



(a) Original image



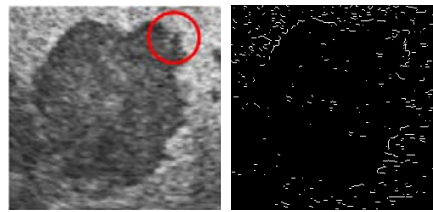
(b) Output image

Fig. 10 Result about real medical ultrasound image  
그림 10 실제 의료 영상에 대한 실험 결과

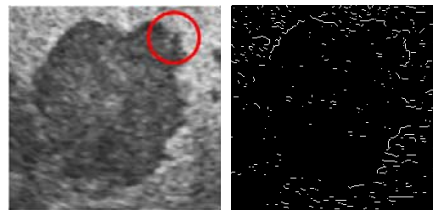
제안된 방법의 유용성 검증을 위해 본 논문에서는 정성적 성능평가 및 정량적 성능평가를 기존의 방법들과의 비교를 통해 수행하였다. 그림 11은 기존의 방법들과 제안된 방법과의 실험결과 비교로써, 실험은 그림 10에서 중앙부분이 강조된 일부분을 잘라내어 진행하였다.

그림 11의 (a)–(e)에서 각각 왼쪽 그림은 스펙클 제거 실험 결과, 오른쪽 그림은 왼쪽의 결과에 대해 'Sobel' 마스크를 사용하여 에지를 추출한 결과이다. 결과에서 보이듯이 기존의 adaptive median 필터, Perona 필터 및 SRAD 필터에 비해 제안된 방법이 보다 개선된 결과를 보여주고 있음을 알 수 있다.

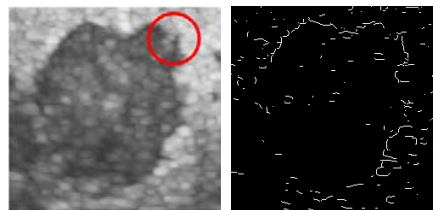
특히 왼쪽 그림들에서, 내부의 원으로 강조된 부분의 결과를 살펴보면, 기존의 방법들은 중앙세포 부분과 정상세포 부분이 뭉개져 보이는데 반해 제안된 방법은 명확하게 경계를 살리고 있음을 볼 수 있다.



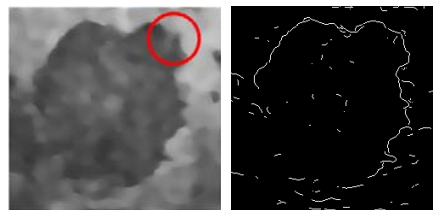
(a) Original image



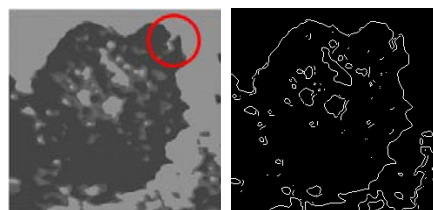
(b) By median filter



(c) By Perona method



(d) By SRAD method



(e) By proposed method

Fig. 11. Result comparison with conventional methods  
그림 11. 기존 방법들과의 스펙클 제거 및 에지 추출 결과 비교

정량적인 성능 평가분석을 위해 본 논문에서는 영상의 평균 제곱 에러 MSE와 PSNR의 항목에 대해 기존의 방법들과 비교하였다. MSE는 영상에 포함된 잡음의 에너지 지표로 식 (11)과 같다[15].

$$MSE = \frac{1}{McMr} \sum_{j=1}^{Mc} \sum_{i=1}^{Mr} (l_{ij} - \hat{l}_{ij})^2 \quad (11)$$

여기서  $M_r$ ,  $M_c$ 는 각각 세로 방향으로의 영상의 크기를 나타내며,  $l$ 은 잡음이 포함되지 않은 영상의 화소 값을,  $\hat{l}$ 은 영상처리를 통해 추정된 영상의 화소 값이다. 또한 PSNR은 영상의 신호 대 잡음비로 식 (12)와 같이 정의된다[16].

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (12)$$

표 1은 각 방법들에 대해 MSE와 PSNR을 구한 결과이다. 여기에서 MSE는 낮은 수치일수록, PSNR은 높은 수치일수록 개선된 결과를 나타낸다. 표에 나타난 바와 같이 정량적 성능 평가에서도 본 논문에서 제안한 뉴로-퍼지 방법이 더 개선된 결과를 보였다.

Table 1. Quantitative verification of performance  
표 1. 정량적 성능 평가

	원본	median	Perona	SRAD	제안된 방법
MSE	1058.80	378.58	217.24	135.96	65.60
PSNR	17.92	22.44	24.80	26.83	29.99

검토한 바와 같이 제안된 방법은 기존의 방법들에 비해 경계의 손실 없이 효율적으로 스펙클을 제거할 수 있었으며, 구역화 및 Active contour의 전처리 과정으로 활용한다면 병변의 외곽선 검출 효율을 개선시킬 수 있으리라 판단된다. 그러나 잡음제거의 측면에서만 본다면, 경계정보는 잃지 않았으나 다소 구역화에 가까운 결과를 보여 이 부분에 대한 알고리즘 개선이 요구된다.

## V. 결론

본 논문에서는 뉴로-퍼지를 이용한 새로운 스펙클 제거 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 퍼지 클러스터링에 의한 초음파 영상의 영역 분리 및 분리된 영역 각각에 대한 뉴럴 네트워크의 적용으로 구성된다. 이때 사용되는 뉴럴 네트워크는 역전파 알고리즘에 의해 영역별로 먼저 학습시키도록 하였다.

실험결과, 실제 간 초음파 영상에 대한 정성적 성능 평가 및 시뮬레이션 영상에 대한 정량적 성능 평가에서 기존의 median, Perona 및 SRAD 필터에 비해 개선된 결과를 얻음으로써 제안된 방법의 유용성을 검증할 수 있었다.

제안된 방법은 본 논문에서 검증한 초음파 영상의 화질 개선으로서의 역할 뿐만 아니라 추후 세그멘테이션 및 Active contour 등의 연구에서 전처리의 역할도 충분히 수행할 수 있을 것으로 판단된다.

## 참고문헌

- [1] T. Loupas, W. McDicken and P. Allan, "Adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images", IEEE Transactions on Circuit and System. Vol.36, pp129-135, 1989.1
- [2] Pietro Perona and Jitendra Malik: "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12, No.7, pp 629-639, 1990.7
- [3] L. Alvarez, "Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion II", SIAM Journal of Numerical Analysis, Vol.29, No.3, pp845-866. 1992
- [4] Yongjian Yu and Scott T. Acton: "Speckle reducing anisotropic diffusion", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.11, No.11, 2002.11
- [5] 김성근, A study of shape extraction using a geometric active contour model based on level set theory", 박사학위 청구논문, 동아대학교, 2000
- [6] F. Lefebvre, G. Berger and P. Laugier,

"Automatic detection of the boundary of the calcaneus from ultrasound parametric images using an active contour model; clinical assessment", IEEE transactions on medical imaging, Vol.17 No.1, 1998

- [7] R. Hecht-Nielsen, "Theory of backpropagation neural network", IJCNN, Vol.1, pp593-605, 1989
- [8] 박영천, "A Study on the Design of Hovering Flight Controller for a Model Helicopter Using Neuro-Fuzzy Technique", 석사학위 청구논문, 서울산업대학교, 2007
- [9] 안진형, "A study on the collision avoidance of a ship using neuro-fuzzy technique", 박사학위 청구논문, 서울대학교, 2005
- [10] K. Z. Abd-Elmoniem, A. M. Youssef, and Y. M. Kadah, "Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement in Ultrasound Imaging via Nonlinear Anisotropic Diffusion," IEEE Trans. Biomedical Engineering, vol. 49, no.9, pp.997-1014, Sept. 2002
- [11] X. Zong, A. F. Laine, and E.A. Geiser, "Speckle Reduction and Contrast Enhancement of Echocardiograms via Multiscale Nonlinear Processing," IEEE Trans. Med. Imag., vol.17, Aug. 1998.
- [12] A. Achim, A. Bezerianos, and P. Tsakalides, "Novel Bayesian Multiscale Method for Speckle Removal in Medical Ultrasound Images," IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 20, no.8, pp.772-783 Aug. 2001.
- [13] Y. S. Kim, "2D-mode ultrasound image enhancement based on wavelet transform," Thesis of M.S. Degree, KAIST, 2003.
- [14] M. Tsubai, M Ito, "Control of variable structuring element on adaptive mathematical morphology for boundary enhancement of ultrasound images", Journal of IEICE, Vol.J86-D-II, No.6, pp895-907, 2003.6
- [15] F. Sattar, L. Floreby, G. Salomonsson and B.Lovstrom, "Image enhancement based on a nonlinear multiscale method," IEEE Transaction on Image Processing", Vol.6, pp888-895, 1997.7
- [16] M. Elad, A. Feuer, "Super-resolution reconstruction of image sequences", IEEE

Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, pp817-834, 1999.9.

저 자 소 개

**길 세 기** (정회원)



1998년 : 인하대학교 전자공학과 졸업 (공학사)  
 2000년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)  
 2006년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)  
 2006년-2007년 : 와세다대학교

정보생산시스템연구과 초빙연구원  
 2007년 11월~현재 : 인하대학교 전자공학부 정보전자공동연구소 선임연구원  
 <주관심분야> 생체신호처리 음성신호처리, 의용영상처리

**전 유 용**



2006년 전북대학교 생체정보공학부 학사 졸업.  
 2007년 3월~현재 인하대학교 전자공학과 석사 과정  
 <주관심분야> 심리음향, 음성신호처리, 보청기 시스템

**오 형 석**



2006년 : 인하대학교 전자공학과 졸업 (공학사)  
 2008년 : 와세다대학교 대학원 정보생산시스템연구과 (공학석사)  
 2008년 4월~현재 : (주) 히타치 automotive system group 연구원

<주관심분야> 초음파 영상처리, 신경망시스템



**西村 敏博**

오이타 대학교 공학사  
 오이타 대학교 공학석사  
 동경대학교 공과대학 (공학박사)  
 2003년 4월~현재 : 와세다 대학교 정보생산시스템연구과 조교수  
 현재 : Committee on Medical & Biological Engineering IEEJapan의장  
 <주관심분야> Medical Ultrasonic Imaging, Artificial Human Retina, Neural Network

**권 장 우 (정회원)**

1990년 : 인하대학교 전자공학과 졸업 (공학사)  
 1992년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)  
 1996년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)  
 2003년-2007년 : MS 공식 SW 인력양성센터장

1998년 3월~현재 : 동명대학교 부교수  
 2007년 3월~현재 : 정보통신연구진흥원 인력양성사업단장  
 <주관심분야> 생체신호처리, 유비쿼터스 컴퓨팅, 임베디드 시스템

**이 상 민 (정회원)**

1987년 : 인하대학교 전자공학과 졸업 (공학사)  
 1989년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)  
 2000년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)  
 1995년-2002년 :

삼성종합기술원 책임연구원  
 2005년-2006년 : 전북대학교 생체정보공학부 조교수  
 2006년 9월~현재 : 인하대학교 전자공학부 조교수  
 <주관심분야> Healthcare design, Psycho-acoustic, Brain-machine interface