EBT 영상에서 심장 영역의 추출
(Extraction of Heart Region in EBT Images)

김 현 수 † 이 성 기 ††
(Hyunsoo Kim) (Sungkee Lee)

요 약 의료영상에서 심장 영역을 추출하는 것은 심장의 질환 진단 및 삼차원 가시화를 위하여 매우 중요하다. 본 논문에서는 EBT (electron beam tomography) 의료 영상에서 심장 영역을 자동으로 추출하는 방법을 제시한다. EBT 영상에서 심장 영역을 추출하는 과정은 대비를 이용한 이진화, 해부학적 지식과 수학적 형태학을 이용하여 대략적인 심장 영역을 추출하고, active contour model (snake)을 사용하여 정확한 심장영역을 추출하였다. 특히 대비를 이용한 이진화 방법은 EBT 영상과 같이 복잡한 영상에서 좋은 결과를 보인다. 자동으로 추출한 심장 영역의 결과를 의학 전문가의 추출 결과와 비교하여 분석하였다.

Abstract *It is very important to extract the heart region in the medical images. In this paper, we present the automatic heart region extraction in the EBT (electron beam tomography) images. We use contrast thresholding, anatomic knowledge, and mathematical morphology to extract the heart region. Using these results, we applied the active contour models (snakes) to search the exact region. We analyzed the experimental results by comparing the results with the results made by medical experts.*

1. 서 론

의료 영상 기기의 발달은 환자의 질환을 정확하게 진단하고 치료하는데 크게 도움이 되고 있다. 현재 많이 사용되고 있는 대표적인 의료 영상 기기는 X선 영상(X-ray), 초음파 영상(Ultra sound image), 전산화 단층 촬영(Computed Tomography, CT), 자기공명(Magnetic Resonance Imaging, MRI), 광자 방사 전산화 단층 촬영(Single Photon Emission Computed Tomography, SPECT), 양전자 방사 단층 촬영(Positron Emission Tomography, PET)등이 있다[1]. 그리고, 최근 등장한 최첨단 의료 영상 기기인 전자 빔 단층 촬영(Electron Beam Tomography, EBT)등이 있다.

의료 영상의 종류가 다양화되면서 컴퓨터를 이용하여 의료 영상에서 자동으로 관심있는 영역(ROI, region of interest)을 추출하는 연구가 활발히 진행 중이며 상당한 효과를 보고 있다. 그러나, 의료 영상의 종류와 신체의 촬영 부위는 매우 다양하므로 일반적인 시스템을 구축하여 의료 영상을 분석하는 것은 거의 불가능하며, 촬영 부위에 따라 적합한 의료 영상 분석 시스템을 개발하여 사용하고 있는 실정이다.

본 논문에서는 심장을 촬영한 EBT(Electron Beam Tomography)의료 영상[2]을 사용하여 심장의 영역을 자동으로 추출하는 방법에 대하여 연구하였다. 심장 영역의 추출은 심장의 모양을 다양한 각도에서 볼 수 있도록 하는 3차원 가시화, 심장의 수축과 팽창에 밀접한 관계를 가지는 좌심실의 영역 추출하는데 활용할 수 있게 하므로 심장 질환을 진단하는데 매우 중요한 연구분야이다. 심장을 촬영한 의료 영상은 허혈성 심장질환, 심근 경색, 심근 염, 심근 질환 등을 진단하는데 도움을 주며, 심장의 수축과 팽창에 대하여 시각적인 정보를 제공함으로써 심장을 진단하는데 중요한 요소로 이용된다.

영상에서 관심있는 영역을 추출하는 방법에 관하여는 지금까지 영상처리 분야에서 많이 연구되었지만 모든 영상에서 일반적으로 잘 적용되는 방법은 존재하지 않으며, 주어진 입력 영상의 특징을 잘 활용할 때 좋은 결

· 본 연구는 한국과학재단 특정기초연구(97-01-02-01-01-3)지원으로 수행되었음.
† 학생회원 : 경북대학교 컴퓨터과학과
hynsu@hitel.net
†† 종신회원 : 경북대학교 컴퓨터과학과 교수
sklee@bh.kyungpook.ac.kr
논문접수 : 1999년 7월 6일
심사완료 : 2000년 2월 24일

과를 얻을 수 있다[3]. 영역 추출을 이진화 방법으로 접근한다면 EBT 영상에서 심장 영역을 추출하는 일은 EBT 영상이 주위와의 경계도 뚜렷하지 않고 아주 복잡한 형태의 영상이기 때문에 기존의 이진화 방법으로는 좋은 결과를 가져오지 못한다. 그래서 본 논문에서는 복잡한 영상에서 서로 다른 성질의 영역을 잘 분리시켜주는 대비를 이용한 이진화 방법을 제시하여 심장 영역을 추출하였다.

의료 영상 처리에서 심장에 관련한 연구는 좌심실을 추출하는 방법에 대하여는 많은 연구가 있으나 심장 영역 전체를 추출하는 방법은 찾을 수 없었다. 기존의 좌심실을 추출하는 방법은 사용자가 좌심실이 있는 위치에 seed를 설정하여 최적화 되는 좌심실의 경계를 찾거나[4], 환자에 조영제를 주사하여 좌심실이 다른 영역과 화소 값에 차이를 두는 방법에[5] 의존하고 있기 때문에 전문의의 지식과 수작업의 전처리과정이 필요하다. 그러나, 자동으로 심장 영역 전체를 추출하면 좌심실의 추출도 매우 쉬울 것이다.

2. 심장 영역의 추출

본 논문에서 심장 영역을 추출하는 과정은 다음과 같다. 심장 영역을 추출하기 위하여 EBT 영상에서 심장 부분이 잘 나타나도록 히스토그램을 기반으로 밝기 scaling을 하고, 기존의 이진화 방법으로는 제대로 이진화를 할 수 없었던 복잡한 영상에서 좋은 결과를 보이는 대비를 이용한 이진화 방법을 제시한다. 이진화 된 영상을 지식 기반과 형태학(morphology)을 이용하여 심장 영역의 경계선을 찾는다. 마지막으로 심장 영역의 경계를 최적화하기 위하여 active contour model[6]을 사용하며 active contour model의 에너지를 최소화하는 방법으로 dynamic programming[7]을 사용한다. 전체적인 알고리즘의 개략도는 그림 1과 같다.

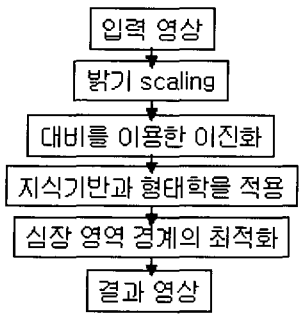
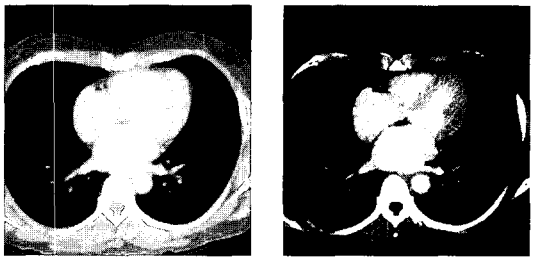


그림 1 심장 영역 추출을 위한 알고리즘

2.1 밝기 scaling

입력 영상은 의료 영상에서 주로 사용하는 DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) 파일 형식으로 되어 있다. DICOM 파일 형식에서 헤더(header)부분에 Window center와 Window width는 밝기 scaling 인자이며 전체 영상이 잘 나타나도록 scaling 되어있다. 하지만 밝기 scaling 인자를 조정하면 심장 영역만 잘 나타나도록 영상을 개선할 수 있다. 다음 그림은 입력 영상과 심장 영역이 잘 보이도록 밝기 scaling을 조정한 영상이다.



(a) (b)

그림 2 (a)입력 영상과 (b)밝기 scaling 후의 영상

그림 2의 (a)영상은 전체적으로 영상이 많은 정보를 포함하지만 심장을 둘러싸고 있는 막과 다른 조직과의 간섭이 심장 영역을 추출하는데 어려움을 준다. 그림 2의 (b)영상은 적절히 (a)의 영상을 scaling하여 그 결과 심장을 둘러싸고 있는 막의 제거와 다른 조직과의 간섭을 줄이는 효과를 가져왔다. 그림 3은 그림 2에서 입력 영상의 히스토그램과 scaling 인자를 나타낸 그림이다. 어떻게 밝기 scaling 인자를 조정할 것인가에 대한 문제는 입력 영상의 히스토그램을 이용하여 밝기 scaling 인자를 결정 할 수 있다. 그림 3에서 왼쪽의 큰 봉우리(peak)는 배경을 나타내며, 오른쪽의 큰 봉우리에서 첫 번째 봉우리는 심장을 둘러싸고 있는 막과 다른 조직을 나타내며, 나머지 봉우리는 심장 영역, 뼈와 그 외의 조직을 나타낸다.

심장 영역을 잘 나타내도록 scaling을 하기 위하여 그림 3에서처럼 scaling 인자를 결정하면 좋은 결과를 얻을 수 있다. Window center는 오른쪽의 큰 봉우리에서 두 번째 봉우리로 하고 Window width는 첫 번째 계곡(valley)에서 두 번째 봉우리까지의 거리를 2배로 하여 선택한다.

심장을 촬영한 EBT 영상은 1개의 set에 보통 10~20

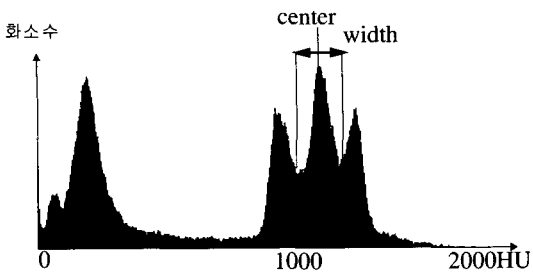


그림 3 히스토그램과 scaling 인자의 설정

여 개의 슬라이스(slice)로 구성된다. 각 슬라이스마다 히스토그램을 이용하여 scaling 인자를 결정하는 것은 번거로운 일이며, 또 잡음에 영향을 받을 수 있고 히스토그램에서 봉우리와 계곡(valley)을 찾기 위하여 히스토그램을 평탄화 또는 B-spline 곡선으로 근사화하는 일을 하여야 한다. 이런 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 1개의 set에서 히스토그램을 통합하여 얻어진 히스토그램의 기울기를 이용하여 봉우리와 계곡을 찾아 얻어진 scaling 인자를 모든 슬라이스에 적용하는 방법을 사용한다. 통합 히스토그램은 1개의 set 영상에서 평균 히스토그램을 구하여 얻어진다. 통합 히스토그램의 장점은 잡음에 영향을 적게 받으며, 봉우리와 계곡을 한번만 구하면 되고, 통합 히스토그램이 부드럽기 때문에 평탄화 또는 B-spline 곡선으로 근사화하는 일이 불필요하다.

히스토그램을 이용하여 Window center와 Window width를 결정한 후, 밝기 scaling 인자를 이용하여 scaling하는 식은 다음과 같다.

$$f(x,y) = \frac{f(x,y) - Min}{Max - Min} * 255$$

if $f(x,y) < 0$, $f(x,y) = 0$

if $f(x,y) > 255$, $f(x,y) = 255$

$$Min = Window\ center - \frac{Window\ width}{2}$$

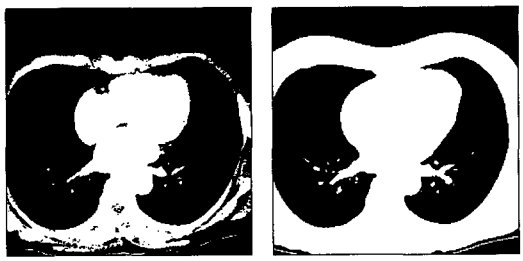
$$Max = Window\ center + \frac{Window\ width}{2}$$

2.2 대비를 이용한 이진화

이진화(bilevel thresholding)는 영상의 배경영역으로부터 관심있는 영역을 분리하기 위하여, 흑백영상(black/white image) 또는 칼라영상(color image)을 이진영상(binary image)으로 변환하는 방법으로 영상 분할의 가장 기본적인 방법이라 할 수 있다. 이진화 방법으로는 히스토그램 기반 이진화 방법, 무질서를 이용한 이진화(entropy thresholding)[8], 적응성 히스토그램 기반 이진화 방법(adaptive thresholding), cooccurrence matrix[9]를 이용한 이진화 등의 방법이 있다.

본 연구에서는 심장과 배경 또는 다른 조직을 분리하기 위하여 기존의 여러 가지 이진화 방법을 사용하여 실험하였으나 원하는 결과를 얻을 수 없었다. 그림 4는 히스토그램 기반 이진화 방법과 무질서도를 이용한 이진화 방법을 사용하여 영상을 이진화 한 결과이다. 우심실과 척추 뼈 또는 대동맥과의 분리가 되지 않았음을 알 수 있다. 또 고정된 임계값을 사용한 경우에는 심장과 척추 뼈를 분리하기 위한 임계값을 결정하면 좌심근의 경계가 훼손되고, 좌심근의 경계를 그대로 유지하는 임계값을 사용한 경우에는 심장과 척추 뼈와의 분리가 제대로 되지 않는 문제점을 나타내었다.

본 연구에서는 기존의 이진화 방법의 한계를 극복하기 위하여 고정된 임계값을 사용하지 않고 심장과 배경 또는 다른 조직을 분리하기 위하여 유동적인 임계값을 사용하는 대비를 이용한 이진화 방법을 제시한다. 본 연구에서 제시하는 대비를 이용한 이진화 방법은 Beghdadi와 Negrate[10]가 제시한 대비를 이용한 영상 개선 방법을 변형하여 고안하였다.



(a) 히스토그램 기반 이진화 (b) 무질서 기반 이진화

그림 4 이진화 후의 영상

인간의 시각 체계는 대비(contrast)가 낮은 영상보다 대비가 높은 영상을 더욱 잘 인지한다는 것은 알려진 사실이다. 영상을 개선(image enhancement)하기 위하여 밝기 값의 폭에 변화를 주거나 히스토그램을 이용하는 등의 많은 연구가 있었다[11]. 그러나, 그 결과는 대비의 측정 없이 영상의 대비를 높인 것과 같으며 Beghdadi와 Negrate는 대비를 사용하여 영상을 개선하였다. 대비를 이용한 영상 개선 방법을 간략히 설명하면

다음과 같다.

단계 1 : 각 화소 (x,y)의 위치에서 에지(edge)연산자를 이용하여 에지 값 ∂_{xy}를 구한다.

단계 2 : 화소 (x,y)를 중심으로 하는 윈도우(window) W_{xy}를 정의한다.

단계 3 : 윈도우 W_{xy}에 해당하는 에지를 가중치로 한 평균 밝기 값 $\overline{E_{xy}}$를 구한다. G_{xy}는 화소 (x,y)위치에서의 밝기 값을 나타낸다.

$$\overline{E}_{xy} = \sum_{(x,y)\in W_{xy}} (G_{xy} * \partial_{xy}) \; / \; \sum_{(x,y)\in W_{xy}} \partial_{xy}$$

단계 4 : 화소 (x,y)위치에서 대비 값 C_{xy}를 구한다.

$$C_{xy} = | G_{xy} - \overline{E}_{xy} | \; / \; | G_{xy} + \overline{E}_{xy} |$$

단계 5 : 대비 값 변환 함수 $\mathcal{T}$를 이용하여 대비 값 C_{xy}를 C'_{xy}로 변환한다. 대비 값 변환 함수는 다음의 조건을 만족해야 한다.

$$C\in[0,1] : \mathcal{T}(C_{xy}) \geq C_{xy} : \mathcal{T}(C_{xy})\in[0,1]$$
$$\mathcal{T}(C_{xy}) = 1-\exp(-nC_{xy})$$

단계 6 : 화소 (x,y)위치에서 새롭게 변환된 대비 값 C'_{xy}를 이용하여 새로운 밝기 값 G'_{xy}를 구한다.

$$G'_{xy} = \overline{E}_{xy} * (1-C'_{xy}) \; / \; (1+C'_{xy}), \quad \text{if } G_{xy} \leq \overline{E}_{xy}$$
$$G'_{xy} = \overline{E}_{xy} * (1+C'_{xy}) \; / \; (1-C'_{xy}), \quad \text{if } G_{xy} > \overline{E}_{xy}$$

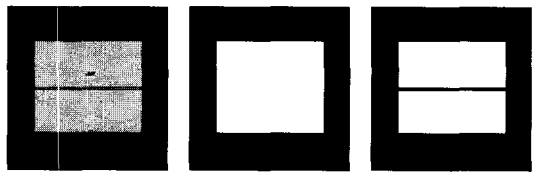
단계 7 : 모든 화소 (x,y)에 대하여 단계 2부터 단계 6까지 반복한다.

단계 6의 식은 단계 4의 식을 G_{xy}에 대하여 유도한 것이며 단계 5의 대비 값 변환 함수는 대비 값이 낮은 부분은 대비 값을 많이 높여 주고 높은 부분은 조금만 높여 주는 함수를 사용한다. 대비를 이용한 영상 개선은 각 화소에서 대비를 측정하여 대비 값을 높여 새로운 화소 값을 얻음으로써 전체적인 영상의 대비를 높여서 영상을 개선하는 방법이다.

본 연구에서 제시하는 대비를 이용한 이진화 방법(contrast thresholding)은 각 화소에서 대비를 극단적으로 높임으로써 이진화의 효과를 가져오게 하는 방법이다. 대비를 이용한 영상 개선 방법 단계 6에서 대비를 높인 새로운 밝기 값을 구하는 식에서 대비 값 C'_{xy}가 극단적으로 높여 졌다고 가정해보면 C'_{xy}은 1의 값을 가지게 되고 위의 식에 대입하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$G'_{xy} = \overline{E}_{xy} * 0, \text{ if } G_{xy} \leq \overline{E}_{xy} \Rightarrow G'_{xy} = 0$$
$$G'_{xy} = \overline{E}_{xy} * \infty, \text{ if } G_{xy} > \overline{E}_{xy} \Rightarrow G'_{xy} = 1$$

대비를 이용한 이진화 방법의 개념은 대비를 이용하지만 결과적으로는 대비를 측정하거나 대비 값 변환 함수를 사용하지 않고 에지를 가중치로 한 평균 밝기 값 $\overline{E_{xy}}$에 의해서 이진화가 결정된다. 그러므로 대비를 이용한 영상 개선 방법에서 단계 4,5,6이 생략된다. 그림 5는 대비를 이용한 이진화의 특성을 잘 보여주는 합성 영상을 예로 들어 대비를 이용한 이진화를 실험한 예다.



(a) (b) (c)

그림 5 합성 영상에 대하여 대비를 이용한 이진화 방법 결과 영상 (a) 합성 영상 (b) 히스토그램을 이용한 이진화 (c) 대비를 이용한 이진화

대비만을 이용하여 이진화를 하는 경우에는 경계 부분에서는 바르게 이진화가 되지만 대비 값이 낮고 밝기의 변화가 없는 심장의 내부에서는 올바르게 이진화를 하지 못하는 단점이 있다. 이것을 개선하기 위하여 전체적으로는 임계값을 이용한 이진화를 하면서 에지를 이용하여 필요한 부분에만 대비를 이용한 이진화를 적용하여 좋은 결과를 유도하고 불필요한 연산을 하지 않게 되어 속도를 향상시킬 수 있다. 대비를 이용한 이진화 방법을 모든 영상에서 적용하는 것 보다 주로 물체(object)의 경계에서 대비를 이용한 이진화를 적용하면 물체와 물체간의 경계를 구분하여 독립적인 영역으로 구분할 수 있게 해 준다.

그림 6에서 좌심방과 척추 뼈, 대동맥을 심장과 분리되어, 심장이 독립적인 영역으로 구분된 결과를 볼 수 있다. 앞의 그림 3과 비교를 하면 차이점을 확실히 알 수 있다. 이처럼 대비를 이용한 이진화 방법은 심장을 촬영한 EBT 영상과 같이 복잡한 영상에서 영역간의 분리를 위하는 목적에는 다른 이진화 방법으로는 할 수 없었던 것을 가능하게 해 준다.

그림 6 대비를 이용한 이진화 방법의 결과 영상

대비를 이용한 이진화의 윈도우 크기를 m x m이라고 하고 영상의 크기를 n x n이라고 하면 에지를 가중치로 한 평균 밝기 값, $\overline{E}$ 를 구하는데 필요한 시간 복잡도는 $O(m^2n^2)$이 된다. 대비를 이용한 이진화 방법의 속도는 $\overline{E}$ 를 영상에서 모든 화소의 위치에서 구하기 때문에 속도가 느려지게 된다. $\overline{E}$ 를 각 화소에서 모두 구하지 않고 부분 영역에서 구한 $\overline{E}$ 를 그 부분 영역에 포함되는 모든 화소에 적용함으로써 시간 복잡도를 $O(m^2(\frac{n}{m})^2)$으로 줄일 수 있다. 이 방법은 m x m 크기의 윈도우의 중앙에는 정확한 $\overline{E}$ 를 구할 수 있으나 윈도우의 가장자리로 갈수록 오차는 커지게 된다. 가장 자리에서의 오차를 줄이기 위하여 인접하는 부분 영역의 $\overline{E}$ 를 보간 하는 방법을 사용한다.

m x m 윈도우 크기를 가지는 부분 영역을 contextual 영역, CR_{ij}이라고 정의한다. 여기에서 i,j 는 영상에서 x,y 방향으로의 색인(index)를 의미한다. 영상을 contextual 영역의 크기로 겹치지 않게 나누고 보간을 하기 위하여 각 CR_{ij} 에 해당하는 $\overline{E_{ij}}$ 를 구한다. $\overline{E_{ij}}$ 를 표본 값 (sample value)으로 두고 각 화소에서의 위치와 표본 값을 이용하여 이중 선형 보간법 (bilinear interpolation)을 사용하여 $\overline{E_{xy}}$ 를 구한다.

표 1은 윈도우의 크기를 변화시키면서 보간법을 사용할 때와 사용하지 않을 때의 오차율을 나타낸 것이다. 보간법을 사용하지 않았을 때를 정확한 결과라고 가정하고, 보간법을 사용한 영상과 보간법을 사용하지 않은 영상과의 오차를 측정하였다. 윈도우의 크기와 상관없이 전체적으로 오차가 크게 나지 않았음을 알 수 있다. 윈도우의 크기가 클수록 오차가 약간 줄어드는 이유는 영상에서 밝기값은 주위의 밝기값과 크게 다르지 않다는 이유와 주위를 많이 고려했다는 이유에서 찾을 수 있다. 그림 7은 윈도우의 크기를 변화시키면서 보간법을 사용할 때와 사용하지 않을 때의 처리속도를 그래프로 나타낸 것이다. 결과적으로 보간법을 사용하여 시간 복잡도는 크게 줄어들었지만 결과에는 큰 차이가 없음을 알 수 있다.

표 1 윈도우 크기에 따른 보간법의 오차

mask size (pixel)	1x1	3x3	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17
error (%)	0	2.2	2.1	1.8	1.3	1.0	1.5	1.3	1.3

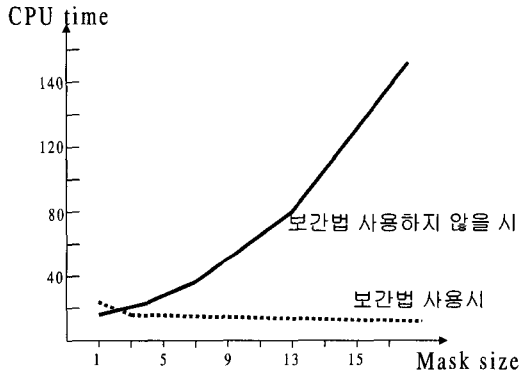


그림 7 윈도우 크기에 따른 CPU 사용 시간 비교

2.3 지식기반과 형태학을 적용하여 경계선 추출

이진화된 영상은 심장 영역뿐만 아니라 척추, 간, 갈비뼈, 대동맥 등 다른 영역도 영상의 배경으로부터 분리된다. 그러므로 이진화 영상에서 심장 영역의 위치를 추정하여 심장 영역의 경계를 추출하여야 한다.

대동맥은 영상에서 척추 뼈의 오른쪽 또는 위쪽에 위치하며 심장의 하단에 위치하므로 대동맥의 위치를 알아내면 심장이 위치하는 영역을 대략 알 수 있다. 심장 영상을 촬영한 EBT 영상의 모든 슬라이스에서 정형적인 모양을 유지하는 대동맥을 찾는 것은 다른 조직을 찾는 것 보다 쉬운 일이다. 대동맥은 항상 원의 모양을 유지하면서 밝기 값이 대체로 밝고 크기가 비슷하기 때문이다.

주어진 영상에서 크기와 모양이 알려진 물체를 추출하는 방법 중 Hough transform[12]은 가장 보편적인 방법이다. Hough transform을 이용하여 원의 모양에 가까운 대동맥을 찾는다. 그림 8은 Hough transform을 이용하여 대동맥을 찾은 결과 영상이다.

그림 9는 지식기반과 형태학을 적용하는 과정을 나타내다. 그림 9 에서 최적의 1개 영역만 선택하는 조건과 심장의 조건은 사전 해부학적 지식을 이용한다. 즉,

EBT 영상에서 심장 영역은 항상 대동맥 위에 존재한다는 사실과 심장은 인체의 왼쪽 부분에 치우친다는 등의 사실이다. 형태학의 적용은 심장의 경계와 다른 조직간의 간섭을 제거하는데 사용되며, Dilation 연산과 Erosion 연산은 5픽셀 크기의 지름을 가지는 원모양의 형태소를 사용한다. 다음 그림은 단계별 과정의 결과 영상들이다.

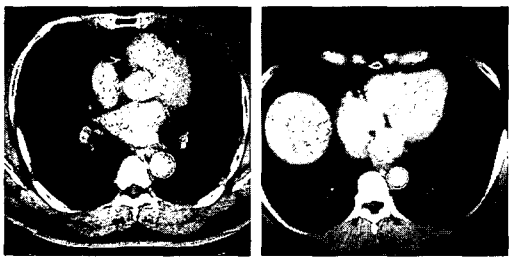


그림 8 EBT영상에서 대동맥의 위치

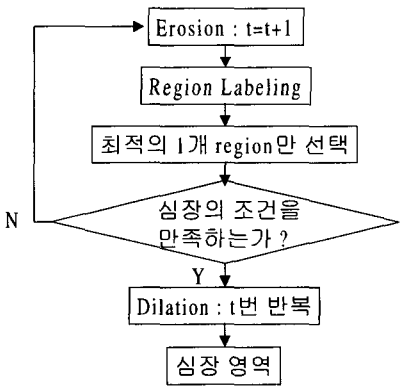
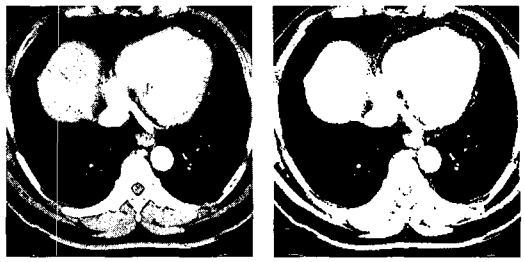


그림 9 지식기반과 형태학 적용 과정

2.4 심장 영역 경계의 최적화

앞의 절에서 지식 기반과 형태학을 이용하여 심장 영역을 추출하였다. 본 절에서는 자동으로 찾아진 심장 영역의 경계를 초기 경계선으로 하고 active contour model을 적용하여 이 오차를 줄이는 방법을 소개한다.

Active contour model은 내부 에너지, 영상 에너지 그리고 외부 제약 에너지에 따라 형태가 변하는 스플라인 곡선이다. Active contour model은 매개 변수를 사용하여 $v(s) = (x(s), y(s))$로 정의 할 수 있는데 여기서 $x(s)$와 $y(s)$는 각각 $s \in [0,1]$에 따른 곡선의 x와 y의 좌표값이다[6].



(a) 입력 영상 (b) 이진화

(c) 최적의 영역 선택 (d) 심장 영역 조건 만족

그림 10 심장 영역의 추출 과정

심장 영역의 경계에서 snake가 최적해를 찾기 위하여 사용한 에너지는 snake가 부드러운 곡선을 유지하기 위한 내부 에너지 $E_{int}(v(s))$와 영상 에너지 $E_{img}(v(s))$를 사용한다. 영상 에너지는 에지(edge)가 큰 곳에서 에너지가 작아지는 에지 에너지 $E_{edge}(v(s))$와 심장 영역의 특성상 심장의 경계 바깥쪽의 픽셀 밝기는 안쪽의 픽셀 밝기보다 어둡다는 성질을 이용한 경계(border) 에너지 $E_{bor}(v(s))$를 사용한다. 아래 식에서 $\alpha, \beta, \gamma, \omega$는 어떤 에너지를 강조할 것인가에 따른 상수 가중치이다. 본 실험에서는 각각 0.5, 0.5, 2.5, 0.5의 가중치를 사용하였으며, α, β를 같은 값으로 두어 일차 미분과 이차 미분의 중요도를 같게 두었으며, 에지의 중요성을 경계 에너지의 중요성 보다 강조하였다.

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s))\, ds$$

$$= \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{edge}(v(s)) + E_{bor}(v(s))\, ds$$

$$E_{int}(v_i) = (\alpha_i \mid v_i - v_{i-1} \mid^2 + \beta_i \mid v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1} \mid^2)$$

$$E_{edge} = -\gamma_i \mid \nabla I(x,y) \mid^2$$

$$E_{bor} = w_i(Grid(i, j-1) - Grid(i, j+1))$$

입력 영상에서 여러 번의 Dilation 연산과 Erosion 연산을 적용하였으므로 자동으로 찾아진 심장 영역의 경계는 최적해와 약간의 오차가 있다고 가정 할 수 있다.

자동으로 찾아진 심장 영역의 경계를 snake의 초기 경계선(initial contour)으로 사용하고 있으므로, 초기 경계선 주위에 최적해가 있다. 그러므로 초기 경계선 주위의 일정 범위를 snake의 탐색 영역으로 정할 수 있다.

탐색 영역은 그리드(grid)의 집합으로 나타내며 그리드는 초기 경계선을 같은 길이로 n 등분하여 설정하며 초기 경계선의 각 점에서 법선 방향으로 일정 길이의 직선으로 설정된다. 탐색 영역은 그리드 형태로 재구성되어 2차원 배열에 저장된다. 탐색 영역이 그리드로 구성되므로 탐색 영역내의 snake는 그리드 위의 점들을 연결한 형태로 근사화 된다. 그림 11은 탐색 영역에서 그리드의 일부분을 자세히 표현한 그림이다.

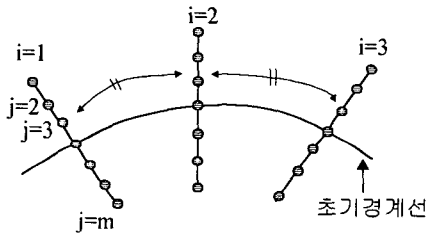


그림 11 탐색 영역의 설정

Snake의 에너지를 최소화하기 위하여 효과적인 에너지 수식의 고안도 중요하지만, 대부분의 경우 snake의 에너지를 최소화하기 위해 사용하는 방법에 의해 snake의 성능이 좌우된다. Snake의 에너지를 최소화하는 방법으로는 Euler 방정식[6], greedy algorithm[13], finite element[14], genetic algorithm[15], dynamic programming[7] 등이 있다. 본 논문에서는 dynamic programming을 이용하여 snake의 에너지를 최소화하여 빠르고 안정된 결과를 보여 주고 있다.

Dynamic programming은 해결하고자 하는 문제를 몇 개의 기간 또는 단계로 나누어 전 기간 또는 전 단계를 통해 최적해를 얻는 방법이다. Dynamic programming을 이용하여 snake의 에너지를 최소화하면 아래 식으로 나타낼 수 있다.

$$E(v_1, v_2, \cdots, v_n) = E_1(v_1, v_2) + E_2(v_2, v_3) \cdots + E_{n-1}(v_{n-1}, v_n)$$

$$\begin{aligned} s_1(v_2) &= \min_{v_1} E_1(v_1, v_2) \\ s_2(v_3) &= \min_{v_2} s_1(v_2) + E_2(v_2, v_3) \\ s_3(v_4) &= \min_{v_3} s_2(v_3) + E_3(v_3, v_4) \\ &\vdots \end{aligned}$$

$$\min_{v_1, \cdots, v_n} E(v_1, v_2, \cdots, v_n) = \min_{v_{n-1}} s_{n-2}(v_{n-1}) + E_{n-1}(v_{n-1}, v_n)$$

아래 식은 위의 식을 일반화하여 snake의 에너지 식에 대입한 것이다.

$$s_i(v_{i+1}) = \min_{v_i} \{s_{i-1}(v_i) + E_i(v_i, v_{i+1})\}$$

$$s_i(v_{i+1}) = \min_{v_i} \{s_{i-1}(v_i) + E_{int}(v_i) + E_{edge}(v_i) + E_{bor}\}$$

3. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 제안한 심장 영역의 추출 방법을 평가하기 위하여, 같은 영상에 대하여 자동으로 추출한 심장 영역과 전문의가 수동으로 추출한 심장 영역을 비교하였다. 두 가지 영역 추출 결과에 대해서 전체의 화소의 수에 대한 서로 다른 화소의 수(Exclusive-OR)를 오차율로 하여 영역 추출의 정확도를 측정하였다[5]. 그리고 Hausdorff distance를 이용하여 두 경계선의 오차 거리를 구하였다[16].

본 실험에서 사용한 영상은 환자 6명의 심장 부분을 촬영한 EBT 영상, 6 set을 사용하였다. 각 set 마다 10~20여개의 연속된 슬라이스로 이루어져 있다. 다음 표 2는 입력 영상에 대하여 심장 영역의 초기 경계선과 active contour model을 적용한 최종 결과의 평균을 Exclusive-OR 오차율과 Hausdorff distance를 표로 나타낸 것이며 괄호 안의 수치는 표준 편차를 나타낸다.

총 89개의 영상에 대하여 실험한 결과 4개의 영상에서만 심장 영역을 추출하는데 실패하였으며 85개의 영상에서는 정확한 심장 영역을 추출하는데 성공하였다. 표 2에서 보듯이 active contour model을 적용하여서 보다 좋은 결과를 보였으며, 특히 오차의 표준 편차가 급격히 줄어서 심장 영역의 경계가 전반적으로 최적해에 가까워졌음을 알 수 있다.

표 2 6명의 환자에 대한 분석 결과

환자 No.		1	2	3	4	5	6	계
XOR (%)	초기	3.6	4.8	3.7	3.2	4.3	3.7	3.9
	최종	3.0	4.7	3.5	2.9	3.5	2.7	3.4
H.D. (pixel)	초기	0.9 (5.2)	1.2 (5.6)	1.0 (5.5)	0.8 (4.7)	1.0 (4.5)	0.9 (4.5)	1.0 (5.0)
	최종	0.6 (0.9)	1.0 (1.5)	0.9 (1.3)	0.6 (0.7)	0.7 (0.8)	0.6 (0.8)	0.7 (1.0)
영상 개수		15	18	13	7	9	27	89
실패한 영상 개수		0	0	0	1	1	2	4

그림 12에서는 자동으로 추출한 심장 영역을 보였으며, 실패한 영상은 좌심방과 우심방의 크기가 너무 작고 간(liver)과의 간섭으로 인해 심장 영역 조건에 부합되지 않아서 정확한 심장 영역을 추출하는데 실패하였다.

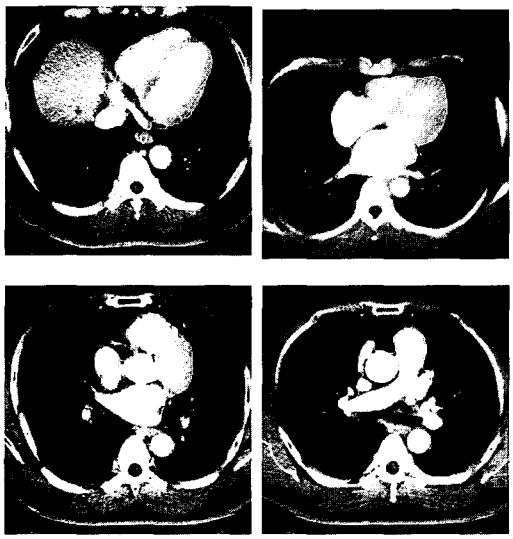


그림 12 자동으로 추출한 심장 영역의 결과 영상

4. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 심장을 촬영한 EBT 영상에서 심장 영역을 추출하는 효과적인 방법을 제시하여 정확한 심장 영역을 추출하여 전문의로 하여금 환자의 질환을 진단하는데 도움을 주는 것이 목적이다.

인체의 해부학적 사전 지식과 형태학을 이용하여 심장 영역의 초기 경계선을 설정하고 최적해를 찾기 위하여 active contour model을 사용한다. 특히, EBT 영상과 같이 복잡한 영상에서 좋은 결과를 보이는 이진화 방법을 제시하여 심장을 독립적인 영역으로 분리하는데 사용하고 있다. 본 논문에서 제시한 대비를 이용한 이진화 방법은 영역의 경계 부분을 분리하여 독립적인 영역으로 만들기가 용이하다. 그리고 속도 개선을 위하여 보간법을 사용하여 빠르게 이진화를 하면서도 오차는 거의 없게 하였다.

심장 영상을 촬영한 EBT 영상에서 정확한 심장 영역의 경계를 나타내는 최적해에서 에너지가 최소가 되는 적합한 에너지 수식을 제시하며 에너지 최소화 방법으로 dynamic programming을 사용한다. 본 논문에서는 심장 영역의 초기 경계선이 정확히 설정되었으므로 충분히 좋은 결과를 보이지만 active contour model을 이용하여 최적해를 찾으면 더 좋은 결과를 유도할 수 있었다.

본 논문의 실험을 통해 만들어진 시스템은 실제로 전문의가 환자의 심장을 진단할 때에 사용되면 수작업으로 인해 생기는 많은 시간과 노력을 줄일 수 있으며, 심장의 수축과 팽창에 대한 비를 정량화 하는 부분을 추가하면 질환을 진단하는데 많은 도움을 줄 수 있다.

자동으로 심장 영역을 추출한 결과와 전문의가 수동으로 추출한 결과를 비교하여서 전체 89개의 실험 영상 중 85개의 영상에서 평균 96.6%의 정확도를 보였으며, 향후 연구 과제로 심장 영역에서 심장의 수축과 팽창을 측정하기 위한 요소가 되는 좌심실의 영역을 추출하는 것과 실패한 영상에 대한 고려가 남아있다.

참 고 문 헌

[1] 사단법인 대한 방사선협회 편, 자기공명기술학, 고문사, 1996.

[2] W. Stanford and J. A. Rumberger, "Ultrafast Computed Tomography in Cardiac Imaging : Principles and Practice," Futura Publishing Company, Inc., 1992.

[3] K. S. Fu and J. K. Mui, "A Survey on Image Segmentation," Pattern Recognition, vol. 13, pp. 3-16, 1981.

[4] K. P. Philip and E. L. Dove, "Automatic Detection of Myocardial Contours in Cine-Computed Tomographic Images," IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 13, no. 2, June 1994.

[5] A. Goshtasby and D. A. Turner, "Segmentation of Cardiac Cine MR Images for Extraction of Right and Left Ventricular Chambers," IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 14, no. 1, Mar. 1995.

[6] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," International Journal of Computer Vision, pp. 321-331, 1988.

[7] A. A. Amini, T. E. Weymouth, and R. C. Jain, "Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 12, no. 9, pp. 855-867, Sept. 1990.

[8] W. T. Chen, C. H. Wen, and C. W. Yang, "A Fast Two Dimensional Entropic Thresholding Algorithm," Pattern Recognition, vol. 27, no. 7, pp. 885-893, 1994.

[9] P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K. C. Wong, and Y. Chen, "A Survey of Thresholding Techniques," Computer Vision Graphics Image Processing, vol. 41, pp.

233-260, 1988.
[10] A. Beghdadi and A. L. Negrate, "Contrast Enhancement Technique Based on Local Detection of Edge," Computer Vision Graphics Image Process, vol. 46, pp. 162-174, 1989.
[11] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley, 1993
[12] D. H. Ballard, "Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes," Pattern Recognition, vol. 13, no. 2, pp. 111-122, 1981.
[13] D. J. williams and M. Shah, " A fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation," CVGIP : Image Understanding, vol. 55, no. 1, pp. 14-26, 1992.
[14] L. D. Cohen and I. Cohen, "Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. vol. 15, no. 11, pp. 1131-1147, Nov. 1993.
[15] 정운교, 이성기, "유전 알고리즘을 이용한 Active Contour Model의 에너지 최적화", 한국정보처리학회 '97 추계 학술 발표논문집, 제 4 권, 제 2 호, pp. 637-641, 1997.
[16] V. Chalana and Y. Kim, "A Methodology for Evaluation of Boundary Detection Algorithms on Medical Images," IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 16, no. 5, Oct. 1997.

김 현 수
1997년 2월 대구대학교 전자계산학과(학사). 1999년 2월 경북대학교 대학원 컴퓨터과학과(석사). 1999년 12월 ~ 현재 (주)한미 응용개발연구2부 비젼 팀. 관심분야는 영상처리, 컴퓨터 비젼, snake, 의료영상

이 성 기
1979년 서울대학교 전기공학과(학사). 1990년 Univ. of Utah, Dept. of Computer Science(박사). 1990년 10월 ~ 현재 경북대학교 컴퓨터과학과 부교수. 관심분야는 영상처리, 컴퓨터 비젼, 컴퓨터그래픽스, 시각정보처리