

초음파 영상에서 LoG 연산자를 이용한 진단 객체의 3차원 분할

정말남* · 박종인* · 김상현** · 김남철*

경북대학교 전자공학과*, 영산대학교 멀티미디어공학부**
(2003년 2월 15일 접수, 2003년 8월 6일 채택)

3D Segmentation of a Diagnostic Object in Ultrasound Images Using LoG Operator

M.N. Jung*, J.I. Kwak*, S.H. Kim**, and N.C. Kim*

Department of Electronic Engineering Graduate School, Kyungpook National University*,
Department of Multimedia Engineering Youngsasan University, Yangsan Korea**
(Received February 15, 2003. Accepted August 6, 2003)

Abstract : This paper proposes a three-dimensional (3D) segmentation algorithm for extracting a diagnostic object from ultrasound images by using a LoG operator. In the proposed algorithm, 2D cutting planes are first obtained by the equiangular revolution of a cross sectional plane on a reference axis for a 3D volume data. In each 2D ultrasound image, a region of interest (ROI) box that is included tightly in a diagnostic object of interest is set. Inside the ROI box, a LoG operator, where the value of σ is adaptively selected by the distance between reference points and the variance of the 2D image, extracts edges in the 2D image. In post processing, regions of the edge image are found out by region filling, small regions in the region filled image are removed, and the contour image of the object is obtained by morphological opening. Finally, a 3D volume of the diagnostic object is rendered from the set of contour images obtained by post-processing. Experimental results for a tumor and gall bladder volume data show that the proposed method yields on average two times reduction in error rate over Krivanek's method when the results obtained manually are used as a reference data.

Key words : Ultrasound images, Three-dimensional segmentation, LoG operator, Diagnostic object

서 론

최근 의료영상 장치로 널리 사용되고 있는 초음파 영상 진단장치[1]는 MRI(magnetic resonance imaging)나 X선 진단 장치에 비해 인체에 무해하고 실시간 관측이 가능하며, 가격이 매우 저렴하다는 장점들을 가진다. 이러한 초음파 영상 진단장치를 사용하여 임상에서 환자를 진단하는 경우에 기존의 2차원 분할 시스템으로 진단 객체의 크기와 형태를 파악하는 데에 전문가의 지식과 경험에 많이 의존한다. 이러한 문제점을

해결하기 위한 3차원 진단 객체 분할 연구는 개개인의 지식, 경험 그리고 관념의 차이에 따른 진단상의 차이를 줄이고 한 사람의 소견을 다른 사람에게 전달하는 데 일관성을 유지할 수 있다는 면에서 아주 중요하다. 그리고 진단 객체를 인식하는 분야와 질병 진단을 위한 장기의 부피와 형태 측정하는 분야 등 여러 가지 분야에서 다양하게 진행되고 있다[2].

기존의 3차원 진단 객체 분할 연구는 CT와 MRI등과 같이 인체내부의 단면영상들을 축적하여 3차원적으로 표시할 수 있는 시스템에 집중되어 있었다[3, 4]. 최근에는 초음파 진단 시스템에서도 3차원 데이터를 획득하는 방법들이 개발되고 있다. CT나 MRI 진단 시스템은 3차원 데이터를 획득하고 이를 재구성하여 시각화하는 과정이 오프 라인(off-line)으로 이루어져 있는 반면에 초음파 진단 시스템은 실시간으로 이런 과정이 이루어지므로 그 수행 속도가 매우 중요하다[2]. 또한 초음파 영상은 CT나 MRI영상들과는 달리 초음파 특유의 스펙클 잡

본 논문은 정보통신부 정보통신연구진흥원에서 지원하고 있는 정보통신기초연구지원사업의 연구결과입니다(C1-2002-009-097-3).

통신저자 : 김남철, (702-701) 대구광역시 북구 산격동 1370번지
경북대학교 공대10호관 720호 영상통신연구실
Tel. 053-950-5530, Fax. 053-950-5505
E-mail. nckim@ee.knu.ac.kr

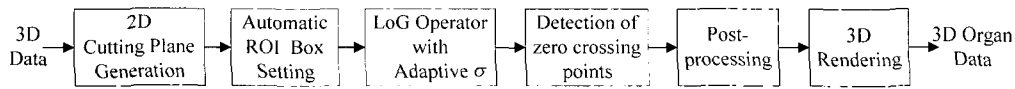


그림 1. 제안된 초음파 영상에서의 진단 객체의 3차원 분할법의 블록도

Fig. 1. Block diagram of the proposed 3D segmentation of a diagnostic object in ultrasound images

음(speckle noise)을 가지고 있어서 이러한 잡음에도 강한 알고리즘들이 필요하다. 현재 이러한 초음파 영상에 적합한 3차원 진단 객체 분할 방법[5-7]들이 활발히 연구되고 있다.

기존의 초음파 영상의 3차원 진단 객체 분할 방법은 3차원 데이터에서 2차원 영상을 얻은 다음 2차원 분할을 수행하고 3차원으로 재구성하는 방법[5, 6]과 진단 객체를 3차원 데이터에서 직접 3차원 분할하는 방법[7] 등이 있다. 전자의 분할 방법에 의한 연구로는 활동 윤곽 알고리즘(active contour algorithm)[8]을 사용하여 초음파 영상에서 진단 객체를 분할하는 연구들이 있다. 그 중 Martin의 논문[5]에서는 기존의 활동 윤곽 알고리즘에서 초음파 영상에 적합한 새로운 내부에너지를 정의하여 진단 객체를 분할하였고, Shin의 논문[6]에서는 진단 객체의 템플릿을 기반으로 하여 활동 윤곽 알고리즘을 통해 좌심실(left ventricular)을 분할하는 알고리즘을 제안하였다. 이외에도 활동 윤곽 알고리즘을 사용하는 진단 객체 분할 방법들이 많이 연구되고 있는데 이 알고리즘은 그 특성상 초기에 활동 윤곽(active contour)을 진단 객체에 근접하도록 설정해야 하고 또한 국부적인 특징에 민감해서 잡음의 영향을 많이 받는 특성이 있다[8]. 후자의 경우인 3차원 데이터에서 직접 진단 객체를 분할하는 방법으로는 Ogawa[7]가 제안한 초음파 볼륨 셀 데이터를 기반으로 하여 3차원 LoG(Laplacian of gaussian)[9] 연산자와 퍼지 알고리즘을 이용하여 흉부 진단 객체를 분할하는 알고리즘이 있다. 이 방법은 LoG 연산자의 표준편차 σ 를 고정하여 영상의 에지를 구하므로 진단 객체의 크기나 영상의 특성에 따라 분할 성능이 많이 달라진다. 또한 이 방법은 3차원 데이터에서 직접 진단 객체를 3차원으로 분할을 해야 하므로 2차원 영상을 이용한 분할방법들보다 수행시간이 긴 단점이 있다.

본 논문에서는 초음파 영상에서 파라미터 σ 가 영상의 특성에 따라 적응적으로 선택되는 LoG 연산자를 사용하여 진단 객체를 분할하는 3차원 분할법을 제안한다. 제안한 3차원 진단 객체 분할 방법에서는 먼저 초음파 진단 장치에서 획득한 3차원 볼륨 데이터에 대해 기준축을 중심으로 일정한 각도로 절단면을 회전시키면서 3차원 데이터를 절단하여 2차원 단면 영상들을 얻고, 절단된 단면 영상의 진단 객체와 주위의 배경과의 밝기 차를 이용해 진단 객체를 포함하면서 진단 객체의 윤곽에 근접하는 ROI 박스를 얻는다. 그리고 그 내부를 2차원 단면 영상들에 대해 진단 객체의 크기나 입력 영상의 특성에 따라 연산자의 σ 를 적응적으로 적용하는 LoG 연산자를 사용하여 에지 영상을 얻는다. 이 에지 영상들을 이용하여 후처리 과정에서는 영역 채색(region filling), 소영역 제거, 모폴로지 오픈닝(morphological opening)을 통하여 진단 객체의 윤곽을

추출한다. 마지막으로 표면 기반 렌더링(surface rendering) 기법[10]을 이용하여 추출된 진단 객체를 3차원적으로 렌더링한다.

실험에서는 초음파 영상에서 흉부 종양과 쓸개를 추출하여 3차원으로 렌더링한 각 과정의 결과들을 제시한다. 또한 흉부 종양의 2차원 단면 영상들에 대하여 사용자가 손으로 직접 구한 진단 객체의 윤곽을 기준으로 하여 기존의 활동 윤곽 알고리즘을 사용한 분할 방법과 제안된 알고리즘에 의해 구해진 결과를 비교하여 그 성능 비교 결과를 제시한다.

제안한 진단 객체의 3차원 분할 방법

초음파 영상에서의 진단 객체에 대한 제안한 3차원 분할 방법은 그림 1과 같다. 먼저 초음파 진단 시스템에서 얻은 3차원 데이터를 일정한 각도로 회전시키면서 2차원 단면 영상들을 얻는다. 이 단면 영상들을 입력으로 하여 사용자에게 주어 진 두 기준점을 이용한 ROI 박스 설정 과정에서 진단 객체에 맞는 박스를 씌운다. 그 ROI 박스 안의 영상에 대해, LoG 연산자를 사용하여 에지를 추출하는데, 여기서 LoG 연산자의 이산 파라미터(dispersion parameter) σ 는 입력 영상의 통계적 특성에 따라 적응적으로 결정된다. 이 에지 영상들에 후처리 과정을 수행하고, 마지막으로 이 2차원 결과 영상들을 렌더링하여 3차원 진단 객체를 얻는다.

1. 2차원 단면 영상 획득

제안한 3차원 진단 객체 분할 방법에서는 먼저 초음파 진단 장치에서 얻은 3차원 데이터에서 2차원 영상들을 얻는다. 이때 기존의 2차원 영상 획득 방법에서처럼 한 방향으로 일정 간격(equal space)을 가진 2차원 단면 영상들을 얻는 게 아니라 그림 2(a)와 같이 회전축을 중심으로 절단면을 일정한 각도로 회전하면서 2차원 단면 영상들을 얻는다. 그림 2(b)는 이렇게 하여 얻어진 2차원 단면 영상들을 보여주고 있다. 이 방법은 종양과 같은 타원체의 검사체를 추출할 때 적합하다.

2. ROI 박스의 자동 설정 과정

제안한 ROI 박스의 자동 설정 과정은 장기 주위의 불필요한 배경을 제외시키는 ROI 박스를 설정하는 과정으로, 초음파 영상에서 진단 객체는 배경영역과 비교할 때 평균값과 표준편차 등에서 크게 차이를 보이는 점을 이용하여 ROI 박스를 구한다.

ROI 박스 설정 과정에서는 먼저 그림 3(a)에서와 같이 사

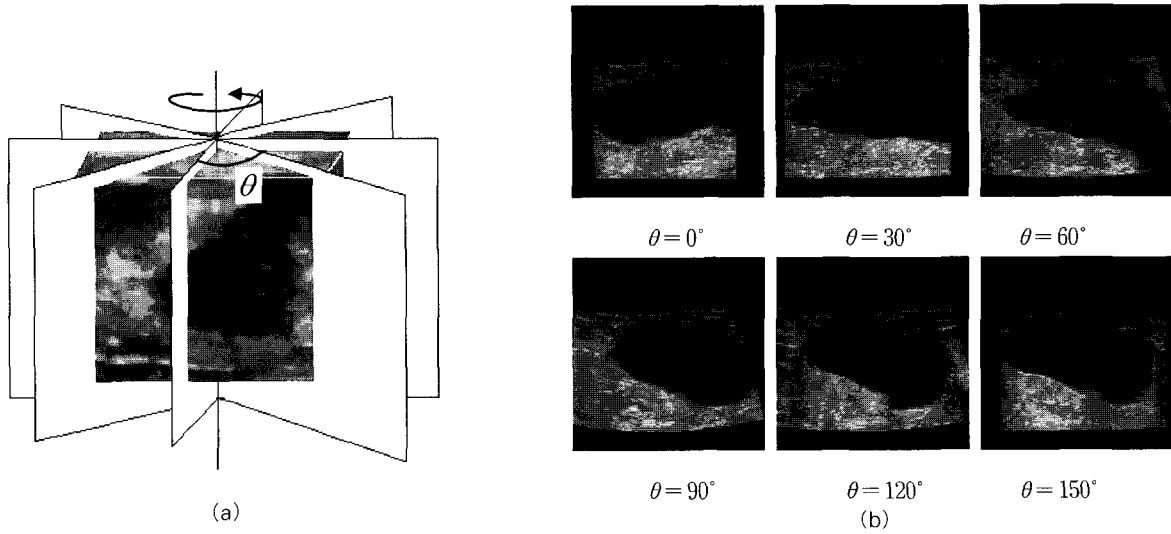


그림 2. 3차원 볼륨으로부터 2차원 영상의 획득 과정: (a) 3차원 데이터에 대해서 하나의 단면을 일정한 각도로 회전시키면서 2차원 영상을 얻는 모습; (b) 획득된 2차원 초음파 영상들
 Fig. 2. 2D image acquisition from 3D volume data: (a) Scene of acquiring 2D images by rotating a cross-sectional plane by a regular degree; (b) 2D images acquired by the rotation

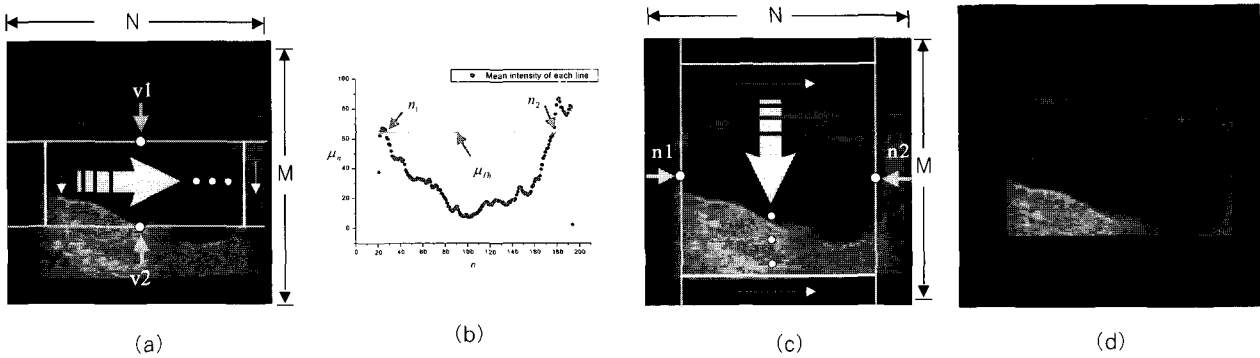


그림 3. ROI 박스의 자동 설정 과정: (a) 원 영상에서 기준점 사이의 각각의 수직 신호; (b) 각 수직 신호의 평균들의 그래프와 역치로 사용되는 이들의 평균; (c) (b)에서 구한 n_1, n_2 사이의 각각의 수평신호; (d) ROI 박스 설정에 의해 얻어진 영상
 Fig. 3. Automatic setting of a ROI box: (a) Vertical signals between reference points in the original image; (b) graph of mean values of the vertical signals and their average used as a threshold; (c) horizontal signals between n_1 and n_2 given in (b); (d) image obtained by the automatic setting of a ROI box

용자에 의해 주어진 두 기준점 v_1, v_2 사이에 존재하는 각 수직 신호들의 평균과 이들 평균의 표준 편차를 구한다. 이때, 각 수직 신호들의 평균은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mu_n = \frac{1}{(v_2 - v_1)} \sum_{m=v_1}^{v_2} I(m, n), \quad 0 \leq n < N \quad (1)$$

여기서 $I(m, n)$ 은 (m, n) 에서의 화소값을 의미하고 N 은 2차원 단면 영상의 가로방향의 길이를 의미한다. 또한 이들 평균의 표준편차는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sigma_\mu = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^N \mu_n^2 - \left\{ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N \mu_n \right\}^2} \quad (2)$$

다음 그림 3(b)에서와 같이 각 수직 신호의 평균들에 대하여 그 값이 주어진 역치 이상이 될 때 그 지점을 창의 좌우 경계로 둔다. 여기서 역치값을 구할 때, 수직신호의 평균값 μ_n 이 가우시안 분포를 갖는다고 보고 각 수직 신호의 평균값에서 표준 편차의 상수 배만큼의 범위를 가지는 값을 역치값으로 둔다. 즉,

$$\mu_{Th} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mu_n + c \cdot \sigma_\mu \quad (3)$$

여기서 c 는 각 세로선의 평균들의 표준 편차에 곱해지는 상수이다. 진단 객체 내부의 밝기의 분포는 진단 객체의 중심으로 갈수록 오목한 형태를 이룬다고 가정하고 ROI 박스에서 가로

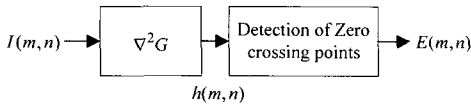


그림 4. LoG 연산자를 이용한 에지 추출 블록도

Fig. 4. Block diagram of an edge extraction using a LoG operator

방향의 가장자리의 좌표를 아래와 같이 구한다.

$$\begin{aligned} n_1 &= \max \{ n | \mu_n > \mu_{Th} \}, & 0 \leq n < \frac{N}{2} \\ n_2 &= \min \{ n | \mu_n > \mu_{Th} \}, & \frac{N}{2} \leq n < N \end{aligned} \quad (4)$$

여기서의 n_1, n_2 는 ROI 박스의 가로방향의 좌표들을 의미한다. 이렇게 구한 n_1, n_2 를 사용하여 그림 3(c)처럼 상하 방향에 대해서도 동일한 방법으로 ROI 박스의 상하 가장자리의 좌표 nv_1, nv_2 를 구한다. 이렇게 구한 상하 좌우 좌표를 이용하여 그림 3(d)와 같이 ROI 박스를 설정하게 된다. 이렇게 구한 ROI 박스 내부에는 우리가 분할하고자 하는 진단객체가 있으므로 박스 내부를 다음절에서 설명될 LoG 연산자를 이용하여 분할한다.

3. LoG 연산자 및 파라미터 σ 의 적응

제한한 분할 방법에서는 입력 영상의 특성에 따라 파라미터 σ 가 적응적으로 선택되는 LoG 연산자를 사용하여 초음파 영상에서 영상의 에지를 추출한다. 우선 일반적인 LoG 연산자를 이용한 에지 추출 방법에서는 그림 4의 블록도처럼 $\nabla^2 G$ 를 입력 영상에 적용하고 그 결과 영상에서 0을 지나는 점을 찾아서 에지 영상을 구한다. 여기서 $I(m, n)$ 은 입력 영상을 나타내고, $h(m, n)$ 은 LoG 연산자를 적용한 후의 결과 영상이며, $E(m, n)$ 은 $h(m, n)$ 에서 0을 지나는 점을 찾아서 얻는 에지 영상을 나타낸다. 그림 4의 에지 추출과정에서 LoG 연산자를 적용한 식은 다음과 같이 주어진다[9].

$$h(m, n) = \nabla^2 G(m, n) * I(m, n) \quad (5)$$

이때, LoG 연산자 $\nabla^2 G(m, n)$ 은 아래와 같이 주어진다.

$$\nabla^2 G(m, n) = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left(2 - \frac{m^2 + n^2}{\sigma^2} \right) \exp\left(-\frac{m^2 + n^2}{2\sigma^2} \right) \quad (6)$$

여기서 σ 는 가우시안 함수의 표준편차를 의미한다.

이러한 LoG 연산자를 2차원 단면 영상에 적용시킬 경우 σ 의 값에 따라 각기 다른 에지 영상을 얻게 된다. 그림 5는 한 초음파 영상에 대하여 각기 다른 σ 를 사용한 LoG 연산자의 결과 영상들이다. 그림 5(a)의 2차원 단면 영상에 대하여 σ 의

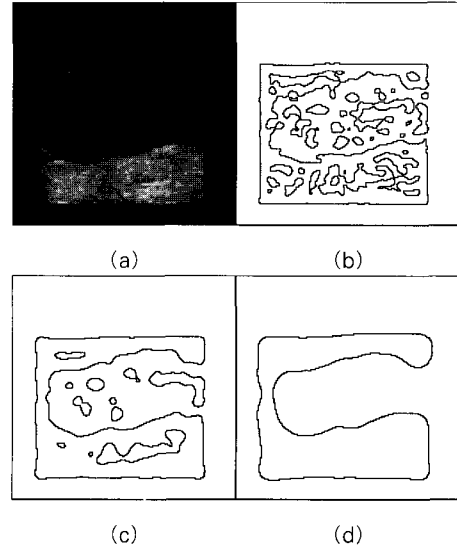


그림 5. 원영상과 LoG 연산자 수행후의 결과 에지 영상들: (a)원영상; (b) $\sigma=3$; (c) $\sigma=5$; (d) $\sigma=9$

Fig. 5. Original image and its edge images obtained by LoG operators: (a) Original image; (b) $\sigma=3$; (c) $\sigma=5$; (d) $\sigma=9$

값을 변화시키면서 LoG 연산자를 적용하면 그림 5(b)~(d)의 결과 에지 영상을 얻게 된다. 그림 5(b)에서처럼 σ 가 작으면 가우시안 필터에 의한 평활화가 적어서 미세한 부분의 에지까지 나타나고, 이들로 인해 진단객체 내부에 많은 소영역들이 생긴다. 이와는 반대로 그림 5(d)처럼 σ 가 크면 진단 객체의 에지가 부드러워지고 뚜렷한 에지만을 나타내지만 진단 객체와 배경을 구분하는 미세한 에지를 추출하지 못해서 진단 객체와 배경이 합쳐지는 경우가 발생한다. 이상에서 설명한 바와 같이 LoG 연산자를 이용하여 진단 객체의 에지를 추출할 때 σ 값을 어떻게 정할 것인가는 상당히 중요한 문제라고 할 수 있다.

따라서 지금부터는 2차원 단면 영상의 특성 중, 영상내의 분산과 장기의 크기에 관계하는 두 기준점 사이의 거리에 따라 적응적으로 σ 의 값을 선택하는 방법을 기술한다. 초음파 영상내의 스펙클 잡음이 많아 영상의 분산이 클수록 LoG 연산자에 의한 결과 영상에는 소영역이 많이 나타나고 진단 객체의 윤곽(contour)이 정확하게 추출되지 않게 된다. 따라서, 진단 객체의 윤곽을 정확하게 추출하기 위하여 영상의 분산에 따라서 LoG 연산자의 σ 를 조정할 필요가 있다. 또한 분산이 유사한 영상들이라도 영상내의 객체의 크기가 작을 때, σ 가 큰 LoG 연산자를 사용하면 추출된 진단 객체의 에지가 실제의 윤곽으로부터 크게 벗어나는 경우가 흔히 발생하게 된다. 따라서, 진단 객체의 크기에 따라서도 LoG 연산자의 σ 를 조정할 필요가 있다.

제한한 σ 의 결정 방법에서는 감독 학습(supervised learning)을 통하여 적합한 σ 에 따라 분류된 학습 영상 클래스(learning image class)들을 얻고, 영상들의 분산과 진단 객체의 크기에 관련된 두 기준점 간의 거리를 특징 벡터(feature

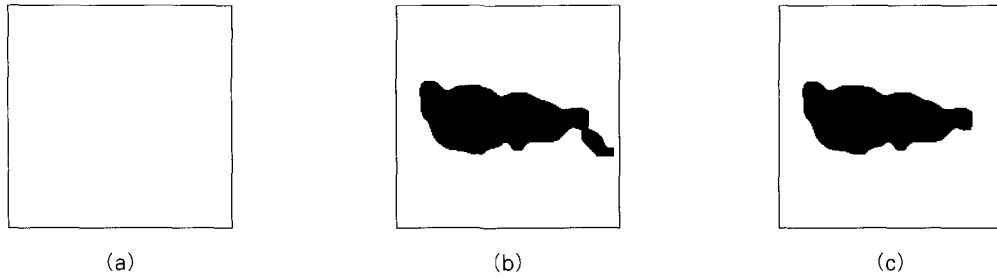


그림 6. 후처리 과정의 각 단계에서 얻은 결과 영상: (a) 영역채색 결과 영상; (b) 소영역 제거 결과 영상; (c) 오프닝의 결과 영상
 Fig. 6. Result images obtained by the steps in the post-processing: (a) Result image by region filling; (b) result image by small region elimination; (c) result image by opening

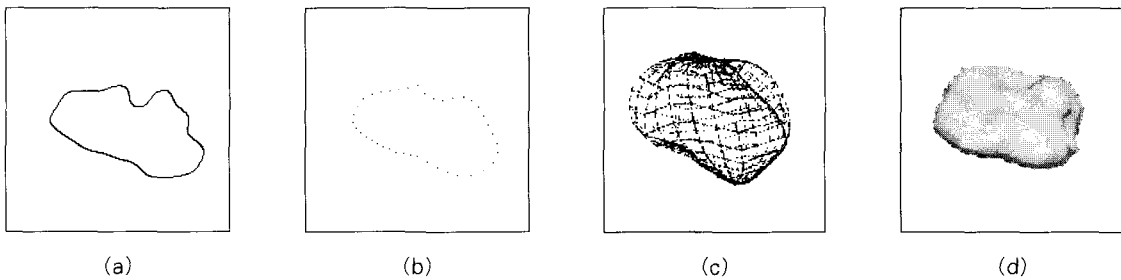


그림 7. 2차원 윤곽영상으로부터 진단 객체를 렌더링하는 과정: (a) 2차원 윤곽 영상; (b) (a)로부터 추출된 정점들; (c) 2차원 단면영상들의 정점들을 사용하여 얻은 3차원 철선 프레임 (d) 렌더링된 3차원 진단 객체 영상
 Fig. 7. Rendering of a diagnostic object from a contour image: (a) 2D contour image; (b) vertices extracted from (a); (c) 3D wire-frame obtained by vertices of 2D cutting frames; (d) rendered 3D diagnostic object

vector)로 하여, 질의 영상의 특징 벡터와 각 영상 클래스들의 평균 특징 벡터들과의 거리가 최소가 되는 클래스의 σ 를 LoG 연산자의 σ 로 결정한다.

먼저 파라미터 σ 의 값을 L개로 양자화한 후, 학습 DB내의 2차원 영상 하나하나를 시험 영상으로 하여 영상들 각각에 대해 각 양자화된 σ_i 를 갖는 LoG 연산자들을 적용하여 에지 영상들을 얻는다. 다음 각 시험 영상에 대하여 이러한 결과 영상들 중에서 진단 객체의 에지가 연결되어있고 불필요한 에지가 적게 추출된 최상의 결과를 낳는 σ_i 를 찾는다. 마지막으로, 각 σ_i 를 갖는 LoG 연산자를 적용할 때 최상의 결과를 얻은 영상들을 모아 학습 영상 클래스 T_i 로 둔다.

이렇게 분류한 각각의 학습 영상 클래스 T_i 의 평균 특징 벡터 \mathbf{f}_i^* 를 구하면 아래와 같다고 하자.

$$\mathbf{f}_i^* = [d_i, v_i], \quad i = 1, \dots, L \quad (7)$$

여기서 d_i 와 v_i 는 학습 영상 클래스 T_i 에서의 두 기준점 사이의 거리의 평균과 영상들의 분산의 평균을 나타낸다. 다음, 2차원 입력 영상에 대해서 구한 특징 벡터 \mathbf{f}^a 는 다음과 같다고 하자.

$$\mathbf{f}^a = [d, v] \quad (8)$$

여기서 d 와 v 는 사용자에게 의해 주어진 두 기준점 사이의 거리와 입력 영상의 분산을 의미한다. 이렇게 구한 두 특징 벡터 사이의 거리를 측정하는데, 이때 거리는 마하라노비스 거리 (Mahalanobis distance) [11]를 사용한다.

$$D(\mathbf{f}^a, \mathbf{f}_i^*) = \sqrt{(d - d_i)^2 + (v - v_i)^2}, \quad i = 1, \dots, L \quad (9)$$

다음, (9)식에서 구한 마하라노비스 거리가 최소가 되는 클래스를 찾고 그 클래스의 σ_i 를 사용할 LoG 연산자의 σ 로 다음과 같이 결정한다.

$$\sigma_{opt} = \min_i \{D(\mathbf{f}^a, \mathbf{f}_i^*)\}, \quad i = 1, \dots, L \quad (10)$$

4. 후처리 과정

후처리 과정은 LoG 연산자를 사용하여 얻은 에지 영상에 대해 영역 채색, 소영역 제거, 모폴로지 오프닝[12]을 적용하여 진단 객체의 윤곽만을 얻는 과정이다. 그림 6은 후처리과정의 각 단계에서 얻은 결과 영상들이다. 그림 6(a)는 LoG연산자에서 얻은 에지 영상에 대해서 영역 채색을 거쳐 각 영역을 구분한 결과 영상이다. 그림 6(b)는 영역 채색과정에서 구분된 각의 크기를 구하고 각 영역의 크기가 일정한 역치보다 작으면 그 소영역들을 주위의 큰 영역에 병합하여 제거하여 나온

결과 영상이다. 마지막으로, 그림 6(c)는 그림 6(b)에서 국부적으로 돌출된 부분이 모폴로지 오프닝을 통해 제거된 영상이다.

5. 3차원 렌더링

본 논문에서는 렌더링 기법 중 하나인 표면 기반 렌더링 (surface rendering) 기법[10]을 이용하여 추출된 진단 객체를 3차원적으로 렌더링한다. 3차원 렌더링 과정에서는 먼저, 그림 7(a)와 같은 2차원 윤곽 영상에서 그림 7(b)처럼 등간격으로 정점(vertex)들을 추출한다. 모든 2차원 단면 영상들에 대하여 같은 방법으로 정점들을 구한 후, 이 정점들을 사용하여 그림 7(c)와 같은 다면체(polygon)들로 이루어진 진단 객체의 3차원 철선 프레임(wire frame)[13]을 구성한다. 그리고 각 다면체 정점들의 법선 벡터를 계산하고 선형 보간법으로 다면체 내부의 모든 화소에 대한 법선 벡터들을 구한다. 다음, 각 법선 벡터에 Phong 셰이딩(Phong shading) 기법[10]을 적용하여 밝기 값을 구한다. 그림 7(d)은 이러한 방법으로 3차원 렌더링된 진단 객체를 보여 주고 있다.

실험결과 및 고찰

본 장에서는 흉부 종양과 쓸개의 3차원 데이터들을 입력으로 하여 제안한 3차원 진단 객체 분할법의 각 단계별 결과 영상들 즉, 2차원 영상들, ROI 박스 자동 설정에 의한 결과 영상들, LoG 연산자에 의한 에지 영상들, 후처리 결과 영상들, 그

리고 3차원 렌더링에 의한 3차원 진단 객체 영상을 보여준다. 그런 다음 기존의 Martin의 활동 윤곽 알고리즘[5]과 제안한 방법의 분할 결과에 대하여 매뉴얼로 분할한 결과를 기준으로 에러율을 구하여 분할 성능을 비교한다.

그림 8에서부터 그림 13까지는 흉부 종양 영상에 대한 제안된 3차원 종양 분할법의 결과를 단계별로 보여 주고 있다. 그림 8은 3차원 흉부 종양 데이터로부터 얻은 2차원 초음파 단면 영상들을 보여준다. 또한 그림 9는 그림 8에서 얻은 2차원 단면 영상에서 자동 설정된 ROI 박스내의 영상들인데, 각 ROI 박스가 종양을 포함하면서 주위의 불필요한 배경 부분을 적절히 제외시키는 것을 알 수 있다. 그림 10은 그림 9에서 구한 ROI 박스 내부에 LoG 연산자를 적용하여 얻은 에지 영상으로, 종양의 윤곽 외에도 소영역 등이 존재함을 알 수 있다. 그림 11는 그림 10에서 얻은 LoG 에지 영상에 대해 후처리과정을 수행한 결과영상으로, 그림 10에서 존재하던 에지에 의한 소영역이 사라지고 국부적으로 돌출된 부분이 제거된 것을 볼 수 있다. 그림 12는 그림 11에서 종양의 윤곽을 추출한 결과들과 2차원 단면 영상들을 겹쳐놓은 영상들로 종양의 실제 윤곽을 대체로 잘 따라 가는 것을 보여주고 있다. 마지막으로 그림 13은 그림 12의 윤곽 영상들을 사용하여 3차원으로 렌더링한 종양 데이터로서 각 단면들 사이의 값들이 부드럽게 표현됨을 보여주고 있다.

그림 14는 3차원 쓸개 데이터의 2차원 초음파 단면 영상들을 보여주고, 그림 15는 그림 14의 2차원 영상들에 대해 제안한 3차원 분할법을 사용하여 분할한 쓸개 데이터를 보여주고 있다.

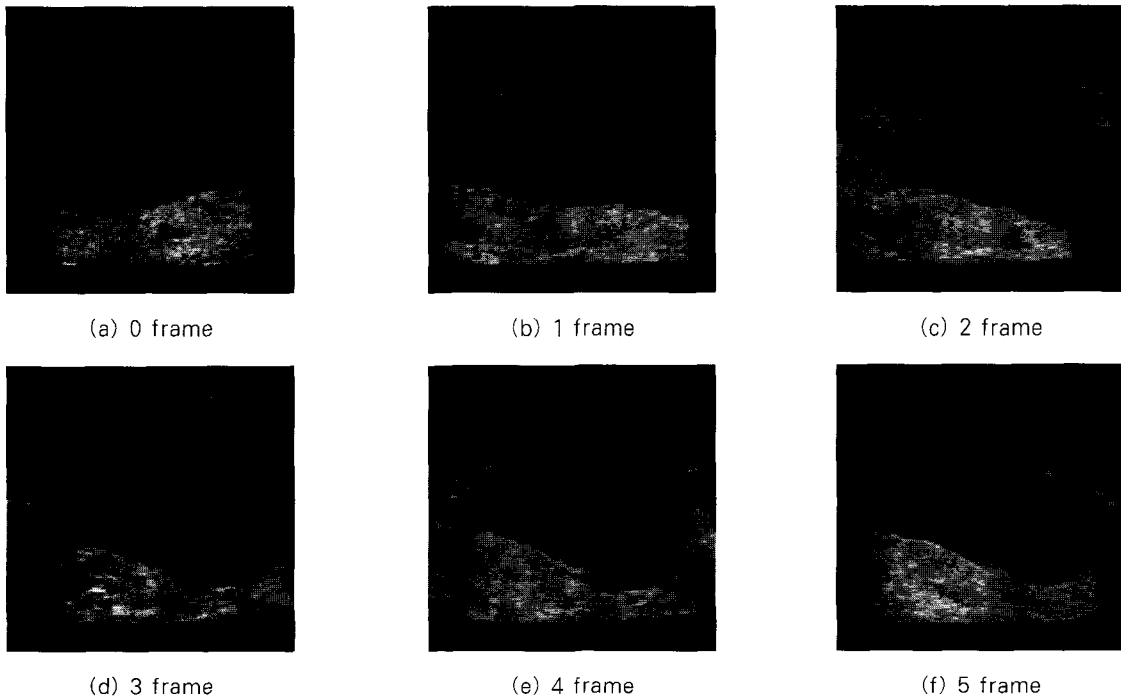


그림 8. 흉부 종양에 대한 2차원 입력 초음파 영상들

Fig. 8. 2D ultrasound images for a breast tumor

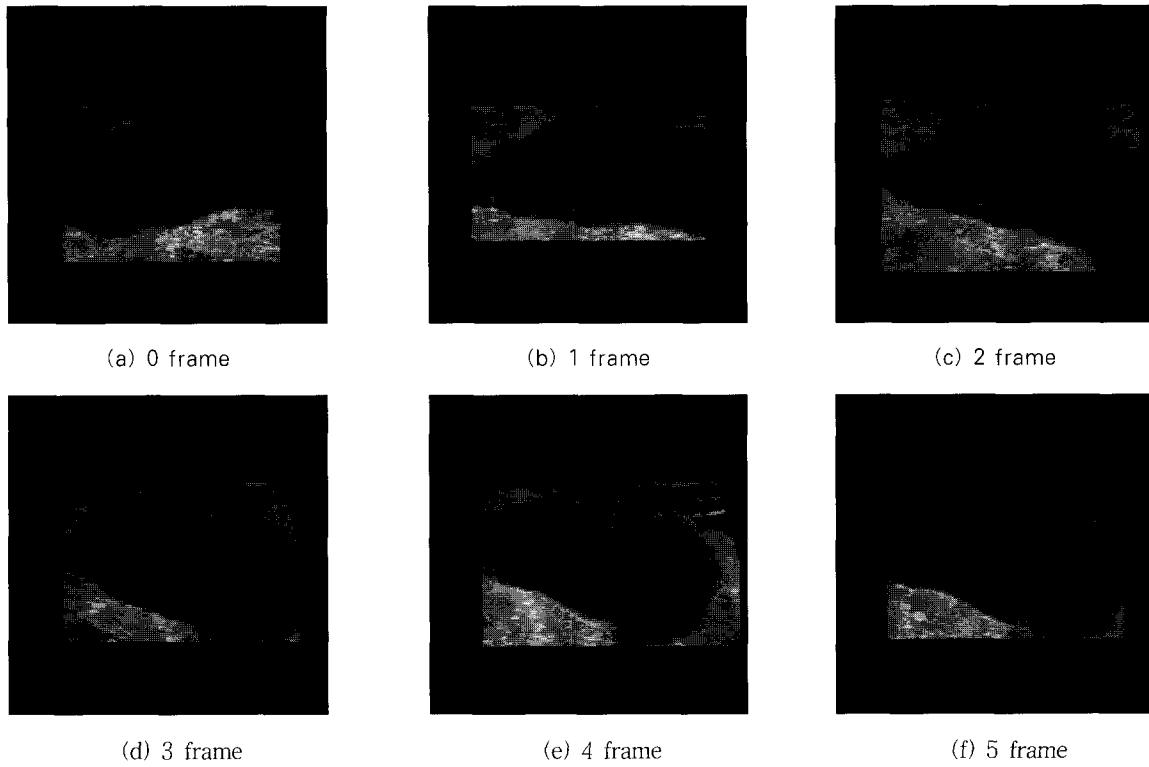


그림 9. 그림 8의 2차원 초음파 영상들에 대해 ROI박스의 자동 설정 과정을 적용하여 얻은 영상들
 Fig. 9. Images obtained by the automatic setting of a ROI box for 2D ultrasound images in Fig. 8

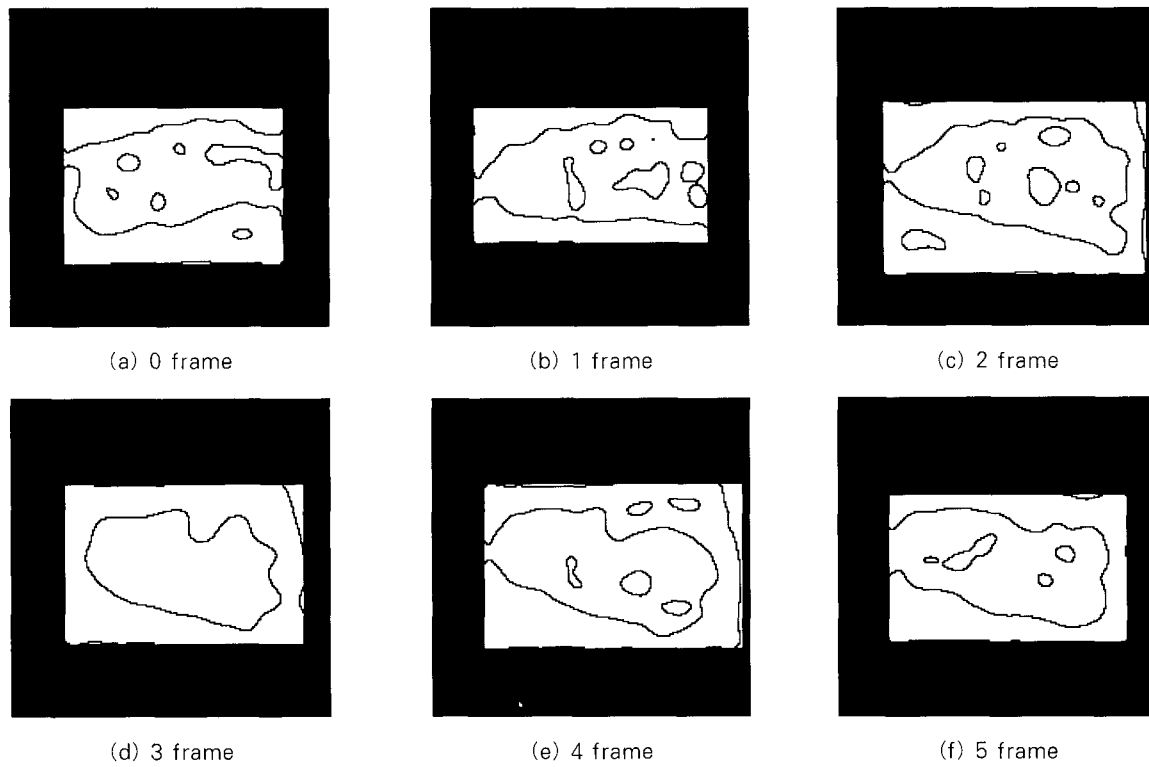


그림 10. 그림 9에 대해 ROI 박스 내부를 LoG 연산자를 적용하여 구한 에지 영상들
 Fig. 10. Edge images obtained by the LoG operators for the image inside the ROI box in Fig. 9

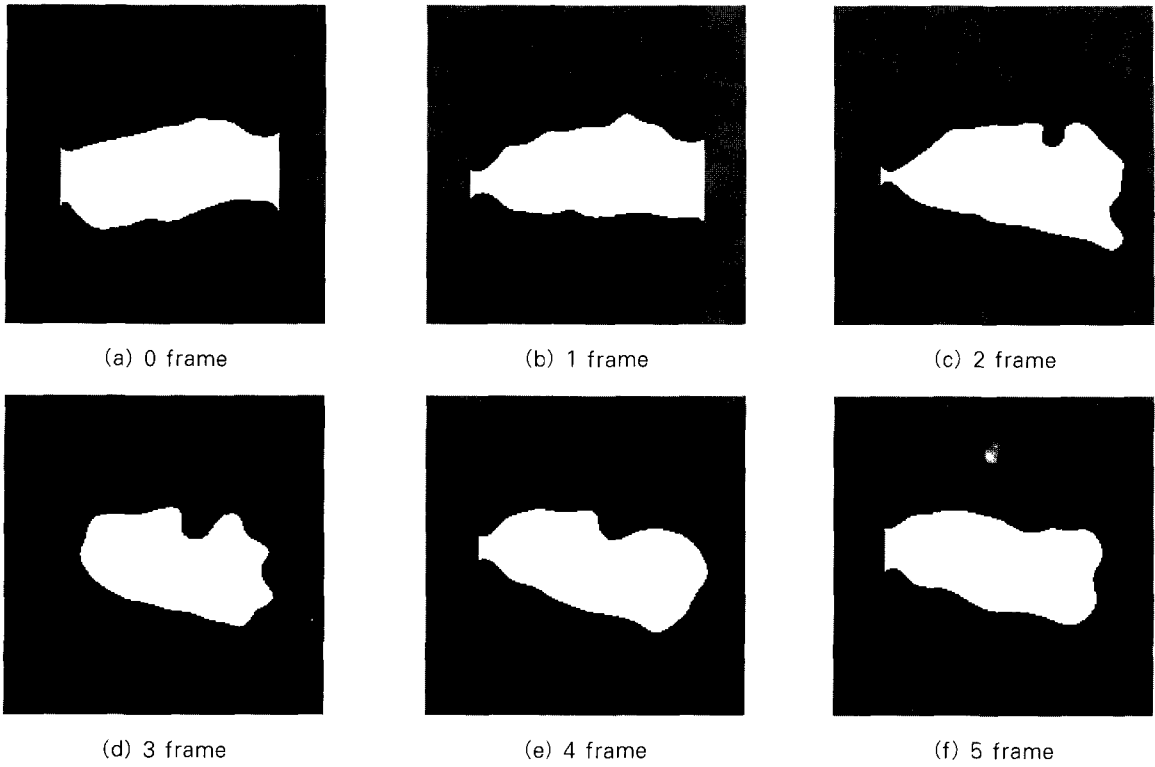


그림 11. 그림 10에 대한 후처리 과정 후의 결과 영상들
 Fig. 11. Result images obtained by post-processing for Fig. 10

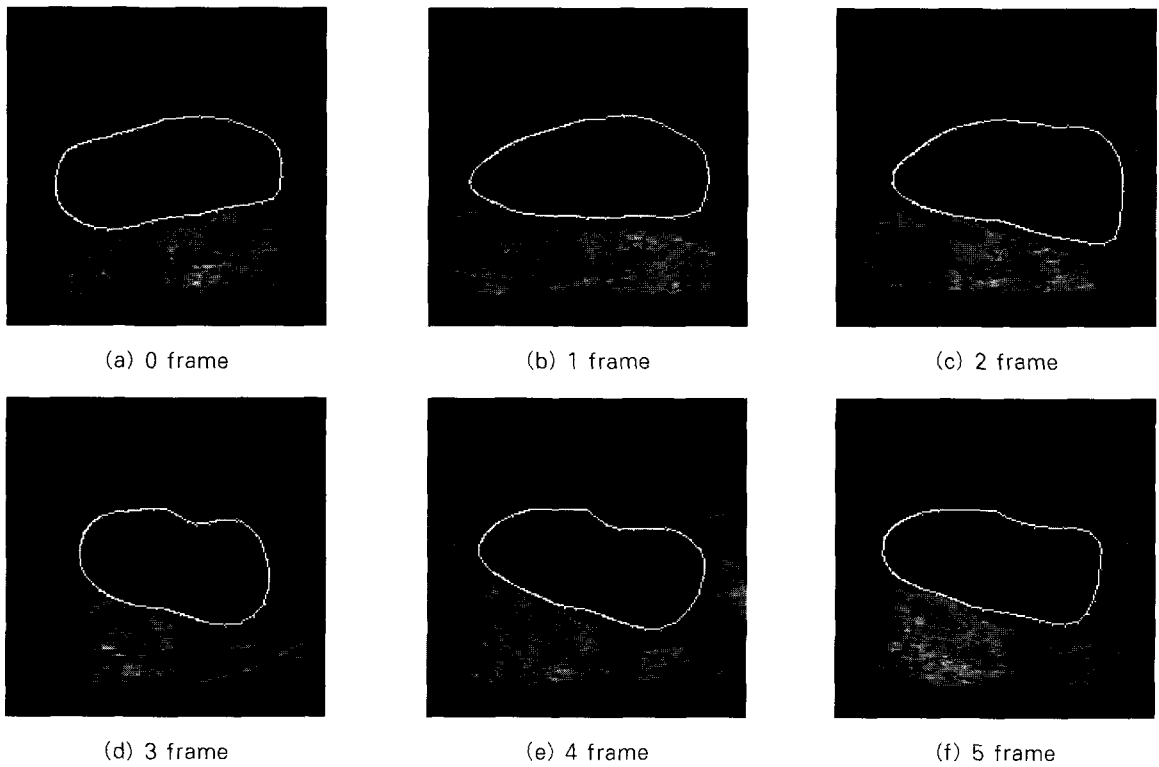


그림 12. 그림 11에서 얻은 종양의 윤곽영상을 2차원 단면 영상에 겹쳐서 나타낸 영상들
 Fig. 12. Overlap of contour images obtained from Fig. 11 with 2D cutting images in Fig. 8



그림 13. 그림 12의 윤곽 영상들을 사용하여 3차원 렌더링한 3차원 종양 영상
Fig. 13. 3D tumor volume rendered from contour images in Fig. 12

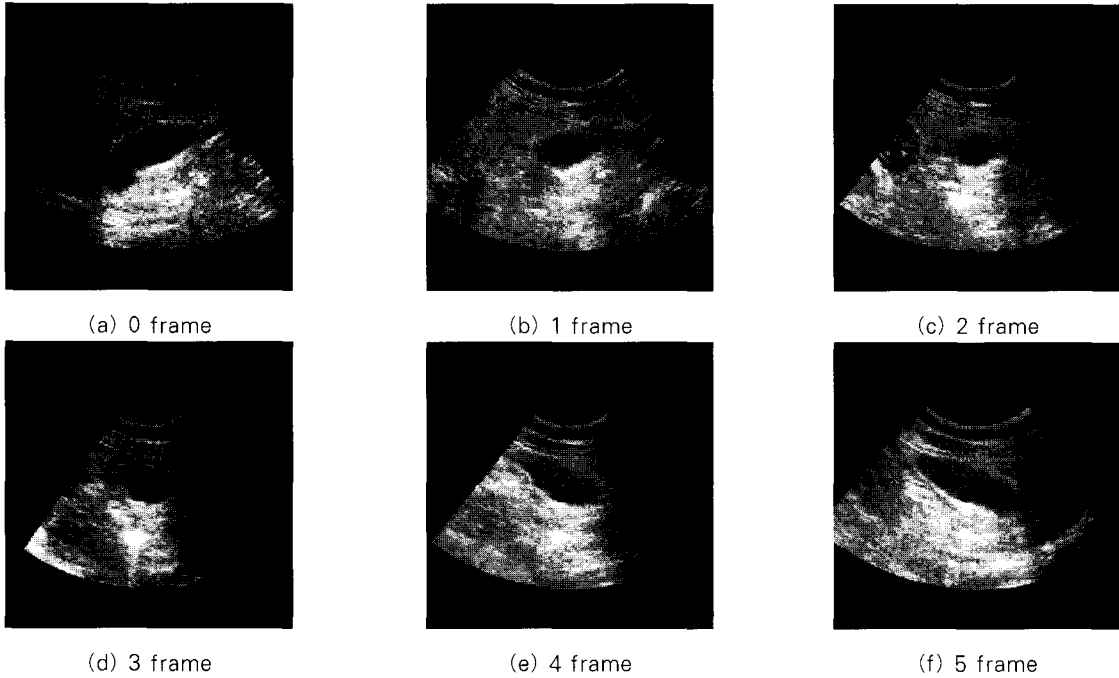


그림 14. 쓸개에 대한 2차원 입력 초음파 영상들
Fig. 14. 2D ultrasound images for a gall bladder



그림 15. 그림 14의 2차원 영상들에 대해 제안한 3차원 분할법을 사용하여 분할한 3차원 종양 영상
Fig. 15. 3D tumor volume segmented by using the proposed 3D segmentation algorithm from 2D images in Fig. 14

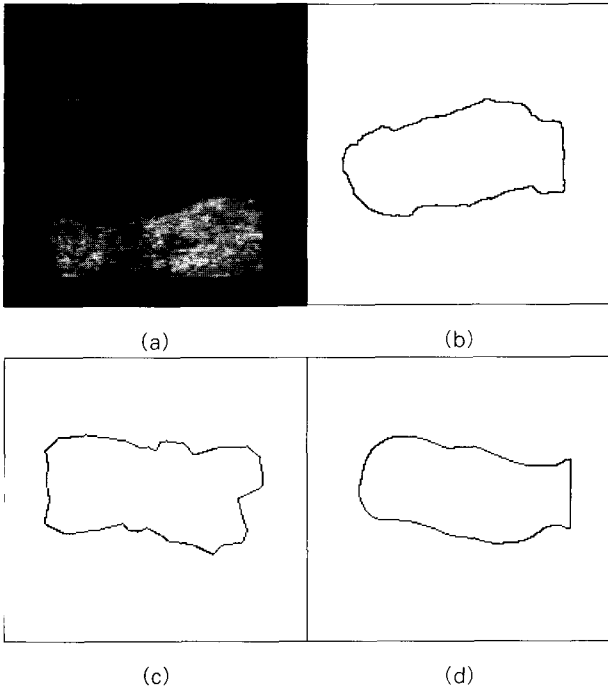


그림 16. 매뉴얼로 구한 윤곽영상에 대한 제안한 방법과 Martin의 방법 비교: (a) 그림 10의 2차원 단면 영상; (b) (a)에 대해 매뉴얼로 구한 2차원 윤곽 영상; (c) (a)에 대해 Martin의 방법에 의해 얻은 윤곽 영상; (d) (a)에 대해 제안한 방법에 의해 얻은 윤곽 영상
Fig. 16. Performance Comparison of the proposed method and Martin's method over contour image obtained manually: (a) 2D cutting image of Fig. 8; (b) contour image obtained manually for (a); (c) contour image obtained by Martin's method for (a); (d) contour image by the proposed method for (a)

그림 18에서는 제안한 방법으로 분할한 종양과 Martin의 활동 윤곽 방법[5]으로 분할한 종양을 매뉴얼에 의해 분할된 종양과 비교하여 각각의 방법의 분할 성능을 비교하고 있다. Martin이 제안한 활동윤곽 알고리즘은 초음파 영상에 적합하게 내부에너지를 새롭게 정의하여 분할하는 알고리즘이다. 여기서 사용자에게 의해 초기 윤곽을 정하고 이렇게 정해진 초기 윤곽을 사용하여 영상을 저역 통과 필터 처리를 한 후 에너지를 최소화하는 방향으로 활동 윤곽을 움직이게 하여 종양을 분할한다. 여기서 Martin의 활동 윤곽 방법의 초기 윤곽은 사용자가 종양에 근접하는 직사각형의 ROI(region of interest)로 설정한다. 이 방법은 제안한 방법과 달리 초기 윤곽이 실제 종양의 윤곽에 근접하도록 사용자가 정의해야 하고, 또한 영상의 특징에 따라 저역 통과 필터의 특성을 바꾸어 주어야 하는 단점이 있다.

2차원 종양의 단면 영상에 대해 매뉴얼로 구한 종양의 윤곽을 기준으로 하고 제안한 방법과 Martin의 방법을 사용하여 분할한 2차원 윤곽 영상들의 오류율을 비교한다. 먼저 매뉴얼에 의해 구해진 종양 영역의 크기 S_M 를 측정하고, 분할 방법으로 구한 종양의 영역 중 실제 종양의 오류 영역(false alarm

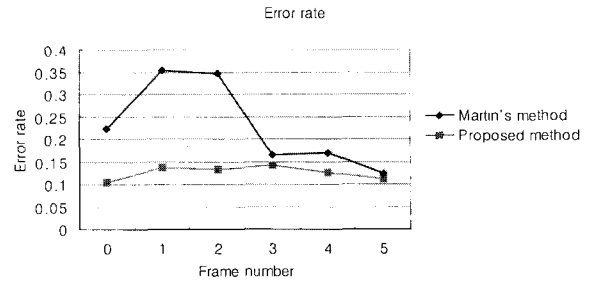


그림 17. 그림 10의 흉부 종양의 2차원 영상들에 대하여 제안한 방법과 Martin의 방법들을 적용한 결과들의 성능 비교
Fig. 17. Error rate curves of results obtained by the proposed method and Martin's method for 2D contour images in Fig. 8

region)의 크기 S_{FA} 와 실제 종양내 오류 영역(false dismissals region)의 크기 S_{FD} 를 측정한다. 이렇게 측정된 값을 이용하여 다음과 같이 에러율(error rate)을 구한다.

$$ER = \frac{S_{FA} + S_{FD}}{S_M} \tag{11}$$

여기서 S_M 은 매뉴얼에 의해 분할된 종양 영역의 크기를 나타낸다.

그림 17은 흉부 종양 데이터에 대하여 제안한 방법과 기존의 Martin의 활동 윤곽 방법을 이용한 분할 방법을 사용하여 (11)식에서 구한 에러율을 이용하여 성능을 비교한 그래프이다. 그림 17에서 보면 제안한 방법이 Martin의 활동 윤곽 방법보다 거의 모든 프레임에서 에러율이 평균 0.183정도 낮음을 알 수 있다. 여기서 0번째에서 2번째 프레임에서는 두 방법의 에러율의 차이가 크고 3번째에서 5번째 프레임에서는 차이가 적게 난다. 그 이유는 흉부 종양 데이터의 단면 영상들 중 0번째에서 2번째 프레임의 영상들은 종양 내부에 특히 잡음이 있거나 국부적으로 에너지가 최소가 되는 점들이 많아서 제안한 방법의 에러율이 Martin 방법의 에러율보다 0.183정도 낮다. 그러나 3번째 프레임에서부터 5번째 프레임까지의 영상들은 종양과 배경의 구분이 뚜렷하고 종양 내부에 잡음이 거의 없는 깨끗한 영상으로, 에러율이 0.026으로 그 차이가 적음을 알 수 있다. 평균적으로 제안한 방법의 분할 결과가 Martin의 방법에 의해 분할된 결과와 비교했을 때 에러율이 2배 이상 작음을 알 수 있다.

결 론

본 논문에서는 3차원 데이터를 일정한 각도로 회전시키면서 2차원 단면 영상들을 획득한 후, 파라미터 σ 가 단면 영상의 특징에 따라 적응적으로 선택되는 LoG 연산자를 사용하여 각 단면 영상들을 분할하고 이를 3차원으로 재구성하는 3차원 종

양 분할 알고리즘을 제안하였다. 제안한 분할 알고리즘에서는 초음파 진단 장치에서 얻은 3차원 데이터로부터 2차원 단면 영상들을 얻은 후, 사용자에 의해 주어진 두 기준점 사이의 거리와 영상의 분산을 이용해서 진단 객체를 최대한 포함하는 ROI 박스를 얻었다. 그리고 그 내부를 2차원 단면 영상들에 대해 진단객체의 크기나 영상의 분산에 따라 연산자의 σ 를 적응적으로 결정하는 LoG 연산자를 사용하여 에지 영상을 얻었다. 후처리 과정에서는 이 에지 영상에 대해 영역 채색을 통해 영역을 구분하고, 소영역들을 제거한 다음, 오프닝을 사용하여 국부적으로 돌출된 부분을 제거하였다. 후처리 과정을 통해 얻은 윤곽 영상들에 대해 표면 기반 렌더링 기법을 이용하여 추출된 진단 객체를 3차원적으로 렌더링하는 것을 설명하였다.

실험에서는 초음파 영상에서 흉부 종양과 쓸개를 추출하여 3차원으로 렌더링한 각 과정의 결과들을 제시하였고, 또한 흉부 종양 데이터에 대하여 손으로 직접 구한 진단 객체의 윤곽을 기준으로 기존의 Martin의 활동 윤곽 알고리즘을 사용한 결과와 제안한 알고리즘의 분할 결과를 매뉴얼에 의해 분할한 결과와 비교하였다. 그 결과, 제안한 방법이 Martin의 방법에 비해 평균적으로 2배정도 에러율이 적음을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

1. J. U. Quistgaard, "Signal acquisition and processing in medical diagnostic ultrasound," IEEE Signal Processing Magazine, 14, pp. 67-74, 1997
2. A. Fenster and D. B. Downey, "3-D ultrasound imaging: A review," IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine Vol. 15, pp. 41-51, Dec. 1996
3. 김성민, 김성재, 서성영, 탁계래, "요추의 2차원 CT 영상을 이용한 3차원 형상모델링의 자동화 연구," 대한의용생체공학회, Vol. 20, No. 5, pp. 581-586, 1999
4. 고선영, 이재연, 임정은, 나종범, "영역 확장 기반 추적을 이용한 3차원 의료 영상 분할 기법," 대한의용생체공학회, Vol. 21, No. 3, pp. 239-246, 2000
5. M. Martin and E. Rodriguez, "Energy functions for the segmentation of ultrasound volume data using active rays," Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2000. ICASSP '00. in Proc. IEEE Int. Conf., Vol. 4, pp. 2274-2277, 2000
6. Il-Seop Shin and P.A. Kelly, "Unsupervised estimation of the left ventricular boundary in echocardiographic image sequences using edge probabilities," Proc. SPIE Sym. on Medical Imaging: Ultrasonic Imaging and Signal processing, pp. 243-253, 2002
7. S. Ogawa and K. Itoh, "Three dimensional ultrasonic imaging for diagnosis of breast tumor," IEEE Ultrasonics Symp. pp. 1677-1680, 1998
8. M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes : Active contour models," Int. J. Comput. Vis., Vol. 1, pp. 321-331, 1987
9. D. Marr and H. Hildreth, "Theory of edge detection," Proc. Roy. Soc. London, Vol. 207, B 207, pp. 187-217, 1980
10. A. Watt, Fundamental of Three-Dimensional Computer Graphics, Addison Wesley, 1990
11. W.Y. Ma and B.S. Manjunath, "A comparison of wavelet transform feature for texture image annotation," in Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, Vol. 2, Washington, D.C., pp. 256-259. Oct. 1995
12. F. Meyer and S. Beucher, "Morphological segmentation," J. Visual Comm. And Image Representation, Vol. 1, No. 1, pp. 21-46, Sep. 1990
13. C.S. Choi, H. Harashima, and T. Takebe, "Analysis and synthesis of facial expressions in knowledge-based coding of facial image sequences" Proc. ICASSP, pp. 2737-2740, 1991