

자기공명심장영상의 좌심실 분할과 가시화

신일홍 · 권민정 · 정성택* · 박현욱

한국과학기술원 전자전산학과
(2002년 2월 5일 접수, 2002년 3월 22일 채택)

Segmentation and Visualization of Left Ventricle in MR Cardiac Images

Il-Hong Shin, Min-Jeong Kwon, Sung-Taek Chung* and Hyun Wook Park

Department of Electrical Engineering and Computer Science, Korea Advanced Institute of Science and Technology, 373-1 Guseong-dong, Yuseong-gu, Daejeon, Korea* Medinus Co., Ltd., Seoul, Korea

(Received February 5, 2002. Accepted March 22, 2002)

요약 : 이 논문에서는 자기공명심장영상에서 내벽과 외벽의 추출을 위한 반자동 분할 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 Generalized gradient vector flow snake와 초기 윤곽선 예측 과정을 기반으로 한다. 특히 이 알고리즘은 내벽과 외벽의 공간적인 특성을 이용하며 Cross profile correlation matching (CPCM)을 사용한다. 현재 공간에서의 이전 시간에 관계된 영상과 현재 시간에서의 공간에 관계된 영상을 사용하여 초기 윤곽선 예측을 더욱 효과적으로 수행하였다. Multislice와 multiphase의 Siemens와 GE, Medinus 자기공명심장영상을 사용하여 실험하였고 많은 영상들에 대해 충분히 만족할만한 결과를 얻었다. 그리고 분할한 결과로 quantitative analysis를 수행하였고 시각적으로 보여주었다. 개발된 소프트웨어는 Visual C++을 사용하여 windows 환경의 응용프로그램으로 개발되었다.

Abstract : This paper presents a segmentation algorithm to extract endocardial contour and epicardial contour of left ventricle in MR Cardiac images. The algorithm is based on a generalized gradient vector flow(GGVF) snake and a prediction of initial contour(PIC). Especially, the proposed algorithm uses physical characteristics of endocardial and epicardial contours, cross profile correlation matching(CPCM), and a mixed interpolation model. In the experiment, the proposed method is applied to short axis MR cardiac image set, which are obtained by Siemens, Medinus, and GE MRI Systems. The experimental results show that the proposed algorithm can extract acceptable epicardial and endocardial walls. We calculate quantitative parameters from the segmented results, which are displayed graphically. The segmented left ventricle is visualized volumetrically by surface rendering. The proposed algorithm is implemented on Windows environment using Visual C++.

Key words : 분할 (Segmentation), CPCM (Cross profile correlation matching), GGVF (Generalized gradient vector flow), Snake, 좌심실 (Left ventricle), 내벽 (Endocardial wall), 외벽 (Epicardial wall)

서 론

심장 기능의 정확한 분석은 일차적 진단과 병의 원인의 예측, 치료의 관점에서 중요한 정보를 제공한다 [1]. 이런 분석을 위해서는 심장의 내벽과 외벽의 정확한 경계 추출이 매우 중요하다. 이를 위해서 자기공명영상장치를 사용하여 심장의 공

간적이거나 시간적인 영상을 찍게 된다. 예전에는 전문가가 많은 심장 영상에 대해서 직접 내벽과 외벽을 분할하였다. 일반적으로 심장 영상은 100장에서 200장에 가까운 많은 영상의 집합으로 이루어져 있다. 따라서 전문가가 직접 손으로 분할하는데 많은 시간이 소요되며 그리고 작업할 때마다 전문가의 심리상태나 육체적 상황에 따라 다른 결과가 나올 수 있게 된다. 따라서 자동화된 심장영상의 내벽과 외벽의 경계추출을 위한 시스템이 필요하게 되었다.

Fleagle et al. [2]은 영상의 예지로부터 얻어지는 정보로부터 심장영상에 적합한 계산함수(cost function)를 최소화시켜서 분할하는 그래프 탐색기법을 제안하였다. 이 방법은 좋은

* 본 연구는 보건복지부 보건의료기술연구개발사업의 지원에 의하여 이루어진 것임. (HMP-98-G-1-028)

통신저자 : 박현욱, (305-701) 대전광역시 유성구 구성동 373-1
Tel. (042)869-8066, Fax. (042)869-8066
E-mail. hwpark@athena.kaist.ac.kr

성능을 보였지만 각 영상마다 사람이 직접 대략적인 윤곽선을 그려주어야 하는 단점이 있다. Suh et al. [3]는 Dempster-Shafer 알고리즘을 사용하여 심장영상의 많은 특징을 추출하고 경계를 찾아내는 방법을 제안했다. 이전 제안된 방법보다 전문가의 간섭이 작아졌고 괜찮은 결과를 보였지만 실제 실험과 평가 결과는 불완전했다. 최근에 사용되는 방법은 변형모형을 사용하는 것이다. Staib and Duncan[4]은 maximum posteriori 예측기법을 사용하여 모델의 특징을 추출해서 경계를 찾는 확률적인 변형모형을 사용했다. Naster and Ayache [5]는 경계의 점들을 스프링과 질량의 덩어리로 해석하여 시간적으로 경계를 추출하는 방법을 제안하였다. Ranganath [6]는 snake 기법과 윤곽 상관관계 정합을 사용하였다. 좋은 결과를 보였지만 이 방법은 단지 심장의 내벽만을 대상으로 하고 영상의 밝기에 기반하여 한계를 설정하였다. 이 기법은 잡음이 심각한 경우에 잘못된 결과를 보일 수 있다.

제안하는 자기공명심장영상의 분할시스템은 generalized gradient vector flow (GGVF) [8]에 기반한 snake 기법 [7]을 사용하고 초기윤곽선 예측(Cross profile correlation matching : CPCM)은 윤곽선에 있는 각 점의 법선과 접선방향으로 일정한 개수의 점에 대한 밝기값을 조사하고 그 변화량을 이용하여 상관관계정합기법을 수행한 후 초기 윤곽선 예측을 한다. 또한 제안하는 시스템은 항상 내벽은 외벽에 포함된다는 사실을 사용하여 내벽뿐만 아니라 외벽도 동시에 추출하였다. 이 논문의 구성은 먼저 심장영상의 구성과 특징에 대해서 알아보고 GGVF와 snake 기법을 알아보고 제안한 방법을 설명한 후 실험 결과와 분석을 보이고 결론을 맺는다.

자기공명심장영상

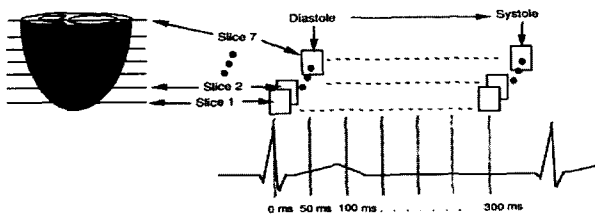


그림 1. 시간과 공간적 단축방향 심장영상의 획득방법
Fig. 1. A heart image acquisition method in temporal and spatial short axis

자기공명심장영상은 공간적이고 시간적인 관계를 가진 2차원 영상의 집합으로 이루어진다. 그림 1은 심장영상의 획득방법을 보여준다. 심장의 수축기와 이완기에 따라 심장에서 공간적으로 분할된 여러 slice의 영상을 얻고 시간적으로 분할된 여러 phase의 영상을 얻게 된다. 그림 1에서는 ECG(Electro Cardiography)에 의해서 심장영상을 획득하는 시간이 제어된다. 일반적으로 약 수십 장에서 수백장의 영상을 얻는다. 자기공명심장영상은 심장내부 혈류의 지속적인 변화로 인해 내벽과

외벽이 모호한 경계를 가지는 경우가 많다. 그림 2는 그 예를 보여준다.



그림 2. Phase에 따라 좌심실벽의 불명확한 경계
Fig. 2. Ambiguous boundary of left ventricle according to phase

그림 3은 서로 다른 위치에서 얻은 같은 phase의 영상을 보여준다.



그림 3. 같은 phase에서 얻어진 slice 영상들
Fig. 3. Different slice images with the same cardiac phase

단축방향의 심장단면 구조는 그림 4와 같다. 제안한 방법에서 분할하고자 하는 부위는 좌심실의 내벽과 외벽이다.

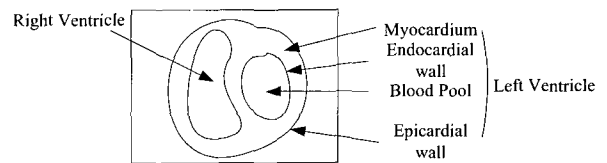


그림 4. 단축방향 심장단면 구조
Fig. 4. A heart structure of short axis view

GGVF Snake

Snake알고리즘 [7]은 물체의 경계부분을 찾기 위해 영상에서 움직이는 곡선이며 다음과 같이 snake에너지가 정의된다.

$$E_{snake} = \int_0^1 \{ E_{int}(\mathbf{v}(s)) + E_{image}(\mathbf{v}(s)) + E_{ext}(\mathbf{v}(s)) \} ds \quad (1)$$

$\mathbf{v}(s)$ 는 $(x(s), y(s))$ 로 이루어진 점들의 집합이다. E_{int} 는 bending 때문에 생기는 내부 에너지이고 E_{image} 는 영상에서 정의되는 에너지이며 E_{ext} 는 외부에너지이다. 현재 널리 쓰이고 있

는 반자동 분할 기법은 원하는 경계가 처음 그려준 경계와 가까이 있어야 한다는 단점이 있다.

포획범위의 문제점과 좁은 영역에서의 오목한 영역의 비수렴성 문제를 해결하기 위하여 GGVF [8]가 제안되었다. GGVF는 에너지를 정의한 식 (2)와 공간적으로 변화하는 함수 식 (3)으로 구성된다.

$$E = \int (g(|\nabla f|)) \cdot (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2 + (1 - g(|\nabla f|)) \cdot |v - \nabla f|^2) dx dy \quad (2)$$

$$g(|\nabla f|) = e^{(-|\nabla f|/k)} \quad (3)$$

k 는 사용자가 정하는 상수이고 ∇f 는 영상의 공간적 변화량(에지)이다. 벡터필드 $v(x,y) = (u(x,y), v(x,y))$ 는 GGVF의 필드가 된다. 여기서 $u(x,y)$ 와 $v(x,y)$ 는 snake의 x 방향과 y 방향의 외부힘(external force)이 된다. 식 (2)의 u_x, u_y, v_x, v_y 는 벡터필드 v 의 편미분이다. GGVF는 벡터필드 v 의 초기치로 영상의 에지를 사용하여 에너지 E 를 최소화시키는 벡터필드 v 를 구한다. 즉 벡터필드 v 는 snake 알고리즘의 외부 힘으로 사용된다. 제안한 방법은 GGVF snake를 초기치 예측 후의 세부화 과정에 사용한다.

제안된 알고리즘

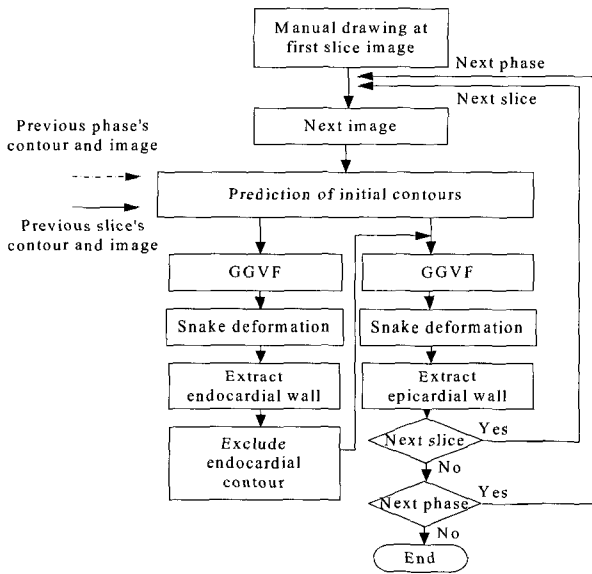


그림 5. 제안된 알고리즘의 전체 구조
Fig. 5. Block diagram of proposed method

그림 5는 제안된 알고리즘의 전체 구조를 보여준다. 분할하려는 영상 집합의 첫번째 영상에 대해 먼저 대략적으로 직접 내벽과 외벽의 윤곽을 그려준다. 그 후 나머지 영상들에 대해서는 CPCM과 mixed interpolation model의 두 과정으로 자동적으로 내벽과 외벽의 윤곽이 형성된다. CPCM은 분할하고

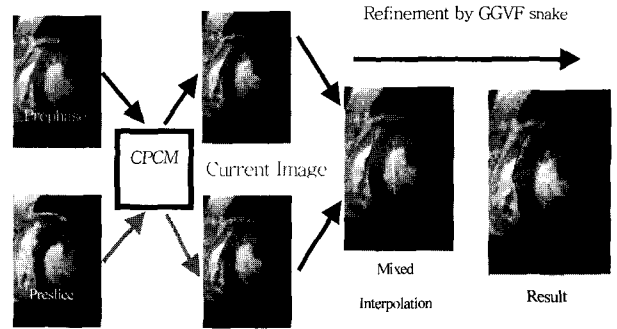


그림 6. 임의의 phase에서 분할 과정
Fig. 6. Segmentation process of arbitrary phase

자 하는 현재의 영상과 이전에 분할된 영상에서 영상 밝기의 분포나 공간적 유사성을 이용해서 초기 윤곽선을 얻어내는 과정이다. 제안된 알고리즘은 이전 phase와 이전 slice의 분할 결과를 사용하므로 2개의 예측된 초기치가 있게 된다. 따라서 가장 믿을 수 있는 초기치를 선택하는 과정으로 mixed interpolation model이 사용된다. 임의의 phase에서 분할 과정은 그림 6과 같다. 처음 phase영상들의 경우 이전 phase의 영상이 없으므로 slice 방향으로만 예측을 수행한다.

1. CPCM

CPCM은 이전 분할된 결과의 각 점에서 법선 방향(normal direction)과 접선 방향(tangential direction)으로 일정한 개수의 점에 대한 밝기 정보의 변화량을 사용해서 현재 분할하고자 하는 영상에서 같은 방법으로 조사하여 상호관계수가 최대화되는 점으로 예측을 해주는 과정이다. 변화량을 사용하는 이유는 실제 영상에서 여러 요인 때문에 같은 영역이라도 영상의 밝기가 많이 달라지기 때문이다. 따라서 영상 밝기의 변화량을 사용해서 상호관계수를 구한다. 이전 영상의 분할된 결과인 선들에서 법선방향 영상의 밝기들의 집합과 현재 영상에서 이전 분할 결과를 투영하여 법선방향 영상의 밝기의 집합은 그림 7과 같이 구해진다. 법선방향에서 조사된 상호관계수 $PC_N(j)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$PC_N(j) = \frac{\sum_{k=1}^{N_1} (D_{PNVP}(k) - \overline{D_{PNVP}}) \times (D_{CNVP}(k+j) - \overline{D_{CNVP}(k+j)})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{N_1} (D_{PNVP}(k) - \overline{D_{PNVP}})^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^{N_1} (D_{CNVP}(k+j) - \overline{D_{CNVP}(k+j)})^2}} \quad (4)$$

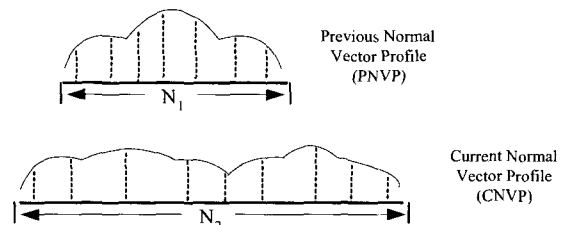


그림 7. 이전영상과 현재영상에서의 법선방향 밝기 집합
Fig. 7. Normal vector profiles in previous segmented image and current image

for $0 \leq j \leq (N_2 - N_1)$

where

$$D_{PNVP}(k) = PNVP(k) - PNVP(k-1) \quad (5)$$

$$D_{CNVP}(k+j) = CNVP(k+j) - CNVP(k+j-1) \quad (6)$$

$$\text{for } 2 \leq k \leq N_1, \text{ and } D_{PNVP}(1+j) = D_{CNVP}(1+j) = 0$$

즉 조사된 N_1 개의 PNVP에서 법선방향 상호관계계수는 $(N_2 - N_1)$ 개를 가지게 된다. j 가 0일 때는 CNVP의 첫번째 밝기 정보에서 N_1 개의 밝기정보를 이용해서 $D_{CMVP}^{(k+j)}$ 를 얻고 $D_{CMVP}^{(k)}$ 와의 상호관계계수를 계산하고 j 가 1일 때는 CNVP의 두번째 밝기정보부터 N_1 개의 밝기정보를 이용해서 j 가 $(N_2 - N_1)$ 까지 상호관계계수를 구하게 된다. N_1, N_2 의 값은 영상의 크기에 따라 가변적이다. 일반적인 256×256 영상에서는 N_1 은 8과 N_2 는 16의 값을 가진다. 256×256 영상에서 심장영역의 크기는 작기 때문에 이 정도 값은 적절하다.

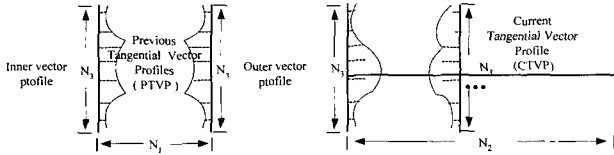


그림 8. 이전영상과 현재영상에서의 접선방향 밝기 집합
Fig. 8. Tangential vector profiles in previous segmented image and current image

이전 영상의 분할된 결과에서 접선방향으로 조사된 영상의 밝기들의 집합과 현재 영상에서 이전 분할 결과를 투영하여 접선방향으로 조사된 영상의 밝기의 집합은 그림 8과 같이 구해진다. 수평 방향에서 조사된 상호관계계수는 다음과 같이 정의된다.

$$PG_T(j) = \sum_{i=1}^2 \frac{\sum_{k=1}^{N_3} (D_{PTVP_i}^{(k)} - D_{PTVP_i}^{(k-1)}) \times (D^j CTVP_i^{(k)} - D^j CTVP_i^{(k-1)})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{N_3} (D_{PTVP_i}^{(k)} - D_{PTVP_i}^{(k-1)})^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^{N_3} (D^j CTVP_i^{(k)} - D^j CTVP_i^{(k-1)})^2}} \quad (7)$$

for $0 \leq j \leq (N_2 - N_1)$

where

$$D_{PTVP_i}(k) = PTVP_i(k) - PTVP_i(k-1) \quad (8)$$

$$D^j CTVP_i(k) = CTVP_i^j(k) - CTVP_i^j(k-1) \quad (9)$$

for $2 \leq k \leq N_3$ ($k=1, D_{PTVP} = D_{CTVP} = 0$),

$$i = \begin{cases} 1 & \text{(Inner vector profile)} \\ 2 & \text{(Outer vector profile)} \end{cases}$$

$D^j CTVP_i^{(k)}$ 는 법선방향을 계산할 때와 마찬가지로 계산된다. N_3 의 값은 3이나 5를 가지면 적당하다. 곡선을 이루는 점의 간격이 클 때는 N_3 값을 큰 쪽으로 변화시킬 수 있다.

식 (4)와 식 (7)의 $PC_N(j)$ 과 $PC_T(j)$ 를 이용해 식 (10)과 같이 정의된 가중치 정합을 하여 CPCM의 결과값이 나오게 된다. 즉 이전 영상의 정보에서 얻어진 분할결과의 선들을 이용해서 현재 영상에서의 초기치의 선들이 구해진다.

$$i_{\max} = \arg \text{Max}_i (\alpha | PC_N(j) + \beta | PC_T(j) |) \quad (10)$$

where $\alpha + \beta = 1$, $\alpha, \beta \in [0, 1]$, and $0 \leq j \leq (N_2 - N_1)$

2. Mixed interpolation model

Mixed interpolation model은 분할된 영역 내부에서 영상 밝기의 통계적 특성과 예측된 두 점 사이의 거리와 에지를 사용하여 식(11)-(15)와 같이 정의된다.

$$P_{\text{predicted}} = \frac{r_s \frac{e^{-\frac{dist}{std_s}} (P_{ps} + r_p \frac{e^{-\frac{dist}{std_p}} (P_{ps} + P_{pp})}{2})}{r_s \frac{e^{-\frac{dist}{std_s}} + r_p \frac{e^{-\frac{dist}{std_p}}}{2}}}{(1 - e^{-dist}) + \frac{P_{ps} + P_{pp}}{2}} e^{-dist} \quad (11)$$

$$R_s = (std_n - std_{nn})^2 \frac{std_n}{std_{nn}} \quad (12)$$

$$R_n = (std_s - std_{ns})^2 \frac{std_s}{std_{ns}} \quad (13)$$

$$r_s = \frac{R_s}{(R_s + R_n)} \quad (14)$$

$$r_n = 1 - r_s \quad (15)$$

P 는 CPCM에 의해서 얻어진 예측된 위치가 된다. std 는 표준편차를 의미한다. std_s 는 이전 slice의 표준편차, std_p 는 이전 phase의 표준편차, std_{pp} 는 이전 phase에 의해 예측된 영역의 현재 영상에서의 표준편차, std_{ps} 는 이전 slice에 의해 예측된 영역의 현재 영상에서의 표준편차이다. $dist$ 는 P_{ps} 와 P_{pp} 의 거리이다. 만약 거리가 어떤 점에서 작다면 원하는 경계가 될 확률이 높다고 볼 수 있다. 식 (12)의 구해진 초기치의 신뢰도항 R_s 은 이전 slice로부터 예측되어진 초기치의 가중치이다. 식 (13)의 R_p 는 이전 phase로부터 예측되어진 초기치의 가중치이다. 식 (14), (15)의 r_s 와 r_p 는 노말라이즈를 하는 항이다. 최종적으로 선택되는 현재 영상에서의 $P_{\text{predicted}}$ 는 초기치의 가중치 항과 거리 항, 에지를 이용해서 구해진다. 구해진 $P_{\text{predicted}}$ 는 현재 영상에서의 내벽과 외벽의 초기위치가 된다.

Mixed interpolation model을 사용해서 얻어진 초기 예측치를 가지고 먼저 내벽을 추출한다. 이때 GGVF snake를 사용하여 수렴된 결과를 얻는다. 외벽을 추출하기 위해 현재 영상의 에지 영역에서 내벽의 정보를 제외해 내벽의 강한 에지로 외벽의 곡선이 붙지 않게 한다. 제안된 기법은 분할의 신뢰성과 정확성을 높인다. 약 100장에서 200장의 영상을 분할할 경우 내벽 정보의 제외는 꼭 필요하다.

실험 결과 및 분석

제안한 알고리즘을 windows 98 환경에서 Visual C++을 사용하여 구현하였다. 실제 자기공명심장영상은 Siemens, GE, Medinus의 3개 회사로부터 얻은 short axis volumetric image set을 이용했다. 모두 256×256의 크기를 가진다. 실험 결과 Pentium III 650 MHz에서 한 장 당 약 0.6 초 정도의 실행시간을 가진다.

3개의 회사에서 얻은 영상으로 실험을 수행한 결과는 그림 9와 같다. (a)는 Siemens 영상, (b)는 GE 영상, (c)는 Medinus 영상이다. (c)의 경우 한 slice의 영상만을 사용하였다. (a), (b), (c) 모두 주관적인 분할 결과는 만족할 만하다.

객관적으로 제안된 알고리즘의 성능을 분석하기 위해서 손으로 직접 분할한 결과와 제안된 알고리즘으로 분할된 결과들 두 가지의 measure를 이용해 비교한다. 사용되는 measure는 분할된 영역의 부피에러와 위치에러 이다.

분할된 영역의 부피에러는 식 (16)과 같다.

$$Volume\ Error = \frac{|segmented\ volume - manually\ segmented\ volume|}{manually\ segmented\ volume} \quad (16)$$

위치에러는 O로 나타내며 식(17)과 같다.

$$O = \frac{Area(T \cap S^c) + Area(T^c \cap S)}{Area(T)} \quad (17)$$

여기서 T는 손으로 그려준 영역이다. S는 제안된 알고리즘의 분할된 결과이다. O는 volume error가 제공하지 못하는 추출된 경계의 위치의 정확도를 측정한다. 따라서 실제적으로 필요한 정보인 volume과 제안된 알고리즘의 정확도를 측정하는 O를 사용하여 제안된 알고리즘의 성능을 측정하였다. 실험은 Siemens 영상 125개를 사용하여 수행했다.

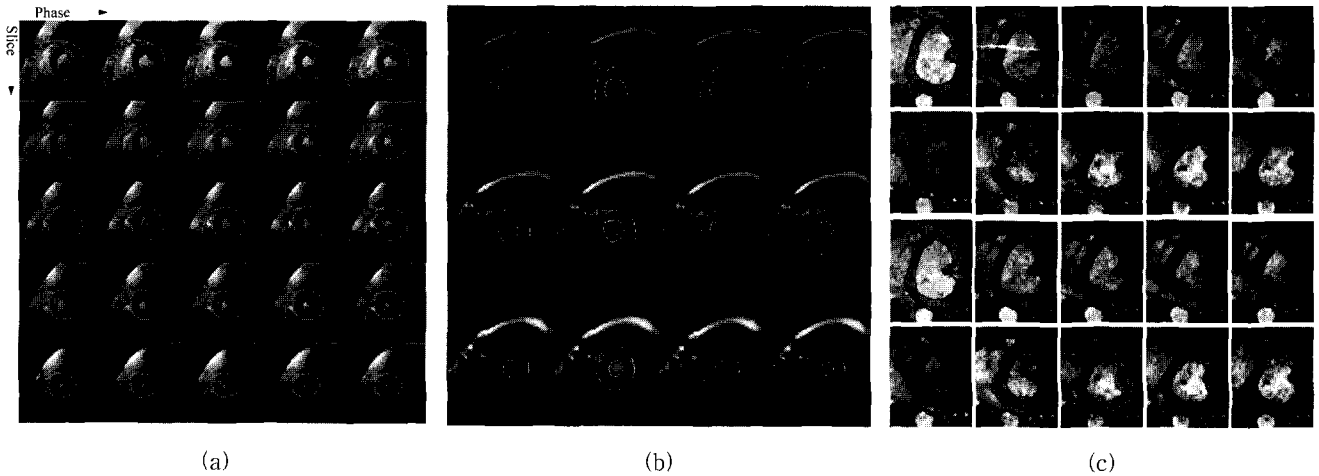


그림 9. 실험 결과: (a) Siemens, (b) GE, (c) Medinus
Fig. 9. Experimental result: (a) Siemens, (b) GE, (c) Medinus

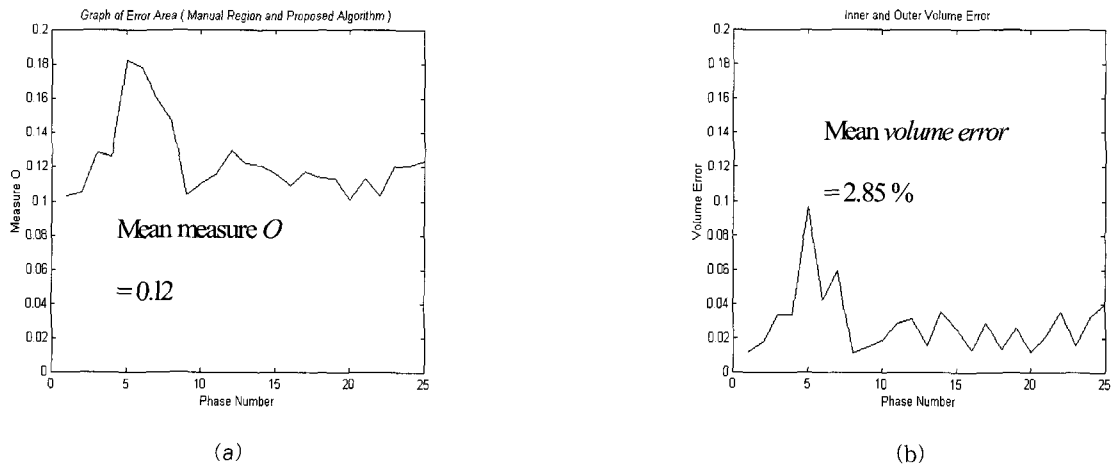


그림 10. 분할 성능 측정: (a) Measure O, (b) volume error
Fig. 10. Segmentation performance measures : (a) Measure O, (b) volume error

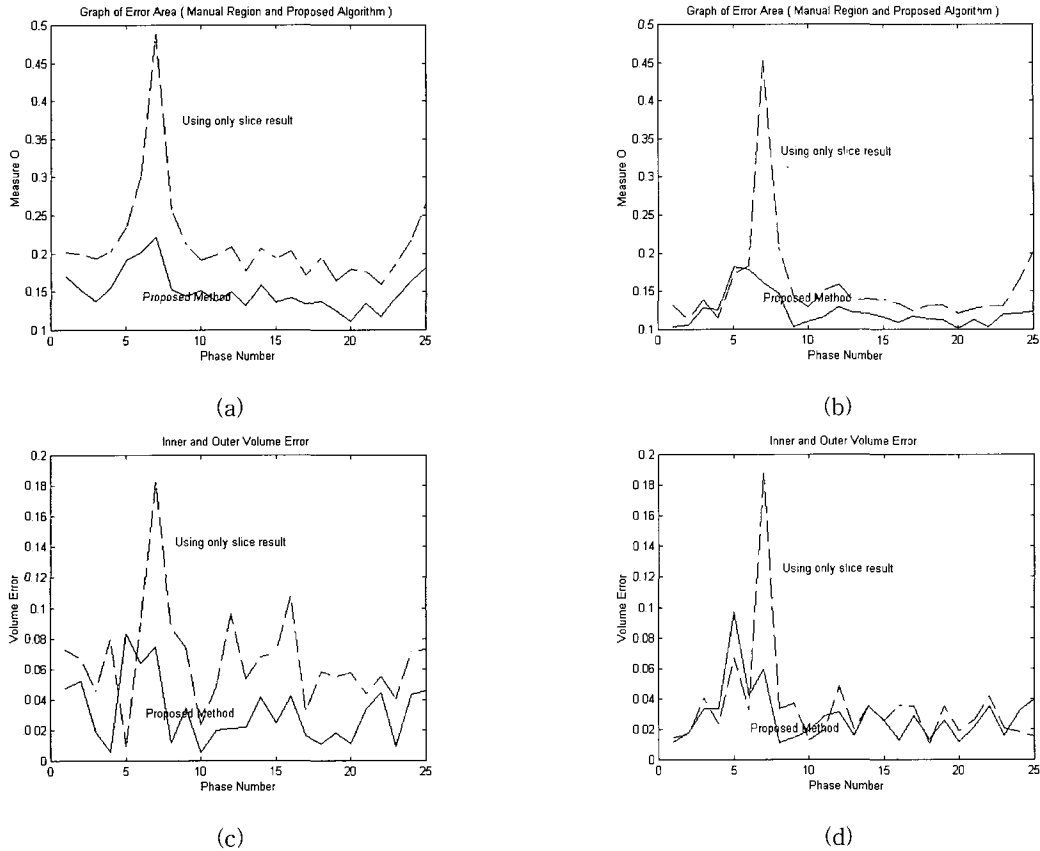


그림 11. 비교 측정 결과: (a) 초기예측치의 O , (b) 수렴된 결과의 O , (c) 초기 예측치의 $volume\ error$, (d) 수렴된 결과의 $volume\ error$
 Fig. 11. Comparison result: (a), O of initial prediction contours, (b) O of converged contours, (c) $volume\ error$ of initial prediction contours, (d) $volume\ error$ of converged contours

평균 부피오차는 약 2.85%가 나왔고 평균 O 는 약 0.12가 나왔다.

알고리즘의 성능 분석을 위해서 이전의 slice만으로 예측을 수행한 결과와 phase와 slice의 정보를 동시에 사용하는 제안된 방법과의 비교를 하였다. 두 가지 경우로 나누어서 실험을 수행하였다. CPCM과 mixed interpolation mode¹에 의해 초기 윤곽선을 예측한 결과를 측정하고 snake 알고리즘에 의해 수렴된 결과를 측정하였다. 이 실험을 통해 제안된 방법의 성능을 알아볼 수 있다. 그림 11에서 보듯 slice 방향의 정보만 사용한 경우보다 phase를 함께 고려한 제안한 알고리즘의 경우가 measure O 와 $volume\ error$ 가 낮아 우수함을 알 수 있다.

표 1에서 보듯 초기 예측을 mixed interpolation model을 사용하여 향상시킨 결과 수렴된 결과도 좋아짐을 알 수 있다.

분할의 결과가 만족스럽지 않을 때는 윤곽선 수정을 해서 더욱 정확한 결과를 얻을 수 있다. 제안된 알고리즘은 한 장의 수정으로 여러 장의 동시 수정 효과를 가질 수 있다.

제안한 알고리즘으로 구현한 시스템은 정량적 분석 도구를 포함하고 있다. 분할하는 부분은 그림 12 (a)이다. 그림 12 (b), (c), (d)는 분석 도구이다. 그림 12 (b)는 한 phase의 여러 slice 영상의 분할된 결과를 이용해 내벽과 외벽의 두께를

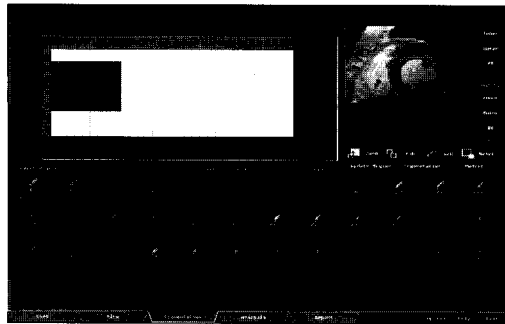
한 눈에 알아 볼 수 있게 해주는 bull s eye 그래프이다. 그림 12 (c)는 분할된 결과의 3D surface rendering 결과이다. 심장의 움직임을 공간적으로 알 수 있다. 그림 12 (d)는 내벽과 외벽의 두께를 측정하는 도구이다.

결 론

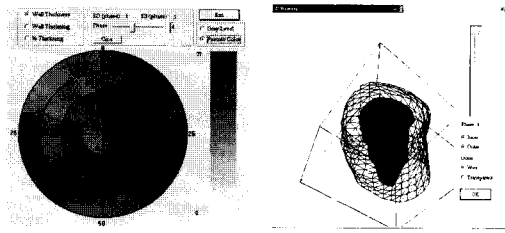
이 논문에서는 자기공명심장영상에서 내벽과 외벽의 추출을 위한 반자동 분할 알고리즘을 제안했다. 제안한 방법의 가장

표 1. 비교 측정 결과
 Table 1. Comparison result

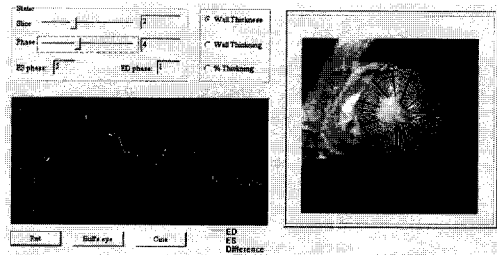
Mean measures of predicted initial contours		
	Measure O	Volume Error
Proposed	0.15	3.21 %
Previous	0.22	6.66 %
Mean measures of converged contours		
	Measure O	Volume Error
Proposed	0.12	2.85 %
Previous	0.16	3.49 %



(a) Main segmentation view



(b) Bulls eye of wall (c) 3D viewing of left



(d) Wall thickening and thickness

그림 12. 제안한 분할시스템과 정량적 분석도구

Fig. 12. Proposed system and Quantitative analysis tools

중요한 사항은 이전 시간에 관계된 영상과 현재 시간에서의 공간에 관계된 영상의 미리 분할된 결과를 이용해서 두 방향으로 예측을 한다는 것이다. 이 알고리즘은 generalized gradient vector flow snake와 초기 윤곽선 예측 과정을 기반으로 하였다. 특히 이 알고리즘은 내벽과 외벽의 공간적인 특성을 이용하며 Cross profile correlation matching을 사용하였다. 각각 예측된 두 결과를 mixed interpolation model을 이용해서 실제 내벽과 외벽을 구하는데 사용하는 초기 윤곽선을 구하였다.

또한 제안된 전체 시스템에서는 오류가 낮을 때의 정정 과정을 효율적으로 수행하였다. Multislice, multiphase의 Siemens, GE, Medinus 자기공명심장영상을 사용하여 실험하였고 많은 영상들에 대해 충분히 만족할 만한 결과를 얻었다.

참 고 문 헌

1. N.G. Bellenger, F. Grothues, G.C. Smith, D.I. Pennel, "Quantification of right and left ventricular function by cardiovascular magnetic resonance", Herz 25, no 4, pp. 392-399, 2000
2. S.R. Fleagle, et al, "Automated identification of left ventricular borders from spin echo magnetic resonance images," Investigative Radiol., vol. 26, no. 4, pp. 295-303, Apr. 1991
3. D.Y. Suh et al., "Automatic boundary detection on car -diac magnetic resonance image sequences for four dimensional visualization of the left ventricle," in Proc. 1st Conf. Visualization Biomed. Comput., Atlanta, pp. 149-156, May 1990
4. L.H. Staib and J.S. Duncan, "Boundary finding with parametrically deformable models," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 14, no. 11, pp. 1061-1075, Mar. 1992
5. C. Nastar and N. Ayache, "Fast segmentation, tracking, and analysis of deformable objects," in Proc. IEEE 4th Int. Conf. Comput. Vision, pp. 321-331, 1988
6. S. Ranganath, "Contour Extraction from Cardiac MRI Studies Using Snakes," IEEE Trans. Med. Imag., vol. 14, no. 2, pp. 328-338, June 1995
7. M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopolus, "Snakes: Active Contour Models," Int. J. Comp. Vision, vol. 1, pp. 321-331, Mar. 1987
8. C. Xu and J.L. Prince, "Generalized Gradient Vector Flow External Forces for Active Contours," Signal Processing An International Journal, 71(2), pp. 131-139, December 1998