醫工學會誌 : 第 13 卷 第 2 號, 1992
J. of KOSOMBE : Vol. 13, No. 2

研 究 論 文
92-13-2-04

퍼지 Hough 변환에 의한 2-D 심초음파도에서의 좌심실 윤곽 자동검출

조진호* · K. P. Philip** · E. L. Dove** · K. B. Chandran**

=Abstract=

Automatic Detection of Left Ventricular Contour from 2-D Echocardiograms using Fuzzy Hough Transform

Jin Ho Cho*, K. P. Philip**, E. L. Dove**, and K. B. Chandran**

An algorithm has been proposed for the automatic detection of optimal epiand endocardial left ventricular borders from 2-D short axis echocardiogram which is degraded by noise and echo drop-out. For the implementation of the algorithm, we modified Ballard's Generalized Hough Transform which can be applicable only for deterministic object border, and newly proposed Fuzzy Hough Transform method. The algorithm presented here allows detection of object whose exact shapes are unknown. The algorithm only requires an approximate model of target object based on anatomical data. To detect the approximate epicardial contour of left ventricle, Fuzzy Hough Transform was applied to the echocardiogram. The optimal epicardial contour was founded by using graph searching method which contains cost function analysis process. Using this optimal epicardial contour and average thickness imformation of left ventricular wall, the approximate endocardial line was founded, and graph searching method was also used to detect optimal endocardial contour.

1. 서 론

2-D 심초음파도 시스템은 심근벽의 상태를 실시간 단면영상으로 보여줄 수 있는 매우 편리한 수단이기 때문에 심장질환진단에 널리 이용되고 있다. 또한 최근 디지틀 영상 처리기술에 힘입어 초음파영상으로 부터 심근벽의 두께나 운동모양, 심장체적 등의 심장변수를 정량적으로 측정해냄으로써 진단 및 수술 그리고 심장의 모델링등에 유용한 자료를 얻기위한 연구가 많이 되고 있다. 그러나 이의 기본이 되는 심장 내벽 및 외벽의 윤곽선 검출기술은 심초음파영상이 X선영상 등에 비해 상당히 열화되어 있기 때문에 아직 만족할 만한 수준에 미치지 못하고 있다. 심초음파영상은 그 특성상 임펄스에 가까운 spekle잡음을 많이 포함하고 있으며, 영상의 일부분이 탈락(dropdut)하는 현상 및 심근과 인접해 있는 다른 기관들에서 반사되는

〈접수 : 1992년 4월 1일〉
* 경북대학교 공과대학 전자공학과 및 경북대학교병원 의공학과
** 아이오와대학교 공과대학 의용공학과
* Dept. of Electronics, Kyungpook National Univ.
** Dept. of Biomedical Eng., College of Eng. Univ. Iowa.
<본 연구는 1990년도 문교부 국비 해외 파견 연구 계획에 의한 연구비 지원으로 이루어졌음.>

초음파가 때로는 심근과 타기관과 연결된 상태를 만들어 구분이 어려운 결과를 내기도 한다. 이러한 경우 지금까지 개발된 여러가지 에지연산자(edge operator)의 사용이나 혹은 가변문턱치 설정 등[1-3]에 의한 방법만으로는 자동추출이 곤란하다. 또한, 좌심실의 윤곽선을 검출할때 실제의 심근은 승모판과 유두근(papillary muscle)이 만든 윤곽선으로부터 분리시켜 검출되어야 유용하다. 그러므로 자동윤곽 검출을 할때에 신뢰도를 높이기 위하여 segmentation 혹은 후처리 단계에서 심장전문가의 지식에 의해 수동으로 경계선을 수정하거나 혹은 얼마간의 사전지식이 이용되고 있다[4-6].

지금까지의 2-D 단축 심초음파도(short axis echo cardiography)의 윤곽 검출에 한 보고서의 대부분은 좌심실(left ventricle:LV)의 경계선이 대체로 원형에 가까운 폐루프이기 때문에 영상을 직각좌표계로 부터 극좌표계로 변환하여[7-12] 처리를 하였다. 이때 거의 예외없이 극좌표의 중심 즉 LV의 cavity 중심을 잡을때 인위적으로 사람이 지정해주는 중재과정을 거쳤다. 그리고 중심의 좌표가 주어지면 방사방향으로 에지연산자를 적용하여 회색레벨의 경사값이 가장 큰 지점을 잡고 이들 점들을 예비적인 심실벽 경계선으로 잡았다. 그리고 제각기의 독특한 방법으로 심실 내벽 경계선을 찾고 후처리 단계에서 연속성이 없거나 부적절한 edge point들을 교정한다. 이 단계에서 또한 얼마간의 사전지식이 도입되기도 하였다. 그러나 극좌표 변환 방법은 경계선의 굴곡이 심하여 반경방향으로 두개이상의 점들이 늘어서는 경우 큰 오차를 가지게 되는 문제점이 있으며 유두근에 대한 분리를 명확히 해내지 못하고 있다.

Friedland[13] 등은 심실내벽을 수용할 수 있는 타원을 추정한 다음 이 타원 주변의 가능한 모든 에지화소들에 대하여 다양한 에너지함수를 설정하고 이들 에너지함수의 조합값이 최소가 되도록 계수들을 annealing시킴으로써 최적한 심실 내벽을 찾았다. 이 방법 역시 타원의 중심을 미리 주었고, 심실내벽만을 고려하였으며, 수직한 타원형의 cavity에 대하여만 적용되는 알고리듬이다.

최근 L.Dong 등[14] 기하학적인 에너지함수와 edge세기에 따른 에너지함수를 합한 심내벽 경계선 모델을 만들고 이들을 최소화시키는 조건을 동적프로그램(dynamic program)으로 찾았다. 그러나 여기에서도 미리 중심점을 지정하였고 심내벽 경계선만 찾았다. 이를 심외벽 경계선에도 확장적용할 경우 동적프로그램의 수행시간이 대단히 길어지는 문제점이 따른다.

단축 심초음파로부터 좌심실 윤곽의 자동검출을 할 때 LV의 cavity중심을 신뢰성있게 자동으로 잡아내는 것이 중요하다. 또한 심근의 두께정보를 얻어내기 위해서는 심내벽 윤곽과 함께 심외벽 윤곽의 검출도 요구된다. 심초음파도상에서 좌심실의 심내벽 경계선과 심외벽 경계선은 동시에 비교적 뚜렷이 나타난다. 그러나 심내벽 경계선은 apex 레벨영상을 제외하고는 cordal 레벨을 거쳐 승모판 레벨에 가까워질수록 유두근과 승모판 영상이 두드러지게 나타나며, 심수축기에서는 이들과 심실내벽이 더욱 밀착되는 양상으로 나타나기 때문에, 지금까지의 방법처럼 심실내벽 윤곽을 먼저 추출하고자 하는것은 상당히 어렵고 신뢰도를 높이기도 힘든다고 판단된다[15].

본 논문에서는 LV의 cavity의 중심을 자동적으로 잡고 심외벽 경계선을 먼저 검출한 다음 심내벽 경계선을 추출하는 알고리듬을 구성하였다. 이를 위하여 경계선의 요소가 결정적인 경우에만 적용가능하였던 Ballard의 일반화된 Hough 변환방법을 영상의 경계가 불확실한 초음파영상에 적용가능하도록 변형된 퍼지-Hough 변환방법을 만들고 이를 이용해 근사적인 윤곽을 먼저 찾도록 하였다. 이어서 평가함수 분석과정을 수반하는 그래프 탐색 알고리듬으로 최적한 윤곽을 검출하였다.

2. 퍼지 Hough 변환

Hough 변환은 최초에는 영상내에서 해석적으로 정의할 수 있는 선이나 원 혹은 타원을 식별하기 위하여 개발되었다. 그뒤 Ballard[16]에 의하여 임의의 모양도 검출할 수 있도록 일반화된 Hough 변환법이 제안되었다. 그러나 이 방법은 인식대상의 정확한 규격이 요구되며, 결정적인 모양에 대해서만 적용이 가능하다. 일반적으로 의학영상은 경계가 뚜렷하지 못하여 결정적으로 그 윤곽을 검출할 수 없는 불확실성 혹은 Fuzziness를 가지는 때가 많으며 특히 심초음파영상이 대표적인 경우이다. 그러나 이러한 영상에 있어서도 그 모양에 대한 대략적인 모델을 만들기 위한 지식은 풍부한

경우가 많다. 예를들면 X선 영상에서의 폐는 타원, 그리고 좌심 실단면은 대략적인 원으로 근사화될 수가 있다. 또한, 좌심실 같이 운동으로 인해 모양이 달라져 영상이 시각에 대한 순간적으로 변화하는 경우도 있는데, 이때는 한순간의 영상프레임이 다음번 프레임의 대략적 윤곽을 제공할 수 있다. 이와 비슷하게, 3차원 영상에 있어서는 한 평면의 윤곽선은 바로 인접한 평면영상의 근사적 모델이 될수 있는 것이다. 이와같은 사전지식을 이용하므로써 우리는 일반화된 Hough 변환알고리듬에다 국부적인 모양의 변화는 허용하면서 특정한 모양을 갖는 검출 대상의 윤곽선을 재현할 수 있게 하는 만들었다.

(1) 해석적인 형태를 가진 도형을 위한 Hough 변환

퍼지 Hough 변환의 설명을 위해 먼저 해석적인 영상에 적용하였던 Hough 변환을 살펴보자. 해석적인 도형을 하나의 함수 f로 나타낼 수 있으며

$$f(x, a) = o \qquad (1)$$

으로 주어진다. 여기서 x는 도형상의 한점이며, a는 파라미터벡터이다. 반경이 알려진 원을 임의의 영상 가운데서 추출하는 방법을 예로 들어보자.

직각좌표계에서의 원의 방정식은

$$(x-a)^2+(x-b)^2=y^2 \qquad (2)$$

로 주어진다. 영상내부의 경계선을 이루고 있는 각 점들은 원주상에 존재하는 점들이므로 이들점에 중심을 둔 동일반경의 중심의 궤적들은 계산할 수 있다. 즉, 식(2)에서 x와 y를 고정시키고 a 및 b를 변화시키면 이는 a−b 평면상에서 즉, 파라미터 평면상의 원이 되는 것이다. 원주상의 각 화소들에 중심을 둔 궤적들은 a−b 파라미터 평면상에서 동일지점으로 교차하게 된다. 이 지점은 바로 영상내에 있는 원의 중심이 된다. 잡음이 존재하는 영상내에 있는 원일 경우는 모든 경계선 화소 및 잡음화소에 대해서 원의 궤적을 그렸을때 이들이 가장 많이 교차하는 점이 찾고자하는 원의 중심이 된다. 그림 1의 (a)는 잡음이 섞인 원을 나타내며, (b)는 영상이 여러곳에 있는 화소에 중심을 둔 원의 궤적들을 그려 갈때 어디에서 최대로 교차하는 점이 발생할 것인가를 보여준다.

이들을 알고리듬으로 구현하기 위해서는 누적기열(Accumulator Array) A(a)를 0으로 초기화 시킨다음 각 경계선 화소 x에 대하여 f(x, a)=0 되는 a를 계산한다. 그리고 해당하는 누적기 요소 A(a)를 하나씩 증가시킨다. 즉,

$$A(a)=A(a)+1 \qquad (3)$$

이다. 영상내의 모든 경계선 화소들에 대하여 이를 시행한 후 최대가 되는 값이 누적기내의 어느 위치인지를 찾는다. 이 지점이 궤적의 최대 교차가 이루어 지는점 즉, 원의 중심이 된다.

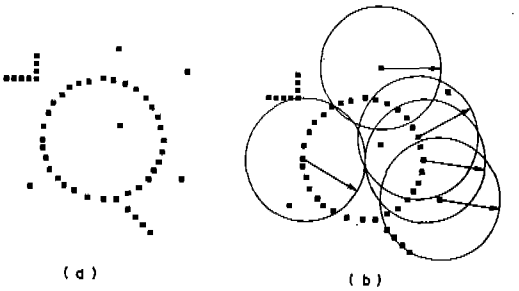

그림 1 (a) 잡음에 섞인 영상의 경계선
(b) 경계선상의 점에서 그린 중심의 궤적

Fig. 1 (a) Border points of an image containing a circle and some noise
(b) The circles represent the loci of the center point

(2) 임의의 모양에 대한 Hough 변환

어떠한 임의의 모양을 가진 경계선의 해석적인 표현을 구성하기가 용이하지 않기 때문에, 그 대신 우리는 어떠한 모양의 윤곽선상에 놓여진 모든 점들을 담은 표(list)로써 윤곽선을 규정하자. 주어진 임의의 윤곽선의 모양 S'에 대하여, 주어진 모든 윤곽선상의 점들을 중심으로 S'의 궤적을 반영함으로써 중심의 궤적 S'을 구성할 수 있다. 궤적 S'은 효과면에서 방정식 f(x, a)=0의 해와 같다.

Ballard는 에지의 방향각 정보를 사용하므로써 계산량을 상당히 줄였다. 그러나, 초음파 영상은 일반적으로 매우 잡음이 많기 때문에 방향각 정보는 신뢰성이 부족하다. 임의의 크기와 각도를 가진 모양의 윤곽선을 검출해내기 위해서는 누적기에 2개의 차원을 추가하면 된다. 따라서, 이 경우 궤적은 S'(r, ϕ)로, 즉 평균 반경과 윤곽화소들이 갖는 방향각의 함수로 주어진다.

(3) 퍼지 Hough 변환(Fuzzy Hough Transform ; FHT)

먼저 i개 점들의 집합 X_i로 구성되고 각 점들이 중심 X=0에 있는 윤곽 S를 고려해 보자. 즉, S는

$$S=\{X_i, i=1, 2, \cdots\cdots, n\} \quad (4)$$

로 표현된다.

퍼지모델 f[s]를 구성하기 위하여 각 점집합 X_i는 $\{X_{ij}, j=-m,\cdots, m\}$인 점들의 집합으로 대신 표현하자. 이때, X_{ij}점들이 S의 중심에서 radial방향으로 j번까지 나열되어 있음을 의미한다. 즉, X_i와 X_{ij} 사이의 거리는 j이다.

따라서 f[s]는

$$f[s]=\{\{X_{ij}, j=-m,\cdots, m\}, i=1,\cdots, n\} \quad (5)$$

로 표현된다. 각점 X_{ij}에는 어느 X_{ij}가 검출 대상 윤곽선의 참값(true value) S_0의 구성 원소가 될수 있는가의 정도를 나타내는 변수 μ_{ij}를 갖도록 하였다. 이 μ_{ij}는 j의 함수로 주어지는 하중값 g(j)와 영상내부의 X_{ij}지점의 에지의 세기인 $e(X_{ij})$의 곱으로 주어진다. 즉,

$$\mu_{ij}=g(j)e(X_{ij}) \quad (6)$$

그리고 하중함수 g(j)는 다음식으로 주어진다.

$$g(j)=1-K_j \quad (7)$$

여기서 K는 상수이며, 양의 값을 가진 K는 대략적인 모델 윤곽 S로 향하게 하는 바이어스로 작용한다. 임의의 윤곽선상의 점 X_0로 부터 중심의 궤적 LX_0는 X_0로 부터 f[s]의 각점들을 빼으로써 계산된다. 즉,

$$LX_0=\{X_0-X_{ij}, \text{ such that } X_{ij}\in f[s]\} \quad (8)$$

그 다음 영상내부의 각 윤곽선상의 점들에 대하여 누적기열의 원소인 $A(X_0-X_{ij})$를 에지의 세기 X_0와 하중 g(j)의 곱만큼씩 증가시킨다. 즉,

$$A(X_0-X_{ij})=A(X_0-X_{ij})+g(j)e(X_0) \quad (9)$$

로 된다.

모든 누적기열 내에 누적된 값 중에서 최대값을 갖는 위치인 X_{max}가 가장 유력한 검출 대상 윤곽 S_0의 중심이 된다. Hough 알고리듬이 가진 일반적인 성질을 이용한 단계는 여기서 끝나게 되며, 이제 검출 대상 윤곽을 복원해 내기위한 후처리 단계가 필요하다. X_{max}을 찾은 단계에서 퍼지 모델 f[s]는 x_{max}에 중심을 두고 있다. 이점을 중심으로 퍼지모델과 영상이 겹쳐지게 되므로 $(X_{max}+X_{ij})$의 각 지점에서 μ_{ij}를 계산할 수 있다. 검출 대상 윤곽 S_0의 각 요소는 각 반경선(radial line)을 따라서 μ_{ij}를 계산할 때 최대값을 갖는 위치에 있다.

즉, 검출 대상 윤곽은

$$S_0(i)=x_{ij_0}, \text{ such that } \mu_{ij_0}=\max_j(\mu_{ij}), j=-m\cdots m \quad (10)$$

로 구해진다. 이렇게 하여 얻은 $S_0(i)$중에는 원 영상의 에지 정보가 매우 불완전할 경우 검출 대상 윤곽선의 참값으로 사용할 수 없는 경우가 있다. 이때에는 미리 설정한 문턱치를 넘는 점들만 $S_0(i)$의 원소가 되게 하였다. 만일 문턱치를 넘지 못하는 μ_{ij}가 있으면 뒤에 큐빅 spline내삽 과정을 거쳐 채워넣었다. 그러나, 앞에서 구한 $S_0(i)$는 검출 대상 윤곽을 찾는 과정에서 X_{ij} 및 μ_{ij}가 극좌표 변환을 거쳐야 하기 때문에, 중심에서 외각으로 이은 선분상에 2개의 화소가 존재할 정도로 심실벽이 곡률을 가지는 경우에는 추출된 윤곽에 오차가 따른다. 또한, 퍼지모델에 사용한 μ_{ij}내의 하중함수가 단순히 x_i를 중심으로 j의 절대값이 큰 외각으로 갈수록 작은값을 갖는 형식을 취하므로 f[s]의 가장자리에 찾고자하는 윤곽이 존재할 경우 때로는 대상윤곽의 참값 검출에 이르지 못할 가능성도 있다. 그러므로, 최적한 윤곽 검출과정이 필요해진다. 본 논문의 퍼지모델 f[s]는 손으로 그린 대략적인 심실외벽 윤곽선이며, FHT결과 산출되는 경계선 $S_0(i)$는 실제로는 최적한 심실외벽윤곽선 $S_{0t}(i)$를 결정하기 위한 근사적인 심실외벽윤곽선으로 사용된다.

본 논문에서는 이 근사적 윤곽선을 이용해 최적 윤곽을 찾기위하여 그래프탐색 알고리듬을 이용하였다.

3. 그래프탐색 알고리듬

그래프탐색법은 윤곽 검출에 있어 전체적인 최적성을 확보하는데 매우 편리한 방법으로 알려져 있으며, 이미 관상동맥과 같은 대체로 직선 형태인 윤곽검출[18]에 사용되어져 왔다. 그러나 이를 LV와 같은 폐곡선 검출에 사용할 경우 직선모양으로 LV의 화소를 나열하기 위해서 다시금 극좌표 변환을 하여야 하므로 앞서 지적한 오차를 피할수 없게된다. 이와같은 문제를 극복하기 위하여 심초음파도 영상을 2등분하여 그래프탐색을 동시에 독립적으로 행하도록 하였다. 앞에서 얻어진 근사적

윤곽선상의 1점을 시작점으로 택하여 윤곽선의 중심점(X_{max})과 잇고 이를 연장한 선이 영상의 이등분선이 된다. 그래프탐색은 시작점으로부터 각기 반대 방향으로 최소 코스트를 갖는 경로를 찾음으로써 이루어지는데, 중심에서 시작점쪽을 이은 반경을 탐색선이 넘을 수 없는 금지영역(forbidden zone)으로 정하였으며, 이를 연장한 나머지 반경은 마침영역(end zone)으로 정하였다. 이를 그림 2에 나타내었으며 탐색 경로가 마침영역의 동일 지점에서 만날때까지 마디를 확장시켜가며 그래프탐색이 계속된다. 그림에서 각 동그라미는 그래프의 마디로서 256×256 크기의 에지영상의 각 화소를 나타낸다. 빗금친 각 마디사이의 링크들은 탐색된 최소 코스트를 가진 경로를 나태낸다. 각 마디의 코스트들은 다음식과 같이 세개의 코스트 C_1과 C_2 및 C_3과 개별적인 하중치와 곱의 합으로 계산된다.

$$C[node]=W_1*C+{}_1W_2*C_2+W_3*C_3 \qquad (11)$$

여기서 C_1은 최대 에지세기와 탐색한 마디의 에지세기의 차이며, C_2는 앞서 구한 근사적인 윤곽선과 현재 마디의 최소거리이다. C_3는 경로가 매끄러울수록 코스트를 작게해 주고 그 반대일 경우는 큰 값의 코스트를 갖도록 하였다. 이때, 진행 경로의 변화각도는 각기 0° , 45° 및 90° 세가지 경우만을 고려하였다. 하중값 W_1, W_2 및 W_3는 가장 최적한 윤곽을 나타내게 하는 값으로써 각기 최대값이 1, 10 및 10내에 있도록 하였으며 실험용 심초음파영상들에게 직접 적용하여 얻었다.

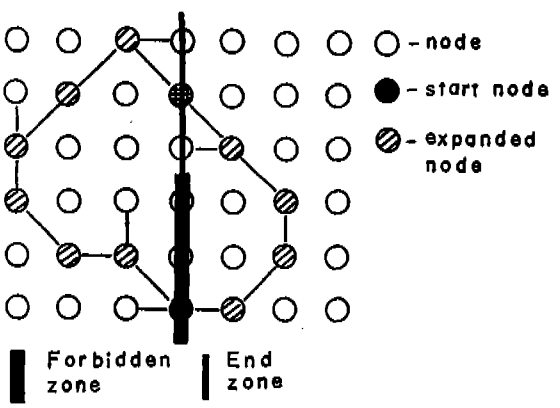

그림 2 2등분된 영상에서의 동시 그래프탐색 과정
Fig. 2 Schematic diagram of the simultaneous graph search procedure for the divided images

4. 근사적인 심내벽윤곽

단축 심초음파도에서 보여지는 LV의 심근은 심박 전주기를 통하여 대체로 둥근 원 모양을 하고 있으며, 심내벽과 심외벽의 윤곽은 동일지점에 중심을 둔 근사적인 동심윤곽이다. 심내벽 윤곽은 대체로 심외벽 윤곽의 굴곡을 따르는 경향이 있다. 이러한 지식은 심내벽 안쪽에 근접해 있으면서 굴곡이 심하고 선명한 경계선으로 나타나는 유두근을 심내벽 경계선과 구분시키기 위한 유용한 자료가 된다. 그림 3에서 최적한 심외벽 경계선 $S_{0i}(i)$로부터 근사적인 심내벽 경계선을 구하는 과정을 나타내었다. 먼저 심외벽 윤곽선을 이용해 이를 닮은 h개의 동심 offset윤곽을 만들었는데, 이는 반경방향쪽으로 일정한 퍼짐(spread)구간을 가지고 h의 증가에 따라 점차 심외벽 내측으로 수축된다. offset윤곽은 앞서의 퍼지 Hough 변환에서 퍼지모델과 같은 하중값을 가진다.

h번째 offset윤곽의 i번째 요소는

$$offset(h,i)=j-(2*spread*h)+R_{sot}(i) \qquad (12)$$

로 표현되며, 여기에 j의 범위는 $-spread \le j < spread$이며, $R_{sot}(i)$는 LV중심점으로 부터 i번째 $S_{ot}(i)$ 요소까지의 거리이다. 다음은 LV의 중심점을

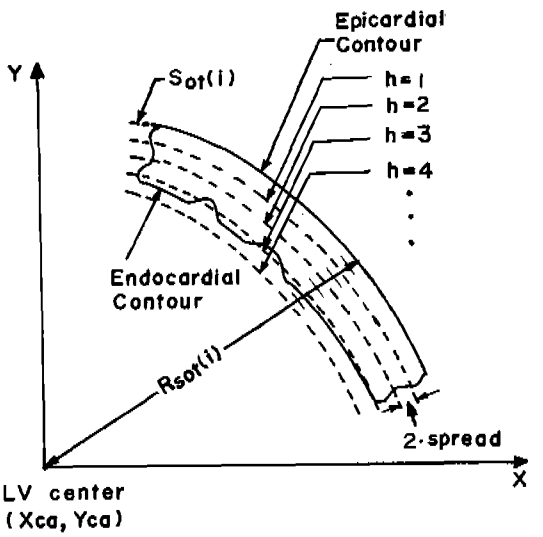

그림 3 근사적인 심실 내벽 윤곽 검출 방법
Fig. 3 Approximate endocardial contour finding method

이용하여 offset윤곽과 심초음파도의 영상을 겹친 후 각점(h, i, j)에서 에지값과 offset윤곽의 하중값을 곱하여 temp(h, i, j)를 구한다. 또한 에지값과 하중값의 곱이 각 i에 대하여 ±spread구간에서 최대가 되는 점 $j=j_m$을 구하고 이 지점에서의 temp 값을 max−temp로 둔다. 즉,

$$\text{max-temp}(h, i) = \text{temp}(h, i, j_m) \tag{13}$$

다음은 각 h번째의 offset 윤곽에 대하여 max-temp의 합(sum)을 구한다. 즉,

$$\text{sum}(h) = \sum_{i=1}^{n} \text{max-temp}(h, i) \tag{14}$$

여기서 최대가 되는 sum을 가진 offset 윤곽 h

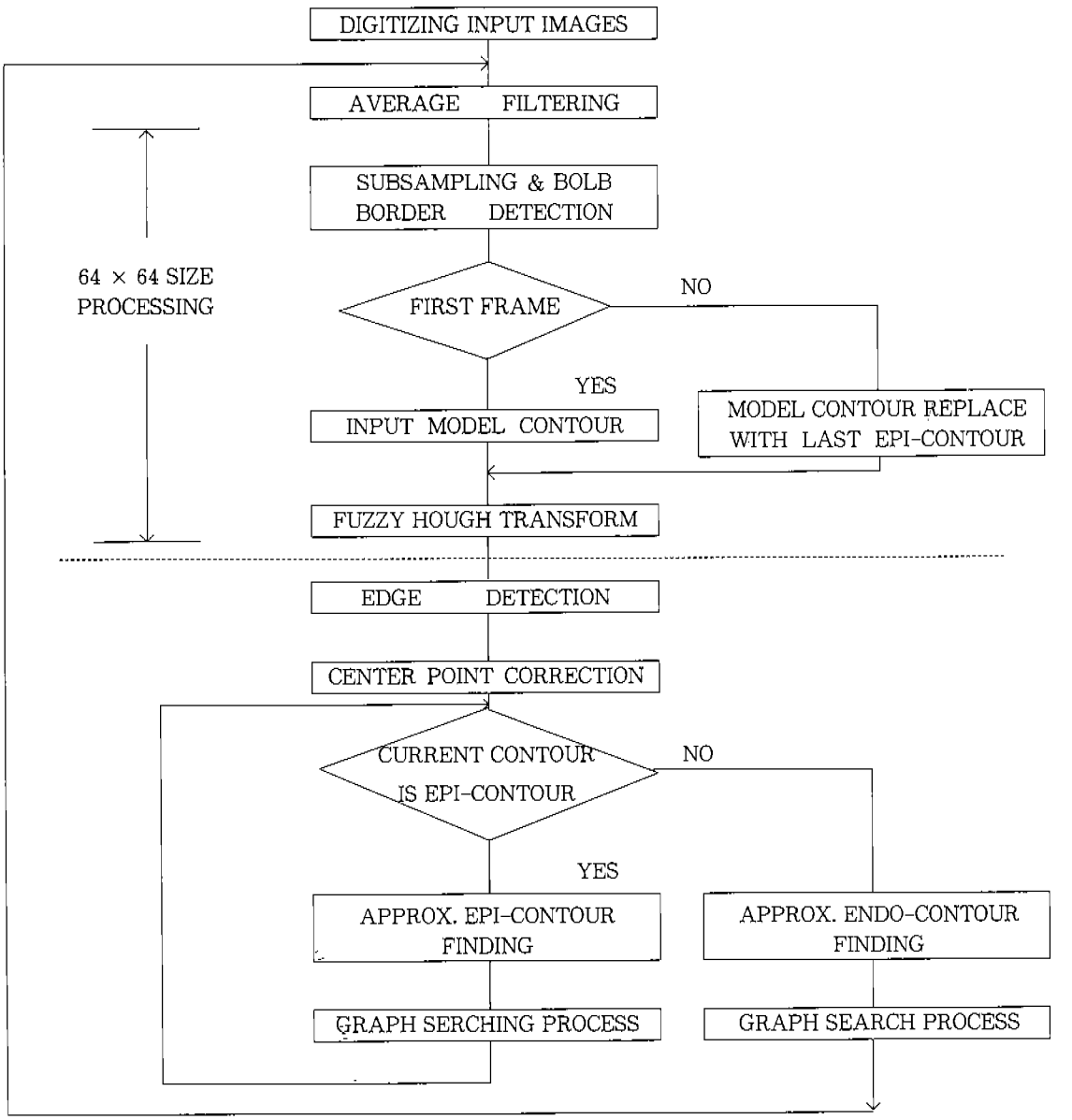

그림 4 전체 알고리듬의 흐름도
Fig. 4 Flow chart illustrating the overall algorithm

$=h_m$을 구할 수 있다. 이로부터 근사적인 심내벽 윤곽을 $S_e(i)$로 두면 이는 h_m번째 offset 윤곽내에서 다음과 같이 구해진다.

$$Se(i)=j_m-(2*spread*h_m)+R_{sot}(i) \quad (15)$$

5. 전체알고리즘 구성

전체적인 알고리듬 구성을 그림 4에 보였으며, 이는 크게 점선을 경계로하여 두가지 부분으로 나눌 수 있다. 앞 부분은 A/D 변환 및 영상전처리 그리고 FHT를 시키는 과정이다. 뒷 부분은 FHT 후처리와 그래프탐색과정을 통해 윤곽을 검출해 내는 단계이다.

(1) 전처리 및 FTH

A/D 변환된 영상데이타의 크기는 256×256으로 하였으며, 전처리필터는 통상적인 3×3 스무딩필터만을 이용하였다. 일반적으로 Hough 변환 알고리듬은 영상크기의 제곱에 비례하여 연산시간이 증가하기 때문에 이를 극복하기 위하여 본 연구에서는 좌심실의 대략적 중심만을 먼저 찾을 수 있는 크기인 64×64의 영상이 되도록 서브샘플링을 통해 축소하였다. 서브샘플링된 영상으로부터 FHT의 적용을 위한 단계에서 기존의 미분연산자를 사용할 경우 잡음에 대하여 매우 민감한 결과를 내게 된다. 이 경우 FHT를 취할때 잡음이 만들어낸 거짓 에지화소만큼 연산시간이 더 소비된다. 이를 방지하기 위해서 Dawson과 Tree의 blob알고리듬[17]으로 64×64 영상의 에지를 찾았다. 이 에지검출 알고리듬은 규모가 작게 축소된 영상에서 회색레벨 이 비슷한 화소들은 서로 연결하여 에지를 찾은 후 점차 큰 영상으로 확대하여 에지를 찾기 때문에 잡음이 있는 경우에도 에지의 연속성이 우수하다.

FHT에 사용한 모델윤곽은 전문가가 모니터화면을 보며 joy stick으로 대략적으로 그린것을 사용하였다. 이때 모델윤곽의 크기는 256×256 영상크기로 만든 다음 FHT에 사용하기 위해서 64×64의 크기로 축소시켰다. 이로써 FHT과정의 전반부를 거치게 되는데, 이는 blob 에지의 각 점에다 퍼지모델의 중심을 두고 퍼지 모델의 궤적이 지나는 모든 좌표에서 누적기의 값을 증가시킨 다음 최대값을 취하므로써 서브샘플된 영상으로 부터 LV의 중심점의 좌표(x_c, y_c)가 검출된다.

(2) FHT 후처리 및 그래프탐색

앞에서 구한 중심점은 원 영상을 1/16로 축소한 다음 얻은 것이기 때문에 이를 원 영상에 적용키 위하여 x_c 및 y_c좌표에다 각기 4를 곱하게 되면 실제의 중심 좌표와 탐색한 좌표사이에는 ±4의 중심좌표 오차가 나타날 수 있다. 이를 방지하기 위하여 하중함수를 갖는 축소되기전의 퍼지모델과 앞서 얻어진 256×256사이즈의 에지 영상이 최대로 일치하도록, 4배로 확대한 중심의 좌표로 부터 x축 및 y축에 대하여 각기 ±4의 작은 구간내에서만 재탐색함으로써 정확한 중심점좌표(x_{ca}, y_{ca})를 찾도록 하였다.

256×256 영상에 대하여 초음파영상의 특성을 고려하여 9×9의 Gaussian 스무딩연산자를 이용한 에지영상을 찾았다. FHT 후처리를 위해서는 각 에지화소의 정보를 이용하여야 하고 256×256 영상에 대하여 처리를 하여야 하기 때문에 앞서 구한 64×64의 blob 에지는 다시 사용하지 않는다. 그림에서 보면 처음에는 심외벽 윤곽을 구하고 그래프탐색 알고리듬을 통해 최적 심외벽 윤곽 $S_{ot}(i)$를 구한다. 다음에는 이를 이용하여 근사적인 심외벽 윤곽을 구한후 역시 그래프탐색 알고리듬으로 최적 심내벽 윤곽을 구하도록 하였다. 이렇게 하므로써 첫 프레임이 끝나고 그 다음번 프레임의 처리를 시작한다.

6. 알고리듬 시험 및 결과고찰

알고리듬의 실험을 위해 먼저 정상인의 심초음파 영상을 2-D 심초음파도 시스템(Johnson & Johnson : Meridian)로 받은 다음 이를 VHS VCR (panasonic ; F-100)에 녹화시켰다. 녹화된 영상을 디지틀 영상처리장치(Gould Deanza : IP-8500)를 이용하여 15frame/sec로 심전도 1주기 전체를 디지틀신호로 바꾸어 저장하였고, 모든 알고리듬 수행은 Micro-VAX Ⅱ 컴퓨터에서 이루어졌다. 알고리듬 수행 방법은 첫 프레임의 영상을 화면에 비추고 심초음파 판독에 숙달된 전문가가 joy stick으로서 심외벽 윤곽을 대략적으로 단번에 그린다. 이 윤곽이 2번째 프레임의 근사적인 심외벽 모델윤곽이 된다. 시간적으로 연속되는 프레임내에서 윤곽

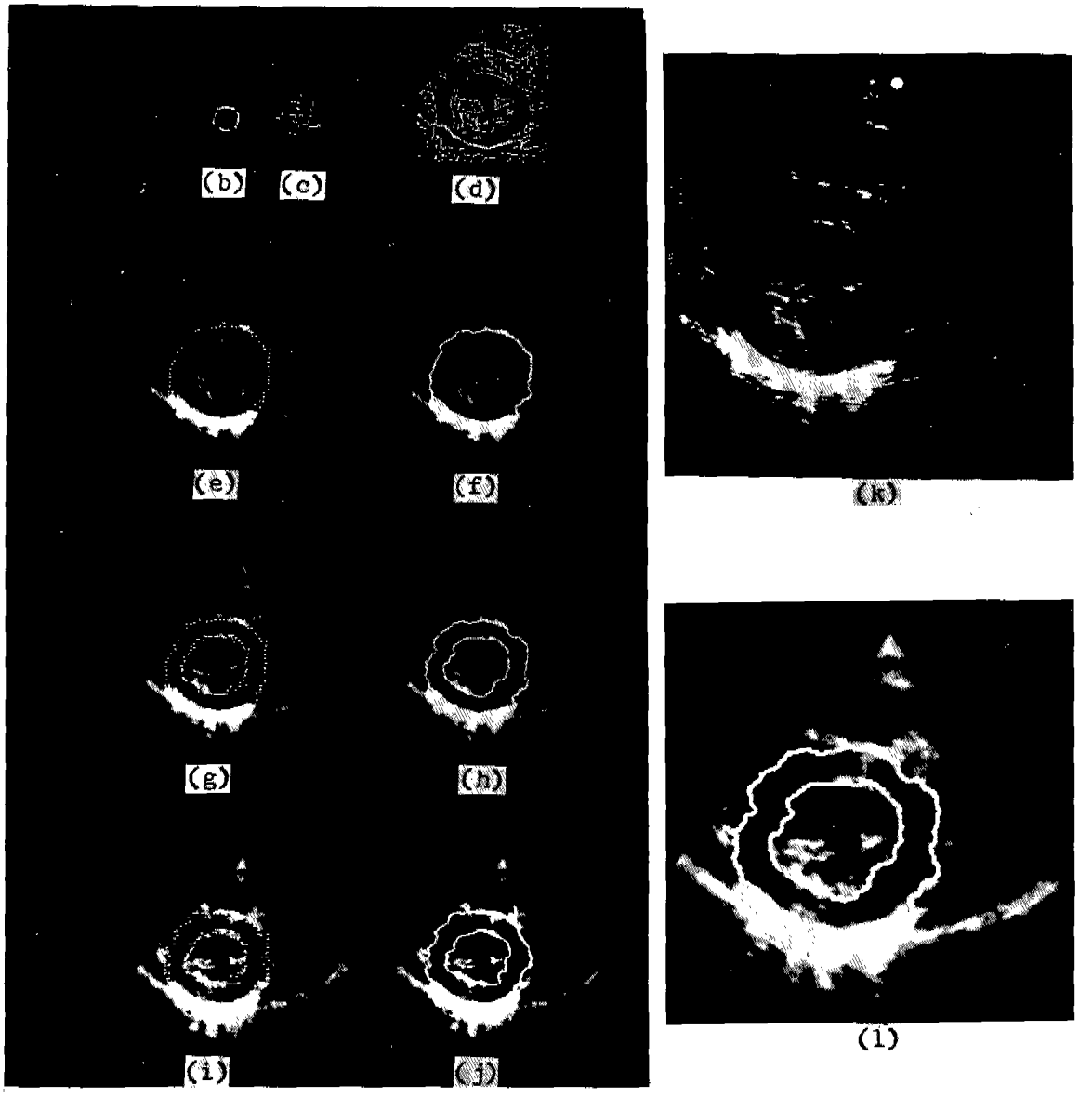

그림 5 제안된 알고리듬에 의한 LV윤곽 검출예
(a)—(h) : 주어진 심초음파도에 대한 윤곽 검출 과정 및 그 결과,
(i) : 연속된 영상에 대한 근사적 윤곽 및 (j) : 검출된 결과 윤곽,
(k), (l) : 그림 h의 바탕영상 및 검출된 윤곽의 확대 영상

Fig. 5 An example of LV contour detected by the proposed algorithm.
(a)—(h) : show the detection procedure and its result of an echocardiogram
(i) : detected approximate contour of a succeesive image and
(j) : show its optimal contour
(k), (l) : magnified original echo image of (j) and its detected contour

을 검출할 뿐만 아니라, 임의의 단면의 영상을 통해 모델윤곽을 얻으므로써, 공간적으로 연속되는 모델 영상 바로 위 혹은 바로 아래 단면의 윤곽 검출도 할 수 있다. 그러나 이 경우 모델단면과 피측정단면이 심전도 파형상에서 동일한 시점에 샘플링될 필요가 있다. 왜냐하면 심수축기와 심확장기의 심근 윤곽의 크기가 현저히 다르기 때문이다.

본 실험에서는 알고리듬 동작의 확인이 용이한 시간적 연속 화면에 대한 자동 윤곽 검출 예를 보인다. 그림 5의 (a)는 첫번째 프레임에서 joy stick으로써 자유롭게 그린 대략적인 심외벽의 모델윤곽을 64×64 크기의 영상으로 축소한 것이다. 그림(b)에서 이 모델을 이용해 모델윤곽선 주변에 일정 면적을 갖게한 퍼지모델 f[s]를 보여준다. 그림 (c)는 검출할 대상인 영상 즉, 첫번째 프레임으로 부터 약 60ms뒤에 A/D 변환된 영상을 서브샘플링하여 blob알고리듬으로 에지를 찾은 영상이다. 그리고 그림 (d)는 256×256 크기의 검출 대상 영상을 9*9 gradient마스크를 이용하여 에지를 찾은 것이다. (b) 및 (c)를 이용하여 축소된 영상에서 FHT를 취하면 대략적인 LV의 중심(x_c, y_c)이 구해지면, 이 중심좌표로부터 정확한 중심좌표(x_{cs}, y_{cs})가 재탐색 된다. 이 좌표 및 256×256 크기로 확대된 퍼지모델을 이용해 FHT 후처리를 하면 그림 (e)의 근사적인 심외벽 윤곽 $S_o(i)$가 추출된다. 이를 그래프탐색을 통해 그림 (d)의 에지영상내에서 최적경로 $S_{ol}(i)$를 찾은것이 그림 (f)이다. 그림 (g) 및 (h)는 각기 최적한 심외벽 윤곽정보를 이용해 근사적인 심내벽윤곽 $S_e(i)$와 최적한 심내벽 윤곽 $S_{el}(i)$도 찾은 상태를 보여준다. 여기서보면 LV cavity내에 있는 유두근이 갖는 경계선을 효과적으로 배제시킨 심내벽 윤곽선이 추출되었음을 볼 수 있다. 그림 (i) 및 (j)는 그림 (h)의 심외벽 윤곽선을 다시 모델로 사용하여 약 60ms 뒤에 있는 프레임에 대해 윤곽선을 찾은 것이다. 그림 (k) 및 (l)에서는 그림 (h)에 보인 바탕영상과 검출된 윤곽선을 따로 확대하여 나타내었다. 본 실험에 사용한 그래프탐색 알고리듬의 하중값 W_1, W_2 및 W_3는 영상의 탐색이 빠르고 가장 정확한 경계선을 탐색하는 값을 경험적으로 결정하였으며, 각기 0.5, 7.5, 9.0의 값을 가졌다. Micro-VAX Ⅱ의 연산속도가 빠른편이 아니기 때문에 한 프레임의 처리에 10분 정도가 소요되었다. 앞으로 연산시간의 상당부분이 그래프탐색에 소요되는 것을 개선시키는 것과, 누적기의 차원을 늘여서 주어진 모델과 크기와 각도를 달리하는 윤곽도 검출할 수 있도록 하기 위한 연구가 계속 될것이 요구된다. 또한 심장의 관상동맥에 허혈성질환 혹은 심근경색증이 있는 부위에서는 심수기에 좌심실의 심근두께가 정상치보다 얇아질 수 있으므로, 앞서의 그림 3에서 근사적 심내벽 모델윤곽의 탐색구간(spread)의 결정은 심근벽 두께 감소폭에 대한 임상적 데이터 수집 및 분석을 토대로 적절히 이루어져야 하며, 이에 대하여도 좀더 연구가 필요하다.

7. 결 론

본 논문에서는 LV의 cavity의 중심을 자동적으로 잡고 심외벽 경계선을 먼저 검출한 다음 심내벽 경계선을 검출하는 알고리듬을 구성하였다. 이를 위하여 경계선의 요소가 결정적인 경우에만 적용가능하였던 Ballard의 일반화된 Hough 변환 방법을 영상의 경계가 불확실한 초음파영상에 적용가능하도록 변형된 Fuzzy Hough 변환 방법을 만들고 이를 윤곽검출에 사용하였다. 즉 전문가가 심초음파도상에서 대략적으로 그린 심실외벽 윤곽선을 하나의 사전지식으로 사용하여 검출할 심초음파영상을 퍼지 Hough 변환시킴으로써 cavity 내의 중심점과 근사적인 심실외벽윤곽선을 먼저 찾았다. 그 다음은 이 근사적인 심외벽윤곽을 중심으로 평가함수 분석을 수반하는 그래프탐색 방법을 적용하여 최적윤곽을 찾았다. 검출된 심외벽윤곽선으로부터 심내벽 까지의 평균 두께정보를 이용하여 대략적인 심내벽 윤곽을 찾은다음 그래프탐색으로써 최적한 심내벽 윤곽도 찾았다. 시간적으로 연속되는 심초음파도 프레임에 대하여 알고리듬을 적용한 결과, LV 내부의 유두근을 효과적으로 배제하면서 전문가의 판단으로 만족할만한 심내벽 및 심외벽 경계선을 검출하였다.

참 고 문 헌

1) L. F. Zhang et al., "An approach to optimal threshold selection on a sequence of two-dimensional echocardiographic images," IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. BME-29, No. 8, pp. 577—

581, August 1982.

2) D. T. Linker et al., "Automated endocardial definition of 2-D echocardiograms : A comparision of four standard edge detectors and thresholding techniques," Proc. Computers in Cardiology, IEEE Computer Society, pp. 395—398, 1982.
3) W. Siler et al., "A cell automation algorithm for region consolidation and edge detection on sector scan," Proc. Computers in Cardiology, IEEE Computer Society, pp. 403—406, 1982.
4) D. Adam et al., "Semiautomatic border tracking of cine echocardiographic ventricular images," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. MI-6, pp. 266—271, 1987.
5) A. Ezekiel et al., "Intelligent left ventricular contour detection results from two-dimensional echocardiogram," IEE Computer Society, pp. 603—606, 1987.
6) J. G. Bosch et al., "Automated endocardial contour detection in short-axis 2-D echocardiograms : Methodology and assessment of variability," Proc. Computers in Cardiology, IEEE Computer Society, pp. 137—140, 1989.
7) L. F. Zhang et al., "An effective algorithm for extracting serial endocardial border from 2-dimensional echocardiogram," IEEE Trans. Biomed. Vol. BME-31, No. 6, pp. 441—447, June, 1984.
8) W. S. Chou et al., "Detecting myocardial boundaries of left ventricle from a single frame 2DE image," Pattern Recognition, Vol. 23, pp. 799—806, 1990.
9) 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.
10) E. A. Geiser et al., "A second generation computer based edge detection algorithm for short-axis two-dimensional echocardiographic images : Accuracy and improvement in interobserver variability," Journal of Am. Soc. Echo., Vol. 3, pp. 79—90, 1990.
11) S. Tamura et al., "Plan-based boundary extraction and 3-D reconstruction for orthogonal 2-D echocardiography," Pattern Reconstruction, Vol. 20, pp. 155—162, 1987.
12) A. J. Bada et al., "Automatic computer processing of digital 2-dimensional echocardiograms," The American Journal of Cardiology, Vol. 52, pp. 384—389, 1983.
13) N. Friedland and D. Adam, "Echocardiographic myocardial edge detection using an optimization protocol," Proc. Computer in Cardiology, IEEE Computer Society, pp. 379—382, 1990.
14) L. Dong et al., "Model-based boundary detection in echocardiography using dynamic programming technique," Image processing, SPIE, Vol. 1445, pp. 178—181, 1991.
15) Stephen Arvan, : Echocardiography an integrated approach, Churchill Livingstone, New York, pp. 25—50, 1984.
16) D. H. Ballard and C. M. Brown, : Computer Visions, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1982.
17) B. Dawson and G. Trees, "Locating objects in a complex image," SPIE Architechtures and Algorithms for Digital Image Processing, Vol. 534, pp. 185—187, 1985.
18) S. R. Fleagle, M. R. Johnson et al., "Automated analysis of coronary arterial morphology in cineangiograms : Geometric and physiologic validation in humans," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. MI-8, pp. 387—400, 1989.