



2014년 8월 석사학위논문

복부 CT 영상의 장기 검출을 위한 자동 분할 기법

조 선 대 학 교 대 학 원

정보통신공학과

오 상 언

오 상 언



복부 CT 영상의 장기 검출을 위한 자동 분할 기법

Automatic Segmentation Method for Organ Detection on Abdomen CT Images

2014년 8월 29일

조 선 대 학 교 대 학 원

정보통신공학과

오 상 언



복부 CT 영상의 장기 검출을 위한 자동 분할 기법

지도교수 박 종 안

이 논문을 공학석사학위신청 논문으로 제출함

2014년 4월

조 선 대 학 교 대 학 원

정보통신공학과

오 상 언

오상언의 석사학위 논문을 인준함

위문	발장	조선대학교	교수	변	재	පි	(인)
위	원	조선대학교	교수	권	구	락	(인)
위	원	조선대학교	교수	박	종	안	(인)

2014년 5월

조 선 대 학 교 대 학 원

목	차
•	•

목 차	i
그 림 차 례	iii
표 차 례	iv
ABSTRACT	V
1. 서 론	1
1.1 연구 목적	1
1.2 연구 동향	1
1.3 연구 내용	3
1.4 논문 구성	3
2. 의료 영상 분할	4
2.1 의료영상	4
2.2 기존 의료영상 분할	7
3. 복부 CT 영상 분할 알고리즘 설계	19
3.1 자동 분할 알고리즘의 기본구조	19
3.2 히스토그램 분석에 따른 Otsu 방법 적용	20
3.3 자동 영역 성장법	24
3.4 인접 슬라이스에 씨앗점 전달	26



4. 실험 결과	28
4.1 실험 방법	28
4.2 실험 분석 및 결과	30
5. 결론	36
참고문헌	38



그 림 목 차

그림	2.1	의료영상의 크기 비교	5
그림	2.2	임계값을 이용한 CT 영상의 분할 모습	7
그림	2.3	Region growing 분할 모습	11
그림	2.4	씨앗점 값에 따른 분할 결과 모습	12
그림	2.5	Region growing의 자동 씨앗점 설정 방법의 예	13
그림	2.6	화소를 지형학적 표면으로 표현	14
그림	2.7	과분할된 결과 모습	14
그림	2.8	Watershed를 이용한 의료영상 분할 모습	15
그림	2.9	ASM을 위한 간의 특징점 검출 모습	16
그림	2.10	Level-set을 이용한 3차원 영상 분할	18
그림	3.1	복부 CT 영상 분할 알고리즘	19
그림	3.2	복부 CT 영상에서 그레이레벨에 따른 장기 구분	20
그림	3.3	복부 CT 영상에서 각 장기들의 그레이레벨 분포	22
그림	3.4	씨앗점 생성을 위한 세선화	25
그림	3.5	복부 CT 영상의 장기 분할	25
그림	3.6	슬라이스에 따른 분할 영역의 면적 분포	26
그림	4.1	제안 기법을 이용한 간 분할 영상	32
그림	4.2	제안 기법을 이용한 척추 및 콩팥 분할 영상	33
그림	4.3	Level-set 기법과 제안 기법의 비교 영상	34
그림	4.4	간 분할 성능 평가	35



- iii -

표 목 차

표 2.1	의료영상의 데이터량	6
표 3.1	히스토그램 분석에 따른 장기 구분	23
표 4.1	10명의 CT 영상 데이터에 대한 병명 및 확진 가능성	28
표 4.1	10명의 CT 영상 데이터에 대한 정확성 평가	30
표 4.1	제안 기법과 기존 기법들의 처리 속도 비교	31



ABSTRACT

Automatic Segmentation Method for Organ Detection on Abdomen CT Images

Sang-eon Oh

Advisor : Prof. Jong-An Park Ph.D. Department of Information and communications Engineering Graduate School of Chosun University

In modern society, age of an aging society is come with higher life expectancy by perception of technological development and health care. For this reason, researches on accurate medical information with high people actively availability. One of them is a method of detecting and measuring the body capacity using image processing in multi-phase abdomen Computerized Tomography(CT) images and Magnetic Resonance(MR) images with functional information. Medical images are interpreted on clinic, but it is insufficient to study on computer-assisted abdomen clinic using image processing on medical images.

In this paper, I propose a useful method to devide the organs automatically in the abdomen CT images. The proposed method is using that each organs in the abdomen CT images have the different gray-level. It extract the organ's seed point by calculating the 1/4 accumulation on the basis of the histogram on the foreground by Otsu method. Based on the extracted seed points, It detect liver area and kidney/spine area by using the automatic region growing method for image segmentation. Finally, it re-extract the seed points through a process of thinning in the detected area and apply it to a adjacent slice by doing so. It detect another liver area and kidney/spine area. For accuracy assessment of the proposed method, I compare it with the manual segmentation result, so it is verified that the result of the proposed method for liver and kedney/spine



segmentation is sufficiently accurate based on 5.7% VOE and 2.3% AVME.

Automatic segmentation method on this paper can be used on computer-assisted clinic system for automatic organ segmentation in abdomen CT images. Not only for that, but also it helps doctors to diagnose using automatic computer segmentation CT images in future.



1. 서론

1.1 연구 목적

현대사회에서 의료기술의 발달과 건강관리 생활화로 평균 수명이 늘어남에 따라 본 격적인 노령화 시대로 진입하고 있다. 이에 따라 정확하고도 활용도 높은 의료 정보들 에 대한 관심과 연구가 활발히 진행되고 있다. 그 중의 하나로 복부의 다중 페이즈 컴 퓨터 단층촬영 (Computed Tomography; CT) 영상이나 기능적 정보를 담고 있는 자기 공 명(Magnetic Resonance; MR) 영상에서 영상처리 기술을 사용하여 복부의 체적을 자동 으로 측정하거나 검출하는 방법들도 다양하게 연구되고 있다 [1][2]. 임상에서는 CT 영상과 MR 영상을 동시에 참조하여 판독을 수행하고 있지만, 아직까지 CT 영상과 MR 영상에 영상처리 기술을 사용하여 컴퓨터 보조 복부 진단에 이용하는 연구는 미진한 상태이다. 이와 같은 이유로 본 연구를 시작하였으며, 최종적인 목표는 본 알고리즘을 통해 분할된 영상을 임상의가 육안 판독하는데 무리가 없는 영상을 획득하는 것이나, 의료 영상의 특성상 환자들의 영상 데이터가 서로 다르다는 점과 의료 영상 특성 상 영상 분할 시 작은 영상에 있는 중요한 정보가 삭제될 수도 있다는 점이 있기 때문에 본 연구를 통해 향후 컴퓨터 보조 진단을 위한 가능성을 열어두고자 한다.

1.2 연구 동향

CT 영상에서 복부의 장기 분할을 위하여 많은 연구들이 수행되고 있으며 여러 가지 유용한 방식들이 발표되고 있다. J. Lim 등은 다단계 임계값 기법과 형태학적 필터링 을 사용하여 초기 간 경계를 추출하고, 경계 주변의 기울기 정보와 밝기값 분포를 분 석하여 초기 결과를 향상시키는 방법을 발표하였다 [3]. A. Schenk 등은 라이브-와이 어 기법을 채택하여 사용자가 입력한 초기 곡선을 변형시켜 최소 비용 경계를 탐색한

- 1 -

방법을 발표하였다. 이 기법에서 사용자는 몇 개의 슬라이스에서 초기 곡선을 입력해 주어야 하고, 사용자의 입력을 받지 않은 슬라이스에서는 보간과 라이브-와이어 기법 으로 경계가 생성되도록 하고 있다 [4]. S. Pan등은 간 분할을 위하여 레벨 셋 기법에 서 누적 속도 함수를 제안하였다. 기존에는 시간에 따라 고정되어 있었던 속도 함수를 명확하지 않은 경계의 검출을 향상시키기 위하여 시간에 따라 변화시켰다 [5]. J. Gao 등은 제어점들을 이용한 가중치 스네이크 알고리즘을 제안하였다. 제안 방식에서 가중 치는 제어점들 간의 거리와 곡선의 지역적 곡률에 의하여 동적으로 결정되도록 하였다 [6]. H. Lamecker 등은 43개의 수동 분할된 간 데이터에 대해서 주성분 요소 분석을 통하여 생성된 통계 모델을 이용한 간 분할 기법을 발표하였다. 분할되고 있는 간과 통계 모델들 간의 가중 최소 제곱 근사 오차를 최소화하도록 형태 모드의 숫자를 증가 시키면서 최적의 모델을 탐색하도록 하고 있다 [7][8]. 또한, CT 영상에서 자동 또는 반자동으로 간을 분할하기 위하여 수행되었던 다양한 연구 중에서 Lamecker 등의 연구 결과를 발전시킨 통계 모델 기반 기법이 CT 영상에서 자동으로 간을 분할할 때, 수작 업과 유사한 정확성을 보여준다는 사실이 보고되었다 [9].

CT 영상에서 복부 분할을 위한 연구와 함께 MR 영상에서 복부의 분할을 위한 연구도 CT 영상을 이용한 것에 비해 적지만 많은 연구가 진행되었다. 그 중 하나는 혼합 고속 스핀에코 펄스 시퀀스(Mixed fast spin-echo pulse sequence) MR 영상을 이용한 간 분 할 기법이다. 이를 위하여 하나의 단면에 대하여 T1과 T2가 다른 비율로 가중치가 주 어지는 4개의 영상인 혼합 고속 스핀 에코 펄스 시퀀스 영상을 생성하였고, 간 영역의 T1, T2, 양성자 밀도에 대한 범위를 지정하여 간 분할을 수행하고, 결과가 만족스럽지 못할 경우 범위를 조정하여 분할하는 과정을 반복하였다. 이 기법을 MR 영상에서 간 분할을 위하여 추가적으로 혼합 고속 스핀에코 펄스 시퀀스 영상을 얻어야 하고, 한 환자당 간 분할 계산 과정에서 시간이 6분에서 24분이 소요되고, 평균적으로 13.3분이 라는 오랜 시간이 소요된다는 문제점이 있었다. 또한, 정확한 분할 결과를 얻기 위하 여 3번에서 17번까지의 범위 조정과 재분할이 필요하고, 평균적으로 7번의 범위 조정 과 재분할이 필요하다는 문제점이 있었다 [10]. 0. Gloger는 다른 T1, T2 가중치를 갖 는 다채널 MR 영상들에 간 영역의 밝기값과 위치의 확를 분포 프레임워크를 생성하여 분할을 수행한 기법을 발표하였다. 이 기법은 다중 클래스 선형 분류자를 이용하여 인

- 2 -

자들의 차원을 감소시켰고, 확률 맵을 생성하여 영역 성장법과 임계값 기법으로 분할 을 수행하도록 하였다. 그러나 이 기법도 한 환자 당 간 분할 계산 과정에 평균적으로 11.22분이라는 오랜 시간이 소요된다는 문제점이 있었다 [11].

1.3 연구 내용

본 논문에서는 복부 CT 영상에서 장기들을 자동으로 분할하는 기법을 제안한다. 제 안 기법은 복부 CT 영상을 Otsu 방법 [12]으로 배경과 전경을 구분한 후 복부 CT 영상 에서 장기에 따라 서로 다른 명암을 가진다는 점 [13]을 기반으로 배경을 제거한 CT 영상에서 히스토그램을 분석하여 히스토그램 누적치의 1/4로 간 영역과 콩팥 및 척추 영역의 히스토그램 경계점을 설정하여 장기의 대략적인 위치를 파악하고 세선화를 통 해 씨앗점을 검출한다. 그리고 씨앗점을 바탕으로 자동 영역 성장법을 사용하여 간 영 역과 콩팥/척추 영역을 최종 분할한다. 인접 슬라이스를 자동으로 검출하기 위하여 최 종 분할된 영역을 바탕으로 세선화 과정을 거쳐 씨앗점을 재추출하고 이 정보를 다음 슬라이스에 전달하여 자동 영역 성장법을 이용해 분할하는 알고리즘을 제안한다.

1.4 논문 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장의 서론에 이어 2장에서는 의료영상의 종류와 영 상 크기 및 데이터량에 대해서 서술하며, 기존의 의료영상 분할 방법들에 대한 기본 내용을 나타내었다. 3장에서는 제안하는 복부 CT 영상 분할 알고리즘의 기본 구조 및 그 내용에 대해서 서술하였다. 4장에서는 제안한 알고리즘의 실험 방법 과 실험 분석 및 결과에 대한 내용을 나타내었으며, 마지막으로 5장에서 결론으로 마무리를 지었다.



- 3 -

2. 의료 영상 분할

의료영상처리 중 영상 분할은 의료영상의 등록, 정량화, 시각화, 자동검출 등을 수 행하기 전에 반드시 선행되어야 하는 단계이다. 영상 분할을 통해 얻어진 분할된 의료 영상은 전문의가 장기의 형태나 상태를 관찰하기에 용이하게 하고 진단과 치료과정에 서 도움을 준다. 본 장에서는 의료영상에 대해 설명하고 의료영상 분할 방법인 임계 값, 영역 성장법(region growing), 워터쉐드(watershed), ASM(active shape models), 클러스터링(clustering), 레벨셋(level-set) 방법을 기술한다.

2.1 의료 영상

과거 의료분야에서 얻어지는 대부분 의료영상 정보는 오랜 시간 동안 아날로그 형태 의 필름이나 종이로 획득하여 사용하고 보관하였다. 과거에 사용되었던 아날로그 형태 의 의료정보는 공유와 저장에 많은 문제점이 있으며 정보 획득범위에도 한계점이 크게 대두되었다. 최근에는 저장과 공유 등에서 발생되는 문제점을 해결하기 위하여 의료분 야의 정보들을 아날로그 형태의 정보에서 디지털 형태의 정보로 대체하여 사용하고 있 다.

의료분야에서 진료에 이용하는 영상은 촬영장치에 따라 다양한 의료영상이 존재한 다. 의료영상을 만들어 내는 촬영장치의 정보원(source)에는 X-ray, 초음파 (Ultrasound), NMR(Nuclear Magnetic Resonance) 등이 있다. X-ray 영상은 X-선관에서 발생한 X-ray가 인체를 통과하면 인체를 구성하고 있는 물질에 따라 흡수 및 산란이 일어나고, 투과한 X-ray가 필름을 감광시켜 영상이 만들어진다. 초음파 영상은 초음파 를 인체에 투과시켜 반사파를 검출하므로써 초음파 영상을 얻는다. 복부장기, 혈관 등 연부조직(근육·연골질환) 의 진단에 유용하게 이용되고 있다. NMR을 이용하여 촬영되 는 MRI(Magnetic Resonance Imaging) 영상은 강력한 자장에 의한 핵 자기공명을 이용

- 4 -

하여 여러 형태의 영상을 만들어 낸다. MRI 영상은 뼈나 공기의 영향을 받지 않는 연 부조직촬영에 적합하다.



4,096x5,120 CR, DM

그림 2.1 의료영상의 크기 비교

의료영상은 종류에 따라 영상의 크기가 다르게 생성된다. 그림 2.1은 의료영상의 크 기 차이를 그림을 통해 보여준다. 복부 CT 영상은 일반영상에서 사용되는 8bit영상이 아닌 12bit영상을 사용한다. 인간은 시각 특성상 64계조(6bit)이면 연속적인 계조 변 화로 인식을 한다. 의료영상은 인체를 투과한 X-선의 강도 차이가 커 256계조(8bit)로 는 수용할 수가 없고, 이보다 넓은 계조수가 필요하기 때문에 복부 CT 영상은 일반 영 상과는 다르게 12bit로 구성되어 4096계조로 화소를 표현하는 영상을 사용한다. 표 2.1은 의료영상의 종류에 따른 크기와 계조를 보여준다.

Modality	Pixel Array	File Size	
CT(Computed Tomography)	512×512×12bit	3.14 Mbytes	
Cr(Computed Tomography)	1,024×1,024×12bit	12.56 Mbytes	
DF(Digital Fluoroscopy)	1,024×1,024×10bit	11.04 Mbytes	
(D(Computed Dediagraphy)	2,048×2,048×10bit	52.4 Mbytes	
Ch(Computed hadiography)	4,096×5,120×10bit	209 Mbytes	
DM(Digital Mammography)	4,096×5,120×16bit	336 Mbytes	
US(Ultrasound), 흑백	512×512×8bit	2.09 Mbytes	
US(Ultrasound), 컬러	512×512×24bit	6.29 Mbytes	
MRI(Magnetic Resonnance Imaging)	256×256×10bit	0.52 Mbytes	

표 2.1 의료영상의 데이터량



2.2 기존 의료영상 분할

의료영상 분할 분야에서는 많은 연구자들이 의료영상을 빠르고 정확하게 분할하기 위한 다양한 방법들을 연구하고 있다. 그리고 기존 일반영상 분할에서 사용되는 다양 한 방법들이 의료영상에 적용되고 있다. 영상 분할에서 가장 기본적인 방법인 임계값, Region growing, ASM, Clustering, Level-set 등을 이용한 분할방법들이 연구되고 있 다. 최근에는 이와 같은 단일 방법만을 사용하지 않고 단계별로 여러 분할 방법을 함 께 사용하는 하이브리드 영상 분할방법도 연구되고 있다.

2.2.1 임계값을 이용한 영상 분할(Otsu 방법)



그림 2.2 임계값을 이용한 CT 영상의 분할 모습 [14]

임계값을 이용한 영상 분할방법은 영상처리에서 가장 기본적인 분할방법이다. 사용 자가 입력한 임계값을 기준으로 화소값을 비교하여 영역을 구분하는 방법이다. 그림 2.2는 임계값을 이용하여 CT 영상을 분할한 모습이다. 이와 같이 분할과정에서 사용되 는 임계값을 자동으로 설정하기 위하여 반복적 임계값 방법과 가우시안(Gaussian) 분 포를 이용한 방법이 있다. 반복적 임계값 방법은 특정 임계값으로 영상을 두 영역으로 나눈다. 나누어진 각 영역은 특정 조건에 의해 더 이상 나누어지지 않을 때까지 임계

값을 다시 설정하여 분할을 반복 수행한다. 이와 같이 간단한 반복으로 분할을 수행할 수 있지만 정확하고 세부적인 임계값을 구하는 것은 불가능하다. 가우시안 분포를 이 용한 방법은 가우시안 분포를 가정하고 이에 따라서 대략적인 임계값을 자동 계산하는 방법이 있으나 효과적으로 활용될 수 있는 분야가 제한적이다는 문제점을 가지고 있 다. 그러나 임계값 방법은 가장 간단하고 분할속도가 빠른 방법으로 다른 분할방법에 서 보조적인 분할방법으로 널리 사용되고 있다 [14].

Otsu의 방법은 주어진 영상의 히스토그램을 작성하고, 이를 이용하여 유사 밝기 값 을 갖는 객체들을 분리, 추출하는 방법이다. 즉 Otsu의 방법는 영상 밝기에 대하여, 분할되는 두 클래스의 분리를 클래스사이의 분산을 최대화시키는 임계값을 찾는 방법 이다. 주어진 영상이 L개 그레이레벨 [1,2,...,L]의 화소로 되어 있다고 하면, 밝기 값 이 i인 화소의 수를 f_i , 영상의 총 화소 수를 N이라고 할 때, $N = \sum_{i=1}^{L} f_i$ 이고, 화소가 i 밝기 값을 갖을 확률은

$$p_i = f_i / N \tag{1}$$

이 된다. 그리고

$$\sum_{i=1}^{L} P_i = 1, P_i \ge 0$$
 (2)

이다. 입력 영상이 배경과 객체 두 개로 나누어 졌다면, 화소들은 그레이레벨 $[1, \dots, t]$ 에 속하는 클래스 C_1 과 그레이레벨 $[t+1, \dots, L]$ 에 속하는 C_2 클래스로 나눌 수 있다. 따라서 두 클래스에 대한 그레이레벨 확률분포는 $c_1: P_1/w_1(t), P_2/w_1(t) \dots, P_t/w_1(t)$ 와 $c_2: P_{t+1}/w_2(t), P_{t+2}/w_2(t) \dots, P_L/w_2(t)$ 이 된다. 여기서

- 8 -

$$w_1(t) = \sum_{i=1}^t P_i \tag{3}$$

$$w_2(t) = \sum_{i=t+1}^{L} P_i$$
 (4)

이고, 클래스 C_1 과 C_2 의 평균은 각각

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^{t} i P_i / w_1(t)$$
(5)

$$\mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^{L} i P_i / w_2(t) \tag{6}$$

이다. 또한, 전체 영상의 평균을 μ_T 라고 하면,

$$w_1 \mu_1 + w_2 \mu_2 = \mu_T \tag{7}$$

$$w_1 + w_2 = 1$$
 (8)

이다. 클래스 C_1 과 C_2 에 대하여 클래스내의 분산(within-class variance)을 v_w^2 , 클래 스사이의 분산(between-class variance)을 v_B^2 , 그리고 전체 구간에서의 분산(tatal variance)을 v_T^2 라고 하면, 최적의 임계값은 다음의 판별기준식들 가운데서 하나를 최대화하는 t로 선택할 수 있다.

$$\lambda = v_B^2 / v_w^2 \tag{9}$$

$$\lambda = v_T^2 / v_w^2 \tag{10}$$

$$\eta = v_B^2 / v_T^2 \tag{11}$$

여기서

$$v_w^2 = w_1 \sigma_1^2 + w_2 \sigma_2^2 \tag{12}$$

$$v_B^2 = w_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 + w_2 (\mu_2 - \mu_T) \tag{13}$$

$$v_T^2 = \sum_{i=1}^{L} (i - \mu_T)^2 p(i)$$
(14)

이다. 여기서 σ_1^2 과 σ_2^2 은 클래스 C_1 과 C_2 의 분산이다. 판별기준 식 (9)-(11)에서 v_T^2 는 t의 선택과 무관하므로 η 의 계산이 가장 간단하다. 따라서

$$v_B^2(t^*) = \arg\max_{1 \le t \le L} v_B^2(t)$$
 (15)

를 만족하는 t^* 를 최적의 임계값으로 결정할 수 있다.



- 10 -

2.2.2 Region growing을 이용한 영상 분할

Region growing은 화소값간의 유사도를 측정하여 영역을 확장하여 분할하는 방법이 다. 먼저 씨앗점 화소의 좌표를 설정한 후 인접 화소값의 유사도를 측정하고 인접 화 소값이 씨앗점 화소값에 속하는지를 판단한다. 이 때 두 인접 화소 A, B에 대하여 유 사도는 임계값 *th*를 이용하여 다음 식 (16)과 같이 정의된다.

$$|G(A) - G(B)| \le th \tag{16}$$

두 화소값의 유사도가 임계 값 th보다 작으면 같은 영역으로 판단하고 영역을 확장 한다. 만약 임계값보다 크면 확장을 멈추고 영역을 분할한다. 그림 2.3은 Region growing으로 장기 영역을 분할한 모습이다.





Region Growing



그림 2.3 Region growing 분할 모습

기본적으로, Region growing은 그 영역에 속하기 위한 기준을 만족시키는 화소값이 더 이상 존재하지 않는다면 멈춰야 한다. 그러나 화소값, 텍스쳐와 같은 기준들은 특 정상 지역적이며 영역 성장의 내력을 고려하지 않는다는 문제가 있다. 그리고 Region growing은 영상의 객체내의 명암도 변화가 심하고 객체와 배경간의 경계가 불분명한

경우에 비효과적이다. 지역적 정보를 사용하기 때문에 그림 2.4와 같이 영역이 경계 밖으로 누출되는 경우가 발생되고, Region growing을 수행하기 위해 초기 입력된 씨앗 점의 위치와 화소값에 따라 분할 성능이 달라지는 문제점을 가지고 있다.



그림 2.4 씨앗점 값에 따른 분할 결과 모습(빨간점: 초기 씨앗점 위치)

Region growing의 초기 씨앗점을 자동으로 설정하기 위한 다양한 방법들이 제안되고 있다. 의료영상에서는 초기 씨앗점 설정하기 위하여 해부학적 구조를 이용한 방법이 자동 씨앗점 설정 방법으로 사용되고 있다.

그림 2.5와 같이 CT 영상의 해부학적 구조를 이용하여 초기 씨앗점 자동으로 지정하 는 과정을 보여준다 [15]. CT 영상에서 가장 바깥쪽 영역은 인체영역이 아닌 배경영역 으로 영상의 시작점에 첫번째 초기 씨앗점 지정한다. Region growing을 이용하여 영역 을 확장한 후 영상 반전을 수행하면 CT 영상에서 인체영역이 추출된다. 인체영역에서 두번째 초기 씨앗점을 지정하기 위하여 의료영상의 대각선 방향으로 최대 화소값을 갖 는 좌표를 검색한다. 최대 화소값을 갖는 좌표를 초기 씨앗점으로 지정하고 두번째 Region growing을 수행하여 장기 영역을 제외한 인체영역을 검출한 후 반전을 수행하 여 영역을 분할한다. 이것은 인체 영역에서 장기의 위치에 대한 사전정보인 해부학적 구조를 이용하여 Region growing의 초기 씨앗점을 자동으로 설정한 것이다.





그림 2.5 Region growing의 자동 씨앗점 설정 방법의 예 [15]

2.2.3 Watershed를 이용한 영상 분할

Watershed을 이용한 영상 분할은 그림 2.6과 같이 영상의 화소값을 지형학적 표면으 로 표현할 수 있다는 특징을 이용한 것이다. 영상의 경사값이 최소인 화소에서부터 점 차 경사값을 크게 하면서 경사값에 대한 지역적인 최대값에 이르면 인접한 영역이 만 났다고 간주하여 두 영역을 분할하는 기법이다. Watershed에서 얼마나 촘촘한 정도로 분할 하는가를 결정하는 임계값이 매개변수로 주어진다. 이 임계값은 입력 데이터인 기울기에 대해서 얼마나 민감하게 반응하는가를 결정한다. 즉, 임계값이 클수록 기울 기 영상의 작은 변화에도 반응하여 독립된 영역을 생성하며, 임계값이 작을수록 민감 한 정도가 감소하여 전체적인 영역의 수가 줄어들게 된다 [16][17].



- 13 -



그림 2.6 화소를 지형학적 표면으로 표현

분할할 영상에 적합한 임계값을 설정하지 못한다면 원하는 영역이 분할되지 않게 되거나 너무 세분화되어 분할되는 과분할 문제가 발생한다. 그림 2.7은 Watershed를 통해 과분할 문제가 발생된 결과 영상을 보여준다.





그림 2.7 과분할된 결과 모습 [16]



- 14 -

Watershed에 의해 분할된 영상으로부터 정확한 분할 영상을 얻기 위해서는 효과적인 영역 융합 과정이나 분할된 영역의 수를 줄이는 과정이 필요하다. 과분할을 해결하기 위한 하나의 방법으로 분할하려는 관심객체만 정확하게 분할하기 위해서 전처리 과정 에서 관련 없는 영역을 제거하는 마커 제어 Watershed(Marker controlled watershed) 알고리즘이 사용되고 있다. 그림 2.8은 Watershed의 과분할된 영상과 마커 제어 Watershed를 이용하여 분할한 결과 영상이다 [18].



 (a) 원본 영상
 (b) Watershed
 (c) 마커 제어 Watershed

 그림 2.8 Watershed를 이용한 의료영상 분할 모습 [18]

2.2.4 ASM을 이용한 영상 분할

ASM을 이용한 영상 분할은 객체의 모양과 명암 패턴 정보를 통해 영상을 분할하는 기법으로 관심 객체의 경계정보가 불확실하거나 상실된 경우에도 모델의 연결성 특징 을 이용하여 이러한 문제점을 극복할 수 있다. 통계적 모델 기반 기법(SSM:

- 15 -

Statistical Shape Models)과 같은 ASM은 학습(Training) 데이터로부터 얻은 모양 및 명암 패턴 정보와 같은 사전 지식을 이용 하여 유동적이며 제한된 모델로 관심 객체를 찾고, 모양과 외관(Appearance)에 대해 변이를 갖는 능동모양 모델과의 비교를 통해 관심 객체를 분할한다 [19]. ASM은 객체를 레이블된 점들, 즉 특징점(Landmark)의 집 합으로 표현하고 다수의 학습 데이터로부터 객체 좌표의 통계치를 얻는다. 모양 클래 스의 특정 패턴은 평균 모양 벡터와 평균 모양 변이 고유벡터의 선형 조합으로 묘사된 다. 영상을 탐색하는 동안 특징점은 객체 경계를 찾아 가깝게 이동하고 모델은 새로운 특징점 위치에 맞게 갱신된다. 이때 현재의 모양이 학습 데이터의 평균 모양과의 유사 성을 유지하도록 모양 계수들로 제한한다. 2차원 기반 능동 모양 모델은 의료영상과 같은 볼륨(Volume) 데이터에서 각 슬라이스 사이의 변이가 큰 객체의 분할에는 한계를 갖는다. 3차원 모델 기반 기법은 더 실제적인 모양 억제력으로 객체를 인식한다는 점 에서 2차원 모델 기반 기법에 비해 더 효과적이다. 그러나 3차원 모델 기법은 객체의 분할된 학습 데이터로부터 3차원 모양 모델을 생성해야 한다는 점이 현재까지도 과제 로 남아있다 [20][21].

ASM을 위한 통계적 모양 모델 생성의 첫 번째 필수 단계는 평균 모양을 생성하고 포 인트 분산 모델(Point distribution model)을 생성하는 것이다. 그림 2.9는 간의 평균 모양과 특징점을 검출한 결과 모습이다. 포인트 분산 모델 생성을 위해 모든 학습 데 이터에서 대응하는 특징점을 잘 선택해야 하지만, 이러한 특징점을 수동으로 결정하는 것은 많은 시간과 노력이 소요되며, 많은 오류를 발생할 수 있다 [22][23].





그림 2.9 ASM을 위한 간의 특징점 검출 모습 [22]



- 16 -

2.2.5 Clustering을 이용한 영상 분할

의료영상에서 영역들은 윤곽선이 애매하고, 동일 영역이라 할지라도 물리적 특성이 불균일하며 잡음이 내재되어 있기 때문에 불균일한 경계를 갖는다. 불균일한 영역을 갖는 의료영상의 영역 분할방법으로 퍼지 기법을 적용하는 알고리즘들이 소개되었으 며, Tolias와 Panas는 Ruspini의 C-means 방법을 이용하여 최초로 퍼지군집에 대한 적 용을 시도하였다 [24]. Clustering은 패턴 공간에 주어진 유한개의 패턴들이 서로 가 깝게 모여서 무리를 이루고 있을 때, 이 무리를 이루고 있는 패턴집합을 군집 또는 Cluster라고 하고, 패턴간의 유사성이나 근접성을 이용하여 유사함 패턴을 모아주는 처리이다. 임의의 Cluster의 중심을 주어진 Cluster의 개수만큼 할당하고, 각 Cluster 와 패턴 집합과의 거리와 이를 통해 얻은 Cluster의 소속 정도를 이용한 목적함수가 최소가 될 때까지 반복하며 Clustering을 수행한다. 거리 계산을 위한 척도로 유클리 안 거리(Euclidean distance). 마할라노비스 거리(Mahalanobis distance) 등으로 Cluster의 중심을 계산한다. 이웃화소들의 평균, 분산값 등의 정보를 이용하여 Cluster를 형성하고 영상내 각 영역들에 Cluster의 레이블을 할당하여 영역을 분할한 다. Clustering 기법에는 FCM(Fuzzy C-means), k-means 알고리즘 등이 있다. Clustering은 목적함수가 수렴할 때까지 반복하기 때문에 발생하는 큰 계산 복잡도 문 제와 Cluster 수의 선택. Cluster의 중심 계산 등이 잘못될 경우 분할 오류가 발생되 는 문제점을 가지고 있다.

2.2.6 Level-set을 이용한 영상 분할

Level-set은 ACM(Active Contour Models)의 하나로 1988년 Osher와 Sethian에 의해 처음 소개된 이론으로 시간에 따라 성질이 서로 다른 물질 사이의 변화되는 경계 부분 을 추적한다 [25]. Level-set은 영상의 화소값을 이용한 다른 방법과는 다르게 영상의 곡률을 사용한다. 사용자가 초기 곡선을 설정한 후 시간이 지남에 따라 변하는 초기

- 17 -

곡선의 곡률과 영상의 곡률을 이용하여 영상을 분할하는 방법이다. Level-set은 객체 에 대한 매개변수 없이 곡선과 표면의 수학적 계산으로 수행할 수 있고 형태와 기하학 적 변화에 강인한 방법이다. 예를 들어 하나의 영역을 표현한 초기 곡선이 수축하거나 확장하는 과정에서 두 개의 영역을 만났을 경우 두 영역을 표현할 수 있으며 반대로 두 개의 초기 곡선이 한 개의 영역으로 발전할 수 있다. 이 장점은 Level-set이 공기 나 액체의 움직임을 표현하는데 적합하게 만든다. 또한, 그림 2.10과 같이 3차원 분할 에도 효과적인 방법이다.



Level-set은 잡음과 같은 비정규적인 특성들로부터 영상을 극복할 수 있고, 초기 곡 선의 위치 및 형태에 의존적이지 않게 위상학적 변화가 가능하다. 그래서 커브, 표면 의 기하학적인 움직임 추적, 격자 생성, 영상 강화, 잡음 제거 등 다양한 분야에서 응 용되어 연구되어 있다. 특히, 의료분야에서는 의료영상으로부터 특정 관심 대상 물체 를 추출, 인식, 표현하기 위한 영상 분할에서 활발히 응용되고 있다 [26]-[29].

Malladi는 원하는 경계를 추출하기 위하여 영상 기울기를 이용한 곡선의 속도 함수 F를 적용하여 Level-set을 영상 분할에 처음으로 적용하였다 [28]. 속도 함수 F의 역 할은 객체의 경계선 근처에서 곡선의 전진 속도를 줄이는 효과를 가지고 있다. 영상으 로부터 분할하고자 하는 물체의 경계선에 곡선이 도달했을 경우 그 속도를 줄임으로써 원하는 물체를 분할 할 수 있게 된다.

- 18 -



3. 복부 CT 영상 분할 알고리즘 설계

3.1 자동 분할 알고리즘의 기본구조

본 논문에서 제안한 복부 CT 영상 분할 기법은 크게 세 단계로 구성된다. 첫 번째로 Otsu 방법을 사용하여 배경과 전경을 구분하는 전처리 과정, 두 번째로 CT 영상의 장 기들은 각각 다른 밝기값 정보를 가진다는 점을 이용하여 히스토그램을 분석하고 누적 치를 계산하여 씨앗점을 얻는 과정, 마지막으로 얻은 씨앗점을 바탕으로 자동 영역 성 장법을 사용하여 최종 분할된 영상을 얻는 과정이다. 그림 3.1은 제안한 기법의 전체 적인 과정을 보여준다.



그림 3.1 복부 CT 영상 분할 알고리즘

3.2 히스토그램 분석에 따른 Otsu 방법 적용

복부 CT 영상에서 각 장기들은 그림 3.2와 같이 서로 다른 그레이레벨을 가진다. 핏 줄, 지방 등의 그레이레벨은 낮은 값을 가지며, 간, 콩팥, 척추 등의 그레이레벨은 상 대적으로 핏줄, 지방보다 높은 값을 가진다. 그레이레벨의 차이에 따라 분할하기 위해 먼저 배경과 전경부분을 나누어 배경부분을 배제해주는 설정을 해주어야 한다. 이는 다수의 골격 및 근육으로 인해 목적으로 하는 장기 영역에 겹치는 영역이 존재하며, 이 영역 내부는 레벨 값들이 균일하게 분포되어 있지 않으며, 또한 영상마다 그레이레 벨의 차이가 존재하고 영상에서 인체를 제외한 배경부분이 많은 영역을 차지하여 전체 적인 레벨의 평균값을 낮추는 역할을 하기 때문이다.



그림 3.2 복부 CT 영상에서 그레이레벨에 따른 장기 구분



CT 영상의 그레이레벨은 CT 촬영기기의 방사선 양에 따라 환자마다 달라질 수 있으 므로 고정된 임계값을 사용하는 것보다는 환자 데이터에 따른 최적의 임계값을 계산하 는 것이 필요하다. 이를 위해 본 연구에서는 Otsu 방법을 사용한다.

Otsu 방법은 각 화소의 레벨에 따른 히스토그램의 통계적 방법을 사용하는 것으로 영상의 화소 분포 히스토그램을 두 개의 클래스로 나누어 두 클래스간의 분산(σ_B^2)을 식 (17)과 같이 계산하고, 분산(σ_B^2)이 최대가 되는 지점을 임계값으로 자동으로 설정 하는 방법으로 가장 널리 쓰이며 자연스러운 임계값(T)을 설정해주며 동시에 빠른 속 도를 지닌다.

$$\sigma_B^2 = \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_2 (\mu_2 - \mu_T)^2$$
(17)

 ω_1 과 ω_2 는 각 클래스의 확률을 나타내며, μ_1 과 μ_2 는 각 클래스의 평균 그레이레벨을, μ_T 는 전체 영상의 평균 그레이레벨을 나타낸다.



- 21 -

임계값을 바탕으로 임계값보다 낮은 부분을 배경 영상으로, 임계값보다 높은 부분을 전경 영상으로 구분하여 배경 영상이 전체적인 레벨의 평균값을 낮추는 역할을 하므로 이를 제거한다. 배경을 배제한 전경 영상을 바탕으로 히스토그램을 분석하여 복셀 개 수의 누적치를 계산하며 누적치의 1/4로 각각의 경계를 설정한다. 그림 3.3은 10명의 복부 CT 영상을 바탕으로 기본적인 복부 CT 영상들의 각 장기에 따른 그레이레벨 분포 를 대략적인 그래프로 나타낸 것이다. 배경부분이 많은 영역을 차지하여 전체적인 레 벨의 평균값을 낮추는 역할을 하기 때문에 0tsu 방법을 통해 임계값 T를 구해 제거를 시키며 이를 제외한 나머지 4부분으로 크게 구분할 수 있다. 표 3.1은 0tsu 방법을 이 용해 배경을 제거한 후 히스토그램 분석을 통해 누적치를 계산하여 얻은 복부 장기 구 분표이다.



그림 3.3 복부 CT 영상에서 각 장기들의 그레이레벨 분포



그레이레벨 분포	장 기	
[0 ~ T]	배 경	
[T ~ n/4]	핏줄, 윤곽선	
[n/4 ~ 2n/4]	지방, 담낭, 췌장, 비장	
[2n/4 ~ 3n/4]	간	
[3n/4 ~ n]	콩팥, 척추	

표 3.1 히스토그램 분석에 따른 장기 구분

표 3.1에서 T는 Otsu 방법을 이용하여 얻은 임계값을 나타내며, n은 배경을 제거한 히스토그램을 분석하여 누적치를 계산한 값을 나타낸다. 핏줄, 윤곽선 부분이 분포한 영역은 복부 CT 영상에서 중요한 정보를 담고 있지는 않으며, 지방, 담낭, 췌장, 비장 이 분포한 영역은 장기들 서로의 그레이레벨이 많은 차이가 나지 않기 때문에 분류하 는데 어려움이 있어서 간과 콩팥/척추 영역을 분할하는 것을 목표로 하였다. 이 정보 를 이용하여 간과 콩팥/척추 영역의 대략적인 위치를 파악할 수 있으며, 씨앗점을 추 출해 내는데 기본 정보가 된다.



- 23 -

3.3 자동 영역 성장법

자동 영역 성장법은 화소값 간의 유사도를 측정하여 영역을 확장하여 분할하는 방법 이다. 먼저 씨앗점 화소의 좌표를 설정한 후 인접 화소값의 유사도를 측정하고 인접 화소값이 씨앗점 화소값에 속하는 지를 판단한다. 이 때 두 인접 화소 A, B에 대하여 유사도는 임계값 th를 이용하여 위의 식 (16)과 같이 정의된다.

두 화소값의 유사도가 임계값 th보다 작으면 같은 영역으로 판단하고 영역을 확장 한다. 만약 임계값보다 크면 확장을 멈추고 영역을 분할한다.

본 연구에서 Otsu 방법과 히스토그램을 분석하여 얻은 영상을 바탕으로 간과 콩팥 및 척추에 해당하는 영역들의 위치를 분석해 놓고 그 영역들에 세선화 과정을 거쳐 그 림 3.4과 같이 뼈대에 해당하는 씨앗점들을 추출한다. 이 씨앗점들로 전경영상에 자동 영역 성장법을 적용하면, 그림 3.5와 같이 간과 콩팥 및 척추에 해당하는 영역을 검출 할 수 있다.



- 24 -



그림 3.4 씨앗점 생성을 위한 세선화



(a) 추출된 간 영역
 (b) 추출된 콩팥 및 척추 영역
 그림 3.5 복부 CT 영상의 장기 분할

- 25 -



3.4 인접 슬라이스에 씨앗점 전달

복부 CT 영상의 각 슬라이스들에 대한 간 영역과 콩팥 및 척추 영역을 자동으로 검 출해내기 위하여 제안된 기법에서는 이전 슬라이스에서 분할된 장기들에서 씨앗점을 재추출하여 다음 인접 슬라이스에 씨앗점을 전달해주는 방법을 사용하였다.

각 슬라이스에 대한 간 영역과 척추 및 콩팥 영역의 분할은 그림 3.6에서와 같이 각 슬라이스에 영역의 넓이가 가장 처음과 마지막 슬라이스로부터 중간 슬라이스로 갈수 록 증가하여 중간 슬라이스에서 최대가 되는 특성을 갖기 때문에 처음부분과 마지막부 분으로 나누어 수행한다.



그림 3.6 슬라이스에 따른 분할 영역의 면적 분포

- 26 -

처음부분에 대한 분할은 가장 처음 슬라이스에서 시작되어 중간 슬라이스까지 순차 적으로 분할이 수행되며 이 과정에서 바로 전에 수행된 슬라이스에서 분할된 영역에서 추출된 씨앗점들의 정보가 현재 슬라이스로 넘어와서 영역을 분할하는 데에 사용된다. 중간 슬라이스는 처음 부분에 대한 영역 분할 과정에서 면적 변화를 탐색하여 최대 넓 이를 갖는 슬라이스로 결정된다. 마지막 부분에 대한 분할은 가장 마지막 슬라이스로 부터 최대 면적을 갖는 슬라이스 직전까지 동일한 방식으로 수행된다.

연속으로 찍은 영상 슬라이스에서 가장 처음 슬라이스의 분할의 경우 기존 분할 정 보가 없기 때문에 씨앗점을 검출하기 위하여, 알고리즘의 과정을 거쳐 씨앗점을 추출 하여 분할을 수행한다. 또한 이전 슬라이스와 연결되지 않은 새로운 객체가 나타나는 영역에 대해서도 추가적으로 씨앗점을 검출해 주어야 하기 때문에 알고리즘의 과정을 다시 거쳐야 한다. 이 외의 경우 처음 슬라이스에서 얻은 추출 정보를 토대로 분할 과 정에서 씨앗점을 바로 얻어 낼 수 있다. 재추출하여 얻어낸 씨앗점을 다시 인접 슬라 이스에 적용하여 과정을 다시 반복하여 간과 콩팥 및 척추 영역을 분할할 수 있다.

이 과정을 통하여 각 슬라이스에 대한 분할할 장기들을 다른 입력 값이 없이 자동으 로 검출하여 시간 절약의 효과가 있었으며, 장기들을 3D 입체화면을 나타날 시에 도움 이 될 수 있다.



- 27 -

4. 실험 결과

4.1 실험 방법

실험환경으로는 10여명의 복부 CT 영상 데이터를 활용하였으며, CT 영상의 해상도는 512 × 512 이며, 1픽셀 당 12비트의 밝기해상도를 가진다. 1명당 CT 영상의 총 슬라 이스의 숫자는 30장에서 35장이었다. 그 중 간을 포함하는 슬라이스의 숫자는 20장에 서 28장까지 분포하고 있었으며, 콩팥을 포함하는 슬라이스의 숫자는 17장에서 24장까 지 분포되어 있다. 표 4.1은 복부 CT 영상을 찍은 10명의 대상자의 병명과 확진 가능 성을 나타내었다.

	총 슬라이스의 수	田の	확진 가능성
대상 1	32	정 상	
대상 2	34	충수 돌기염	가능성이 있음
대상 3	35	간 암	확 진
대상 4	35	간경화	가능성이 있음
대상 5	30	단순 간 낭종	가능성이 있음
대상 6	33	정 상	
대상 7	34	간경화	가능성이 있음
대상 8	31	췌장염	확 진
대상 9	33	간선종	가능성이 있음
대상 10	35	췌장암	확 진

표 4.1 10명의 CT 영상 데이터에 대한 병명 및 확진 가능성



제안한 기법의 적용결과를 평가하기 위해 임상의의 도움을 얻어 간, 콩팥, 척추의 분할 결과에 대한 육안평가를 수행하였으며, 수동으로 분할한 결과와 비교를 통해 정 확성을 측정하였다. 비교 척도로는 볼륨 오버랩 오차(Volumetric Overlap Error: VOE) 와 절대값 볼륨 측정 오차(Absolute Volumetric Measurement Error: AVME)를 사용하였 다. 볼륨 오버랩 오차는 식 (18)로 계산할 수 있다.

$$VOE = 100 \times \left(1 - \frac{n(A \cap B)}{n(A \cup B)}\right) \tag{18}$$

절대값 볼륨 측정 오차는 아래 식 (19)로 계산할 수 있다.

$$AVME = 100 \times \left| \frac{n(B) - n(A)}{n(A)} \right|$$
(19)



4.2 실험 분석 및 결과

표 4.1은 10명의 CT 영상 데이터에 대하여 제안 기법의 분할 결과와 임상의의 육안 분할 결과와의 정확성을 비교한 결과를 나타내었으며 10명의 CT 영상 데이터에 대한 평균 VOE는 5.7%였고, 평균 AVME는 2.3%로 기존 기법인 레벨-셋 기법과 비교하여 평균 VOE는 1.0%, 평균 AVME는 0.4%의 오차율 하락으로 충분한 정확성을 보여주었다. 이는 레벨-셋 기법이 초기 곡선의 곡률과 CT 영상의 장기의 곡률을 이용하여 검출하는 방법 이기 때문에 곡률을 일치시켜 나가는 과정에서 경계가 불분명한 부분에서 곡률이 다른 부분으로 누손이 되기 때문이다.

	레벨-셋 기법		제안 기법	
	VOE	AVME	VOE	AVME
대상 1	6.6 %	2.6 %	4.8 %	2.1 %
대상 2	6.4 %	2.3 %	5.6 %	1.8 %
대상 3	7.4 %	3.0 %	6.7 %	2.4 %
대상 4	7.1 %	2.9 %	5.7 %	2.3 %
대상 5	6.8 %	2.9 %	6.4 %	2.7 %
대상 6	6.3 %	2.4 %	5.4 %	2.2 %
대상 7	6.9 %	2.9 %	5.8 %	2.5 %
대상 8	6.1 %	2.4 %	5.1 %	2.1 %
대상 9	7.3 %	3.1 %	6.0 %	2.4 %
대상 10	6.6 %	3.0 %	5.5 %	2.5 %
평 균	6.7 %	2.7 %	5.7 %	2.3 %

- 30 -

표 4.2 10명의 CT 영상 데이터에 대한 정확성 평가



기 법	처리 속도(대상 1)	사용자 입력	
A. Schenk등의 라이브-와이어 기법[4]	약 20초	매우 많음(초기 점)	
S. Pan등의 레벨-셋 기법[5]	약 16초	매우 많음(초기 곡률)	
제안 기법	약 10초	없음	

표 4.3 제안 기법과 기존 기법들의 처리 속도 비교

표 4.3은 영상 분할에서 일반적으로 많이 사용되는 기법인 A. Schenk등의 라이브-와 이어 기법과 S. Pan등의 레벨-셋 기법을 대상 1의 복부 CT 영상인 총 32장의 슬라이스 에 적용시켜 봤을 때의 처리 속도와 사용자 입력의 횟수를 제안 기법과 비교한 것이 다. 기법의 정확한 처리 속도 비교를 위해 기존 기법을 이용하였을 때에는 32장의 CT 영상에 각각 사용자가 입력을 한 뒤의 처리 시간을 측정하여 그 시간들을 합하여 총 처리 속도를 구하였다. 제안 기법을 대상 1의 CT 영상 데이터에 적용함에 있어서 한 환자의 간과 콩팥 및 척추 영역을 분할하기 위한 평균 수행시간은 약 10여초 정도로 기존의 다른 기법들과 비교하여 매우 빠른 처리 속도를 보여주었다. 결과적으로 기존 기법들은 전체 간을 분할하기 위해서는 매 슬라이스마다 간 내부에 초기 점과 초기 곡 률을 사용자가 설정해주어야 하는 불편함이 있었으며, 사용자 입력이 필요없는 제안 기법은 기존 기법들[4, 5]에 비하여 고속으로 분할이 가능하였다.



- 31 -

그림 4.1은 제안한 기법의 간 분할 결과 영상을 나타내었으며 그림 4.2는 제안한 기 법의 콩팥 및 척추 분할 결과 영상을 나타내었다. 제안 기법의 분할 결과가 빨간색으 로 나타나 있으며, 이는 각각의 장기 영역에 맞게 추출됨을 육안으로 확인할 수 있다.



(c) 대상자 3의 간분할 결과 (d) 대상자 3의 인접슬라이스 간분할 결과 그림 4.1 제안 기법을 이용한 간 분할 영상





(c) 대상자 4의 콩팥/척추 분할결과 (d) 대상자 4의 인접슬라이스 분할결과 그림 4.2 제안 기법을 이용한 척추/콩팥 분할 영상



- 33 -

일반적으로 영상 분할에서 많이 사용되는 레벨 셋 분할 기법을 정상인의 복부 CT 영 상에 사용한 분할 결과를 그림 4.3에 비교하였다. 레벨 셋을 위한 초기 곡선은 간 내 부에 반지름 25인 원을 수작업으로 설정하였다. 그림 4.3 (a)의 분할 결과는 그림 4.3 (b)의 제안 기법의 분할 결과에 비하여 췌장과 비장으로 누손이 많이 생기는 것을 볼 수 있었다. 이는 레벨-셋 기법은 곡률의 변화를 이용하기 때문에 그림 4.3(a)처럼 췌 장과 비장이 간과의 경계가 불분명한 경우에 곡률의 변화가 췌장과 비장 쪽으로 이동 하여 누손이 생기는 것이다.



 (a) Level-set 기법
 (b) 제안한 기법

 그림 4.3 Level-set 기법과 제안 기법의 비교 영상



그림 4.4는 환자데이터를 바탕으로 기존 기법과 제안 기법으로 간을 분할한 성능 평 가를 그래프로 나타낸 것이다. 췌장과 비장이 간과 가까워지는 슬라이스인 10번에서 14번의 영상에서 기존 기법은 누손이 생긴다는 것을 알 수 있다.



그림 4.4 간 분할 성능 평가



5. 결론

본 논문에서는 신체 복부의 CT 영상에서 여러 장기들을 자동으로 분할하는 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 CT 영상에서 배경과 전경을 구분한 후, 복부 CT 영상은 장 기에 따라 서로 다른 명암을 가진다는 점을 이용하여 배경을 제거한 CT 영상에서 히스 토그램을 분석하여 히스토그램 누적치의 1/4로 간 영역과 콩팥 및 척추 영역의 경계점 을 설정하여 장기의 대략적인 위치를 파악하고 세선화 과정을 거쳐 씨앗점을 추출하도 록 하였다. 그리고 씨앗점을 바탕으로 자동 영역 성장법을 이용하여 간과 콩팥 그리고 척추에 해당하는 영역을 추출하였다. 최종 분할된 영상을 토대로 세선화를 통해 씨앗 점을 재추출하고, 이를 다음 인접 슬라이스에 적용하여 자동으로 분할 영상을 얻도록 하였고, 기존 기법들과의 비교를 통해 다음과 같은 결과를 확인하였다.

- 정확도 평가를 위하여 10명의 대상자들의 CT 영상 데이터를 사용하여 수동 분할한 결과와 제안된 자동 분할 결과를 비교, 분석
- 기존 기법들과 비교하여 제안된 기법이 간, 콩팥 그리고 척추 영역 분할에서 VOE는 5.7%, AVME는 2.3%로 정확함
- 초기 점이나 곡률을 설정해주어야 하는 기존 기법들에 비해 자동으로 검출이 가능
- 기존 기법들에 비해 대상자의 복부 CT 영상들을 고속으로 분할이 가능
- 레벨-셋 기법은 췌장과 비장 쪽으로 누손이 생기지만 제안한 기법은 누손이 생기지
 않는 것을 확인

이들 결과에 따라 제안된 기법은 복부 CT 영상의 장기 영역을 자동으로 분할하는 컴 퓨터 보조 진단 등에 이용될 수 있으며, 나아가 차후 임상의들이 CT영상 판독 시 컴퓨 터로 자동 분할된 영상을 얻어 진단을 하는데 도움이 될 것이라 기대한다.

향후에는 임상의들이 CT 영상을 통해 진단을 하는데 중요한 정보가 자동 영상 분할 을 통해 제거되는 일이 없도록 임상의들과의 연계를 통해 CT 영상의 중요 정보들에 대

- 36 -

한 데이터베이스가 구축이 되어야 할 것이다. 또한, 보다 많은 CT 영상 데이터를 실험 해 보고 모든 대상자들의 CT 영상에 맞게 분할할 수 있는 알고리즘을 구현할 수 있도 록 지속적인 응용과 연구가 필요할 것이다.



참고 문헌

- K. W. Kim, J. Lee, W. K. Jeong, H. J. Won. Y. M. Shin. D. Jung, J. I. Park, G. Song, T. Ha, D. Moon, K. Kim, C. Ahn, S. Hwang, and S. Lee, "Right Lobe Estimated Blood-free Weight for Living Donor Liver Transplantation: Accuracy of Automated Blood-free CT Volumetry Preliminary Results 1", Radiology, vol. 256, no. 2, pp. 433-440, Aug. 2010.
- [2] Y. Masutani, K. Uozumi, Akahane, and K. Ohtomo, "Liver CT Image Processing: a Short Introduction of the Technical Elements", European Journal of Radiology, vol. 58, no. 2, pp. 246-251, May 2006.
- [3] S. J. Lim, Y. Y. Jeong, and Y. S. Ho, "Automatic Liver Segmentation for Volume Measurement in CT Images", Journal of Visual Communication and Image Representation, vol.17, no. 4, pp. 860–875, Aug. 2006.
- [4] A. Schenk, G. Prause, and H. O. Peitgen, "Efficient Semiautomatic Segmentation of 3D Objects in Medical Images", Proceedings of the 3rd International Conference on Medical Image Computing and Computer_Assisted Intervention on Springer, pp. 186-195, 2000.
- [5] S. Pan, and B. M. Dawant, "Automatic 3D Segmentation of the Liver from Abdominal CT Images: a Level-set Approach", Proceedings of SPIE Medical Imaging, vol. 4322, pp. 128-138, Jul. 2001.
- [6] J. Gao, A. Kosaka, and A. Kak, "A Deformable Model for Automatic CT Liver Extraction", Academic Radiology, vol.12, no. 9, pp. 1178-1189, Sep. 2005.
- [7] H. Lamecker, T. Lange, and M. Seebass, "Automatic Segmentation of the Liver for Preoperative Planning of Resections", Studies in Health Technology and Informatics, pp. 171–173, Feb. 2003.
- [8] H. Lamecker, T. Lange, and M. Seebass, "Segmentation of the Liver Using a 3D Statistical Shape Model", ZIB-Report, vol.4, no. 9, pp. 1-25, Apr. 2004.



- [9] T. Heimann, van Ginneken B, Styner MA, Arzhaeva Y, Aurich V, Bauer C, Beck A, Becker C, Beichel R, Bekes G, Bello F, Binnig G, Bischof H, Bornik A, Cashman PM, Chi Y, Cordova A, Dawant BM, Fidrich M, Furst JD, Furukawa D, Grenacher L, Hornegger J, Kainmüller D, Kitney RI, Kobatake H, Lamecker H, Lange T, Lee J, Lennon B, Li R, Li S, Meinzer HP, Nemeth G, Raicu DS, Rau AM, van Rikxoort EM, Rousson M, Rusko L, Saddi KA, Schmidt G, Seghers D, Shimizu A, Slagmolen P, Sorantin E, Soza G, Susomboon R, Waite JM, Wimmer A, and Wolf I, "Comparison and Evaluation of Methods for Liver Segmentation from CT Datasets", IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.28, no. 8, pp. 1251–1265, Aug. 2009.
- [10] S. W. Farraher, H. Jara, K. J. Chang, A. Hou, and J. A. Soto, "Liver and spleen Volumetry with Quantitative MR Imaging and Dual-space Clustering Segmentation", Radiology, vol. 237, no. 1, pp. 322–328, Oct. 2005.
- [11] O. Gloger, J. Kuhn, A. Stanski, H. Volzke, and R. Puls, "A Fully Automatic Three step Liver Segmentation Method on LDA based Probability Maps for Multiple Contrast MR Images", Magnetic Resonance Imaging, vol. 28, no. 6, pp. 882-897, Jul. 2010.
- [12] T. A. Tuan, M. G. Song, and J. Y. Kim, "Shadow Detection and Effect Evaluation on a Face Image using Automatic Threshold Selection", Journal of Korean Institute of Information Technology, vol. 9, no. 11, pp. 97-106, Nov. 2011.
- [13] M. B. Kim, S. E. Jang, W. K. Lee, and C. Y. Choi, "3D Stereoscopic Image Generation of a 2D Medical Image, Journal of broadcast engineering", vol. 15, no. 6, pp. 723-730, Nov. 2010.
- [14] J. Zhang, C. H. Yan, C. K. Chui, and S. H. Ong, "Fast segmentation of bone in CT images using 3D adaptive thresholding", Computers in Biology and Medicine, vol. 40, no. 2, pp. 231-236, Feb. 2010.
- [15] Y. N. Yim, H. Hong, and Y. G. Shin, "Automatic Lung Segmentation using Hybrid Approach", Journal of Computing Science and Engineering, vol. 32, no. 7, pp. 625-635, Jul. 2005.



- [16] H. P. Ng, S. H. Ong, K. W. C. Foong, P. S. Goh, and W. L. Nowinski, "Medical image segmentation using K-means clustering and improved watershed algorithm", In Proc. Image Analysis and Interpretation, pp. 61-65, Mar. 2006.
- [17] C. Chang, P. Chung, Y. Hong, and C. Tseng, "A Neural network for thyroid segmentation and volume estimation in CT images", IEEE Computational Intelligence Magazine, vol. 6, no. 4, pp. 43-55, Nov. 2011.
- [18] M. C. J. Christ, and R. M. S. Parvathi, "Segmentation of medical image using K-means clustering and marker controlled watershed algorithm", European Journal of Scientific Research, vol. 71, no. 2, pp. 190-194, Jun. 2012.
- [19] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham, "Active Shape Models – Their training and application", Computer Vision and Image Understanding, vol. 61, no. 1, pp. 38–59, Jan. 1995.
- [20] A. F. Frangi, D. Rueckert, J. A. Schnabel, and W. J. Niessen, "Automatic construction of multiple-object three-dimensional statistical shape models: application to cardiac modeling", IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 21, no. 9, pp. 1151-1166, Sep. 2002.
- [21] R. H. Davies, C. J. Twining, P. D. Daniel, T. F. Cootes, and C. J. Taylor, "Building optimal 2D statistical shape models", Image and Vision Computing, vol. 21, pp. 1171-1182, Dec. 2003.
- [22] A. F. Frangi, D. Rueckert, J. A. Schnabel, and W. J. Niessen, "Automatic 3D ASM construction via atlas-based landmarking and volumetric elastic registration", In Proc. Int. Conf. Information Processing in Medical Imaging, pp. 78-91, Jun. 2001.
- [23] A. Hill, and C. J. Taylor, "Automatic landmark generation for point distribution models", Proceedings of British Machine Vision Conference, pp. 429-438, Oct. 1994.
- [24] P. Kaur, A. K. Soni, and A. Gosain, "A Robust kernelized intuitionistic fuzzy c-means clustering algorithm in segmentation of noisy medical images", Patten Recognition Letters, vol. 34, 2, pp. 163–175, Jan. 2013.



- 40 -

- [25] C. Xu, A. Yezzi, and J. L. Prince, "A Summary of geometric level-set analogues for a general class of parametric active contour and surface models", Proceedings of Variational and Level Set Methods in Computer Vision, pp. 104-111, Feb. 2001.
- [26] S. G. Armato III, and W. F. Sensakovic, "Automated lung segmentation for thoracic CT : impact on computer-aided diagnosis", Computer Assisted Radiology and Surgery, vol. 11, no. 9, pp. 1011-1021, Sep. 2004.
- [27] M. Prastawa, J. H. Gilmore, W. Lin, and G. Gerig, "Automatic segmentation of MR images of the developing newborn brain", Medical Image Analysis Journal, vol. 9, no. 5, pp. 457-466, Oct. 2005.
- [28] J. K. Leader, B. Zheng, R. M. Rogers, F. C. Sciurba, A. Perez, B. E. Chapman, S. patel, C. R. Fuhrman, and D. Gur, "Automated lung segmentation in X-ray computed tomography", Academic Radiology, vol. 10, no. 11, pp. 1224–1236, Nov. 2003.
- [29] R. Malladi, J. A. Sethian, and B. C. Vemuri, "Shape modeling with front propagation : A level set approach", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, no. 2, pp. 158-175, Feb. 1995.



	저작물 이용 허락서				
학 과	정보통신공학과 학 번 20127458 과 정 석사				
성 명	한글 오상언 한문 吳祥諺 영문 Sang-Eon Oh				
주 소	광주광역시 동구 서석동 375 조선대학교 전자정보공과대학				
연락처	e-mail : tonupboys@naver.com				
논문	한글 : 복부 CT 영상의 장기 검출을 위한 자동 분할 기법 논문				
제목	영문 : Automatic Segmentation Method for Organ Detection on Abdomen CT Images				
본인0 이용할	저작한 위의 저작물에 대하여 다음과 같은 조건 아래 조선대학교가 저작물을 수 있도록 허락하고 동의합니다.				
	- 다 음 -				
 저작물의 08구축 및 인터넷을 포함한 정보통신망에의 공개를 위한 저작물의 복제, 기억장치에의 저장, 전송 등을 허락함 위의 목적을 위하여 필요한 범위 내에서의 편집과 형식상의 변경을 허락함 (다만, 저작물의 내용변경은 금지함) 배포・전송된 저작물의 영리적 목적을 위한 복제, 저장, 전송 등은 금지함 저작물에 대한 이용기간은 5년으로 하고, 기간종료 3개월 이내에 별도의 의사 표시 가 없을 경우에는 저작물의 이용기간을 계속 연장함 해당 저작물의 저작권을 타인에게 양도하거나 출판을 허락을 하였을 경우에는 1개 월 이내에 대학에 이를 통보함 조선대학교는 저작물 이용의 허락 이후 해당 저작물로 인하여 발생하는 타인에 의 한 권리 침해에 대하여 일체의 법적 책임을 지지 않음 소속 대학의 협정기관에 저작물의 제공 및 인터넷 등 정보통신망을 이용한 저작물 의 전송・출력을 허락함 					
	동의여부 : 동의 (🔾) 반대 ()				
	2014 년 4 월 16 일				
	저작자 : 오상언(인)				
조선대학교 총장 귀하					
	- 42 -				