

# K-평균 클러스터링과 그래프 탐색을 통한 심장 자기공명영상의 좌심실 자동분할 알고리즘

조 현 우<sup>†</sup> · 이 해 연<sup>\*\*</sup>

## 요 약

심장 질환을 예방하기 위해서는 정기적인 검진을 통해 심장 기능을 분석하고 관찰하는 것이 중요하다. 정기적인 검진에서 심장 기능은 심장을 촬영한 후에 관측자가 이를 수작업을 통하여 처리하여 혈류량과 심박구출률 등을 분석함으로써 이루어지나, 시간도 오래 걸리며 관측자에 따른 변이성이 문제가 된다. 본 논문에서는 심장 단축 자기공명영상에서 좌심실 영역을 분할하는 자동화된 알고리즘을 제안한다. 코일 위치에 따른 왜곡을 보정하고, K-평균 클러스터링 기법을 이용하여 좌심실 내부를 분할한다. 영상의 왜곡 및 잡음에 의하여 발생하는 분할 오류는 그래프 탐색 기법을 적용하여 수정하였다. 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 38명의 지원자 그룹에 대하여 혈류량과 심박구출률을 계산하였고, 전문가에 의한 수동윤곽검출 결과와 GE MASS 소프트웨어와 비교하였다. 결과에 따르면 제안한 알고리즘의 수동윤곽검출과 혈류량의 차이는 평균적으로 이완기에 6.2mL±5.6 및 수축기에 2.9mL±3.0, 심박구출률의 차이는 2.1%±1.5로 높은 정확성을 보였다. 특히 제안한 알고리즘은 기존 알고리즘에서 발생하던 사용자 간섭률을 최소화하여 자동화 성능을 향상하였다.

키워드 : 심장분할, K-평균 클러스터링, 그래프 탐색, 자기공명영상

## Automatic Left Ventricle Segmentation Algorithm using K-mean Clustering and Graph Searching on Cardiac MRI

Hyun-Wu Jo<sup>†</sup> · Hae-Yeoun Lee<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

To prevent cardiac diseases, quantifying cardiac function is important in routine clinical practice by analyzing blood volume and ejection fraction. These works have been manually performed and hence it requires computational costs and varies depending on the operator. In this paper, an automatic left ventricle segmentation algorithm is presented to segment left ventricle on cardiac magnetic resonance images. After coil sensitivity of MRI images is compensated, a K-mean clustering scheme is applied to segment blood area. A graph searching scheme is employed to correct the segmentation error from coil distortions and noises. Using cardiac MRI images from 38 subjects, the presented algorithm is performed to calculate blood volume and ejection fraction and compared with those of manual contouring by experts and GE MASS software. Based on the results, the presented algorithm achieves the average accuracy of 6.2mL±5.6, 2.9mL±3.0 and 2.1%±1.5 in diastolic phase, systolic phase and ejection fraction, respectively. Moreover, the presented algorithm minimizes user intervention rates which was critical to automatize algorithms in previous researches.

Keywords : Cardiac Segmentation, K-mean clustering, Graph Searching, Magnetic Resonance Imaging

## 1. 서 론

의학과 과학 기술의 발달로 인해 질병과 사고에 의한 사망률은 줄어드는 추세이나, 심장 관련 질환에 의한 사망률

은 지속적으로 증가하는 추세를 보이고 있다. 통계청 발표에 따르면 심장 관련 질환에 의한 사망자 수는 2003년 16,892명에서 2008년 21,102명으로 5년 사이 20.1%가 증가하였다.

심장 질환을 예방하기 위해서는 지속적인 관리와 함께 정기적인 검진을 통해 심장 기능을 분석하고 관찰하는 것이 중요하다. 심장 기능의 분석은 이완기와 수축기 사이의 혈류량 및 심박구출률 계산을 통한 운동 능력 평가에 의해 이루어진다. 심장 기능 분석을 위한 이완기와 수축기 영상은 컴퓨터 단층촬영, 초음파 및 X선 등을 사용하여 촬영할 수

※ 본 연구는 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2010-0015522).

† 준 회 원 : 국립금오공과대학교 컴퓨터소프트웨어공학과 석사과정

\*\* 정 회 원 : 국립금오공과대학교 컴퓨터공학부 교수(교신저자)

논문접수: 2010년 10월 6일

수정일: 1차 2011년 11월 23일

심사완료: 2010년 12월 1일

있지만, 자기공명영상이 인체에 무해한 라디오 주파수와 자기장을 활용하기 때문에 임상 실습에서 많이 사용된다. 그러나 촬영된 영상을 이용한 심장 기능의 분석은 대부분 수작업으로 이루어지므로 시간이 많이 소요되고, 관측자에 따른 결과의 변이성이 문제가 된다. 따라서 컴퓨터 알고리즘을 통한 심장 기능 평가 자동화에 대한 연구가 지속적으로 이루어져왔다.

본 연구에서는 심장 단축 자기공명영상에서 좌심실 영역을 자동 분할하여 혈류량 및 심박구출률을 계산하는 알고리즘을 제안한다. 먼저, 코일 위치에 따른 왜곡을 보정하고, 영역 확장 기법을 통해 초기 좌심실 영역 정보를 취득한다. 취득된 정보를 이용하여 좌심실의 무게중심점을 결정하고, 이를 원점으로 극좌표 영상을 생성한 후에 K-평균 클러스터링 기법을 적용하여 심실 내부 영역을 분할하고, 그래프 탐색 기술을 적용하여 분할 오류를 수정하였다. 38명의 지원자를 촬영한 심장 영상에 대해 제안하는 자동 분할 알고리즘을 사용하여 혈류량과 심박구출률을 계산하였고, 수동 윤곽검출 및 General Electronics 사 MASS 소프트웨어와 정량적 비교 분석을 수행하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 기존 좌심실 분할 관련 연구에 대해 정리하고, 3장에서 K-평균 클러스터링 알고리즘과 그래프 탐색을 이용한 좌심실 자동 분할 알고리즘에 대해 제안한다. 4장에서는 실험 결과를 정리하고 수동윤곽검출 및 GE MASS 소프트웨어와 비교 분석한다. 마지막으로, 5장에서는 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

## 2. 관련 연구

컴퓨터를 이용해 자동으로 좌심실을 분할하는 방법으로는 전형적인 영상 분할 기술을 이용하는 방법, 그래프 기반 분할 방법, 동적 윤곽 모델을 이용한 방법, 레벨셋 기반 알고리즘 등이 있다[1].

전형적인 영상 분할 기술을 사용한 방법에는 영역 확장 기법, 임계치 결정에 의한 이진화, 영상 분류 기법 등을 사용한 방법이 있다[2-8]. 본 논문의 비교대상인 Lee[8]에서는 에지 분류와 영역확장 기법을 이용한 좌심실을 분할하는 알고리즘을 제시하였다. 먼저, 심장 자기공명영상에 대해 극좌표 변환을 통해 좌심실 경계를 선형화하고, 에지 검출 후에 심근 경계면으로 추정되는 에지를 분류한다. 이를 이용하여 심근 영역의 밝기값을 추정하고, 추정치를 영역 확장 알고리즘의 분할 조건으로 적용하여 좌심실을 분할한다. 전형적인 영상 분할 기술을 이용한 방법은 섬유 지주근육이나 유두형 근육 등을 판별하는데 유용하지만, 임계치를 결정하는데 직관과 경험에 의존하게 된다. 또한 심근과 심실 내부의 경계가 모호한 기저영상이나 정점 영상에서의 좌심실 분할 성능이 좋지 못하다.

그래프 기반 분할 알고리즘은 영상의 각 픽셀을 노드로 간주하여 그래프를 생성하고, 각 노드에 대한 방문 비용을

계산하여, 그래프 탐색 알고리즘을 통해 최소 비용 경로를 검출하는 것으로 분할을 수행한다[9-12]. 그래프 기반 분할 알고리즘은 전반적으로 좋은 성능을 보여주나, 심장 외부구조에 의한 간섭을 받기 쉽고 복잡한 섬유 지주 근육이나 유두형 근육을 반영하지 못하는 등의 문제점이 있다.

동적 윤곽 모델은 대상물의 외부력과 내부력의 에너지 최소화 과정을 통해 경계선을 검출하는 것으로 분할을 수행한다[13-17]. 내부력으로는 강성과 탄성 등을 이용하고, 외부력으로는 밝기값 변화율을 이용한다. Jo et al.[14]에서는 K-평균 클러스터링 알고리즘을 통해 잡음을 제거하고, GVF(Gradient Vector Field)를 외부력으로 이용하는 좌심실 경계면 추정 알고리즘을 제안하였다. 동적 윤곽 모델에서는 대비가 낮은 영상에서 문제가 발생하기 쉽고, 초기 윤곽선의 설정에 따라 알고리즘의 성능차이가 난다.

레벨셋 분할 기술을 이용한 알고리즘은 최근 연구되고 있으며 잡음이 많은 영상에서 물체를 분할하는데 효율적으로 이용되고 있다[18-20]. 레벨셋 분할 기술은 반복적인 계산과정을 통해 영상 분할을 수행하지만, 반복 종료 조건을 결정하기 어렵고, 많은 계산량이 문제가 되며 동적 윤곽 모델과 마찬가지로 분할하고자 하는 대상물과 근접한 초기화를 필요로 한다.

이와 같이 국내외에서 의료 분야의 중요성 및 방대한 시장성으로 인하여 컴퓨터를 이용한 심장 기능 분석을 위한 좌심실 분할 알고리즘에 관한 다양한 연구가 진행되고 있다. 그러나 현재까지 연구되는 알고리즘들은 수행 시간의 문제나 관측자 간섭률의 증가 또는 복잡한 심장구조 및 불규칙한 주변 구조에 의한 낮은 정확도 등의 문제점들을 가지고 있으므로, 이의 해결이나 최소화가 중요하다.

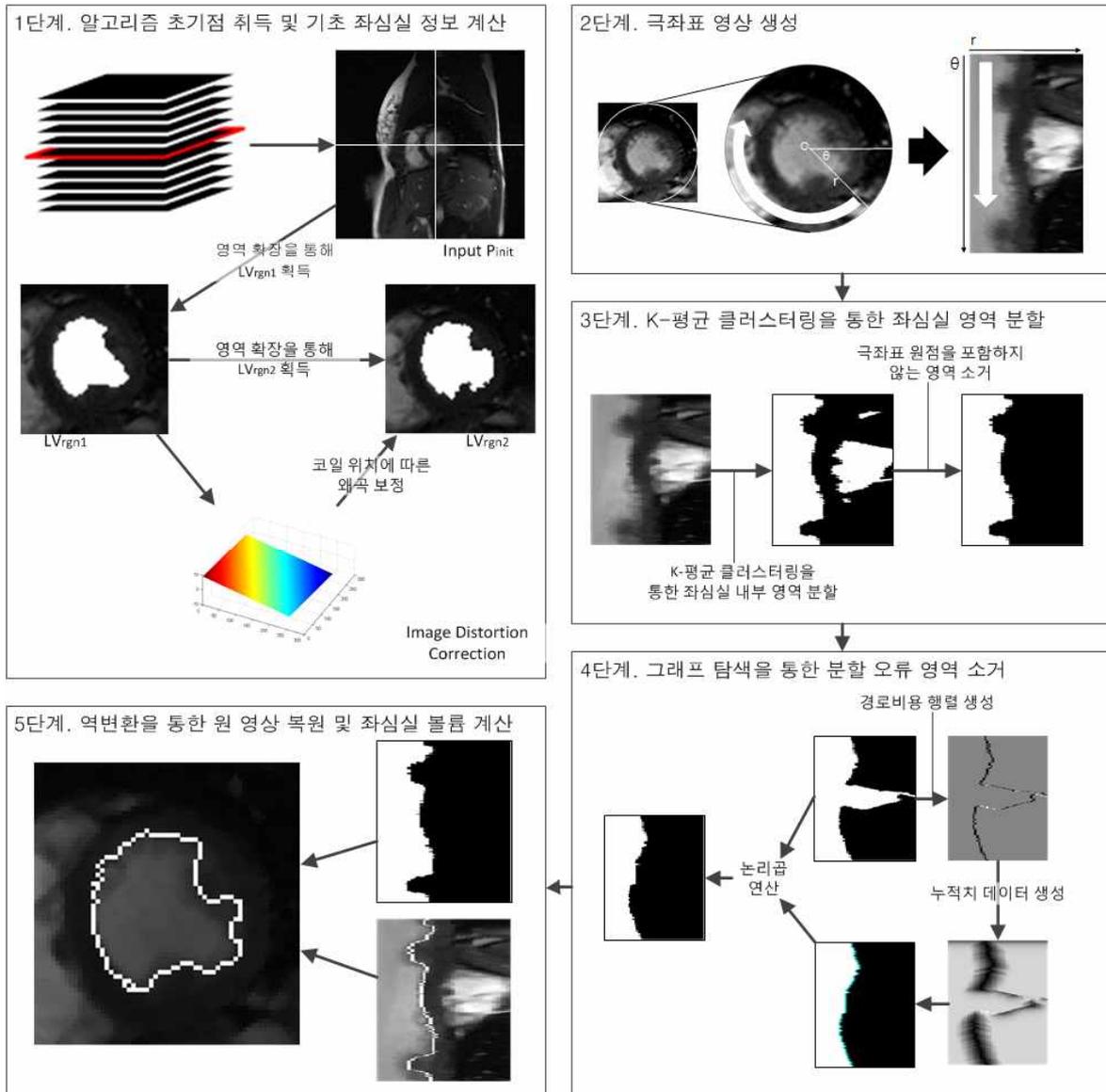
## 3. K-평균 클러스터링과 그래프 탐색을 이용한 자동 좌심실 분할 알고리즘

본 절에서는 심장 자기공명영상에 대하여 K-평균 클러스터링과 그래프 탐색을 통한 오류 보정 기법을 이용한 자동 좌심실 분할 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 전반적인 수행 절차는 (그림 1)에 도시하였다. (1단계) 알고리즘 초기점을 추출하고, 기초 좌심실 정보를 계산한다. (2단계) 심장은 원형이므로 계산된 기초 정보를 이용하여 극좌표 영상을 생성한 후, (3단계) K-평균 클러스터링 기법을 적용하여 좌심실 영역을 분할한다. (4단계) 그래프 탐색 기법을 통하여 심장 구조가 복잡하고 낮은 영상 품질로 인하여 발생할 수 있는 과분할을 해결한다. (5단계), 분할된 영역을 역변환하여 좌심실의 볼륨(혈류량)을 계산한다.

### 3.1 1단계: 알고리즘 초기점 취득 및 기초 좌심실 정보 계산

#### 3.1.1 알고리즘 시작 초기점 취득

심장에 대한 자기공명영상 셋에서 이완기와 수축기 사이의 중간 영상에 대하여 좌심실 내부 영역 좌표를 관측자로



(그림 1) K-평균 클러스터링 기법과 그래프 탐색을 이용한 좌심실 자동 분할 알고리즘

부터 입력 받고 이를 해당 영상에 대한 좌심실 분할을 위한 알고리즘 초기점으로 사용한다.

사용자 간섭률을 최소화하기 위하여 중간 영상을 제외한 영상에 대한 알고리즘 초기점은 Noel et al.[2]의 초기점 전파 알고리즘을 변형하여 적용하였다.

초기점 전파 알고리즘에서는 이전 영상의 좌심실 영역 무게중심점으로부터 11x11 크기의 윈도우를 설정하고, 윈도우 내의 픽셀들의 밝기, 이전 영상의 밝기값 평균( $\mu_{prev}$ )과 표준편차( $\sigma_{prev}$ ), 무게중심점과의 거리를 고려하여 다음과 같이 각 픽셀의 에너지  $E(p)$ 를 계산한다.

$$E(p) = \sqrt{\left(\frac{2\delta_{prev}}{w-1}|P_{CoG}-P\right)^2 + (I_{next}(P) - \mu_{prev})^2} \quad (1)$$

$P$ 는 윈도우 상에 존재하는 각 픽셀의 좌표이고,  $I_{next}(p)$ 는 픽셀  $P$ 의 밝기값이다.  $P_{CoG}$ 는 이전 영상에서 분할된 좌심실 영역의 무게중심점을 의미하고  $w$ 는 설정한 윈도우 사이즈로 11이다.  $\mu_{prev}$ 와  $\sigma_{prev}$ 는 각각 이전 영상에서 좌심실 영역의 밝기값 평균과 표준 편차를 의미한다. 위의 식을 따라 모델링된 행렬  $E(p)$ 에서 가장 작은 에너지 값을 갖는 좌표를 다음 영상의 초기점으로 설정한다.

### 3.1.2 기초 좌심실 정보 계산

3.1.1절에 제시된 방법을 통해 지정된 좌표를 영역 확장 초기점  $P_{rgini}$ 으로 사용하여 초기 좌심실 영역  $LV_{rgn1}$ 을 획득한다. 초기 좌심실 영역은 영역 확장 기법을 통해 계산이 되며, 초기점에서 시작하여 영역을 확장하는 과정에서 인접 픽셀과의 밝기값 하락율이 5% 이내인 경우 영역에 포함한다

다[1]. 5% 밝기값 하락율은 강한 제약 조건으로 테스트한 38개 데이터 셋 634장의 영상에 대해 심근 영역을 벗어나지 않았다.

자기공명영상은 코일 위치에 따른 영상 밝기값의 왜곡이 필연적으로 발생한다. 이 왜곡은 심장 분할에 영향을 미치므로, 분할된 초기 좌심실 영역  $LV_{rgn}$ 을 이용하여 Lee et al.[1]과 같이 최소자승법을 통해 계산한 3차원 평면을 수평화하는 과정을 통하여 코일 위치에 따른 영상 왜곡을 보정하여 왜곡 보정 영상  $IMG_{correct}$ 을 취득한다.

왜곡 보정 영상에 대해 영역 확장 기법을 재수행하여 초기 좌심실 영역  $LV_{rgn}$ 를 분할하고, 다음과 같은 심실 영역의 정보를 계산한다: (1) 자기 공명 영상에서의 좌심실 위치와 무게 중심점, (2) 좌심실의 대략적인 형상과 반지름, (3) 밝기값 평균과 표준편차 등의 통계량, 및 (4) 기저 영상에서 분할오류 여부를 판별하기 위한 픽셀 볼륨 정보. 이와 같이 계산된 정보는 관심 영역 설정, 좌심실 영역의 극좌표 변환 및 초기점 전파 알고리즘 등에서 이용된다.

### 3.2 2단계: 극좌표 영상 변환

심장 자기공명영상에서 좌심실 내부 영역 및 심근 영역은 대체로 원의 형태를 나타낸다. 일반적으로 영상처리 알고리즘에서 원 형태의 물체를 인지하는 방법보다 선 형태 또는 방향성의 패턴을 인식하는 방법이 정확도나 복잡도 측면에서 이점이 있다. 따라서, 제안하는 알고리즘에서는 원 형태의 심장 자기공명영상에 극좌표 변환을 수행하여 극좌표 영상을 생성하여 심장의 경계를 선형화하고 K-평균 클러스터링을 통하여 좌심실을 분할하고, 그래프 탐색에 기반하여 분할 오류를 수정하였다.

극좌표 영상 변환 과정에서는 초기 좌심실 영역  $LV_{rgn}$ 에 대하여 정상 분할과 분할 오류에 대한 추정이 이루어지고, 분할 오류가 된 경우 극좌표 원점을 수정하여 변환이 이루어진다.

#### 3.2.1 극좌표 원점 오류 수정

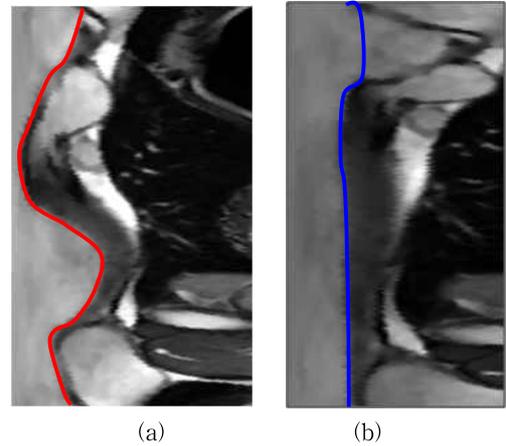
단축 심장 자기공명영상의 기저 영상에서는 좌심실이 타 조직과 연결되는 부분이 포함되고, 이로 인하여 심실과 심근 영역의 경계가 모호하거나, 타 조직과 연결되어 심근이 나타나지 않는다. 따라서, 기존 연구들에서는 이를 해결하기 위하여 사용자 간섭이 필연적으로 발생하였다[1,2].

제안하는 알고리즘의 1단계에서 계산한 초기 좌심실 영역도 타 조직을 포함하는 등 실제 좌심실 내부 영역과 차이를 보인다. 이로 인하여 초기 좌심실 영역의 무게중심점을 극좌표 변환의 원점으로 활용하면 좌심실 영역이 정상적으로 분할되지 않는 경우가 발생한다. 따라서, 이전 영상에서 취득한 기초 좌심실 정보를 이용하여 초기 좌심실 영역의 분할 오류를 판단하여 극좌표 원점 오류를 수정한다.

극좌표 원점 오류가 나타나는 영상의 초기 좌심실 영역의 크기는 이전 영상의 초기 좌심실 영역의 크기와 비교하여 픽셀 볼륨이 급격히 증가한다. 실험에 따르면 분할 결과가

정상적으로 나타나는 영상의 경우 픽셀 볼륨의 증가율은 평균 1.1 및 표준편차 0.18를 보이는 반면, 분할 오류가 나타나는 영상에서 픽셀 볼륨의 증가율은 평균 1.8에서 4.0 사이의 분포를 보였다. 따라서, 제안하는 알고리즘에서는 픽셀 볼륨의 증가율이 1.5 이상인 경우 분할 오류가 발생한 영상으로 간주하여 정상 분할된 이전 영상의 좌심실 영역 무게중심점 좌표로 대체하였다.

극좌표 원점 설정에 오류가 발생한 영상과 오류를 수정하여 생성한 극좌표 영상의 예를 (그림 2)에 도시하였다. 분할 오류가 나타난 영상에 대하여 극좌표 원점을 보정하지 않으면 직교 좌표계 상에서 원점의 좌표가 좌심실 내부에 위치하지 않거나 변환된 극좌표계의 직선성이 떨어짐을 확인할 수 있고, 이는 알고리즘의 분할 성능과 관련된다.



(그림 2) (a) 극좌표 원점 설정에 오류가 발생한 영상과 (b)오류를 수정하여 생성한 극좌표 영상

#### 3.2.2 극좌표 변환을 통한 극좌표 영상 생성

극좌표 변환을 수행하기 위해 극좌표계의 원점과 극좌표 변환 범위를 정한다. 1단계에서 계산한 기초 좌심실 정보의 무게중심점  $P_{CoG}$  을 극좌표계의 원점 위치로 사용하였다. 3.2.1에서 기술한 것과 같이 분할 오류로 판단되는 경우 수정된 극좌표 원점을 이용한다. 극좌표 변환은 원점을 기준으로 직교좌표계의 좌표  $P(x,y)$ 가 극좌표계의 좌표  $P(r,\theta)$ 로 변환하여 극좌표 영상을 구한다. 직교좌표계가 극좌표계로 변환되는 반경은 기초 좌심실 정보의 반지름 값의 3배를 사용하여 심근과 주변 구조 일부를 포함하게 한다. 직교 좌표계의 좌표와 극좌표계의 좌표 사이의 관계식은 다음과 같다.

$$P(r,\theta) = (\sqrt{x^2+y^2}, \text{acos} \frac{x}{\sqrt{x^2+y^2}}) \tag{2}$$

### 3.3 3단계: K-평균 클러스터링 기반 좌심실 분할

자기공명영상에서 심근 영역의 픽셀 밝기는 심실 내부의 픽셀 밝기보다 어둡다는 점을 이용해 극좌표 영상에서 각 픽셀들을 밝기값을 기준으로 K-평균 클러스터링 기법을 적용

하여 심실 내부 영역과 외부 영역의 두 그룹으로 분류하였다.

K-평균 클러스터링 알고리즘은 데이터 마이닝의 클러스터링 작업에 주로 사용되는 기술로서 구분하려고 하는 각 클래스에 대한 사전 지식이 없는 상태에서 데이터를 분류할 수 있다. N개의 속성으로 구성되는 각각의 레코드를 벡터로 표시하여 N차원의 데이터 공간에 나타내고, 데이터 공간상에서의 직선거리를 계산하여 근접한 거리에 있는 레코드들을 유사한 특성을 가지는 것으로 간주하여 분류한다.

분류할 데이터의 집합과 군집의 개수인 K를 파라미터로 입력받으면, K-평균 클러스터링 알고리즘 수행의 첫 단계에서는 전체 레코드들 중에서 K개의 레코드를 랜덤하게 선택하여 각 군집의 중심값으로 지정한다. 그리고 나머지 레코드들이 소속될 군집을 결정하는데, 이때 레코드들이 소속될 군집은 데이터 공간상에서 레코드의 위치와 가장 가까운 중심값이 속하는 군집이 된다. 레코드들의 클러스터링이 이루어지면 각 군집의 중간값을 계산하여 중심값으로 설정하고, 레코드들이 소속될 군집을 다시 결정한다. 이 과정을 분류되는 군집에 변화가 없을 때까지 반복하게 된다.

자기공명영상에서는 코일 위치에 따른 왜곡에 의한 음영이 발생하고, 왜곡 보정을 수행하더라도 왜곡 특성이 남아있게 된다. 이런 왜곡의 영향으로 부분적인 오버 세그멘테이션이나 언더 세그멘테이션이 나타난다. 또 라인 단위로 클러스터링을 수행하면 랜덤하게 결정되는 초기 중심값에 의해 빈 군집이나 불균형한 군집이 발생할 수 있고, 클러스터링 알고리즘이 라인 수만큼 수행되어야 하기 때문에 처리에 시간이 많이 걸린다. 이러한 문제점을 줄이기 위해 극좌표 영상을 30도 단위로 그룹을 나누어 클러스터링을 수행하였다.

3.4 4단계: 그래프 탐색 기반 분할 오류 수정

극좌표 영상에서 K-평균 클러스터링 알고리즘을 수행하

여 분할한 좌심실 영역은 심실 외부 영역을 포함할 수 있다. 이와 같은 분할 오류 현상은 기저 영상에서 주로 발생하고, 분할 영역에 포함되는 심실 외부 영역은 주로 좌심실에서 타조직으로 연결되는 부분이다. 따라서, 좌심실의 원형성을 이용하여 그래프 탐색 기반 분할 오류 수정 알고리즘을 통해 기저 영상에서 과다 분할된 영역을 소거하였다. 분할 오류 수정은 다음 방법으로 처리된다.

3.4.1 좌심실 영역의 밝기값 변화량 데이터 생성

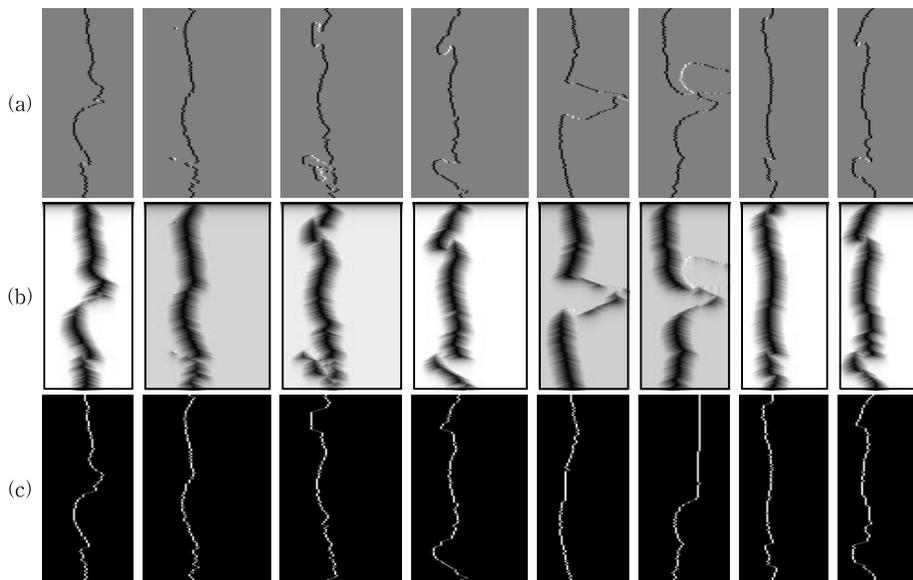
3단계에서 분할된 좌심실 영역에서 가로 방향으로 픽셀 밝기값 변화를 나타내는 영상을 계산한다. 밝기값 변화량 데이터는 다음의 식을 통해 생성되었다. 분할된 좌심실 영상은 이진 영상이기 때문에 변화량 데이터의 픽셀값으로 -1과 0, 1의 세가지 값이 나타난다.

$$IMG_{diff}(x,y) = IMG(x,y) - IMG(x-1,y) \quad (3)$$

3.4.2 수직 방향 최소 비용 경로 탐색

3.4.1에서 생성된 밝기값 변화량 데이터에서 수직 방향으로 동적 탐색 기법을 적용하여 밝기값 변화량 데이터 영상의 최상단과 최하단을 연결하는 최소 비용 경로를 산출한다. 영상의 각 픽셀을 노드로, 노드의 변화량 값을 경로 비용으로 정의하고 픽셀간의 거리를 각각의 노드를 잇는 단위 경로의 비용으로 정의한다. 최소비용 경로를 구하기 위해 밝기값 변화량 데이터를 이용하여 아래 수식으로 모델링되는 경로 비용 행렬  $Pmap(x,y)$ 을 구한다.

$$Pmap_{(x,y+1)} = \min \begin{pmatrix} Pmap_{(x-1,y)} \\ Pmap_{(x,y)} \times w \\ Pmap_{(x+1,y)} \end{pmatrix} + IMG_{diff}(x,y+1) \quad (4)$$



(그림 3) (a)밝기값 변화량 데이터, (b)경로 비용 누적 데이터와 (c)역탐색을 통해 계산한 최소비용 경로

$Pmap(x,y)$ 는 각 노드까지 도달하는데 소요된 최소 비용을 나타내는 행렬이고,  $IMG_{diff}$ 는 식(3)으로 계산한 밝기값 변화량 데이터이다.  $n$ 는 수직 상단 픽셀에서 연결되는 노드 간의 경로에 대한 가중치이며, 대각선과 수직의 비율에 따라  $1/\sqrt{2}$ 로 결정하였다.  $Pmap(x,y)$ 의 한 픽셀의 경로 비용 누적치는  $IMG_{diff}$ 에서 동일한 좌표에 위치하는 픽셀의 밝기값과  $Pmap(x,y)$ 상에서 바로 위까지 계산된 3개의 픽셀 중 최소값을 가지는 픽셀을 합한 값이 된다.

분할영상에서 생성한 밝기값 변화량 영상과 해당 픽셀까지의 경로비용을 계산한 영상, 그리고 상기의 방법으로 계산한 최소비용 경로의 예를 (그림 3)에 도시하였다. 경로 비용 행렬의 최하단에서 최소값을 갖는 좌표로부터 그 좌표까지 도달하기 위해 방문한 노드들을 역탐색하여 최소 비용을 가지는 경로를 추출하고, 추출된 최소비용 경로를 정상적으로 분할될 경우의 심실 내벽 정보로 추측하였다. 추측된 데이터와 클러스터링 알고리즘을 적용하여 생성한 데이터의 논리곱 연산을 통해 최종적으로 분할 오류가 수정된 영상을 획득하였다.

3.5 5단계: 분할 영상 역변환 및 좌심실 볼륨 계산

극좌표 영상에서 좌심실 분할을 수행한 후 분할 결과를 직교좌표계로 역변환하여 좌심실의 볼륨을 계산하였다. 직교좌표계의 좌표가 극좌표 변환을 통해 극좌표계의 어떤 좌표로 사상되는지 추정하여 극좌표계 좌표상의 픽셀을 직교좌표계로 되돌리는 역변환 과정을 거쳐 원영상에서 좌심실의 형태를 복원하게 된다. 역변환은 다음 식과 같다.

$$(x, y) = (r \sin \theta, r \cos \theta) \tag{5}$$

역변환 과정을 통해 극좌표 영상에서의 좌심실의 형태를 직교좌표계 상으로 복원한 후, 좌심실 영역의 볼륨을 구한다.

4. 실험 결과

4.1 실험 데이터

제안한 알고리즘을 검증하기 위하여 사용된 심장 자기공명영상은 지원자의 동의하에 GE Medical Systems의 SIGNA 1.5T 스캐너를 사용하여 38명의 지원자에 대해

SSFP 스캔을 수행하여 촬영되었다. 자기공명영상 촬영에 사용된 파라미터는 TR 3.3-4.5ms, TE 1.1-2.0ms, flip angle 55-60, image size 256×256, receiver bandwidth 125kHz, FOV 290-400×240-360, slice thickness 6-8, slice gap 204mm 로 설정하였다. 각 대상자의 좌심실은 20~28 심장 위상에 대해 수축기와 이완기 각각 6~10장의 슬라이스로 촬영되었다.

38개 데이터 셋(총 634 영상)에 대해 제안한 알고리즘과 General Electronics 사의 MASS 6.0 상용소프트웨어, 그리고 전문가에 의한 수동윤곽검출을 통하여 비교 분석하였다.

4.2 혈류량 및 심박구출률

이완기와 수축기의 영상에 대하여 제안하는 알고리즘과 GE MASS 소프트웨어를 통하여 좌심실을 분할하고, 혈류량과 심박구출률을 계산하였다. 계산한 결과를 전문가에 의한 수동윤곽검출을 통해 분할한 결과와 비교하였다.

수동윤곽검출에서 좌심실의 혈류량은 평균적으로 이완기와 수축기에 각각 145.0mL±48.6과 61.9mL±44.4이었고, 평균 심박구출률은 60.5%±13.8로 나타났다. 제안하는 알고리즘으로 분할한 좌심실의 혈류량은 평균적으로 이완기와 수축기에 각각 146.7mL±49.4과 61.8mL±43.6으로 나타났고, 평균 심박구출률은 60.9%±13.4였다. MASS 소프트웨어의 경우 이완기와 수축기에 평균 혈류량은 164.5mL±55.1와 73.2mL±51.5이고 심박구출률은 58.8%±14.3으로 수동분할결과와의 차이가 제안 알고리즘보다 크게 나타났다. MASS 소프트웨어의 경우 알고리즘의 특성상 섬유지주근육 및 유두형근육 등 복잡한 심장 구조를 정밀하게 분할할 수 없기 때문에 오차가 더 크게 나타났다.

38명의 데이터에 대하여 수동윤곽검출, 제안 알고리즘, Lee 알고리즘[8] 및 MASS 소프트웨어를 통해 계산한 혈류량 및 심박구출률에 대한 비교 결과를 <표 1>에 정리하고, 제안 알고리즘, Lee 알고리즘[8], 및 MASS소프트웨어의 혈류량 및 심박구출률에 대한 선형 회귀도를 (그림 4)에 도시하였다. 제안한 알고리즘으로 좌심실의 볼륨을 계산한 결과는 Lee 알고리즘[8]과 크게 차이가 나타나지 않으며, MASS 소프트웨어를 사용하여 좌심실 영역의 볼륨을 계산한 결과보다 수동윤곽검출 결과와 유사한 것을 확인할 수 있다. 제안 알고리즘은 좌심실 영역을 분할할 때 섬유지주근육이나

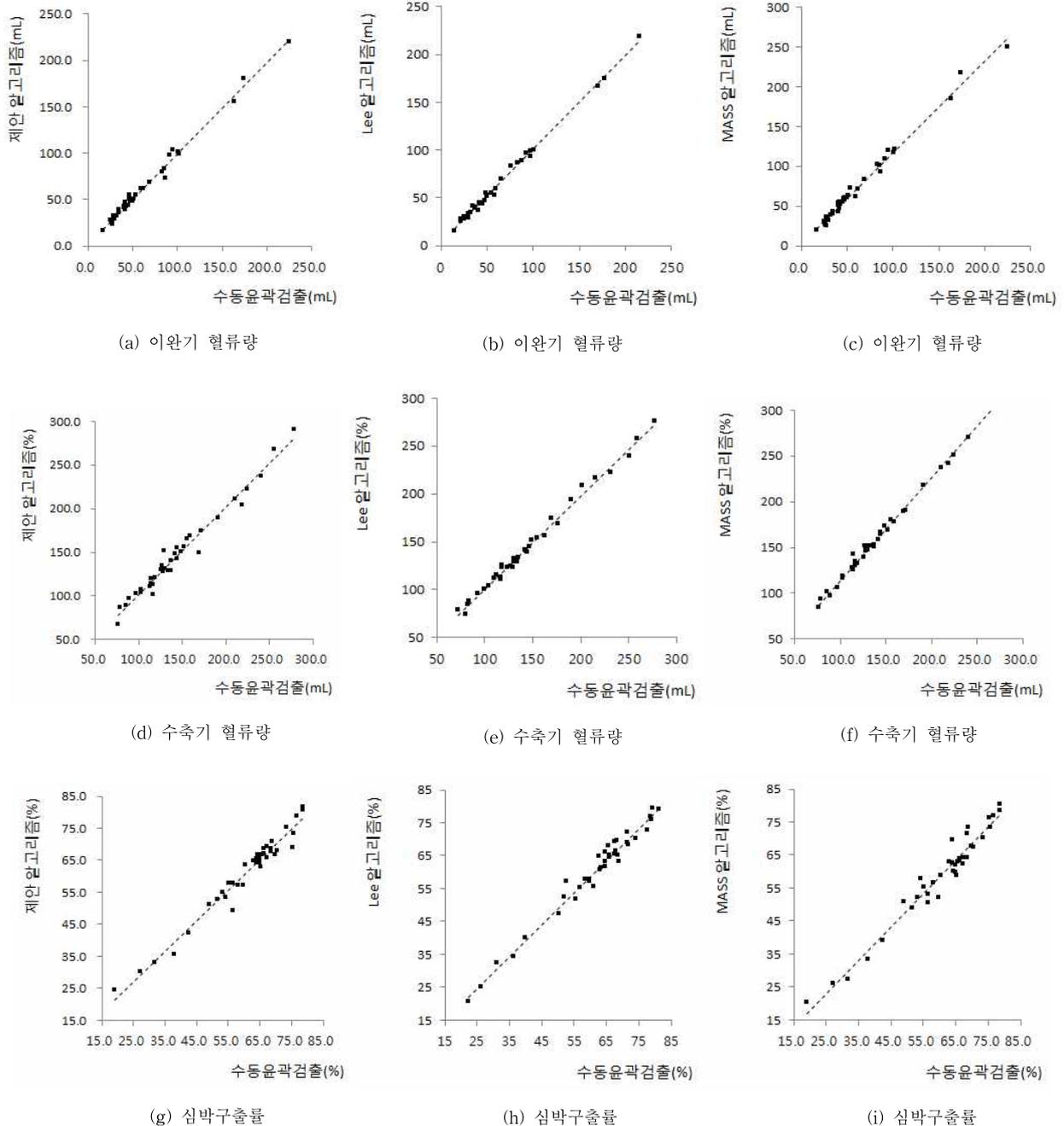
<표 1> 수동윤곽검출, 제안한 알고리즘 및 MASS 소프트웨어를 사용한 혈류량 및 심박구출률 비교 결과

	수동윤곽검출 - 제안알고리즘		수동윤곽검출 - Lee알고리즘[8]		수동윤곽검출 - MASS소프트웨어	
	절대치	상관도	절대치	상관도	절대치	상관도
이완기 혈류량	6.2mL±5.6	R <sup>2</sup> =0.99	3.6mL±2.9	R <sup>2</sup> =0.99	-19.5mL±7.7	R <sup>2</sup> =0.99
수축기 혈류량	2.9mL±3.0	R <sup>2</sup> =0.99	2.9mL±1.9	R <sup>2</sup> =0.99	-11.5mL±8.4	R <sup>2</sup> =0.99
심박구출률	2.1%±1.5	R <sup>2</sup> =0.98	1.4%±2.2	R <sup>2</sup> =0.98	2.3%±1.8	R <sup>2</sup> =0.97

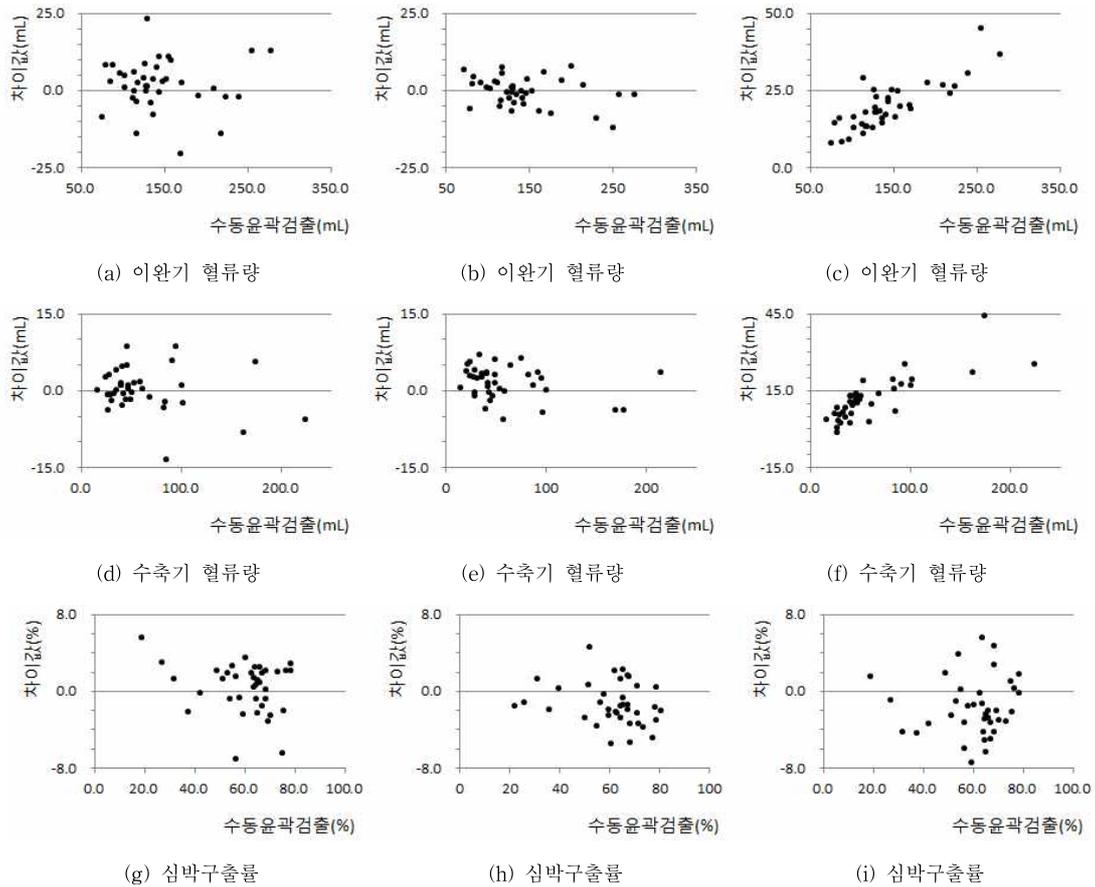
유두형근육 또는 심장 질환에 의한 심근 형태의 변형을 반영하는데 있어서 MASS 소프트웨어보다 높은 정확도를 보여준다. 이완기와 수축기의 혈류량 및 심박구출률에서  $R^2=0.99$  및  $R^2=0.98$ 의 높은 상관계수를 보여주고 있다.

(그림 5)은 혈류량 및 심박구출률에 대한 Bland-Altman 도식으로 비교하는 두 데이터의 값의 상대적인 오차를 표현

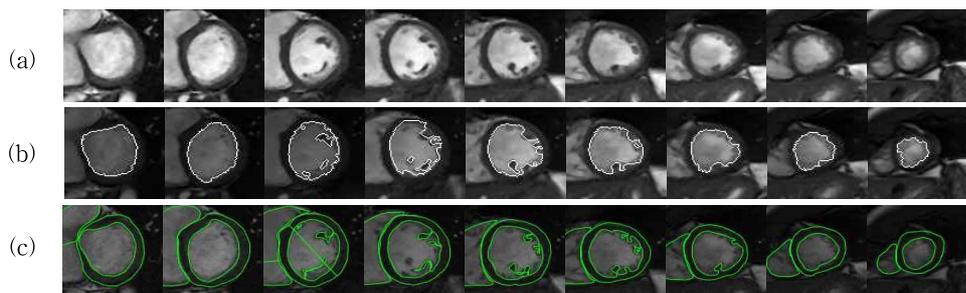
한다. 그림에 나타난 것과 같이 제안한 알고리즘이 수동윤곽 검출 데이터와의 유사성이 높게 나타남을 볼 수 있다. (그림 6)과 (그림 7)에는 제안한 알고리즘을 이용하여 좌심실 내벽을 자동 분할한 영상과 수동윤곽검출을 통해 좌심실을 분할한 영상을 비교하여 나타내었다. 전체적으로 수동윤곽검출 결과와 유사함을 확인할 수 있다.



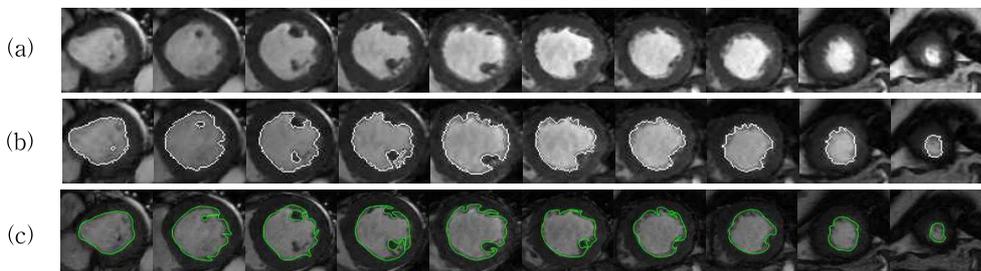
(그림 4) 이완기와 수축기의 혈류량과 심박구출률에 대한 선형회귀도: 제안한 알고리즘(a, d, g), Lee 알고리즘(b, e, f) 및 MASS 소프트웨어(c, f, i)



(그림 5) 수동윤곽검출과 비교한 이완기 및 수축기 혈류량과 심박구출률에 대한 Bland-Altman 도: 제안한 알고리즘 (a, d, g), Lee 알고리즘 (b, e, h) 및 MASS 소프트웨어 (c, f, i)



(그림 6) (a) 원본영상, (b) 제안 알고리즘을 통한 좌심실 분할 결과, 및 (c) 수동윤곽검출을 통한 좌심실 분할 결과



(그림 7) (a) 원본영상, (b) 제안 알고리즘을 통한 좌심실 분할 결과, 및 (c) 수동윤곽검출을 통한 좌심실 분할 결과

4.3 사용자 간섭률 및 수행 시간

심장 자기공명영상을 이용하여 혈류량 및 심박구출률을 계산하기 위하여 분할한 좌심실 영역에 심각한 오류가 없어야 한다. 그러나 기존 연구들 및 MASS 소프트웨어의 경우 심실이 타조직과 연결되는 기저 영상이나 심장의 형태가 이상한 경우 분할의 오류가 발생하여 필연적으로 사용자의 간섭이 필요하다.

본 실험에서는 38개 데이터 셋의 634장의 영상에 대하여 제안한 알고리즘과 MASS 소프트웨어를 사용하여 분할한 결과에 오류를 보정하기 위한 사용자 간섭률을 측정하였고, <표 2>에 정리하여 제시하였다. 표에 나타난 것과 같이 MASS 소프트웨어의 경우 38명의 지원자에 대하여 28명의 데이터에 사용자 간섭이 필요한 것으로 측정되었다. 그러나 제안한 소프트웨어의 경우 2명의 데이터에만 사용자 간섭이 필요하여, 높은 분할 정확도를 유지하며 사용자 간섭률을 최소화한 것을 확인할 수 있다.

제안하는 알고리즘은 심실을 분할하기 위하여 극좌표 변환을 통해 선형적 접근하고 있으므로 알고리즘을 단순화하여 빠르게 분할을 수행할 수 있다. K-평균 클러스터링 알고리즘은 훈련이나 학습 과정을 거치지 않으므로 학습기반 분류 알고리즘과 비교하여 빠르게 분류할 수 있는 장점을 가진다. 또한, 분할 오류 수정을 위한 그래프 탐색 기반 방법은 극좌표 영상을 사용하므로 각도 또는 세로 방향으로 2회 탐색을 통하여 빠른 시간에 최적의 경로를 검출하여 오류 수정이 가능하다.

본 실험에서는 제안하는 알고리즘을 Matlab을 사용하여 프로토타입으로 구현하였고, 평균 17장의 이미지를 포함하는 1개 데이터 셋에 대해 22초의 수행시간을 보였다. 제안한 알고리즘에 대하여 MRI 스캐너에 통합되어 운영하기 위해서 C언어 등으로 최적화된 코드를 개발할 경우 실시간 분할이 가능할 것으로 판단된다.

<표 2> 제안 알고리즘과 MASS소프트웨어의 사용자 간섭률 비교

	제안 알고리즘	MASS 소프트웨어
기저 영상	0/634, 0.0% (0/38, 0%)	17/634, 2.7% (17/38, 44.7%)
이외의 영상	2/634, 0.3% (2/38, 5.3%)	36/634, 5.8% (28/38, 73.6%)

5. 결 론

심장과 관련된 질환에 의한 사망률은 미국을 포함한 여러 선진 국가들의 주요 사망원인 중 하나로, 매년 그 비율이 증가하고 있다. 심장 기능을 주기적으로 관찰하고 평가하는 것은 심장 질환을 예방하는데 중요한 역할을 한다. 최근 좌심실 영역을 분할하고 심장 기능을 평가하는 기술에 대한 연구가 다수 진행되고 있지만, 심장 형상의 복잡성이나 영상신호의 변이 등으로 정확한 결과를 도출하는데

어려움을 겪고 있다.

본 논문에서는 심장을 촬영한 단축 자기공명영상에서 좌심실 영역을 자동 분할하고, 이를 활용하여 이완기와 수축기 각각의 혈류량 및 심박구출률을 계산하는 컴퓨터 알고리즘을 제안하였다. 또한 제안한 알고리즘을 전문가에 의한 수동윤곽검출과 GE MASS 상용 소프트웨어와 비교분석하였다. 그 결과에 따르면 제안한 알고리즘은 높은 분할의 정확도를 보였고, 특히 기존 연구들에서 문제가 되었던 사용자 간섭률을 분할의 정확도를 유지하면서 최소화 시킬 수 있었다.

심장의 기능을 분석하기 위해서는 심실 외에도 심근을 포함한 외심막 분할을 수행한 질량 분석을 수행하기도 한다. 따라서 본 연구를 통하여 분할된 심실의 결과를 활용하여 외심막을 분할하고 심장의 질량을 자동 분석할 수 있는 기술을 개발할 필요가 있다.

참 고 문 헌

- [1] H.-Y. Lee, N. Codella, M.D. Cham, J.-W. Weinsaft, Yi Wang, "Automatic Left Ventricle Segmentation Using Iterative Thresholding and an Active Contour Model With Adaptation on Short-Axis Cardiac MRI," IEEE Trans. Biomedical Engineering, Vol.57(4), pp.905-913, 2010.
- [2] N. Codella, J.-W. Weinsaft, M.-D. Cham, M. Janik, M.-R. Prince and Y. Wang, "Automatic Soft Segmentation of the Left Ventricle using Myocardial Effusing Threshold Reduction and Intravoxel Computation (LV-METRIC)," Radiology, Vol.248(3), pp.1004-1012, 2008.
- [3] L.P. Clarke, R.P. Velthuisel, M.A. Camacho, J.J. Heine, M. Vaidyanathan, L.O. Hall, R.W. Thatcher and M.L. Silbige, "MRI segmentation : methods and applications," Magnetic Resonance Imaging, Vol.13(3), pp.343-368, 1995.
- [4] A.E.O. Boudraa, M. Arzi, J. Sau, J.Chaimper, S. HadjMoussa, J.-E. Bessson, D. Sappey-Marimier, R. Ittiand J.-J. Mallet, "Autometical Detection of the left ventricular region in grated nuclear cardiac imaging," IEEE Trans. Biomedical Engineering, Vol.43(4), pp.430-437, 1996.
- [5] A.E.O. Boudraa, "Autometical Detection of the left ventricular region in magnetic resonance images by Fuzzy C-Means model," The International Journal of Cardiac Imaging, Vol.13(4), pp.347-355, 1997.
- [6] J.S. Suri, "Computer vision pattern recognition and image processing in left ventricle segmentation: the last 50 years," Pattern Analysis and Applications, Vol.3, pp.209 - 242, 2000.
- [7] M.-P. Jolly, "Automatic Segmentation of the Left Ventricle in Cardiac MR and CT Images," International Journal of Computer Vision, Vol.70(2), pp.151-163, 2006.
- [8] 이혜연 "심장자기공명영상의 에지 분류 및 영역 확장 기법을 통한 자동 좌심실 분할 알고리즘," 정보처리학회논문지 제 15-B권 제6호, pp.507-516, 2008.

[9] A. Pednekar, U. Kurkure, R. Muthupillai, S. Flamm, and I.A. Kakadiaris, "Automated left ventricular segmentation in cardiac MRI," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, Vol.53(7), pp.1425-1428, 2006.

[10] J. Zhu-Jacquot and R. Zabih, "Segmentation of the left ventricle in cardiac MR images using graph cuts with parametric shape priors," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp.521-524, 2008.

[11] U. Kurkure, A. Pednekar, R. Muthupillai, S.D. Flamm, I.A. and Kakadiaris, "Localization and Segmentation of Left Ventricle in Cardiac Cine-MR Images," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, Vol.56(5), pp.1360-1370, 2009.

[12] A. Besbes, N. Komodakis, and N. Paragios, "Graph-based knowledge-driven discrete segmentation of the left ventricle," *Proc. of the IEEE Symposium on Biomedical Imaging*, pp.49-52, 2009.

[13] V. Torrealba, A. Bosnjak, M. Acuna, B. Solaiman, G. Montilla, and C. Roux, "Quantitative analysis of left ventricle shape and motion, using a 3D dynamic model: deformable superquadrics," *Proc. of the IEEE Conf. on Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol.3, pp.1639-1641, 2000.

[14] 조익환, 오정수, 엄경식, 송인찬, 장기현 및 정동석, "자기공명 심장 영상의 좌심실 경계추출에서의 k 평균 군집화와 병합 알고리즘의 사용으로 인한 전처리 효과," *의공학회지* Vol.24, No.2, pp.55-60, 2003.

[15] R. El Berbari, I. Bloch, A. Redheuil, E. Angelini, E. Mousseaux, F. Frouin, and A. Herment, "An automated myocardial segmentation in cardiac MRI," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.4508-4511, 2007.

[16] J. Liang, G. Ding, and Y. Wu, "Segmentation of the Left Ventricle from Cardiac MR Images Based on Radial GVF Snake," *Proc. of Int. Conf. on Biomedical Engineering and Informatics*, Vol.2, pp.238-242, 2008.

[17] Y. Wu, Y. Wang, and K. Lu, "Snake Model-Based Automatic Segmentation of the Left Ventricle from Cardiac MR Images," *Proc. of Int. Conf. on Biomedical Engineering and Informatics*, pp.1-5, 2009.

[18] N. Paragios, "A level set approach for shape-driven segmentation and tracking of the left ventricle," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.22(6), pp.773-776, 2003.

[19] 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), pp.588-597, 2006.

[20] S. Choi, H. Kim, J. Oh, T. Kang, K. Sun, and M. Kim, "Segmentation of the left ventricle in myocardial perfusion SPECT using variational level set formulation," *Proc. of the IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, Vol.4, pp.3060-3064, 2007.

### 조 현 우



e-mail : hwjo@kumoh.ac.kr

2010년 국립금오공과대학교 컴퓨터공학부  
소프트웨어공학전공 (학사)

2010년~현재 국립금오공과대학교  
컴퓨터소프트웨어공학과 석사과정  
재학중

관심분야: 멀티미디어, 영상처리 등

### 이 해 연



e-mail : haeyeoun.lee@kumoh.ac.kr

1997년 성균관대학교 정보공학과(학사)

1999년 한국과학기술원 전산학과  
(공학석사)

2006년 한국과학기술원 전자전산학과  
전산학전공(공학박사)

2001년~2006년 (주)쎬트랙아이 선임연구원

2006년~2007년 코벨대학교 박사후연구원

2008년~현재 국립금오공과대학교 컴퓨터공학부 교수

관심분야: 멀티미디어, 영상처리, 콘텐츠보안, 디지털워터마킹 등