의공학회지 : 제15권, 제4호, 1994
J. of KOSOMBE : Vol. 15, No. 4

연 구 논 문
94-15-4-11

좌심실에 대한 2D 단축 심초음파도에서 기하학적인 모델을 이용한 심내벽 윤곽선의 자동 검출

김 명 남 · 조 진 호

=Abstract=

Automatic Endocardial Boundary Detection on 2D Short Axis Echocardiography for Left Ventricle using Geometric Model

Myoung-Nam Kim, Jin-Ho Cho

A method has been proposed for the fully automatic detection of left ventricular endocardial boundary in 2D short axis echocardiogram using geometric model. The procedure has the following three distinct stages. First, the initial center is estimated by the initial center estimation algorithm which is applied to decimated image. Second, the center estimation algorithm is applied to original image and then best-fit elliptic model estimation is processed. Third, best-fit boundary is detected by the cost function which is based on the best-fit elliptic model. The proposed method shows effective result without manual intervention by a human operator.

Key words : Initial center, Elliptic model, Cost function

서 론

심장의 정량적인 평가를 위한 수단의 하나로써 좌심실에 대한 2차원 심초음파 영상으로부터 윤곽선을 추출해내는 작업은 낮은 공간해상도, 스펙클잡음, 그리고 에지신호의 탈락때문에 영상처리 기법상의 문제점들을 가지고 있다[1]. 이러한 문제로 인해 과거에 제안된 윤곽선 추출 방법은 전문적 지식을 갖고 있는 조작자에 의한 개입이 여전히 요구되고 있기 때문에 대체적으로 반자동적이다. 따라서 완전한 자동적인 처리를 하기 위해서는 조작자에의한 수동적인 개입과 관련된 주관성을 줄여야 한다.

현재까지의 일반적인 윤곽선 검출구도는 사용되어지는 처리방식에 의해 크게 2가지로 나누어진다. 첫번째는 에지기반(edge based)방식이다. 이것은 심초음파 영상에 에지연산자를 적용한뒤, 에지점들을 결정하기 위하여 적당한 문턱치를 선택하는 방식이다[2, 3]. 그러나 이 방식은 적당한 문턱치를 찾는것과 적당한 문턱치가 선택되었더라도 좌심실 내벽에 대응하는 에지들을 결정하고 이들로써 윤곽선을 형성해야하는 문제들을 가지고 있다. Chu 등[4]은 이러한 접근방식이 높은 잡음성분과 신호탈락때문에 초음파영상에서는 비효과적이라는 것을 보였다. 두번째는 중심기반(center based)방식이다. 이 방식은 좌심실 동공의 중심으로 부터 등각도의 방사선(radial line)들을 형성한다음 각각의 방사선을 따라서 하나의 경계점이 탐색함으로 윤곽선 탐색문제를 2차원에서 1차원으로 줄이는 장점을 갖는다[4~5]. 그러나, 이 분야에서의 과거의 연구는 다음의 문제들을 갖고 있다. 첫번째는 신호탈락, 낮은명암, 그리고 높은 잡음성분들에 영향을 받지않고 좌심실 중심을 자동

경북대학교 전자공학과
Department of Electronic Engineering, Kyungpook National University
통신저자: 김명남, (702-701) 대구시 북구 산격동 1370번지 경북대학교 대학원 전자공학과, Tel. (053) 950-5538, Fax. (053) 950-5505

적으로 추출하는것이다. 그러나 이것은 어려운 문제이기 때문에 중심은 조작자에 의해 대부분 수동적으로 결정된다. 두번째는 방사선 탐색구조가 매우 잡음에 민감하기 때문에 영역내에서 전형적으로 나타나는 잡음성분에의한 잘못된 경계점들을 확인하고 제거하는것이 어렵다는 것이다. 이를 해결하기위해 조작자에 의해 그려진 대략적인 기준 윤곽선이 입력되고 실제 경계점은 기준 윤곽선 주변의 작은 영역내에서만 탐색되기도 한다[6]. 또한 심실 내벽과 유사한 기하학적인 도형모델을 추정하고 모델기반으로 일정한 범위내에서 경계점들을 탐색함으로써 이 문제를 해결하려는 연구가 시도 되었다[7~8]. 그러나 이 방법들에서도 기준 윤곽선 이나 동공의 초기중심을 조작자가 입력해 주어야 하기 때문에 반자동적이다.

본 논문에서는 중심기반방식의 문제점들을 개선한 좌심실의 단축 심초음파영상에서의 심내벽 윤곽선의 완전 자동적인 검출방법을 제안하였다. 본 방법에서는 좌심실에 대한 단축 심초음파도의 경우 가장 큰 어두운 영역이 심실일 가능성이 높은점과 심실벽이 연속적인 곡선인 점을 고려하여 조작자의 개입없이 심실의 중심과 타원 모델을 비교적 정확하게 추정하고 이 모델을 이용하여 심내벽 윤곽선을 검출한다. 본 방법은 다음의 3단계로 나누어진다. 먼저, 초기 중심 추정 알고리듬으로써 대략적인 중심을 찾는다. 그 다음 원 영상에 대하여 중심 추정 알고리듬으로써 심실 내부의 정확한 중심과 근사적인 심내벽 윤곽점들을 찾는다. 이러한 정보들을 이용하여 타원모델을 추정한다. 마지막으로 제안한 타원모델기반의 코스트 함수로써 심내벽 윤곽선을 검출 하였다. 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 인위적인 개입없이 좌심실 동공의 중심을 비교적 정확히 찾아낼 수 있었으며, 심실내벽의 형태가 기울어진 영상에 대한 윤곽선 검출을 효과적으로 할 수 있었다. 제안한 방법의 타당성은 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 확인하였다.

좌심실 내의 초기중심 자동 검출방법

좌심실 내의 초기중심을 자동으로 검출하기 위하여 먼저 원 영상을 부표본화하고, 부표본화된 영상의 매 화소에 초기중심 추정 알고리듬을 적용한다. 이는 원 영상의 매 화소에 초기중심 추정 알고리듬을 적용할 경우에 연산시간이 오래 걸리는 단점을 극복하면서 동시에 계산결과에 큰 오차를 유발하지 않도록 하기 위함이다. 초기중심을 찾기 위해 사용되는 초기중심 추정 알고리듬은 아래와 같다.

(a) 배열 $count\,(i, j)$와 $area\,(i, j)$의 모든 요소를 0으로 초기화 한다.

(b) 원점을 화소(i_c, j_c)로 둔다.

(c) 원점에서 $\triangle\theta = 2\pi/M$의 등각도로 M개의 반경을 계산한다.

(d) 반경 i에 대해 식 (1)을 사용하여 r_{edge}값을 계산한다.

$$r_{edge}(r^i) = \frac{g(r^i+1) + g(r^i) - g(r^i-1) - g(r^i-2)}{2} \quad (1)$$

여기서, r^i는 반경 i에 대한 방사방향의 증분값이고, g ( )는 각각의 화소에서의 회색 레벨 값이다.

(e) 반경 i에 따른 r_{edge}값이 문턱치(R_{th}) 보다 더 크면, 반경 i에 대한 진행을 멈추고 $count\,(i_c, j_c)$의 값을 1 증가시키고 $area\,(i_c, j_c)$의 값에 원점으로 부터의 거리 l_i를 더한다. 즉,

$$count\,(i_c, j_c) = count\,(i_c, j_c) + 1 \qquad \text{if } r_{edge} > R_{th} \quad (2)$$
$$area\,(i_c, j_c) = area\,(i_c, j_c) + l_i$$

(f) 모든 M개의 반경에 대하여 (d)-(e)를 반복 한다.

(g) 모든 화소에 대하여 (b)-(f)를 반복한다.

(h) $count\,(i_c, j_c)$를 3×3 마스크로써 가중평균을 한다.

(i) $area\,(i_c, j_c)$에 문턱치를 취하여 초기 중심 후보점들을 결정한다.

(j) 초기 중심 후보점들 중 $count\,(i_c, j_c)$가 비교적 큰 10개의 평균위치를 초기중심으로 결정한다.

위에서 단계 (h)는 $count$ 배열에서 임펄스적인 값을 제거하며 단계 (i), (j)에서는 동공 중에서 크기가 큰 영역이 심실일 가능성이 높다는 점을 초기중심 결정과정에 도입하여 심실영역이 아닌 위치에 초기중심이 설정되지 않도록 하였다.

최적 타원모델 추정 방법

Friedland 등[8]은 수직한 타원모델만을 추정하였으나, 이 경우 좌심실 내벽이 기울어진 영상에 대해서는 모델의 오차가 커지게 된다. 실제 심내벽 윤곽선 검출시 타원모델로부터의 거리가 멀어짐에 따라 그 화소가 윤곽선으로 결정될 확률이 감소하도록 코스트 함수를 정의하기 때문에 모델 오차의 증감은 윤곽선 오차의 증감에 직결된다. 주어진

영상에 대한 수학모델을 찾아내는 가장 좋은 방법으로는 Hough 변환이 알려져 있고 최적 타원모델 추정이 Ballard 에 의해 행해졌다[9]. 그러나 이 모델 정합방법은 기억용량이 커야하고 시간이 오래 걸리는 단점이 있을 뿐 아니라 인식 대상의 정확한 규격이 요구되며 결정적인 모양에 대해서만 적용이 가능하다. 따라서 경계가 뚜렷하지 못하여 결정적으로 그 윤곽을 검출할 수 없는 심초음파 영상의 경우에는 적용이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 기울어진 타원을 추정하는 알고리듬을 제안하였으며 추정 절차는 다음과 같이 2단계에 걸쳐 진행된다.

1. 중심 추정 알고리듬의 좌심실 원 영상에의 적용

원 영상에서 심내벽으로 추정되는 N개의 화소위치와 좌심실의 근사적인 중심을 결정하는 중심 추정 알고리듬은 아래와 같다.

(a) n번째 프레임으로 부터 추정된 좌심실 내부의 초기 중심 (i_c, j_c)를 원점으로 선택한다.

(b) 원점을 (i_k, j_k)로 하여 $\triangle\theta = 2\pi/N$의 등 각도로 N개의 반경을 계산한다. 여기서, k는 원점 갱신의 반복 횟수이다.

(c) n번째 프레임의 반경 i에 대하여 식 (3)를 사용한 계단 문턱치 에지 검출을 행하여 R_{edge}값이 문턱치 (R_{th})보다 더 크면 반경 i에 대한 진행을 멈추고 원점으로 부터의 거리 l_n를 저장 한다.

$$R_{edge}(r^i) = \{g(r^i+2) + g(r^i+1) + g(r^i) - g(r^i-1) - g(r^i-2) - g(r^i-3)\}/3 \quad (3)$$

(d) $(n\text{-}1)$과 $(n+1)$번째 프레임에 대해 단계 (c)를 반복한뒤, 식 (4)을 이용하여 반경 i에 대한 원점으로 부터의 거리 l_i를 구한다. 즉,

$$l_i = \frac{(l_i^{n-1} + l_i^n + l_i^{n+1})}{3} \quad (4)$$

(e) N개의 반경에 대하여 단계 (c)-(d)를 반복한다.

(f) 모든 반경에 대하여 인접하는 5개의 반경에 대한 거리값을 메디안 필터링하여 반경 i의 새로운 거리값 l_i으로 저장한다.

$$l_i = Median[l_{i-2}, l_{i-1}, l_i, l_{i+1}, l_{i+2}] \quad (5)$$

(g) 모든 반경에 대하여 인접하는 5개의 반경에 대한 거리값의 가중평균값을 구하여 각 반경의 새로운 거리값으로 결정하고 이 정보로써 N개의 화소의 위치를 계산한다. 즉,

$$L_i = l_{i-2} + 2l_{i-1} + 3l_i + 2l_{i-1} + l_{i-2} \quad (6)$$

(h) (g)에서 결정된 N개의 화소의 위치에 대한 무게중심을 계산하여 새로운 원점으로 한다.

(i) 식 (7)를 만족할 때까지 (b)에서 (h)까지를 반복 한다.

$$\sqrt{(i_c^{k+1} - i_c^k)^2 + (j_c^{k+1} - j_c^k)^2} \quad (7)$$

여기서, (i_c^k, j_c^k)는 k번째 결정된 원점의 좌표점이고, C_{th}은 알고리듬의 수렴척도이다.

최종적으로 구한 N개의 화소와 중심은 다음 단계의 변수선택에 사용되어 진다. 제안한 알고리듬에서 단계 (f)는 인접하는 반경에 비하여 거리가 비정상적으로 차이가 나는 것을 제거하며, 단계 (g)는 심내벽이 인접하는 반경과 유사하다는 정보를 이용하여 거리가 급격히 증가하는 것을 방지한다.

2. 최적 타원모델의 결정

중심추정알고리듬에서 구한 N개의 화소를 사용하여 총 $N/2$개의 축 길이 LX_k를 계산한다.

$$LX_k = \sqrt{(x_k - x_{k+32})^2 + (y_k - y_{k+32})^2} \quad (8)$$
$$k = 0, \cdots, \frac{N}{2} - 1$$

그 중 최대값 3개를 선택하여 각각에 대하여 장축, 단축의 길이, 중심점, 각도를 계산한다. 먼저 선택된 LX_k의 1/2을 장축 길이로, 이 축에 90°를 이루는 축 길이의 1/2을 단축 길이로 정한다. 그리고 장축의 1/2지점을 타원의 중심으로 정한다. 그 다음 $LX_{N/4}$과 LX_k사이의 각을 계산해 주면 타원의 기울어진 각도 θ가 된다.

$$\theta = \begin{cases} (k - \frac{N}{4})\Delta\theta, & k \le \frac{N}{4} \\ (k + \frac{N}{4})\Delta\theta, & k < \frac{N}{4} \end{cases} \quad (9)$$

이상에서 구해진 3개의 타원 모델 각각에 대하여 제 1 절에서 얻은 심내벽 윤곽의 N개 화소와 타원 모델의 대응되는 N개 화소간의 각각의 Euclidean distance를 구해, 이의 총합이 최소가 되는 타원 모델을 최적 타원 모델로 결정한다.

코스트 함수를 이용한 좌심실 내벽의 윤곽선 검출

심내벽 윤곽선은 내벽 안쪽의 낮은 회색 레벨값과 바깥쪽의 비교적 높은 회색 레벨값에 의해 구별되어 진다. 따라서 윤곽선을 가로질러 회색 레벨값의 급격한 증가와 경사값(gradient)의 증가 특성이 두드러지므로, 이들 지식을 토대로 한 윤곽선 검출이 행해져 왔다[5, 11]. 본 연구에서 정의한 타원 모델에 근거한 코스트 함수는

$$cost(i, r^i) = 1 - \{w_1 f_r(i, r^i) + w_2 f_a(i, r^i) + w_3 f_g(i, r^i)\} \quad (10)$$

이다. 각각의 구성요소들을 살펴보면 $f_r(i, r^i)$는 i번째 방사방향의 r^i번째 위치의 타원 모델에 의한 거리정보를 나타내며

$$fr(i, r^i) = -\frac{1}{5}r + 1 \quad (11)$$

이다. 여기서 r은 타원으로 부터의 거리이다. $f_a(i, r^i)$는 i번째 방사방향의 r^i번째 위치의 회색 레벨 정보들의 평균치로서

$$f_a(i, r^i) = \frac{g(r^i) + g(r^i + 1) + g(r^i + 2)}{3} \quad (12)$$

이다. $f_g(i, r^i)$는 중심 추정 알고리듬 적용시 i번째 방사방향의 r^i번째 위치의 경사값으로서

$$f_g(i, r^i) = \{g(r^i+2) + g(r^i+1) + g(r^i) - g(r^i-1) - g(r^i-2) - g(r^i-3)\}/3 \quad (13)$$

이다. 그리고 w_1, w_2, w_3는 각 값들에 대한 하중값이다. 본 논문에서는 이러한 코스트 함수가 최소값을 갖는 화소를 예비적인 경계점으로 결정하였다. 이 예비적인 경계점은 단지 코스트가 최소인 위치만을 결정하기 때문에 심초음파 영상의 불완전한 밝기정보로 인해 인접한 경계점으로 부터 크게 벗어난 경계점이 존재할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 인접한 경계점들로써 메디안 필터링하여 최종적인 경계점을 결정하였으며, 이는 심실 내벽이 연속적인 완만한 곡선이기 때문이다. 결정된 최종적인 경계점들을 보간법에 의하여 연결함으로써 심내벽의 윤곽선을 검출하였다.

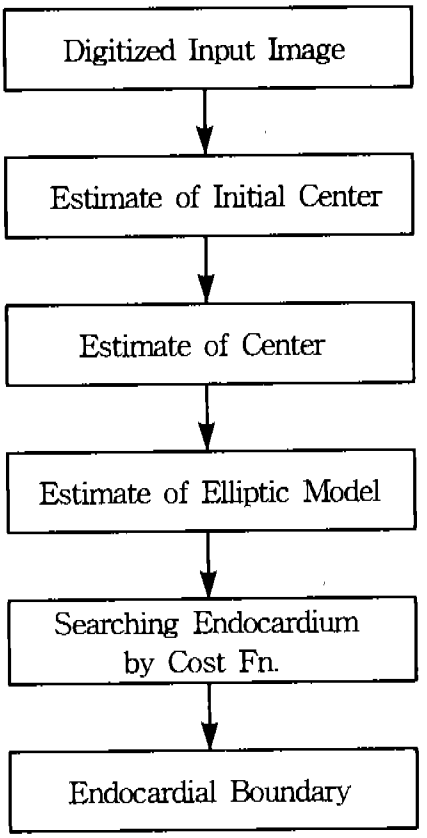

그림 1. 제안된 방법의 흐름도
Fig. 1. Flow chart of the proposed method.

실험 결과 및 고찰

정상인으로 부터 얻은 256 × 256 영상을 실험에 사용하였으며, 제안한 방법의 흐름도를 그림 1에 보였다. 먼저 원영상의 부표본화를 통해 32 × 32 영상으로 축소하여 좌심실의 대략적인 초기중심을 찾아내었다. 그 다음 중심 추정 알고리듬을 원 영상에 적용시켜 타원모델과 정확한 중심을 추정하였다. 이 모델에 근거한 코스트 함수를 정의하여 심내벽 윤곽선을 검출하였다.

컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 실험상의 상수값들은 표 1

Table 1. Constant value in experiment.
표 1. 실험상의 상수값

constant	value
N	64
R_{th}	10.0
C_{th}	0.9
w_1	0.3
w_2	0.001
w_3	0.05

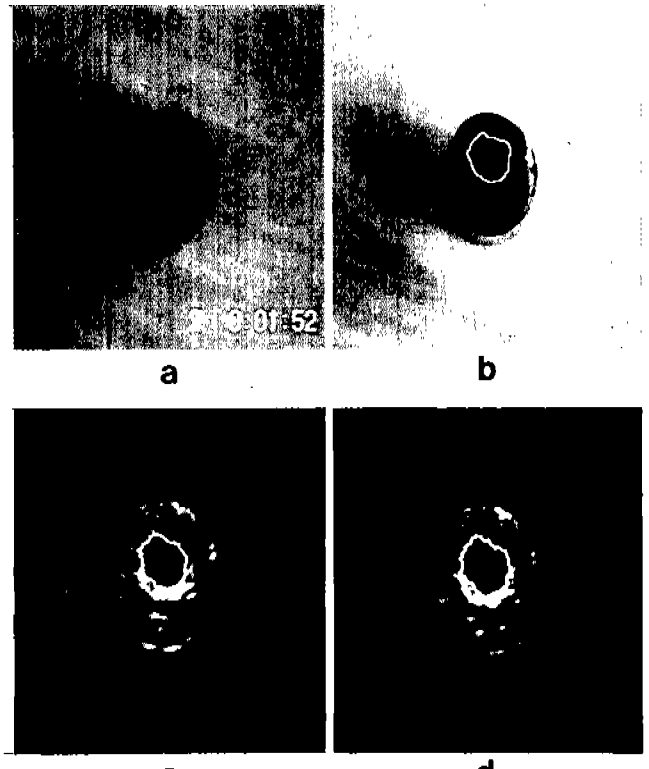

그림 2. 개의 심장영상에 대한 제안된 방법의 결과. **(a)** 개의 심장에 대한 단면 사진, **(b)** 마우스로써 입력한 윤곽, **(c)**, **(d)** 개의 심장에 대한 초음파영상과 검출된 윤곽들
Fig. 2. Result of proposed method for dog's heart. **(a)** a phtograph of dog's heart, **(b)** input boundary with mouse, **(c)**, **(d)** echo images and detected contours of dog's heart.

에서와 같았다. N은 중심 추정 알고리듬 적용시의 반경의 갯수를 나타내며 이는 심내벽 윤곽선 연속성을 가늠할 수 있고 또한 스펙클 잡음의 영향을 줄일 수 있는 적당한 값을 사용하였다. R_{th}는 양자화된 원 영상의 회색 레벨 히스토그램을 조사하여 그 값을 결정하였고, C_{th}는 중심 추정 알고리듬의 수렴척도로 사용하였다. 또한 코스트 함수의 가중치는 각 요소가 비슷한 기여를 할 수 있도록 결정하였다.

Table 2. The measure values of result for experiment.
표 2. 실험에 대한 결과의 척도값들

	size	MSD	correlation coefficient	RMS
Fig. 2(b)	1.00	35.70	0.64	1.27
Fig. 2(c)	1.00	46.94	0.78	1.18

본 논문에서 제안한 방법의 타당성을 검증하기 위하여 개의 심장에 대한 초음파 영상에 적용한 실험 결과를 그림 2에서 보였다. 그림 2(a)는 사용한 개의 심장의 단면를 비디오 카메라로 찍은 영상이고 이 단면영상에 마우스를 이용하여 그린 윤곽을 그림 2(b)에 보였다. 그림 2(c), (d)는 이 개의 심장을 수조에 담근 후 단면의 5mm 하단 부위를 단면과 평행하게 촬영한 초음파 영상에 제안한 방법을 사용하여 얻은 윤곽들을 초음파영상과 함께 보였다. 이때 개의 심장에 대한 초음파 영상이 상당히 열화 되어 있으나 심장의 내측의 윤곽은 비교적 잘 검출 되었음을 볼 수 있다. 개의 심장에 대한 단면영상에 마우스를 이용하여 입력한 윤곽과 검출한 윤곽들사이의 유사성 검증하기위하여 size, MSD, correlation coefficient, RMS[10] 등의 척도들을 사용하였으며, 그 결과를 표 2에서 보였다. 단면영상과 초음파영상의 두 윤곽에 대해 각각의 중심에서 방사하는 64개의 선들과 윤곽들이 교차하는 점까지의 거리들을 특징값(signature value)으로 결정하고 이 값들을 척도들의 입력데이타로 사용하였다. 두 윤곽들 사이의 위상(phase or rotational)오차 및 크기(scale) 오차는 최소 평균 자승 오차(least mean square error)가 될 때 까지 두 윤곽들중 한 윤곽의 특징값들을 회전방향으로의 이동(shift)과 일정한 범위내에서 크기의 변화를 행함으로써 최소화 되었다. size는 두 윤곽의 평균 특징값들 사이의 비로서 윤곽들의 크기가 일치할 수록 1에 근접하고 correlation coefficient는 두 윤곽에 대한 각 특징값들사이의 상관도로서 각 특징값들이 일치할 수록 1에 가까우며, RMS는 두 윤곽에 대한 각 특징값들 사이의 평균자승오차(mean square error)로서 각 특징값들이 일치할 수록 0에 근접한다. 이때 특징값의 크기 1은 영상에서의 화소 사이의 거리 1과 동일하다. 두개의 초음파영상에 대한 척도들을 구한 결과, size는 거의 1

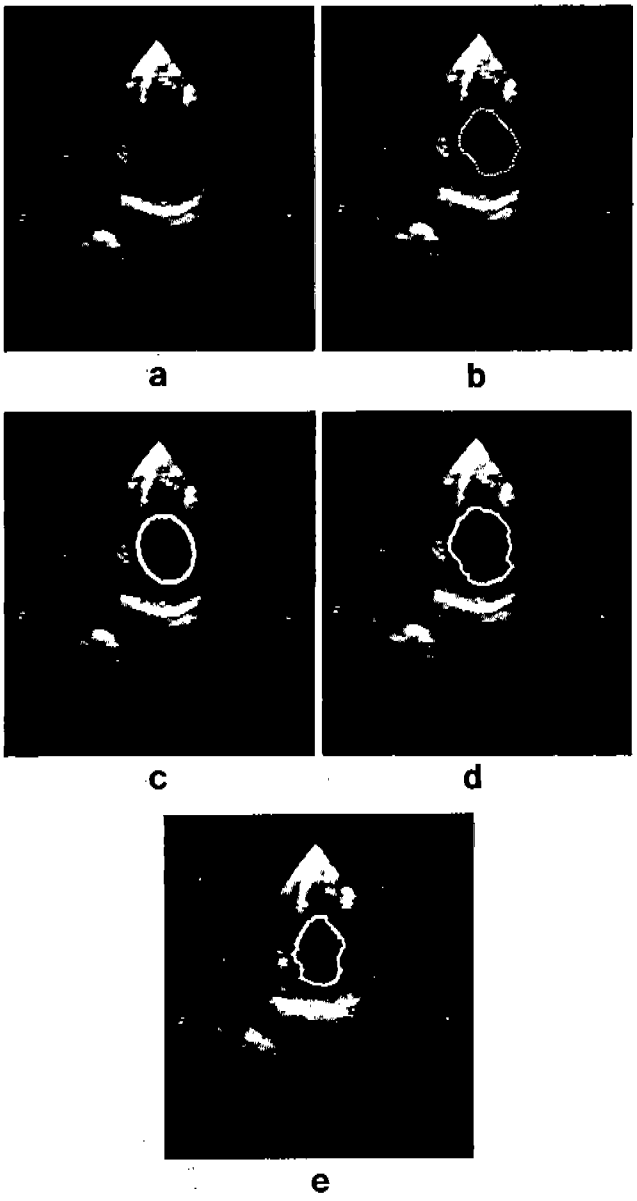

그림 3. 실험 결과. **(a)** 좌심실의 단축 심초음파영상, **(b)** 중심 추정 알고리듬의 적용 결과, **(c)** 추정된 타원 모델, **(d)** 검출된 심내벽 윤곽선, **(e)** 심수축기 영상의 심내벽 윤곽선

Fig. 3. The result of simulation. **(a)** short axis echocardiographic image of LV, **(b)** the result of center estimation algorithm application, **(c)** the elliptic model to be estimated, **(d)** the endocardial boundary to be detected, and **(e)** the endocardial boundary of systolic image.

이고 correlation coefficient는 평균 0.7로써 상관도가 비교적 높으며 RMS는 약 1.2로서 비교적 낮음을 표 2에서 볼 수 있다. 이상의 결과에서 제안한 방법이 개의 심장 내측의 윤곽을 비교적 잘 검출했음을 알 수 있다. 실제의 심초음파에 대한 제안한 방법의 유효성을 보이기위하여 정상인으로부터 얻은 좌심실에 대한 단축 심초음파영상에 적용한 결과를 그림 3에서 보였다. 좌심실의 단축 심초음파 영상에서 관심영역인 섹터(sector)부분의 외부영역을 제거한 심확장기의 원 영상은 그림 3(a)이며 원 영상에 중심 추정 알고리듬을 적용한 최종적인 N개 화소위치를 표시한 영상은 그림 3(b)에서 보였다. 추정한 타원모델은 그림 3(c)에 보였으며, 좌심실의 심내벽 윤곽선 검출 결과는 그림 3(d)에서 보였다. 그리고 그림 3(a)와 같은 위치의 심수축기 영상에 제안된 방법을 적용한 결과를 그림 3(e)에 보였다. 그림 3(d)와 그림 3(e)를 비교해 보면 심수축기 영상의 윤곽으로 둘러싸인 동공의 크기보다 심확장기 영상의 윤곽으로 둘러싸인 동공의 크기가 크다는것을 볼 수 있다.

결 론

본 논문에서는 중심기반방식에서의 문제점들을 개선한 좌심실 내벽 윤곽선의 완전 자동적인 검출방법을 제안하였다. 본 방법에서는 단축 심초음파도 경우 가장 큰 어두운 영역이 심실일 가능성이 높은점과 심실벽이 연속적인 곡선인 점을 고려하여 조작자의 개입없이 심실의 중심과 타원 모델을 비교적 정확하게 추정하고 이 모델을 이용하여 심내벽 윤곽선을 검출한다. 본 방법은 다음의 3단계로 나누어진다. 먼저, 초기 중심 추정 알고리듬으로써 대략적인 중심을 찾는다. 그 다음 원 영상에 대하여 중심 추정 알고리듬으로써 심실 내부의 정확한 중심과 근사적인 심내벽 윤곽점들을 찾는다. 이러한 정보들을 이용하여 타원모델을 추정한다. 마지막으로 제안한 타원모델기반의 코스트 함수로써 심내벽 윤곽선을 검출 하였다. 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 인위적인 개입없이 좌심실 동공의 중심을 비교적 정확히 찾아낼 수 있었으며, 심실내벽의 형태가 기울어진 영상에 대한 윤곽선 검출을 효과적으로 할 수 있었다.

References

1. A. Herment, J. P. Guolielmi, P. Dumee, P. Peronneau, and P. Delouche. *Limitation of Ultrasound Imaging and Image Restoration.* Ultrasonics., sept. 1987
2. W. Zwehl, R. Levv, E. Garcia, R. V. Haendchen, W. Child, R. Cordav, S. Meerbaum, and E. Cordav. *Validation of a Computerized Edge Detection Algorithm for Quantitative Two-Dimensional Echocardiography: Comparison with Anatomic Data.* Amer. J. Cardiol., vol. 48, pp. 1380-1387, May

1984

3. S. Collins, D. Skorton, E. Geiser, J. Nichol, D. Conetta, N. Pandian, and R. Kerber. *Computer Assisted Edge Detection in 2D Echocardiography : Comparison with Anatomic Data.* The American Journal of Cardiology, vol. 53, pp. 1380-1387, May 1984
4. C. H. Chu, E. J. Delp, and A. J. Buda. *Detecting Left Ventricular Endocardial and Epicardial Boundaries by Digital Two-Dimensional Echocardiography.* IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 7, pp. 81-90, June 1988
5. E. R. Wolfe, E. J. Delp, C. R. Meyer, F. L. Bookestein, and A. Buda. *Accuracy of Automatically Determined Borders in Digital Two-Dimensional Echocardiography using a Cardiac Phatom.* IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 6, pp. 292-296, Dec. 1987
6. 조진호, K. P. Philip, E. L. Dove, K. K. Chandran. 퍼지 Hough 변환에 의한 2-D 심초음파도에서의 좌심실 윤곽 자동 검출. 의공학회지, 제13권 제2호, pp. 115-124, 1992
7. A. Ezekiel, J. Areeda, E. Garcia, and S. Corday. *Intelligent Left Ventricular Contour Detection Results from 2D Echocardiogram.* Proc. Computer in Cardiology, IEEE Computer Society, pp. 603-606, 1987
8. N. Friedland and D. Adam. *Automatic Ventricular Cavity Boundary Detection from Sequential Ultrasound Images using Simulated Annealing.* IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 8, pp. 344-353, 1989
9. D. H. Ballard. Generalizing *The Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes.* Pattern Recognition, vol. 13, no. 2, pp. 111-122, 1981
10. E. L. Dove, K. P. Philip, D. D. McPherson, and K. B. Chandran. *Quantative Shape Descriptors of Left Ventricular Cine-CT Images.* IEEE Trans. Biome. Eng., vol. 38, no. 12, Dec. 1991

=국문초록=

기하학적인 모델을 이용한 좌심실에 대한 단축 2D 심초음파도에서의 심내벽 윤곽선의 완전 자동 검출방법을 제안하였다. 이 방법은 3단계의 과정에 걸쳐 수행된다. 첫번째 단계는 부표본화된 영상에 초기 중심 추정 알고리듬을 적용하여 초기 중심을 추정한다. 두번째 단계에서는 원 영상에 중심 추정 알고리듬을 적용하여 정확한 중심과 타원추정에 필요한 정보를 구한다음, 심내벽에 근사하는 타원모델을 추정한다. 세번째 단계는 추정한 타원모델에 근거한 코스트 함수로서 심내벽 윤곽선을 검출한다. 제안된 방법은 조작자의 수동적인 개입없이도 효과적인 결과를 보여준다.