

심장 자기공명영상에서 방사형 임계치 결정법을 통한 좌심실 분할 알고리즘

(Left Ventricle Segmentation Algorithm through Radial Threshold Determination on Cardiac MRI)

문창배[†] 이해연^{††} 김병만^{†††} 신윤식^{††}

(Chang Bae Moon) (Hae-Yeoun Lee) (Byeong Man Kim) (Yoon Sik Shin)

요약 의학기술이 발전하면서 결핵, 폐렴, 영양실조, A형간염 등의 질병에 의한 사망률은 감소하는 반면, 심장 질환으로 인한 사망률은 증가하는 추세이다. 심장병을 예방하기 위하여 정기적인 검사가 중요하고, 인체에 무해한 자기공명영상을 활용하여 심장의 혈류량과 심박구출률을 계산하여 심장의 기능을 분석할 필요가 있다. 본 논문에서는 기존의 노동집약적이고 시간적 비용이 큰 수동윤곽분할을 대체하기 위한 자동 좌심실 분할 알고리즘을 제안하였다. 방사형 임계치 결정법을 통하여 심실을 분할하고 혈류량 및 심박구출률을 계산하였으며, 특히 기존 방법들에서 문제가 되었던 기저 영상도 사용자 간섭률을 최소화하여 자동분할을 수행하였다. 제안 알고리즘의 검증을 위하여 36명의 심장 자기공명영상 데이터를 사용하여 전문가에 의한 수동윤곽분할 및 제너럴일렉트로닉스 MASS 소프트웨어와 정량적 비교를 수행하였다. 실험을 통해 제안한 방법이 표준으로 간주되는 수동윤곽분할과 정확도가 유사하며, MASS 소프트웨어보다 높은 정확도를 갖고 있음을 알 수 있었다.

키워드 : 자동좌심실분할, 방사형 임계치 결정법, 심장 자기공명영상

Abstract The advance in medical technology has decreased death rates from diseases such as tubercle, pneumonia, malnutrition, and hepatitis. However, death rates from cardiac diseases are still increasing. To prevent cardiac diseases and quantify cardiac function, magnetic resonance imaging not harmful to the body is used for calculating blood volumes and ejection fraction(EF) on routine clinics. In this paper, automatic left ventricle(LV) segmentation is presented to segment LV and calculate blood volume and EF, which can replace labor intensive and time consuming manual contouring. Radial threshold determination is designed to segment LV and blood volume and EF are calculated. Especially, basal slices which were difficult to segment in previous researches are segmented automatically almost without user intervention. On short axis cardiac MRI of 36 subjects, the presented algorithm is compared with manual contouring and General Electronic MASS software. The results show that the presented algorithm performs in similar to the manual contouring and outperforms the MASS software in accuracy.

Key words : Automatic Left Ventricle Segmentation, Radial Threshold Determination, Cardiac MRI

· 본 연구는 금오공과대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음

논문접수 : 2009년 3월 12일

† 학생회원 : 금오공과대학교 컴퓨터공학부

심사완료 : 2009년 8월 7일

moonyeses@naver.com

Copyright©2009 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작

†† 정회원 : 금오공과대학교 컴퓨터공학부 교수

물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다.

haeyeoun.lee@kumoh.ac.kr

이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처

ysshin@se.kumoh.ac.kr

를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든

††† 종신회원 : 금오공과대학교 컴퓨터공학부 교수

유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야

bmkim@kumoh.ac.kr

합니다.

정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용 제36권 제10호(2009.10)

1. 서 론

의학기술이 발전하면서 결핵, 폐렴, 영양실조, A형간염 등의 병적 질환으로 인한 사망률은 줄어드는 반면, 심장 질환으로 인한 사망률은 증가하는 추세이다. 1997년부터 2007년까지 심장병에 의한 사망자 수를 표 1에서 알 수 있고, 1997년 심장병에 의한 사망자수는 10,585인 반면 2007년 심장병에 의한 사망자 수는 17,581명으로 6,998명, 비율로는 약 70%가 증가하는 것을 확인할 수 있다.

심장 질환을 조기 진단하여 치료하거나 예방하기 위하여 심장 기능에 대한 정기적인 검사가 중요하다. 병원에서 심장 기능의 진단을 위해서는 자기공명촬영(MRI), 컴퓨터단층촬영(CT), X선촬영 등의 방법을 적용할 수 있다. 컴퓨터단층촬영이나 X선촬영은 환자에게 유해한 이온화 방사선을 노출을 시킬 수 있다는 단점을 가지고 있으나 자기공명촬영은 사람 신체에 무해한 자기장과 라디오 주파수를 사용하기 때문에 정기적인 심장진단에 적합하다.

정기적인 임상실습에서 심장기능을 분석하기 위해 혈류량과 심박구축률을 계산하는데, 이는 관측자(의사나 전문가)가 수작업으로 영상에서 좌심실의 윤곽을 분할함으로써 이루어진다. 그러나 수동윤곽분할은 처리시간과 비용이 높고, 조명적인 조건, 신체적인 상황 등의 차이로 인하여 동일 관측자의 분할 결과도 상이하다. 특히 관측자가 다른 경우 그 결과의 일관성에 문제가 있다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 자기공명영상에서 좌심실을 자동 분할하는 연구들이 계속되고 있지만, 자기공명영상의 잡음으로 인하여 성능 및 인식률에 대한 제약을 가지고 있다. 이에 대해서는 2절에서 자세히 설명하도록 하겠다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 단축 자기공명영상에서 좌심실을 자동 분할하는 알고리즘을 제안한다. 실용적 알고리즘을 위하여 많은 처리시간이 소요되는 동적윤곽모델이나 페렐셋 알고리즘이 아닌 방사형 임계치 결정법을 적용하여 심실을 분할하고, 혈류량 및 심박구축률을 계산한다. 특히 기존 방법들에서 문제가 되었던 기저 영상에서의 사용자 간섭에 의한 분할을 자동화하여 간섭률을 최소화한다. 또한 36명의 자기공명영상 셋을 이용하여 제안한 방법을 전문가가 수행한 수동윤곽분할 및 제너럴일렉트로닉스 MASS 소프트웨어와 비교 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2절에서는 자기공명영상에서 좌심실 자동분할방법들에 대한 관련 연구를 정리하고, 제3절에서는 방사형 임계치 결정법에 의한 좌심실 분할 알고리즘을 제안한다. 제4절에서는 수동윤곽분할 및 MASS 소프트웨어와의 비교 검증 결과를 제시하고 제5절에서 본 논문을 결론짓도록 한다.

2. 관련연구

심장을 촬영한 자기공명영상을 이용하여 혈류량 및 심박구축률 계산을 위해 다양한 좌심실 분할 기술들이 미국과 유럽을 중심으로 연구되어 왔다. 이들 방법은 전형적인 영상분할 기술을 이용한 방법, 그래프 기반 분할 방법, 동적 윤곽 모델을 사용한 방법, 페렐셋 기반 알고리즘으로 분류할 수 있다[1,2].

전형적인 영상분할 기술을 사용한 방법[3-7]에서는 임계치 계산, 영역 확장, 영상 분류 기법들을 사용한다. 또한 사용자의 상호작용을 최소화하기 위하여 여러 기법들을 통합한 하이브리드 방법들도 연구되고 있다. 이들 기술은 수행 속도가 빠르고, 중간 심실을 촬영한 영상에 대해서는 잘 동작하지만 심실과 심근의 경계가 모호한 심장의 기저 또는 정점 영상에 대해 성능이 저하되어 사용자 간섭을 필요로 한다. 또한 일부 알고리즘은 복잡한 심장 구조를 처리하는데 문제가 있다. Codella et al. 알고리즘도 정확도에서 우수한 결과를 나타냈으나, 심장의 기저 영상에서는 사용자 간섭이 필수적으로 요구된다[7].

그래프 기반 분할 알고리즘[2,8,9]에서는 심장의 원형성을 이용하여 극좌표 영상을 생성한 후에 각 피셀을 그래프의 노드로 간주하여 그래프를 생성하고, 각 노드에 대한 비용을 계산한 후에 동적 탐색 등의 그래프 탐색 기술을 적용하여 최소 비용 경로를 검출함으로써 심실을 분할한다. 그러나 이들 방법은 심실 내에 존재하는 유두형 또는 섬유지주 근육의 복잡한 구조를 처리하기 어렵다. Lee et al.의 알고리즘도 그래프 기반 분할 알고리즘에 기반하고 있지만, 복잡한 심장 구조를 처리하기 위하여 영역 확장 알고리즘과 병행 수행하였다[2].

동적 윤곽 모델에 기반한 심실 분할 방법[1,10-12]들은 내부와 외부에너지를 최소화 하는 반복적인 과정을 통해서 분할을 수행한다. 내부에너지에는 강성과 탄성 등을 사용하여 모델링하고, 외부에너지는 밝기값 변화율을 사용하여 모델링한다. 그러나 동적 윤곽 모델은 대상물 윤곽에 근접한 초기화가 이루어졌을 때 올바로 수행되

표 1 연도별 심장병에 의한 사망자 수 (단위: 명) (통계청 발췌)

년	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007
사망자수	10,583	11,599	12,426	13,347	12,568	14,235	13,827	14,506	15,695	16,806	17,581

며, 계산량이 많고, 대비가 낮은 영상에서 성능 저하가 발생한다. 대상물의 형상에 대한 지식을 도입한 동적 형상 모델을 사용한 분할 기술[13,14]들도 사용되고 있다. 훈련 데이터를 사용하여 모델에 대상물의 형상 파라미터를 훈련시킨 후에, 새로운 데이터가 입력될 경우 훈련된 모델과의 차이를 최소화하여 윤곽을 검출한다. 그러나 복잡한 구조를 갖는 심장의 다양한 특성을 반영한 모델을 수립하는데 어려움이 있고, 심장 형태의 특이성을 고려하지 못하는 결과를 얻을 수 있으며, 반복적인 연산은 높은 계산량을 필요로 한다. 동적 윤곽 모델을 활용한 Lee et al.의 알고리즘도 복잡한 심실 분할을 위해서는 영역 확장 기반 알고리즘을 적용하였다[1].

레벨셋 기반 분할 방법[15-17]은 잡음이 많은 영상에서 물체를 분할하는데 효율적이어서, 최근에 연구가 진행되고 있다. 레벨셋 분할 기술은 반복적 과정을 통해 처리가 되지만, 반복적 계산의 종료 조건 결정이 어렵고, 분할 대상물과 인접한 초기화를 필요로 한다. 또한 높은 계산 비용이나 국소 수렴 등의 문제점을 갖고 있다. 동적 형상 모델과 같이 대상물에 대한 모델을 수립하여 활용하기도 하지만, 모델에 대한 의존성으로 인해 심장 형태의 특이성을 고려하지 못하는 결과를 얻게 될 수 있다[15].

이와 같이 최근 저명한 학술지에 게재된 심장 분할과 관련된 연구 동향을 분석한 결과에 따르면, 수행속도, 자동화 또는 사용자간섭률, 임상실습에 있어서 정확성 등의 문제들과 유두형 또는 섬유지주 근육 등에 의한 복잡한 심장 구조를 효과적으로 처리하지 못하는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점 중 사용자 간섭률과 정확성에 초점을 맞추었다.

3. 방사형 임계치 결정법에 의한 자동 좌심실 분할 알고리즘

본 절에서는 심장 자기공명영상에 대하여 방사선 임계치 결정법에 의하여 이진화를 수행하여 좌심실을 자동 분할하기 위한 알고리즘에 대해 설명한다. 제안하는 알고리즘의 전체적인 흐름은 그림 1과 같다.

제시한 알고리즘은 총 4단계의 과정으로 구성되어 있다. (1단계) 먼저 자기공명영상이 입력되면 잡음 영향을 제거하기 위한 전처리 및 자동초기점을 검출하고, (2단계) 방사형 임계치 결정법을 적용하여 최적의 임계치를 결정하고 이진화를 수행하여 좌심실을 분할한다. (3단계) 좌심실이 타조직과 연결되어 심장벽이 존재하지 않거나 분할 오류로 판단되는 경우 심장의 원형성을 이용하여 자동 분리하고, (4단계) 최종적으로 좌심실을 영역을 결정하고, 혈류량을 계산한다. 각 과정에 대하여 다음 절에 구체적으로 설명하도록 하겠다.

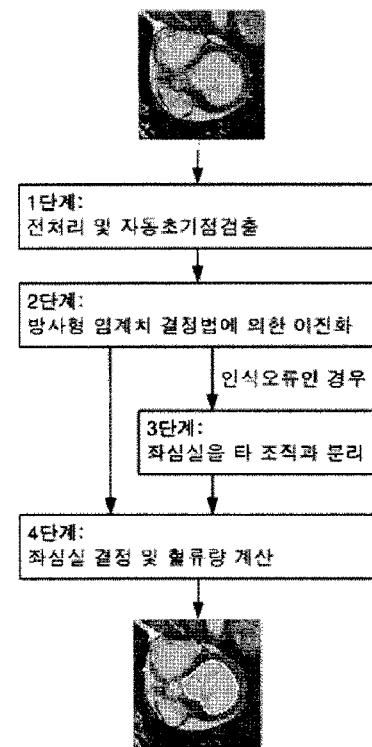


그림 1 자동 좌심실 분할 알고리즘의 흐름도

3.1 1단계: 전처리 및 자동초기점검출

자기공명영상은 CT 영상과는 다르게 촬영된 영상에 잡음이 많이 존재한다. 관측자에게는 잡음에 의한 영향이 미미하더라도, 컴퓨터 알고리즘을 적용할 경우 영향을 크게 미친다. 따라서 잡음에 의한 영향을 최소화하기 위하여 입력된 영상을 미디언 필터를 통하여 전처리를 수행하였다. 그 후에 사용자가 심실 내부에 위치한 임의의 정점(tP)을 지정하였다. 사용자 입력없이 Lee et al.[1]과 같이 이완기와 수축기에 해당하는 영상의 잔차를 구하고, 원형 Hough 변환을 적용하여 검출된 원의 중심점을 정점으로 사용할 수도 있으나, 실험 환경의 제약 및 처리과정의 단순화를 위하여 정점을 지정하는 방법을 사용하였다. 이렇게 하여도 전체적인 알고리즘의 성능에는 영향을 미치지 않는다.

좌심실 내에서 밝기값이 가장 큰 자동초기점(mP)을 검출하기 위해 지정된 정점(tP)에서 8방향(N, S, E, W, NW, NE, SE, SW)으로 인접한 점들과 반복적으로 밝기값 비교를 하면서 가장 큰 위치로 이동한다. 반복적인 이동 과정에서 위치가 변동이 없는 경우, 그 값을 좌심실 내에서 밝기값이 가장 큰 초기점으로 간주한다.

그림 2는 1단계 과정을 수행한 결과들이다. 사용자가 입력한 임의의 정점(tP)는 십자(+)로 표시하였고, 밝기값이 가장 큰 자동초기점(mP)는 사각점으로 표시하였다. 검출된 자동초기점은 좌심실 내에서 최대의 밝기값을 갖고 있음을 확인할 수 있다.

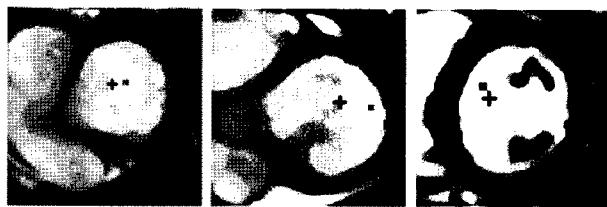


그림 2 사용자 입력 정점(tP)과 밝기값이 가장 큰 자동 초기점(mP)

3.2 2단계: 방사형 임계치 결정법에 의한 이진화

1단계에서 검출된 자동초기점(mP)의 밝기값을 MAX_{value} 라고 하고, 자동초기점에서 시작하여 그림 3(a)와 같이 16방향 방사형으로 밝기값 비교를 수행하며 임계점을 검색한다. 해당 방향에 존재하는 픽셀의 밝기값이 $MAX_{value}/2.0$ 보다 작은 경우 임계점으로 간주하고 탐색을 중지한다. 이렇게 16방향으로 탐색하여 검출한 16개의 임계점은 그림 3(b)와 같다.

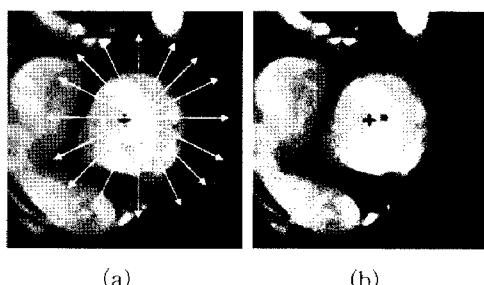


그림 3 16방향 방사형 검색 및 검출된 임계점들

16개의 검출된 임계점의 밝기값 $Tv_{(1)}, Tv_{(2)}, \dots, Tv_{(16)}$ 외에 자기공명영상 촬영조건의 다양성에 의해 발생하는 심장내부 밝기값의 변화를 처리하기 위해 추가적으로 다음과 같은 2개의 임계치 밝기값 $Tv_{(17)}, Tv_{(18)}$ 을 사용한다. 즉 16개 방향에서 검출한 임계점의 밝기값 중에서 가장 큰 값에 대해 1.1배와 1.2배되는 값을 추가로 사용한다.

$$Tv_{(17)} = MAX[Tv_{(1)}, Tv_{(2)}, \dots, Tv_{(16)}] \times 1.1 \quad (1)$$

$$Tv_{(18)} = MAX[Tv_{(1)}, Tv_{(2)}, \dots, Tv_{(16)}] \times 1.2$$

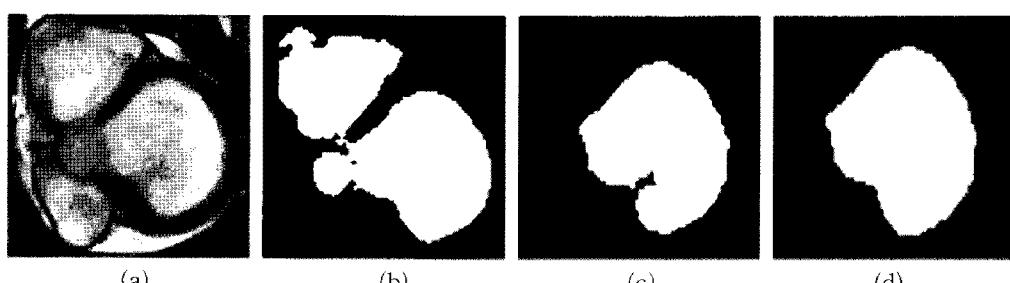


그림 4 16 임계치 중 최대값 및 추가 임계치를 이용하여 분할한 이진영상

그림 4(b)에는 기저영상에 대해 16개 임계치 중 가장 큰 값에 의한 분할 결과를 나타내었다. 이를 3단계 과정에 이용하여 심근과 심방을 분리할 경우 부정확한 결과를 획득하게 된다. 그러나, 식 (1)을 통하여 높은 임계치 값($Tv_{(17)}, Tv_{(18)}$)을 이용하여 분할하는 경우 그림 4(c) 및 그림 4(d)와 같이 실제 좌심방에 근접하는 영상을 획득할 수 있다.

획득한 총 18개의 임계치를 사용하여 주어진 영상을 이진화를 수행하면 그림 5와 같이 18개의 이진화 영상을 취득할 수 있다. 임계치를 가지고 이진화를 수행할 경우 좌심실 외에도 다양한 영역이 검출되는데 이 중에서 자동초기점(mP)를 포함한 영역만을 레이블링 기법을 도입하여 검출한다.

임계치 $Tv_{(1)}, Tv_{(2)}, \dots, Tv_{(18)}$ 을 사용하여 검출된 18개의 이진화 영상을 보면 찾고자 하는 좌심실에 해당하는 영상이 포함되어 있음을 알 수 있다. 그러나 해당 영상이 고정적인 임계치 값에서 발견되지는 않는다. 따라서 18개의 영상 중에서 16방향 방사형 탐색을 통하여 검출했던 임계점을 이용하여 대략적인 좌심실의 크기를 추정하고, 이를 기준으로 18개의 이진화 영상에서 검출된 결과의 크기와 비교하여 유사도가 높은 영상을 최적의 좌심실 영상으로 선정한다.

대략적인 좌심실 크기는 16개 임계점의 좌표값을 활용하여 타원의 크기를 추정하여 계산한다. 먼저 16개 임계점의 x 좌표를 중에서 가장 큰 값(hx)과 작은 값(lx), y 좌표를 중에서 가장 큰 값(hy)과 작은 값(ly)을 구하고, 식 (2)를 이용하여 타원의 크기를 계산한다. 여기서 $wr = |hx - lx|/2$ 과 $hr = |hy - ly|/2$ 는 각각 가로 반지름과 세로 반지름에 해당한다.

$$Cardiacsize = \pi(wr^2 + hr^2)/2 \quad (2)$$

18개의 이진화 영상에서 검출된 결과 픽셀들에 대해서도 x 좌표를 중에서 가장 큰 값(hx)과 작은 값(lx), y 좌표를 중에서 가장 큰 값(hy)과 작은 값(ly)을 구하고, 식 (2)를 이용하여 타원의 크기를 계산하여 추정된 심장의 크기($Cardiacsize$)와 비교를 수행한다.

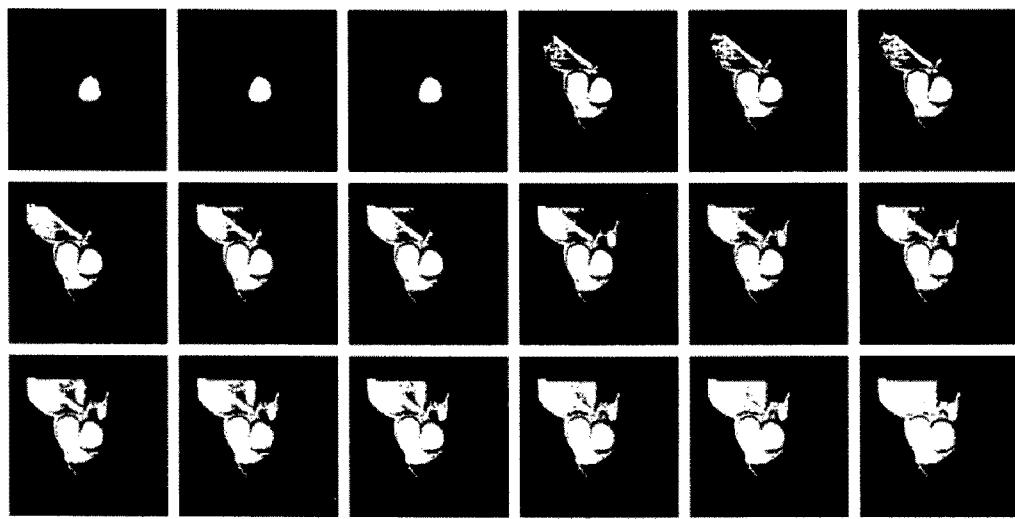


그림 5 18개 임계치와 레이블링 기법에 의해 검출된 이진화 영상

그림 6(a)는 16개 임계점에서 심장의 크기를 추정하는 방법을 도식화한 것이며 그림 6(b)는 이를 샘플 영역에 적용한 결과이다. 그리고 그림 6(c)는 이진화된 영상에서 타원의 크기를 추정하는 방법을 도식화한 것이며 그림 6(d)는 그림 6(b) 영상에 적용한 결과이다.

18장의 이진화 영상에서 계산한 타원 크기를 중에서 추정된 심장 크기(Cardiacsize)보다 작으면서 가장 유사한 값을 갖는 영상을 최적의 좌심실 영상으로 선택한다. 그러나 선택된 이진화 영상에서 계산한 크기가 추정된

심장 크기보다 2배 이상 큰 경우 영상에 대한 인식 에러로 간주하고, 3단계 타 조직과 좌심실 분리 과정을 통하여 영상을 회전시키고, 좌심실 높이를 추정하여 분할을 수행한다.

인식 에러가 발생하는 대표적인 이유는 자동초기점(mP)에서 16방향 방사형으로 임계점들을 검색할 시에, MAXvalue/2.0 밝기값을 기준으로 결정이 이루어졌는데 이 값이 부적합한 경우가 존재하기 때문이다. 그러나 실험을 통해서 임의로 2.0보다 높은값을 사용할 경우 검출된 이진화 영상들의 크기가 크게되고, 낮은값을 사용할 경우 검출되는 이진화 영상들의 사이즈가 작게되어 좋은 인식 결과를 얻기가 어렵다. 특히 심장의 기저 부분 영상에서 문제가 발생한다.

3.3 3단계: 타 조직과 좌심실의 분리

그림 7은 본 논문에서 제시한 알고리즘 흐름 중 2단계까지의 과정 영상이다. 좌측 상단의 이미지는 원본 영상, 우측 상단은 미디언 필터 적용 후 16 임계점에 관한 영상이며 하단의 영상들은 18개의 임계치를 사용한 이진화 영상들이다. 그림 7(a)에 나타난 예와 같이 심장의 기저 부분에 해당하는 영상의 경우 좌심실 영역이 타 조직과 연결되어 길게 표현되어 심근이 존재하지 않는다. 이와 같은 경우 GE MASS 소프트웨어는 올바른 분할을 수행할 수 없어서 관찰자에 의한 수동윤곽분할이 이루어진다. Lee et al.[1] 및 Codella et al.[7]에서도 관찰자의 간섭을 필요로 한다. 그러나 본 논문에서는 18 임계치 밝기값 중에서 가장 큰 임계치 값을 선택하여 이진화를 수행하고, 회전변환을 수행한 후에, 좌심실의 높이를 추정하여, 그 값을 이용하여 좌심실을 타 조직과 자동 분할한다. 그림 7(b)와 같이 좌심실의 크기가 작은 경우 분할 오류가 발생할 수도 있는데, 이와 같은 과정을 통하여 해결할 수 있다.

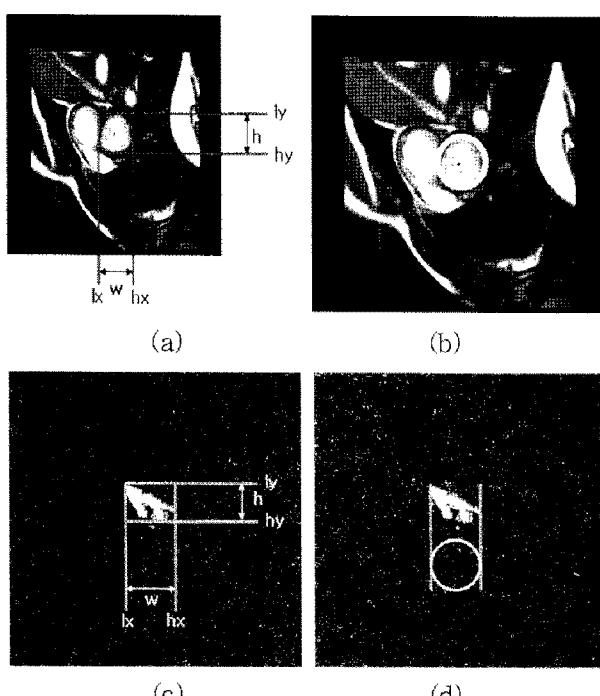


그림 6 (a) 16 방향 임계점에서 심장크기추정 방법, (b) 추정된 심장크기, (c) 이진화 영상에서 크기추정 방법, 및 (d) 이진화 영상에서 추정한 크기

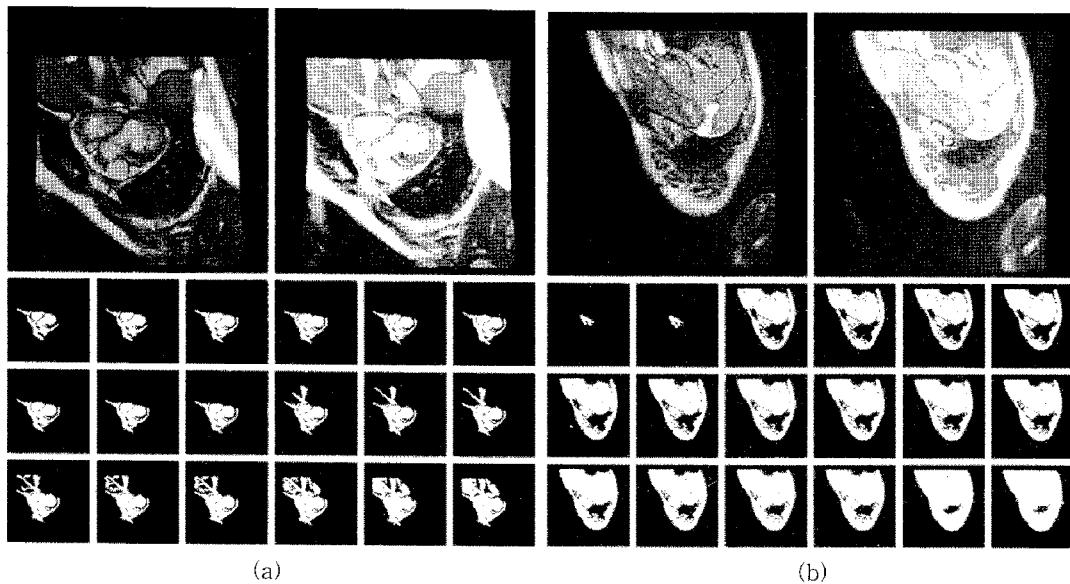


그림 7 분할 오류가 발생하는 영상 예: 원본영상, 18개 임계점에 의한 이진화 영상들

회전 변환을 위하여 1단계에서 사용자가 입력했던 픽셀(tP)를 중심으로 다시 16방향 검색을 하였고, 그림 8과 같이 검색되어진 좌표를 이용하여 16방향 중에 방향성이 대칭인 두 임계점을 이용하여 8개 길이를 계산하였다. 계산된 8 개 값들 중에 가장 긴 것(그림 8(a)의 경우 8번, 그림 8(b)의 경우 4번)을 선택하여 좌심실이 타 조직과 연결되어진 방향으로 설정하였다. 좌심실이 타 조직과 연결된 경우를 보면 대상자가 똑바로 누워서 촬영하는 경우 좌심실을 기준으로 좌측에 존재한다. 만일 대상자가 옆으로 눕거나 하는 경우는 연결된 위치가 변경될 수 있지만, 이 경우는 알고리즘 수행 전에 확인이 가능하므로 보정을 해주면 된다. 좌심실이 타 조직과 연결되어진 방향을 계산한 경우 해당 방향이 x 축과 일치하도록 그림 9(b)와 같이 회전을 수행한다.

회전된 이진화 영상에서 사용자가 입력했던 픽셀(tP)를 기준으로 좌심실의 높이를 계산하기 위하여 높이의 1/4만큼 x 좌표값을 감소시킨 지점(그림 9(c))의 흰색 영역의 좌측)에서 좌심방의 우측까지 x 좌표값을 증가

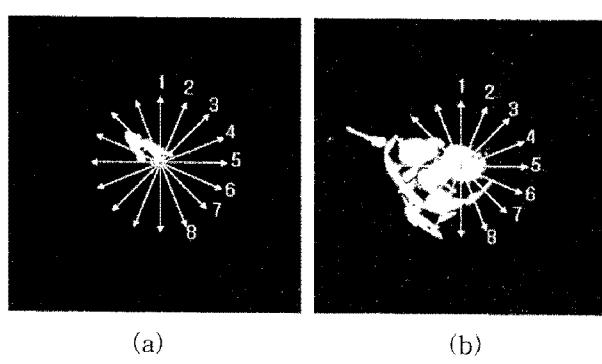


그림 8 16방향 방사형 검색의 예

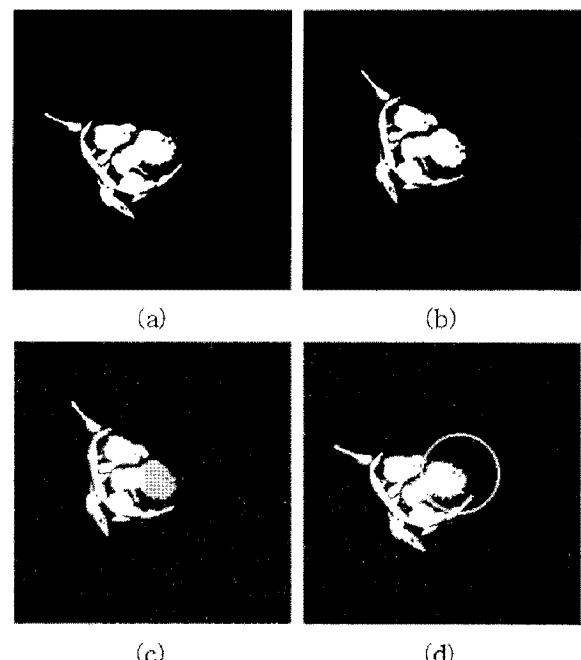


그림 9 (a) 회전 전의 영상, (b) 45도 회전변환후의 영상, (c) 좌심실의 높이 계산, 및 (d) 분리된 좌심실과 타 조직(원의 내부가 검출된 좌심실에 해당함)

시키며 높이를 계산하여 가장 큰 값을 좌심실을 타 조직으로부터 분리하기 위한 값으로 정한다. 이렇게 계산한 값을 좌심실과 타 조직으로부터 분리하기 위한 반지름으로 가정하여, 좌심실의 최우측 지점을 원의 중심으로 하여 원을 생성하여 (그림 9(d))와 같이 좌심실과 타 조직과 분리한다.

3.4 4단계: 좌심실 결정 및 혈류량 계산

좌심실과 타 조직과 연결되지 않은 경우 2단계에서

분할된 좌심실을 취득할 수 있고, 그림 11의 영상과 같이 연결된 경우 3단계를 통해서 자동으로 좌심실과 타조직을 분할하여 좌심실을 검출한다. 그림 10에는 2단계를 통해 좌심실이 검출된 예를 도시화하였고, 그림 11에는 3단계를 통하여 좌심실이 검출된 예를 도시하였다. 실제 분할된 좌심실의 영역을 화면에 표시하기 위하여 영역의 경계선을 원본 영상에 중첩하여 백색으로 도시화 하였다.

혈류량(Blood volume)은 제안한 알고리즘을 통하여 분할한 좌심실 영역에 해당하는 픽셀수를 합산하여, 각 영상의 헤더에 존재하는 픽셀당 부피의 가중치를 곱하여 계산한다. 픽셀당 부피의 경우 촬영시에 촬영간격(두께)를 지정하므로, 자기공명영상 셋마다 다른 값을 가지고 있다.

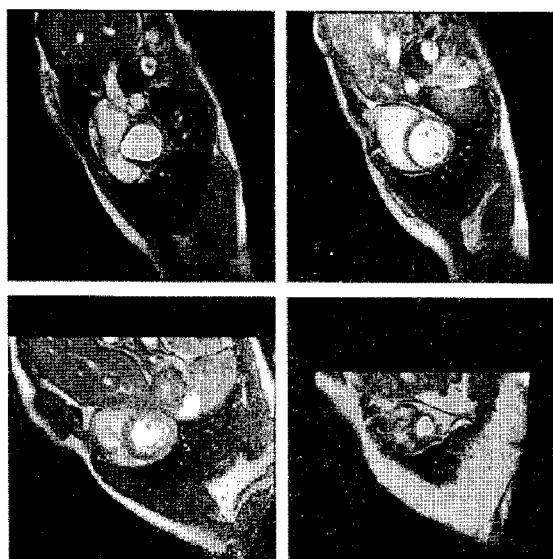


그림 10 2단계에 의해서 자동 검출된 좌심실 예

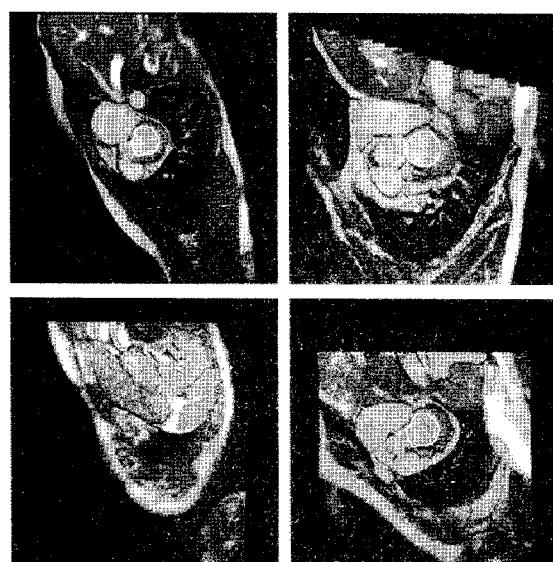


그림 11 3단계에 의해서 자동 분할 및 검출된 좌심실 예

4. 실험 결과

제너럴일렉트로닉스 Sigma 1.5T 스캐너를 사용하여 총 36명의 대상자에 대하여 SSFP 스캔한 데이터를 실험 데이터로 사용하였다. 대상자의 연령범위는 14세에서 77세까지의 분포를 가지고 있었고, 평균 나이는 48세이다. 촬영파라미터는 TR 3.3~4.5ms, TE 1.1~2.0ms, flip angle 55~60, 영상크기 256×256, receiver bandwidth 125kHz, FOV 290~400×240~360, slice thickness 6~8 mm, 및 slice gap 2~4mm이다. 각 대상자의 좌심실은 20~28 심장 위상에 대해 6~10장으로 촬영된 것이다. 알고리즘 개발과 실험을 목적으로 각 대상자마다 이완기와 수축기에 해당하는 영상을 선정하여 총 590장의 영상을 획득하였고, 이중 107개의 영상을 사용하여 알고리즘을 개발하였으며, 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 483장을 추가하여 총 590장의 영상을 이용하여 실험을 실시하였다.

제안한 알고리즘의 성능을 정량적으로 검증하기 위하여 표준(Gold standard)으로 간주되는 관측자의 수동윤곽분할 데이터, 제너럴일렉트로닉스 MASS 6.0 상용소프트웨어 및 Lee et al.[2]과 비교 검증을 수행하였다. 수동윤곽검출은 CMR 8년차 및 3년차 전문가에 의해 수행되었고, 유두형 및 섬유지주 근육 등은 포함하지 않도록 분할하였다. 또한 MASS 소프트웨어와 사용자 간섭률도 비교하였다.

4.1 혈류량, 심박구출률 및 사용자간섭률 비교 분석

대상자의 이완기와 수축기에 대하여 혈류량(D_{blood} , S_{blood})을 각각 측정하고, 이를 통하여 심박구출률(Ejection fraction = $(D_{blood} - S_{blood})/D_{blood} \times 100$)을 계산하여 표 2에 정리하였다. 제안한 알고리즘, MASS 소프트웨어 및 Lee et al.[2]를 수동윤곽분할 데이터와 비교한 결과는 그림 12에서 도시하였다.

제안한 알고리즘의 경우 이완기 혈류량, 수축기 혈류량, 심박구출률의 평균 절대오차는 각각 6.00mL, 5.87mL, 3.13%였고, 오차 범위도 각각 0.39~30.01mL, 0.33~17.09mL, 0.35~8.69%로 나타났다. MASS 소프트웨어의 경우 이완기 혈류량, 수축기 혈류량, 심박구출률의 평균 절대오차는 각각 19.55mL, 10.31mL, 3.23%였고, 오차 범위도 각각 9.18~37.26mL, 0.87~34.65mL, 0.11~7.36%로 나타났다. Lee et al.의 경우 평균 절대오차는 각각 4.95mL, 4.07mL, 2.42%이고 오차 범위도 각각 0.17~12.46mL, 0.13~13.83mL, 0.14~6.08%로 나타났다. MASS 소프트웨어의 결과 중에 가장 큰 오차는 Case 31번의 이완기 혈류량 37.26mL, Lee et al.의 경우 Case 35의 이완기 혈류량 13.85mL이고, 제안한 알고리즘의 결과 중에 가장 큰 오차는 Case 36번의 이

표 2 수동윤곽분할, 제안 알고리즘, MASS 소프트웨어 및 Lee et al.[2]의 혈류량 및 심박구출률

(단위: 혈류량 mL, 심박구출률 %)

Case	수동윤곽분할			제안 알고리즘			MASS 소프트웨어			Lee et al.[2]		
	이완기 혈류량	수축기 혈류량	심박 구축률	이완기 혈류량	수축기 혈류량	심박 구축률	이완기 혈류량	수축기 혈류량	심박 구축률	이완기 혈류량	수축기 혈류량	심박 구축률
1	146.5	65.2	55.5	148.9	68.2	54.1	173.4	83.1	52.0	147.2	67.2	54.3
2	116.3	42.5	63.5	111.7	37.9	66.0	125.4	50.5	59.7	110.0	45.6	58.5
3	190.4	76.4	59.9	194.1	85.2	56.1	218.3	102.2	53.1	202.3	86.4	57.3
4	215.2	93.2	56.7	214.8	105.6	50.8	241.9	119.7	50.4	218.9	96.4	55.9
5	93.3	31.8	65.9	97.2	33.5	65.5	106.1	38.8	63.3	95.8	35.9	62.5
6	162.8	97.6	40.0	158.9	91.1	42.6	178.4	108.8	39.0	157.7	97.4	38.2
7~29	~											
30	127.2	49.4	61.2	127.9	55.4	56.6	147.4	62.0	57.9	127.7	56.4	55.8
31	277.4	215.7	22.2	289.5	229.5	20.7	314.6	250.3	20.4	279.1	222.8	20.1
32	130.3	54.3	58.3	128.4	55.5	56.7	151.6	72.6	52.1	133.7	56.6	57.6
33	231.4	170.5	26.3	213.1	153.4	28.0	250.6	185.2	26.0	231.0	173.1	25.0
34	72.2	24.7	65.8	68.8	21.9	68.2	84.05	25.5	69.5	79.0	29.8	62.2
35	130.7	83.3	36.3	127.4	86.0	32.5	150.8	100.4	33.4	139.1	97.1	30.1
36	177.0	88.0	50.3	146.9	75.9	48.3	189.5	92.8	51.0	175.0	88.9	49.2

완기 혈류량 -30.01mL로 나타났다.

전체적으로 이완기와 수축기에 있어서 MASS 소프트웨어의 오차가 크게 나타났는데, 이는 MASS 소프트웨어가 유두형 및 섬유지주 근육을 고려하여 분할할 수 있는 기능이 없기 때문이다. 유두형 및 섬유지주 근육을 고려하면 오차는 줄어들 수 있지만, 제안한 방법보다 좋은 결과를 얻기는 어렵다. 이는 심박구출률에 있어서 제안한 알고리즘이 MASS 소프트웨어보다 수동윤곽분할 데이터와 더 유사하기 때문이다. Lee et al.의 방법의 경우 본 논문에서 제시한 방법보다 수치적으로 좋은 성능을 보이고 있지만 좌심실과 심근의 경계가 불분명한 기저 영상의 경우 사용자의 간섭이 포함되어야 하므로 사용자 간섭률 즉 자동화 측면에서 성능의 저하가 있다.

제안한 알고리즘과 MASS 소프트웨어 모두 분할에 오차가 발생할 경우 실제 심장질환의 진단을 위하여 사용자의 간섭은 필수 불가결하다. 즉 분할이 잘못된 경우 사용자가 수동으로 분할을 수행해서 보정을 해주어야 한다. 사용자 간섭률에 대한 결과를 정리하면 표 3와 같다. 표에서 보는 바와 같이 MASS 소프트웨어의 사용자 간섭률이 높은 것을 알 수 있다. MASS 소프트웨어 외에도 Codella et al.[7] 및 Lee et al.[1] 등 기존 연구들도 좌심실과 타 조직 사이에 경계가 없는 기저 영상에 대해서는 대부분 사용자의 간섭이 이루어져야 한다. 하지만 제안한 알고리즘에서는 3단계 좌심실을 타 조직

과 분리과정을 통해서 사용자 간섭을 최소화하여 자동화 성능을 향상시켰다.

36명의 대상자에 대한 이완기 혈류량, 수축기 혈류량 및 심박구출률을 그림 12에 도시한다. 상기에 설명한 것과 같이 제안한 알고리즘이 MASS 소프트웨어보다 수동윤곽분할 데이터와 더 유사한 프로파일을 나타내고 있음을 확인할 수 있다. 그림 12를 보면 몇몇 Case에 있어서 MASS 소프트웨어의 성능이 더 좋은 것으로 나타났는데, 이는 MASS 소프트웨어의 분할 오차로 인하여 사용자의 간섭을 통한 수정 작업이 이루어졌기 때문에 오차가 더 줄어들었기 때문이다. 따라서 혈류량, 심박구출률 및 사용자 간섭률을 고려할 때 제안한 알고리즘이 MASS 소프트웨어보다 우수함을 알 수 있다.

4.2 수동윤곽분할 데이터 분석

본 논문의 실험에서는 관측자가 수동윤곽분할한 데이터를 표준으로 간주하여 실험을 수행한다. 그러나 수동윤곽분할 데이터를 분석해 본 결과 일부 Case의 경우 분할의 일관성이 떨어지는 데이터가 존재하는데 이는 조명시스템, 망막내 정보처리력, 시감도 및 순응 등의 관측자의 조건과 상태에 따른 변형성(intra-operator variation), 관측자의 경험에 따른 변형성(inter-operator variation)에 의하여 발생한 것으로 생각된다. 이러한 관측자의 변형성에 기인한 분할 오차는 그림 13을 보면 확인할 수 있다.

표 3 사용자 간섭률 분석

	제안 알고리즘	MASS 소프트웨어	Lee et al.[1] 알고리즘
기저 영상	72영상 중에 0영상 (0%)	72영상 중에 31영상 (43.1%)	72영상 중에 31영상 (43.1%)
기타 영상	518영상 중에 0영상 (0%)	518영상 중에 63영상 (12.1%)	518영상 중에 0영상 (0%)

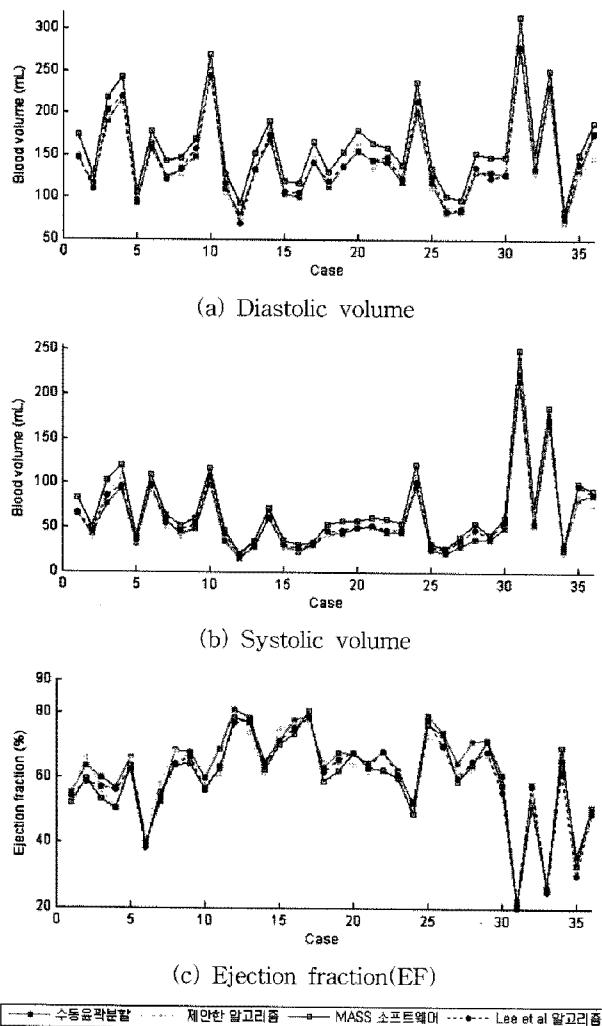


그림 12 (a) 이완기 혈류량 비교, (b) 수축기 혈류량 비교 및 (c) 심박구출률 비교

실험에 사용한 수동윤곽분할 결과 중에 그림 13의 영상들과 같이 경계가 명확하지 않은 이미지들이 존재하는데 이들 대부분은 그림 13(a)~그림 13(c)와 같이 분할되어 있지만 몇 개의 영상들은 그림 13(d)~그림 13(f)와 같이 분할되었다. 그로인해, 본 논문에서 제안한 알고리즘의 오차가 커졌다. 즉, 관측자의 변형에 의해 오차가 커졌다. 그림 13(a)와 그림 13(d) 영상을 보면 좌심실과 타조직과의 경계가 확연히 다르고, 그림 13(b)와 그림 13(c)의 경우 유두형 근육을 자세히 분리하였지만 그림 13(e)와 그림 13(f) 유두형 근육 등을 자세히 분리하지 않았음을 알 수 있다. 그림 13(b), 그림 13(c), 그림 13(e), 그림 13(f) 4개의 영상 모두 경계선 부분이 복잡하여 일관성 있게 수동윤곽분할을 통하여 분할하기가 쉽지 않은 영상이다. 특히 수동윤곽분할을 통하여 상세한 분할을 수행할 경우 많은 시간적인 비용도 소요되고, 관측자 변형성에 의하여 분할 결과의 차이도 펼연적으로 존재하게 된다. 따라서 이와 같은 관측자의 변형성

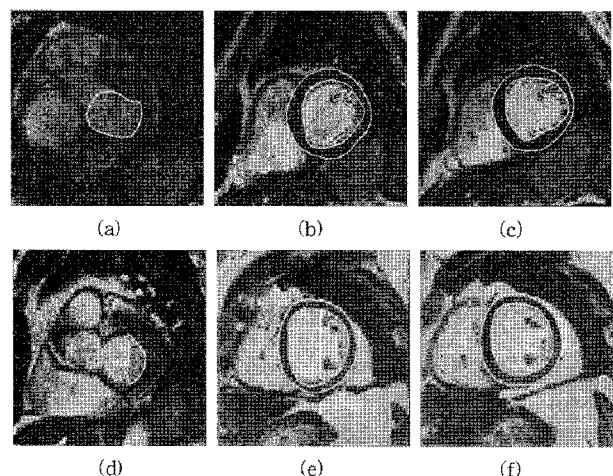


그림 13 수동윤곽분할에 의한 좌심실 분할 결과 예

등에 의한 분할 오차를 고려하면 제안한 알고리즘의 오차는 더 줄어들 수 있다.

5. 결 론

현대사회는 의료기술의 발달로 질병에 의한 사망률은 감소했지만, 상대적으로 심장질환으로 인한 사망률은 높아지고 있다. 사람들의 심장질환에 대한 인식은 미비하지만, 예방을 위한 사전적인 조치는 심장으로 인한 사망률을 감소시키는데 중요하다. 심장질환의 진단을 위하여 정기적인 임상실습에서는 심장 자기공명영상을 촬영하여 관측자가 수동윤곽분할을 통하여 혈류량과 심박구출률을 계산하여 심장 기능을 분석한다. 그러나 이는 노동집약적이고, 많은 시간적, 인력적 비용을 소모하며, 관측자에 따른 변형성 등에 의한 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 단축 자기공명영상에 대하여 방사형 임계치 결정법을 이용하여 자동 좌심실을 분할하고, 혈류량 및 심박구출률을 계산하는 알고리즘을 제안하였다. 특히 기존의 연구들에서 문제가 되었던 기저 영상에서의 사용자 간섭률을 최소화하여 자동화 가능성을 높였다. 실제 36명의 대상자에 대해서 동의하에 심장 자기공명영상을 촬영하고, 이를 사용하여 표준으로 간주되는 관측자에 의한 수동윤곽분할, 제안한 알고리즘에 의한 분할, 제너럴릴렉트로닉스 MASS 6.0 소프트웨어에 의한 분할을 수행하였고, 혈류량 및 심박구출률을 계산하여 비교 분석하였다. 또한 사용자 간섭률도 정량적으로 분석하였다. 결과에 따르면 제안한 알고리즘은 수동윤곽분할과 유사한 정확도를 나타냈으며 MASS 소프트웨어보다 높은 정확도를 보였다. 또한 기저영상에서 사용자 간섭률도 낮았다.

제안한 알고리즘에서는 좌심실의 내벽을 분할하여 혈류량과 심박구출률만을 계산하고 있다. 그러나 임상실습

에서는 좌심실의 외벽과 내벽에 존재하는 심근에 대한 질량(Myocardial mass)도 심장 기능 및 질환을 분석하는데 활용되고 있다. 따라서 추후 연구로는 심근질량을 계산하는 알고리즘에 대한 연구를 진행할 필요가 있다.

참 고 문 헌

- [1] H.-Y. Lee, N. Codella, M. Cham, J. Weinsaft, and Y. Wang, "Automatic Left Ventricle Segmentation using Iterative Thresholding and Active Contour Model with Adaptation on Short-Axis Cardiac MRI," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2009. (in press)
- [2] H.-Y. Lee, N. Codella, M. Cham, M. Prince, J. Weinsaft, and Y. Wang, "Left ventricle segmentation using Graph searching on Intensity and Gradient and A priori knowledge (lvGIGA) for short axis cardiac MRI," *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, vol.28, 2008, pp.1393-1401.
- [3] J.S. Suri, "Computer vision pattern recognition and image processing in left ventricle segmentation: the last 50 years," *Pattern Analysis and Applications*, vol.3, 2000, pp.209-242.
- [4] A.S. Pednekar, R. Muthupillai, V.V. Lenge, I.A. Kakadiaris, and S.D. Flamm, "Automatic identification of the left ventricle in cardiac cine-MR images: dual-contrast cluster analysis and scout-geometry approaches," *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, vol.23(5), 2006, pp.641-651.
- [5] M. Lynch, O. Ghita, and P.F. Whelan, "Left-ventricle myocardium segmentation using a coupled level-set with a priori knowledge," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol.30, 2006, pp. 255-262.
- [6] Z. Zhou, J. You, P.A. Heng, and D. Xia, "Cardiac MR image segmentation and left ventricle surface reconstruction based on level set method," *Studies in health technology and informatics*, vol.111, 2005, pp.629-632.
- [7] N.C. Codella, J.W. Weinsaft, M.D. Cham, M. Janick, M. Prince, and Y. Wang, "Left Ventricle: Automated Segmentation by Using Myocardial Effusion Threshold Reduction and Intravoxel Computation at MR Imaging," *Radiology*, vol.248(3), 2008, pp.1004-1012.
- [8] R.J. van Geuns, T. Baks, E.H. Gronenschild, J.P. Aben, P.A. Wielopolski, F. Cademartiri, and P.J. de Feyter, "Automatic quantitative left ventricular analysis of cine MR images by using three-dimensional information for contour detection," *Radiology*, vol.240(1), 2006, pp.215-221.
- [9] A. Pednekar, U. Kurkure, R. Muthupillai, S. Flamm, and I.A. Kakadiaris, "Automated Left Ventricle Segmentation in Cardiac MRI," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol.53(7), 2006, pp.1425-1428.
- [10] M.F. Santarelli, V. Positano, C. Michelassi, M. Lombardi, and L. Landini, "Automated cardiac MR image segmentation: theory and measurement evaluation," *Medical Engineering & Physics*, vol.25(2), 2003, pp.149-159.
- [11] M.R. Kaus, J. von Berg, J. Weese, W. Niessen, and V. Pekar, "Automated segmentation of the left ventricle in cardiac MRI," *Medical Image Analysis*, vol.8(3), 2004, pp.245-254.
- [12] M.-P. Jolly, "Automatic Segmentation of the Left Ventricle in Cardiac MR and CT Images," *International Journal of Computer Vision*, vol.70(2), 2006, pp.151-163.
- [13] R.J. van der Geest, B.P. Lelieveldt, E. Angelie, M. Danilouchkine, C. Swingen, M. Sonka, and J.H. Reiber, "Evaluation of a new method for automated detection of left ventricular boundaries in time series of magnetic resonance images using an Active Appearance Motion Model," *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, vol.6(3), 2004, pp.609-617.
- [14] Q. Chen, Z.M. Zhou, M. Tang, P.A. Heng, and D.S. Xia, "Shape Statistics Variational Approach for the Outer Contour Segmentation of Left Ventricle MR Images," *IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine*, vol.10(3), 2006, pp. 588-597.
- [15] N. Paragios, "A level set approach for shape-driven segmentation and tracking of the left ventricle," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol.22(6), 2003, pp.773-776.
- [16] C. Corsi, C. Lamberti, R. Battani, A. Maggioni, G. Discenza, P. MacEneaney, V. Mor-Avi, R.M. Lang and E.G. Caiani, "Computerized quantification of left ventricular volumes on cardiac magnetic resonance images by level set method," *Computer Assisted Radiology and Surgery*, vol.1268, 2004, pp.1114-1119.
- [17] M. Lynch, O. Ghita, and P.F. Whelan, "Automatic segmentation of the left ventricle cavity and myocardium in MRI data," *Computers in Biology and Medicine*, vol.36(4), 2006, pp.389-407.

문 창 배



2007년 금오공과대학교 컴퓨터공학부 소프트웨어공학과(학사). 2007년~현재 금오공과대학교 컴퓨터공학부 소프트웨어공학과 석사과정. 관심분야는 패턴인식, 영상처리



이 해 연

1997년 성균관대학교 정보공학과(학사)
1999년 한국과학기술원 전산학과(공학석사). 2006년 한국과학기술원 전자전산학
과 전산학전공(공학박사). 2001년~2006
년 (주)제트레이아 선임연구원. 2006년~
2007년 코넬대학교 박사후연구원. 2008

년~현재 국립금오공과대학교 컴퓨터공학부 교수. 관심분야
는 멀티미디어, 영상처리, 콘텐츠보안, 디지털워터마킹, 미디
어포렌식 등



김 병 만

1987년 서울대학교 컴퓨터공학과(학사)
1989년 한국과학기술원 전산학과(석사)
1992년 한국과학기술원 전산학과(박사)
1992년~현재 국립금오공과대학교 컴퓨
터공학부 교수. 1998년~1999년 미국 UC,
Irvine 대학 방문교수. 2005년~2006년

미국 콜로라도 주립대학 방문교수. 관심분야는 인공지능, 정
보검색, 정보보안



신 윤 식

1982년 경북대학교(학사). 1985년 한국과
학기술원 전산학과(석사). 1988년~현재
국립금오공과대학교 컴퓨터공학부 교수
관심분야는 소프트웨어공학