



2013年 2月 博士學位論文

의료영상의 자동 폐 분할 및 분석에 관한 연구

朝鮮大學校 大學院

情報通信工學科

蔡承勳

의료영상의 자동 폐 분할 및 분석에 관한 연구

A Study on the Automatic Lung Segmentation and Analysis of Medical Images

2013年 2月 25日

朝鮮大學校 大學院

情報通信工學科

蔡承勳

의료영상의 자동 폐 분할 및 분석에 관한 연구

指導教授 潘 聲 範

이 論文을 工學 博士學位申請 論文으로 提出함

2012年 10月 日

朝鮮大學校 大學院

情報通信工學科

蔡承勳

蔡承勳의 博士學位 論文을 認准함

委員	長	朝鮮大學校	教授	張	淳	皙	_印
委	員	朝鮮大學校	教授	郭	根	昌	_印
委	員	朝鮮大學校	教授	<u>金</u>	潤	泰	_印
委	員	高麗大學校	教授		容	和	_印
委	員	朝鮮大學校	敎授	潘	聲	範	_印

2012年 12月 日

朝鮮大學校 大學院

목 차
표목차iv
도목차v
ABSTRACT
제1장서 론1
제1절 연구 배경
제2절 연구 목적
제3절 연구 내용 및 방법7
제 2 장 의료영상 분할9
제1절 의료영상9
제2절 기존 의료영상 분할12
1. 임계값을 이용한 영상 분할12
2. Region Growing 을 이용한 영상 분할13
3. Watershed 을 이용한 영상 분할16
4.ASM을 이용한 영상 분할18
5.Clustering 을 이용한 영상 분할20
6.Level-set 을 이용한 영상 분할21
제 3 장 MRA Level-set 을 이용한 의료영상 분할

제1절 MRA	29
1.MRA 를 이용한 데이터 축소	29
2. 평균값을 이용한 MRA	
3. Wavelet Transform 을 이용한 MRA	
제2절 CIM	
1. 선형 방정식	40
2. 기준 영상 선택	45
제3절 제안한 MRA Level-set	48
1. 인체 검출	50
2. 폐 후보영역 추출	53
3. 적응형 초기 곡선 생성	57
제4절 폐 영역 분석	
제4장 실험 결과	66
제1절 실험 방법	66
1. 실험 데이터	66
2. 성능 평가방법	68
제2절 실험 내용	70
1. 분할 정확성에 대한 성능 평가	73
2. 수행 속도 개선에 대한 성능 평가	

제 3 절 결과 분석	
제 5 장 결 론	84
참고문헌	87

표목차

표	1. 의료영상의 데이터량	11
표	2. MRA 레벨에 따른 데이터 처리량	31
표	3. Haar과 Daubechies의 필터 뱅크 계수	36
표	4. 일반영상의 분산정도	48
표	5. Adaboost 알고리즘	63
표	6. VESSEL12 DB의 파일 정보	68
표	7. 정확도 평가지표	69
표	8. 폐 영역 분할에 대한 정확도 평가를 위한 실험내용	70
표	9. CIM 성능 평가를 위한 실험내용	72
표	10. 수행 속도 개선 평가를 위한 실험내용	72
표	11. 폐 영역 분할의 정확도 비교	73
표	12. CIM의 평균 정확도	78
표	13. 폐 영역 분할의 필요 Cycle 수	81

도 목 차

그림	1. 폐질환(암)의 위험도	···· 2
그림	2. 의료영상처리의 주요 관심 분야	3
그림	3. 의료영상의 크기 비교	10
그림	4. 흉부 CT 영상의 HU밀도 히스토그램	11
그림	5. 임계값을 이용한 흉부 CT 영상의 분할 모습(<i>th</i> : -500HU)	··12
그림	6. Region Growing 분할 모습·····	14
그림	7. Seed 값에 따른 분할 결과 모습(빨간점: 초기 Seed 위치)	14
그림	8. Region Growing의 자동 Seed 설정 방법의 예······	··15
그림	9. 갑상선 분할을 위해 해부학적 구조를 이용한 Seed 설정	16
그림	10. 화소를 지형학적 표면으로 표현	··17
그림	11. 과분할된 결과 모습	··17
그림	12. Watershed를 이용한 의료영상 분할 모습	18
그림	13. ASM을 위한 특징점 검출 모습	··20
그림	14. Clustering을 이용한 뇌 영상 분할······	··21
그림	15.Level-set을 이용한 3차원 영상 분할	··22
그림	16. 초기 곡선에 대한 속도 벡터	23
그림	17. 시간변화에 따른 곡선의 변화	··24
그림	18. Ø의 변화된 Level-set 함수	··25
그림	19. Ø함수를 이용한 곡선의 외부와 내부	··26
그림	20. 기존 Level-set의 문제점과 제안하는 MRA Level-set	··28
그림	21. MRA의 구조······	30
그림	22. 영상처리에서 화소 검색	31
그림	23. 평균값을 이용한 서브 샘플링	33
그림	24. 평균값을 이용한 흉부 CT 영상 크기 축소	33
그림	25. Wavelet Transform	34

그림	26.2차원 Wavelet Transform ······	35
그림	27. Daubechies 필터 뱅크를 이용한 Wavelet Transform	37
그림	28. 흉부 CT 영상을 이용한 Wavelet Transform	37
그림	29. 폐 영역 분할시 오류 발생 영역	38
그림	30. 흉부 CT 영상의 수평면과 관상면 모습	39
그림	31.1차 방정식 그래프의 예시	40
그림	32. 선형 방정식의 원리	41
그림	33. 선형 방정식을 이용한 보정	··42
그림	34. 선형 방정식을 이용한 보정 과정	43
그림	35. 선형 방정식을 이용한 보정 결과	43
그림	36.3차원 모델링된 폐의 모습	44
그림	37. 보정과정에서 발생되는 오류	44
그림	38. 흉부 CT 영상에서 폐의 형태	46
그림	39. 분산정도 측정 실험에 사용된 일반 영상	··47
그림	40. 폐 영상의 분산정도	48
그림	41. 제안하는 영상 분할 방법	49
그림	42. 초기 곡선 자동 설정	50
그림	43. 인체 영역과 그 외 영역을 포함하는 흉부 CT 영상	50
그림	44. MRA 레벨에 따른 흉부 CT 영상의 모습	··51
그림	45. 인체 영역 검출을 위한 MRA Level-set 초기 곡선	52
그림	46. 인체 영역 검출 결과	52
그림	47. 폐 후보영역 검출 결과	53
그림	48. 폐 영역의 HU밀도 히스토그램	54
그림	49. 폐 영역과 폐 이외의 영역의 모습	54
그림	50. 폐 영역과 폐 이외의 영역에 대한 표준편차와 면적 분포 그래프	55
그림	51. 폐 후보영역 추출 결과	··56
그림	52. 제안하는 방법으로 자동 설정된 Level-set의 초기 곡선	57

그림	53. MRA Level-set 분할의 최종 결과	58
그림	54. 흉부 CT 영상에서 다양한 형태를 보이는 결절의 모습	59
그림	55. 결절과 기관지	60
그림	56. 혈관 구조 제거	61
그림	57. 폐 영역내에 존재하는 조직들의 HU밀도 분포	62
그림	58. 폐 영역 분석	65
그림	59. Grand Challenges in Medical Image Analysis 웹사이트	66
그림	60. VESSEL12 웹사이트	67
그림	61. LOLA11 웹사이트	70
그림	62. 사용자 입력을 통한 Level-set의 초기 곡선 입력	71
그림	63. 폐 영역 분할이 어려운 슬라이스	74
그림	64. 사용자 입력 Level-set 결과	76
그림	65. 평균값 MRA Level-set 결과	76
그림	66. Wavelet Transform MRA Level-set 결과	77
그림	67. 정확도 결과 그래프	79
그림	68. 표준편차 결과 그래프	80
그림	69. LOLA11의 결과	82

ABSTRACT

A Study on the Automatic Lung Segmentation and Analysis of Medical Images

Chae, Seung-Hoon

Advisor : Prof. Pan, Sung Bum Ph.D. Department of Information & Communications, Graduate School of Chosun University

Due to development of medical image scanners in medical field, various modality of medical images are used in recent years. In order to diagnose and treat patients using medical image, analysis of medical image is necessary. Acquired information from analysis of medical image is used effectively in process of diagnosis and treatment of patients. In case of chest CT image, about 300~500 of CT images can be obtained from a patient. Actually, it is impossible for a radiologist to analyze all the images. Even if a radiologist analyzes all the images, there could be a serious drawback that analysis results of one patient are at risk for being interpreted differently by the workmanship of radiologists. For such a reason, automatic analysis of medical image is required.

Medical image segmentation is an important stage before analyzing of medical image. Through segmentation of medical image, not only a medical specialist can easily observe changes of organ and lesion, but also receive technical help for surgery plan. There are many methods in segmentation of medical image, such as threshold, Region Growing, Watershed, ASM, Clustering, Level-set, and etc. However, these methods have problems such as long running time, required interaction of user in segmentation process, etc. Level-set is great tool for modeling, like inflation of an airbag, or a drop of oil floating in water. For such a reason, it is suitable segmentation of medical image. However, it has drawbacks that requires input of initial contour of user and takes long running time.

In this thesis, we performed Level-set to segment lung regions from chest CT image and pursued a research on solutions for problems in initial contour and running time. If optimized initial contour to the shape of object is used in Level-set, repetition number of Level-set is reduced. Consequently, running time of Level-set is reduced. Using MRA, running time taken in initial contour auto setting stage was reduced. Because of data loss in MRA, CIM was suggested, and errors by data loss in initial contour setting were reduced. As a result of performing lung segmentation by proposed MRA Level, performance of existing Level-set was maintained.

Testing with CT image DB in VESSEL12, more than 0.98 of average accuracy was confirmed. In order to confirm reduction of running time in initial contour setting and image segmentation, we checked necessary Cycle number using MRA. As a result, compared to 5.373×10^{11} of Level-set that users input initial contour by 7.390×10^{9} , we confirmed 72 times of reduction. In addition, we analyzed lung region of LIDC chest CT image and lesion region using Adaboost which is binary classifier.

제1장서론

제1절 연구 배경

최근 의료영상 촬영 장비의 성능이 향상되고 고해상도 디지털 영상의 획득이 가 능해짐에 따라 컴퓨터 영상 분석을 진단과 치료 등의 의료분야에 활발히 적용하고 있다. 특히, 다양한 의료영상 촬영기기로부터 얻어진 X-Ray, CT(Computerized Tomography), 자기공명영상(MRI: Magnetic Resonance Imaging), 초음파 (Ultrasound), PET(Positron Emission Tomography) 등의 진단용 단층촬영 영 상들에서 장기조직들의 정보를 추출하거나 시각화할 수 있는 새로운 방법들이 제 공됨으로써 의료영상분야의 급격한 발전을 가져오고 있다.

복잡한 해부학적 구조를 가진 의료영상은 전문의의 분석 숙련도에 따라 조직을 구분하거나 판별하는 결과가 달라지게 된다. 해부학적 구조에 대한 지식이 많은 전 문의라 하더라도 동일 영상에 대해 항상 똑같은 조직을 구분하거나 판별하기는 어 려운 일이다. 예를 들어, 동일한 영상에서 종양의 형태와 크기를 반복적으로 분석 할 때 전문의는 서로 다른 결과를 도출할 수 있다. 그리고 의료 기술의 발전과 함 께 의료기관에서 사용되는 영상 데이터량이 증가하고 있다. 흉부 CT 영상의 경우 한 명의 환자에서 획득될 수 있는 의료영상의 수는 300~500장 정도이다. 이와 같 이 대용량 의료영상의 분석을 육안으로 분석하기에는 시간이 오래 걸릴 뿐 아니라 작은 병변(Lesion) 등을 검출하고 추적 관찰하는 것은 어렵다. 이들 문제점들을 해결하기 위하여 컴퓨터를 이용하여 빠르고 정확한 자동 분석 방법이 필요해지고 있다[1-2].

페 질환 중 하나인 폐암은 다른 암에 비해 사망률이 높은 질병이다. 그림 1처럼 2011년 발표된 보건복지부와 통계청의 통계에서 폐 질환의 위험성을 보여주고 있

- 1 -



(단위: 명/100만명, 통계청, 2011) (a) 2010년 한국인 사망원인 (암 사망 부분)



(보건복지부, 2011)

(b) 주요 암 종별 5년 평균 생존율

그림 1. 폐질환(암)의 위험도

특히, 폐암은 5년 생존율에 있어서 췌장암과 함께 최저 수준을 보이는 질병이다. 여러 암 중에서도 폐암은 초기에는 특이한 증상이 없다가 많이 진행된 상태에서 발견되기 때문에 예후가 나쁜 암에 속한다. 조기에 발견되어 수술이 가능한 환자는

다.

20% 정도로 다른 암에 비해 진행 속도가 빠른 질병이다. 조기 진단이 가능한 위 암, 대장암, 갑상선암, 유방암 등의 다른 암과는 달리 폐암은 조기 진단법이 개발 되어 있지 않다. 폐암의 조기 진단 방법으로 권장되는 것은 흉부 X선과 흉부 CT 검사이다. 최근 미국의학회(American medical association)에서는 흉부 CT 검사 를 매년 실시한 결과, 흉부 X선에 비해 폐암 생존율이 20% 상승한 연구 결과를 발표 하였다[3]. 이와 같이 흉부 CT 영상은 폐 질환 검사에 중요한 정보이다. 따 라서 흉부 CT 영상을 빠르고 정확하게 분석하기 위한 방법의 연구가 필요하다.

최근 의료영상처리 분야에서 가장 관심을 가지고 연구되는 분야는 그림 2와 같 다[4].



그림 2. 의료영상처리의 주요 관심 분야

영상 개선(Image Enhancement)

배경과 잡음 같은 영상의 왜곡을 제거하고 영상의 윤곽과 같은 영상의 특 징을 개선하는 영상처리

영상 분할(Image Segmentation)

장기, 혈관, 종양, 병변 등과 같은 해부학적 구조의 윤곽을 구분하여 분할 하는 영상처리

영상 등록(Image Registration)

다른 형태(PET/CT)에서 얻어진 영상들을 직접적으로 연결된 것처럼 영상의 공간 변화를 수행하는 영상처리

정량화(Quantification)

장기, 혈관, 종양, 병변 등과 같은 해부학적 구조를 부피, 지름, 곡률 등과 같은 기하학적 속성들로 수치화하는 영상처리

시각화(Visualization)

영상데이터의 2차원과 3차원 렌더링(Rendering)과 장기와 다른 해부학적 구조를 가상 모델로 표현하는 영상처리

자동검출(Computer-aided Detection)

종양이나 혈관 폐색 등과 같은 병변과 병리학적 구조를 검출하고 정의하는 영상처리

특히, 영상 분할은 영상을 동질의 특성을 갖는 균일한 영역으로 구분해내는 과정 으로서 영상 검색, 영상 인식, 영상 이해 등의 컴퓨터 비전에서 필수적인 과정 중 하나이다. 의료영상처리분야에서 영상 분할은 3차원 시각화, 자동진단, 해부학적 구조의 연구, 수술 계획 등 다양한 의료영상처리나 분석을 수행하기 앞서 가장 먼 저 수행되어야 하는 중요한 작업이다[5-9].

제2절 연구 목적

의료영상에서 신체의 정보를 추출하거나 시각화할 수 있는 새로운 방법들이 제 공됨에 따라 의료영상을 이용한 진료, 치료방법에 발전을 가져오고 있다. 그 중 의 료영상 분할은 환자의 진료, 치료과정에서 필요한 의료영상을 효과적으로 분석하기 위한 중요한 단계 중 하나이다. 분할된 의료영상은 영상의 특정 부분의 형태나 상 태를 관찰하거나 질병의 진행 모습을 추적하는데 도움을 준다. 또한, 전문의들은 환자의 치료를 위해 분할된 영역을 확인하고 환자의 치료계획을 세운다. 수술 과정 에서 분할된 의료영상은 전문의의 수술 활동을 용이하게 한다. 이와 같이 동일한 부위를 구성하는 화소끼리 그룹을 지어주는 영상 분할은 의료영상처리에서 필수적 이며 아주 중요한 역할을 수행하다. 그러나 장기들의 생체적 특성이 유사하여 정확 한 의료영상 분할은 쉽지 않다. 또한, 한 명의 환자에서 얻어지는 의료영상은 수 십장에서 수 백장에 이른다. 따라서 전문의가 직접 환자의 의료영상을 분석하기 위 해서는 많은 시간이 소요된다. Rettmann는 하나의 의료영상 데이터 셋에 대해 의 료영상 분할을 수행했을 때 의료영상의 해상도와 슬라이드 수에 따라 수동으로 4~8시간과 사용자의 입력과정이 필요한 반자동으로 45분이 걸린다는 것을 실험으 로 확인하였다. 또한, Rettmann의 실험을 통해 의료영상 분할을 반자동으로 하였 을 경우 수동에 비해 분할 시간이 감소되어 효율적인 것을 확인할 수 있다[10-12].

의료영상 분할을 위해 많은 방법들이 연구되고 제안되고 있다. Watershed를 이 용한 영상 분할은 영상을 화소값에 따라 높낮이가 표현되는 지형학적 표면으로 간 주될 수 있다는 것을 이용한 분할 방법이다. 일정 범위의 주위 화소값과 비교해서 가장 작은 화소값을 최소점으로 정하고, 물이 차오를 때 높이가 낮은 지역에서부터 차오르는 것과 같이 최소점들로부터 차오르며 영역을 분할할 수 있다[13-14].

- 5 -

Watershed를 이용한 영상 분할은 세분화된 분할 작업을 수행할 경우 성능이 떨어 지는 문제가 있다.

Region Growing를 이용한 영상 분할은 화소값간의 유사도를 계산하여 영역을 확장하여 분할을 수행한다. 사용자에 의해 지정된 Seed 영역을 기준으로 인접 화 소값의 유사도를 계산하여 Seed 영역에 속하는지 판단한다[15-16]. 즉, 두 화소 값의 차가 절대적인 임계값 안에 속하면 같은 영역으로 확장하고 임계값보다 크면 확장을 멈추고 분할을 한다. 이 방법은 명암도 변화가 심하고 경계가 불분명한 경 우 비효과적인 방법이다.

ASM(Active Shape Models)을 이용한 영상 분할은 사전에 데이터를 이용하여 학습을 수행한 후 그 결과 데이터를 이용하여 영상 분할을 수행한다. 이 방법은 형 태 보정과 형태 학습 과정으로 구성되어 있다. 분할 영상의 경계가 불확실하거나 상실된 경우라도 학습 데이터를 바탕으로 복원할 수 있는 장점을 가지고 있기 때 문에 의료영상 분할에서 성능이 뛰어나다. 학습데이터를 이용한 방법은 학습데이터 의 품질에 따라 분할 성능에 영향을 받는다는 단점을 가지고 있기 때문에 다양한 형태의 학습 데이터가 필요하고 학습 데이터를 만들기 위해 전문가의 사전 작업이 필요하다[17-18].

Clustering을 이용한 영상 분할은 패턴 공간에 주어진 유한개의 패턴들이 서로 가깝게 모여서 무리를 이루고 있을 때, 이 무리를 이루고 있는 패턴집합간의 유사 성이나 근접성을 이용하여 유사함 패턴을 모아주는 처리로 영역 분할에 이용되고 있다[19-20]. Clustering은 목적함수가 수렴할 때까지 반복하기 때문에 발생하는 큰 계산 복잡도 문제와 Cluster 수의 선택, Cluster의 중심 계산 등이 잘못될 경우 분할 오류가 발생된다.

Level-set을 이용한 영상 분할은 잡음 등 비정규적인 특성들로부터 발생하는 영향을 극복할 수 있고, 임의의 차원으로 확장이 용이하여 2차원 단면 영상뿐 아

- 6 -

니라 3차원 볼륨 데이터에 대한 분할이 가능하다. Level-set은 초기 곡선을 사용 자가 입력 해주어야 하며 분할할 객체에 적합하지 않은 초기 곡선을 설정할 경우 성능이 떨어진다. 그리고 수행속도가 느린 문제점을 가지고 있다[21].

위와 같이 다양한 의료영상 분할 방법이 연구되고 있지만 수행속도가 느리거나 분할 과정에서 사용자의 입력이나 추가적인 작업이 필요하다는 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 의료영상 분할을 수행하는 과정 에서 사용자의 입력과정 없이 자동으로 수행되며 수행 속도가 개선된 의료영상 분 할을 연구하였다. 또한, 분할된 폐 영역을 Adaboost 알고리즘을 이용하여 분석하 였다.

제 3 절 연구 내용 및 방법

페는 흉부 CT 검사를 통한 검사가 효과적이다. 페 영역은 흉부 CT 영상내에 존 재하기 때문에 폐 분석을 하기 위해서는 폐 영역을 분할해야 한다. 본 논문에서는 페를 분할하기 위하여 Level-set을 활용하였다.

Level-set은 하나의 영역을 표현한 초기 곡선이 수축하거나 확장하는 과정에서 두 개의 영역을 만났을 경우 두 영역을 표현할 수 있으며 반대로 두 개의 초기 곡 선이 한 개의 영역으로 발전할 수 있다. 이 장점은 Level-set이 공기나 액체의 움 직임을 표현하는데 적합하고 다양한 해부학적 구조를 갖는 의료영상에 적합하다. 그러나 기존 Level-set은 사용자가 초기 곡선을 입력해야 되고 속도가 느리다는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 기존 Level-set의 문제점인 사용자 초기 곡선 입력 과정을 해결 하고 속도를 개선하기 위하여 MRA(Multi-Resolution Analysis) Level-set을 제 안한다. 최적화된 초기 곡선은 Level-set의 반복적인 계산을 감소시켜 주기 때문 에 수행시간을 감소시키게 된다. 객체의 형태에 따라 다른 초기 곡선을 설정하게 되면 Level-set의 수행시간도 감소되게 된다. 객체의 형태에 맞게 사용자가 모든 영상에 초기곡선을 입력하는 것과 항상 동일한 품질의 초기곡선을 설정하는 것은 불가능하다. 동일한 품질의 초기 곡선을 빠르게 설정하기 위하여 제안된 MRA Level-set은 MRA를 이용하여 데이터량을 감소시킨 후 의료영상을 분석하여 객 체의 형태에 적합한 초기 곡선을 자동 설정해준다. MRA를 이용하여 초기 곡선을 자동 설정해주는데 소요되는 계산량을 감소시켜 수행속도를 개선하였다. 또한, MRA에서 발생하는 데이터 손실을 극복하고 초기 곡선의 품질을 향상시키기 위하 여 CIM(Contour Interpolation Method)를 제안하여 MRA Level-set의 성능을 개선하였다. 본 논문에서는 제안한 MRA Level-set의 성능을 평가하기 위하여 흉 부 CT 영상의 폐 영역을 분할하여 분할 정확도와 속도개선에 대한 평가를 하였다. 그리고 분할된 폐 영역에서 이상조직을 검출하기 위한 분석을 수행하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같이 구성되어 있다.

1장의 서론에 이어 2장에서는 의료영상과 기존의 대표적인 영역 분할 알고리즘 을 소개한다. 3장에서는 본 논문에서 제안된 방법과 세부 적용방법 및 효과를 서술 하고 분할된 폐 영역에서 이상조직을 검출하기 위하여 Adaboost알고리즘을 이용 하여 폐 영역을 분석한다. 4장에서는 제안된 MRA Level-set의 성능을 분석하기 위한 실험 내용과 결과를 분석하고 5장에서는 논문의 결론과 향후 연구과제를 제 시한다.

- 8 -

제2장 의료영상 분할

의료영상처리 중 영상 분할은 의료영상의 등록, 정량화, 시각화, 자동검출 등을 수행하기 전에 반드시 선행되어야 하는 단계이다. 영상 분할을 통해 얻어진 분할된 의료영상은 전문의가 장기의 형태나 상태를 관찰하기에 용이하게 하고 진단과 치료과정에서 도움을 준다. 본 장에서는 의료영상에 대해 설명하고 의료영상 분할 방법인 임계값, Region Growing, Watershed, ASM, Clustering, Level-set 방법을 기술한다.

제1절 의료영상

과거 의료분야에서 얻어지는 대부분 의료영상 정보는 오랜 시간 동안 아날로그 형태의 필름이나 종이로 획득하여 사용하고 보관하였다. 과거에 사용되었던 아날로그 형태의 의료정보는 공유와 저장에 많은 문제점이 있으며 정보 획득범위에도 한계점이 크게 대두되었다. 최근에는 저장과 공유 등에서 발생되는 문제점을 해결하기 위하여 의료분야의 정보들을 아날로그 형태의 정보에서 디지털 형태의 정보로 대체하여 사용하고 있다[22].

의료분야에서 진료에 이용하는 영상은 촬영장치에 따라 다양한 의료영상이 존재한다. 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 초음파를 인체에 투과시켜 반사파를 검출하므로써 초음파 영상을 얻는다. 복부장기, 혈관 등 연부조직(근육·연골질환) 의 진단에 유용하게 이용되고 있다. NMR을 이용하여 촬영되는 MRI(Magnetic Resonance Imaging) 영상은 강력한 자장에 의한 핵 자기공명을 이용하여 여러 형태의 영상을 만들어 낸다. MRI 영상은 뼈나 공기의 영향을 받지 않는 연부조직촬영에 적합하다[23].



그림 3. 의료영상의 크기 비교

의료영상은 종류에 따라 영상의 크기가 다르게 생성된다. 그림 3은 의료영상의 크기 차이를 그림을 통해 보여준다. 흉부 CT 영상은 일반영상에서 사용하는 8bit영상이 아닌 12bit영상을 사용한다. 인간은 시각 특성상 64계조(6bit)이면 연속적인 계조 변화로 인식을 한다. 의료영상은 인체를 투과한 X-선의 강도 차이가 커 256계조(8bit)로는 수용할 수가 없고, 이보다 넓은 계조수가 필요하기 때문에 흉부 CT 영상은 일반 영상과는 다르게 12bit로 구성되어 4096계조로 화소를 표현하는 영상을 사용한다. 표 1은 의료영상의 종류에 따른 크기와 계조를 보여준다.

표 1. 의료영상의 데이터량

Modality	Pixel Array	File Size	
CT (Computed Temography)	$512 \times 512 \times 12$ bit	3.14 Mbits	
CT(Computed Tomography)	1,024×1,024×12bit	12.56 Mbits	
DF (Digital Fluoroscopy)	$1,024 \times 1,024 \times 10$ bit	11.04 Mbits	
CP (Computed Padiagraphy)	$2,048 \times 2,048 \times 10$ bit	52.4 Mbits	
CR (Computed Radiography)	4,096×5,120×10bit	209 Mbits	
DM(Digital Mammography)	4,096×5,120×16bit	336 Mbits	
US(Ultrasound), 흑백	$512 \times 512 \times 8$ bit	2.09 Mbits	
US(Ultrasound), 컬러	$512 \times 512 \times 24$ bit	6.29 Mbits	
MRI (Magnetic Resonance Imaging)	$256 \times 256 \times 10$ bit	0.52 Mbits	



그림 4. 흉부 CT 영상의 HU밀도 히스토그램

흥부 CT 영상에서 각 화소값은 HU(Hounsfield Unit)밀도를 단위로 사용하고 음과 양의 값으로 표현이 된다. HU밀도는 인체 장기에 따라 값이 다르게 표현이 되는데 흉부 CT 영상의 경우 그림 4와 같이 구성된다[24]. 흉부 CT 영상은 촬영자의 신체크기에 따라 촬영되는 슬라이스(Slice)의 수가 다르며 일반적으로 한명의 환자당 약 300~500장 정도의 흉부 CT 영상이 생성된다.

제2절 기존 의료영상 분할

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

1. 임계값을 이용한 영상 분할



그림 5. 임계값을 이용한 흉부 CT 영상의 분할 모습(th: -500HU)

임계값을 이용한 영상 분할방법은 영상처리에서 가장 기본적인 분할방법이다. 사용자가 입력한 임계값을 기준으로 화소값을 비교하여 영역을 구분하는 방법이다. 그림 5는 임계값 th -500HU밀도를 이용하여 폐 영상을 분할한 모습이다. 이와 같이 분할과정에서 사용되는 임계값을 자동으로 설정하기 위하여 반복적 임계값 방법과 가우시안(Gaussian) 분포를 이용한 방법이 있다. 반복적 임계값 방법은 특정 임계값으로 영상을 두 영역으로 나눈다. 나누어진 각 영역은 특정 조건에 의해 더 이상 나누어지지 않을 때까지 임계값을 다시 설정하여 분할을 반복 수행한다. 이와 같이 간단한 반복으로 분할을 수행할 수 있지만 정확하고 세부적인 임계값을 구하는 것은 불가능하다. 가우시안 분포를 이용한 방법은 가우시안 분포를 가정하고 이에 따라서 대략적인 임계값을 자동 계산하는 방법이 있으나 효과적으로 활용될 수 있는 분야가 제한적이다는 문제점을 가지고 있다. 그러나 임계값 방법은 가장 간단하고 분할속도가 빠른 방법으로 다른 분할방법에서 보조적인 분할방법으로 널리 사용되고 있다[25].

2. Region Growing을 이용한 영상 분할

Region Growing은 화소값간의 유사도를 측정하여 영역을 확장하여 분할하는 방법이다. 먼저 Seed 화소의 좌표를 설정한 후 인접 화소값의 유사도를 측정하고 인접 화소값이 Seed 화소값에 속하는지를 판단한다. 이 때 두 인접 화소 A, B에 대하여 유사도는 임계값 *th*를 이용하여 다음 식과 같이 정의된다.

$$|G(A) - G(B)| \le th \tag{4 1}$$

두 화소값의 유사도가 임계 값 th보다 작으면 같은 영역으로 판단하고 영역을

확장한다. 만약 임계값보다 크면 확장을 멈추고 영역을 분할한다. 그림 6은 Region Growing으로 폐 영역을 분할한 모습이다.



그림 6. 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 특정상 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 7과 같이 영역이 경계 밖으로 누출되는 경우가 발생되고, Region Growing을 수행하기 위해 초기 입력된 Seed의 위치와 화소값에 따라 분할 성능이 달라지는 문제점을 가지고 있다.



그림 7. Seed 값에 따른 분할 결과 모습(빨간점: 초기 Seed 위치)

Region Growing의 초기 Seed를 자동으로 설정하기 위한 다양한 방법들이 제안되고 있다. 의료영상에서는 초기 Seed를 설정하기 위하여 해부학적 구조를 이용한 방법이 자동 Seed 설정 방법으로 사용되고 있다.



그림 8. Region Growing의 자동 Seed 설정 방법의 예

그림 8과 같이 흉부 CT 영상의 해부학적 구조를 이용하여 초기 Seed를 자동으로 지정하는 과정을 보여준다[26]. 흉부 CT 영상에서 가장 바깥쪽 영역은 인체영역이 아닌 배경영역으로 영상의 시작점에 첫번째 초기 Seed를 지정한다. Region Growing을 이용하여 영역을 확장한 후 영상 반전을 수행하면 CT 영상에서 인체영역이 추출된다. 인체영역에서 두번째 초기 Seed를 지정하기 위하여 의료영상의 대각선 방향으로 최대 화소값을 갖는 좌표를 검색한다. 최대 화소값을 갖는 좌표를 초기 Seed로 지정하고 두번째 Region Growing을 수행하여 폐 영역을 제외한 인체영역을 검출한 후 반전을 수행하여 폐 영역을 분할한다. 이것은 흉부영역에서 폐의 위치에 대한 사전정보인 해부학적 구조를 이용하여 Region Growing의 초기 Seed를 자동으로 설정한 것이다. Region Growing의 초기 Seed를 지정하는 다른 방법은 그림 9와 같이 실제 분할할 갑상선 영역 주변에서 검출하기 쉬운 기관지를 먼저 검출한 후 기관지를 기준으로 고정된 거리에 초기 Seed를 지정하는 방법이 있다[27]. 이 방법은 갑상선이 기관지 옆에 위치한다는 해부학적 구조를 이용한 것이다.



(a) 기관지 검출 후 초기 Seed 위치 지정



(b) 기관지 옆 초기 Seed를 이용하여 갑상선 분할그림 9. 갑상선 분할을 위해 해부학적 구조를 이용한 Seed 설정

3. Watershed을 이용한 영상 분할

Watershed을 이용한 영상 분할은 그림 10과 같이 영상의 화소값을 지형학적 표면으로 표현할 수 있다는 특징을 이용한 것이다. 영상의 경사값이 최소인 화소에서부터 점차 경사값을 크게 하면서 경사값에 대한 지역적인 최대값에 이르면 인접한 영역이 만났다고 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 기울기 영상의 작은 변화에도 반응하여 독립된 영역을 생성하며, 임계값이 작을수록 민감한 정도가 감소하여 전체적인 영역의 수가 줄어들게 된다[28-30].



그림 10. 화소를 지형학적 표면으로 표현

분할할 영상에 적합한 임계값을 설정하지 못한다면 원하는 영역이 분할되지 않게 되거나 너무 세분화되어 분할되는 과분할 문제가 발생한다. 그림 11은 Watershed를 통해 과분할 문제가 발생된 결과영상을 보여준다.



그림 11. 과분할된 결과 모습

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 과정에서 관련 없는 영역을 제거하는 마커 제어 Watershed(Marker controlled watershed) 알고리즘이 사용되고 있다[31]. 그림 12는 Watershed의 과분할된 영상과 마커 제어 Watershed를 이용하여 분할한 결과 영상이다.



(a) 원본 영상(b) Watershed(c) 마커 제어 Watershed그림 12. Watershed를 이용한 의료영상 분할 모습

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 특징을 이용하여 이러한 문제점을 극복할 수 있다. 통계적 모델 기반 기법(SSM: 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[32-33]. ASM은 객체를 레이블된 점들, 즉 특징점(Landmark)의 집합으로 표현하고 다수의 학습 데이터로부터 객체 좌표의 통계치를 얻는다. 모양 클래스의 특정 패턴은 평균 모양 벡터와 평균 모양 변이 고유벡터의 선형 조합으로 묘사된다. 영상을 탐색하는 동안 특징점은 객체 경계를 찾아 가깝게 이동하고 모델은 새로운 특징점 위치에 맞게 갱신된다. 이때 현재의 모양이 학습 데이터의 평균 모양과의 유사성을 유지하도록 모양 계수들로 제하하다. 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 점에서 2차원 모델 기반 기법에 비해 더 효과적이다. 그러나 3차원 모델 기법은 객체의 분할된 학습 데이터로부터 3차원 모양 모델을 생성해야 한다는 점이 현재까지도 과제로 남아있다[34-35].

ASM을 위한 통계적 모양 모델 생성의 첫번째 필수 단계는 평균 모양을 생성하고 포인트 분산 모델(Point distribution model)을 생성하는 것이다. 그림 13은 간의 평균 모양과 특징점을 검출한 결과 모습이다. 포인트 분산 모델 생성을 위해 모든 학습 데이터에서 대응하는 특징점을 잘 선택해야 하지만, 이러한 특징점을 수동으로 결정하는 것은 많은 시간과 노력이 소요되며, 많은 오류를 발생할 수 있다[36-37].





(a) 간의 3차원 평균 거리 맵
 (b) 간의 특징점 검출 모습
 그림 13. ASM을 위한 특징점 검출 모습

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 소개되었으며, Tolias와 Panas는 Ruspini의 C-means 방법을 이용하여 최초로 퍼지군집에 대한 적용을 시도하였다[38-39]. Clustering은 패턴 공간에 주어진 유한개의 패턴들이 서로 가깝게 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 Cluster와 패턴 집합과의 거리와 이를 통해 얻은 Cluster의 소속 정도를 이용한 목적함수가 최소가 될 때까지 반복하며 Clustering을 수행한다. 거리 계산을 위한 척도로 유클리안 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 분할한다. Clustering 기법에는 FCM(Fuzzy C-means), k-means 알고리즘 등이 있다. Clustering은 목적함수가 수렴할 때까지 반복하기 때문에 발생하는 큰 계산 복잡도 문제와 Cluster 수의 선택, Cluster의 중심 계산 등이 잘못될 경우 분할 오류가 발생되는 문제점을 가지고 있다. 그림 14는 Clustering을 이용하여 뇌 영상을 분할한 결과 모습이다.





 (a) 원본영상
 (b) 분할영상

 그림 14. Clustering을 이용한 뇌 영상 분할

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 부분을 추적한다[40]. Level-set은 영상의 화소값을 이용한 다른 방법과는 다르게 영상의 곡률을 사용한다. 사용자가 초기 곡선을 설정한 후 시간이 지남에 따라 변하는 초기 곡선의 곡률과 영상의 곡률을 이용하여 영상을 분할 하는 방법이다. Level-set은 객체에 대한 매개변수 없이 곡선과 표면의 수학적 계산으로 수행할 수 있고 형태와 기하학적 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 공기나 액체의 움직임을 표현하는데 적합하게 만든다. 또한, 그림 15와 같이 3차원 분할에도 효과적인 방법이다.



(a) 초기 곡선
 (b) 분할 중간 단계
 (c) 최종 분할
 그림 15. Level-set을 이용한 3차원 영상 분할

Level-set은 잡음과 같은 비정규적인 특성들로부터 영상을 극복할 수 있고, 초기 곡선의 위치 및 형태에 의존적이지 않게 위상학적 변화가 가능하다. 그래서 커브, 표면의 기하학적인 움직임 추적, 격자 생성, 영상 강화, 잡음 제거 등 다양한 분야에서 응용되어 연구되어 있다. 특히, 의료분야에서는 의료영상으로부터 특정 관심 대상 물체를 추출, 인식, 표현하기 위한 영상 분할에서 활발히 응용되고 있다[41-46].


그림 16. 초기 곡선에 대한 속도 벡터

Malladi는 원하는 경계를 추출하기 위하여 영상 기울기를 이용한 곡선의 속도 함수 F를 적용하여 Level-set을 영상 분할에 처음으로 적용하였다[45]. 속도 함수 F의 역할은 객체의 경계선 근처에서 곡선의 전진 속도를 줄이는 효과를 가지고 있다. 영상으로부터 분할하고자 하는 물체의 경계선에 곡선이 도달했을 경우 그 속도를 줄임으로써 원하는 물체를 분할 할 수 있게 된다.

Level-set에서의 기본 개념은 그림 16과 같이 초기 곡선이 일정 시간 동안 법선 방향으로 일정한 속도를 가지고 움직이는 것이다. Level-set에서 초기 곡선에 대한 법선 방향으로의 속도함수 F가 필요하며 F의 구성요소는 다음 식과 같다.

$$F = F(L, G, I) \tag{4 2}$$

여기서 L은 곡률(Curvature)로서, 법선 방향과 같이 지역적인 기하학 정보에 의해 결정되는 성질의 속도이며, G는 곡선의 모양과 위치에 의해 결정될 수 있는 광범위한 속성의 속도이다. I는 곡선의 모양과 상관없이 독립적으로 힘을 가할 수 있는 속도를 의미한다. Level-set에서는 이러한 3가지 속도를 고려하여 각각의 응용 분야에서 다양하게 활용되고 있다.

경계를 추적하기 위해서는 현재 경계를 초기 곡선으로 설정하고 시간 변화에 따라 움직이는 경계의 현재 위치를 항상 알 수 있어야 한다. Osher와 Sethian은 현재 위치를 나타내기 위하여 거리함수를 사용하였으며 거리 함수가 0이 되는 위치들을 현재의 경계 지점으로 판단하였다. 그림 17과 같이 서로 교차되지 않은 어떤 곡선이 시간에 따라 곡선의 법선 벡터 방향으로 속도 함수 F로 움직일 때 변하는 곡선의 현재 위치를 거리 함수로 이용하여 미분 방정식 형태로 표현한 것이 Level-set 방정식이다[48].



그림 17. 시간변화에 따른 곡선의 변화

그림 17은 초기 곡선에서 시간 7에 따른 곡선의 확장을 나타내며, 시간의 변화에 따른 *x*, *y*의 좌표 값을 나타내고 있다. 그림 18은 Level-set으로 곡선의 변화를 표현하기 위해 삼차원 스칼라함수 Ø(*x*,*y*,*t*)를 2차원 위치 시간함수로 표현한 결과를 보여준다.



그림 18. Ø의 변화된 Level-set 함수

임의의 시간 t에서의 곡선의 진행된 모양은 함수 Ø=0으로 표현되며 어떤 점 (x,y)에서 곡선까지의 거리를 d라고 하며 다음 식과 같이 임의의 점들을 Levelset 함수 Ø로 표현할 수 있다.

$$\emptyset(x, y, t) = \pm d, (x, y) \in \mathbb{R}^{\mathbb{N}}$$
(식 3)

즉, 곡선상의 점들은 Ø값을 0으로 두고 공간상의 다른 점들에서의 Ø값은 그림 19와 같이 곡선의 내부와 외부를 음수 값과 양수 값으로 표현된다. 즉, Ø값이 0보다 작은 값을 갖는다면 그 좌표는 곡선의 내부에 존재하는 좌표이고 0보다 큰값을 갖는다면 곡선의 외부에 존재하는 좌표이다. 그리고 Ø값이 0을 갖는 좌표는 곡선의 경계지점에 존재하게 된다.



그림 19. Ø함수를 이용한 곡선의 외부와 내부

함수 Ø의 움직임 방정식을 구하기 위하여 O값을 가지는 함수 Ø를 다음 식과 같이 시간함수로 표현할 수 있다. 여기서 s는 좌표 (x,y)를 의미한다.

$$\emptyset(s,t) = 0 \tag{4} 4$$

시간에 대한 변환식을 구하기 위해 식(4)에 체인법칙을 적용하면 다음 식과 같다.

$$\frac{\partial \phi(s,t)}{\partial t} + \nabla \phi(s,t) \cdot \frac{ds}{dt} = 0 \qquad (4)$$

속도 함수 F는 법선 방향으로의 속도를 적용하므로 이때 $F = \frac{ds}{dt} \cdot n$ 이다. $\emptyset = 0$ 을 가지는 곡선상의 한 점에서 곡선의 법선 벡터 n은 $n = \frac{\nabla \emptyset}{|\nabla 0|}$ 을 이용하여 \emptyset 에 대해 전개방정식을 정리한다. Osher와 Sethian은 다음 식과 같이 Level-set 곡선 전개 방정식을 유도하였다.

$$\phi_t + F |\nabla \phi| = 0 \tag{4 6}$$

속도 함수 F에 의해 곡선이 전개되게 되는데 평균-분산기반 방법, DRSLE 기반 방법 등 다양한 속도 함수가 제안되고 연구되고 있다[49-52]. 최근까지 Levelset의 속도 함수를 개선하여 성능을 향상에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 의료영상에서 폐와 뇌의 분할뿐만 아니라 폐와 뇌 영역내에 존재하는 이상조직을 분할하는 방법으로도 사용되고 있으며 92%이상의 정확도를 갖고 있다[53]. 그러나 Level-set의 성능에 영향을 미치는 Level-set의 초기 곡선 설정의 자동 설정에 대한 문제는 상대적으로 덜 주목을 받아왔다. 최근에는 ASM 영역 분할을 수행 후 Level-set을 수행하여 분할 성능을 개선하거나 엔트로피를 이용하여 Level-set의 초기 곡선을 설정하는 방법들이 연구되고 있다[54-55].

제 3 장 MRA Level-set을 이용한 의료영상 분할

본 논문에서는 그림과 같이 기존 Level-set이 가지고 있는 문제점인 사용자의 초기 곡선 입력과 느린 속도를 개선하기 위하여 폐 영상에 최적화된 초기 곡선을 자동 설정해주는 방법을 제안한다. 최적화된 초기 곡선의 설정은 Level-set의 반복 횟수를 감소시키므로 수행 속도를 개선할 수 있다. 본 장에서는 Level-set의 초기 곡선 설정과 느린 속도를 개선하기 위하여 본 논문에서 제안하는 MRA Level-set을 이용한 의료영상 분할에 대해 설명하고 MRA 사용에서 발생하는 데이터 손실로 인한 오류를 막기 위하여 제안한 CIM을 설명한다.



그림 20. 기존 Level-set의 문제점과 제안하는 MRA Level-set

제1절 MRA

Level-set을 이용한 의료영상 분할은 영상의 윤곽정보를 이용하여 객체의 경계를 검출한다. 이 방법은 지역적인 특징인 화소값을 이용한 분할 방법보다 정확한 분할을 수행할 수 있다. Level-set은 시간변화에 따른 초기 곡선의 곡률 변화를 이용하기 때문에 시간변화에 따른 반복적인 곡률계산이 필요하다. 의료영상과 같이 고해상도의 영상에서 반복적으로 곡률을 계산하는 것은 저해상도 영상에 비해 수행시간에 큰 영향을 준다. Level-set을 이용한 의료영상 분할을 효과적으로 수행하기 위해서는 반복횟수를 감소시켜야 한다. 본 논문에서 흉부 CT 영상에서 폐의 형태에 최적화된 적응형 초기 곡선을 자동으로 설정하여 Levelset의 반복횟수를 감소시켰고 그 결과 수행시간을 감소시켰다. 적응형 초기 곡선을 설정하는 과정에서 MRA를 이용하여 계산량을 줄였다. MRA에서 발생하는 데이터 손실을 극복하고 초기 곡선 설정의 성능을 개선하기 위하여 CIM을 제안하였다.

1. MRA를 이용한 데이터 축소

1983년 Burt 등에 의해 소개된 MRA는 신호 또는 영상의 해상도를 변화시키면서 고주파수 성분과 저주파수 성분으로 신호 또는 영상을 분리하고, 각 해상도에 나타난 각 주파수의 특징을 분석하는 방법이다. MRA는 해상도가 변화해도 신호 또는 영상의 특징이 일정하게 유지되므로 데이터 압축 등에 이용 할 수 있으며, 각 해상도에서의 고주파수와 저주파수 성분을 쉽게 분리해서 볼 수 있어 신호나 영상의 특징 분석을 위한 다양한 분야에서 사용되고 있다.

MRA의 가장 기본적인 원리는 영상의 해상도를 일정 비율로 감소시켜 영상의 크기를 변화 시키는 것이다. 즉, 다수의 블록을 하나의 화소로 표현하고 단계별로 해상도를 높이며 최종적으로 하나의 화소가 하나의 블록이 표현하게 된다. 그림 21은 MRA의 레벨을 *N*, *N*-1, *N*-2, *N*-3의 레벨로 순차적으로 변화시킨 영상을 피라미드 형태로 보여주는 것이다. 영상의 레벨이 변화함에 따라 영상의 해상도는 $y \times x$, $\frac{y}{2} \times \frac{x}{2}$, $\frac{y}{4} \times \frac{x}{4}$, $\frac{y}{8} \times \frac{x}{8}$ 로 $\frac{1}{2} \times \frac{1}{2}$ 씩 감소하게 된다[56].



그림 21. MRA의 구조

본 논문에서는 MRA를 통해 얻어지는 해상도가 변화된 영상 데이터를 사용하였다. 영상처리에서 영상 데이터를 분석하기 위해서는 일반적으로 그림 22와 같은 형태로 모든 화소값을 검색한다. 따라서 $M \times N$ 영상을 처리할 때는 $M \times N$ 의 계산량이 필요하다. $M \times N$ 영상을 $\frac{M}{2} \times \frac{N}{2}$ 영상으로 해상도를 변환 시킬 경우 계산량이 $\frac{M \times N}{4}$ 으로 감소된다.



그림 22. 영상처리에서 화소 검색

Level-set의 경우 영상의 곡률과 시간의 흐름에 따라 변하는 초기 곡선의 곡률에 따라 영상을 분할한다. 영상 분할을 수행하기 위해서는 시간의 변화에 따라 초기 곡선의 곡률 변화를 검색해야 한다. 이것은 Level-set을 반복할 때마다 초기 곡선의 변화를 검색하기 위해 곡선 데이터의 곡률 계산을 반복하는 것을 의미한다. 이것은 Level-set이 다른 영상 분할 방법에 비해 계산량이 많이 발생되는 원인이 된다. Level-set에 MRA를 적용할 경우 한번 계산해야 할 데이터의 처리량이 감소되고 계산량도 감소된다. 반복적 계산이 많은 Level-set에 MRA를 적용할 경우 임계값, Region Growing, Watershed와 같은 다른 영상 분할 방법에 비해

MRA 레벨	데이터 처리량	
N	262,144	
N-1	65,536	
N-2	16,384	
N-3	4,096	

표 2. MRA 레벨에 따른 데이터 처리량

표 2는 512×512의 영상 크기를 가지고 있는 흉부 CT 영상을 MRA 처리 후 데이터 처리량을 나타낸 것이다.

2.평균값을 이용한 MRA

MRA를 위한 가장 간단한 방법은 영상의 평균값을 이용한 영상의 해상도 변환 방법이다. 영상의 해상도 변환은 다음과 같은 식으로 정의된다. 여기서 축소 배율 a와 b는 모두 0보다 크고, 작으면 확대 크기 변환이 된다.

$$\begin{bmatrix} x'\\y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{a} \times x\\ \frac{1}{b} \times y \end{bmatrix}$$
 (A) 7)

영상의 해상도 축소는 영상 내의 화소값을 일정한 주기 간격으로 취한다. 영상의 해상도를 <mark>1</mark>2로 축소하면 짝수나 홀수 화소값만 취해 영상의 크기를 절반으로 줄일 수 있다. 해상도 축소는 화소값을 샘플링(Sampling)하여 수행하므로 서브 샘플링(Sub sampling)이라고도 한다. 서브 샘플링으로 영상을 축소하면 임의의 화소값이 남거나 버려지므로 영상의 품질을 떨어뜨린다. 따라서 좀더 효율적인 서브 샘플링 방법이 필요한데, 대표적인 효율적 축소 기법에는 평균(Mean) 표현과 미디언(Median) 표현 방법이 있다.

평균(Mean) 표현은 화소 블록을 볼록 내 화소의 평균값으로 대치하는 방법이다. 이렇게 얻은 평균값이 해당 축소 영상의 화소값으로 사용된다. 그림 23은 평균값을 이용한 크기 축소를 나타낸다. $\frac{1}{2} \times \frac{1}{2}$ 크기 변환을 위해서 입력영상에서 2×2 블록이 선택된다. 블록내에 존재하는 화소값들 13, 4, 10, 5의 평균값을 계산한다. 블록내 화소값의 평균값인 8을 이용하여 결과영상에서 입력영상의 블록을 대표하여 화소값을 표현한다.



(a) 입력영상

(b) 결과 영상

그림 23. 평균값을 이용한 서브 샘플링

이와 같은 평균 표현을 이용한 서브 샘플링은 간단한 과정으로 수행되므로 처리속도가 빠르다는 장점이 있다. 또한, 평균값 계산은 저주파 대역통과 필터의 역할을 수행하므로 그림 24와 같이 저주파 대역통과 필터를 이용한 영상과 동일한 영상을 얻을 수 있다.





(b) 결과 영상

그림 24. 평균값을 이용한 흉부 CT 영상 크기 축소

3. Wavelet Transform을 이용한 MRA

Wavelet Transform은 1983년 Morlet에 의해 소개된 이후 신호를 분석하고 해석하는데 효과적인 수학적 도구로 알려졌으며 순수 수학분야에서부터 여러 응용분야에 이르기까지 폭넓게 연구되어 왔다[57].

Wavelet Transform은 영상에 수평, 수직 두 방향으로 필터를 적용하여 영상을 4개의 부영상 LH, HL, HH, LL로 분해한다. Wavelet Transform의 결과로 형성된 부영상의 대역별 배치를 옥타브 나무(Octave tree structure) 분할이라고 한다. 그림 25는 Wavelet Transform의 1단계 결과에서 부영상의 옥타브 나무 분할 구조를 나타낸 것이다. 각기 주파수 성분이 다른 부영상이 4개 생성되는데 이것을 압축과 인식 분야에서 활용할 수 있다. Wavelet Transform의 여러 부영상의 크기 합은 원래 영상과 같다.





(a) 원본 영상(b) Wavelet 옥타브 나무 분할 구조그림 25. Wavelet Transform

Wavelet Transform을 2차원 데이터인 영상에 적용하기 위해 그림 26과 같이 2차원 데이터 x(n)에 2차원 Wavelet Transform을 순차적으로 수행한다. LH는

수평 방향으로 저주파 대역통과 필터(Lowpass filter)인 h₀(n)을 적용한 뒤, 수직 방향으로 고주파 대역통과 필터(Highpass filter)인 h₁(n)을 적용하여 영상의 수평 성분을 나타낸다. HL은 수평 방향으로 고주파 대역통과 필터를 적용한 뒤, 수직 방향으로 저주파 대역 통과필터를 적용하여 영상의 수직 성분을 나타낸다. HH는 수평, 수직 방향으로 각각 고주파 대역통과 필터를 적용하여 영상의 대각성분을 나타내며, LL은 수평, 수직 두 방향으로 각각 저주파 대역 통과 필터를 적용하여 원 영상과 같은 통계적 특성을 나타낸다.



그림 26.2차원 Wavelet Transform

Wavelet Transform은 저주파 대역통과 필터와 고주파 대역통과 필터로 구성된 필터 뱅크로 수행된다. 이때, 사용되는 필터의 특성은 특수하게 설계된 것으로, 직교 특성, 선형 특성, 고주파와 저주파 부분을 정확하게 분할하는 특성이 있다. Wavelet Transform을 위해 다양한 필터 뱅크가 연구되었고 가장 일반적인 필터 뱅크로 공간영역에서 1차원 회선필터(1-D convolution filter)를 사용하여 구현되는 Haar과 Daubechies 필터 뱅크가 있다. 표 3은 Haar과 Daubechies 필터 뱅크의 Wavelet Filter 계수를 나타낸 것이다.

필터 뱅크	필터 종류	계수	
Haar	저주파 대역통과 필터	$\frac{1}{\sqrt{2}}[\begin{array}{cc}1&1\end{array}]$	
	고주파 대역통과 필터	$\frac{1}{\sqrt{2}}[1 - 1]$	
Daubechies	저주파 대역통과 필터	$\frac{1}{4\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1+\sqrt{3} & 3+\sqrt{3} & 3-\sqrt{3} & 1-\sqrt{3} \end{bmatrix}$	
	고주파 대역통과 필터	$\frac{1}{4\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 - \sqrt{3} & \sqrt{3} - 3 & 3 + \sqrt{3} & -1 - \sqrt{3} \end{bmatrix}$	

표 3. Haar과 Daubechies의 필터 뱅크 계수

그림 27은 2단계 Wavelet Transform을 수행한 결과영상이다. 원본 영상에 Wavelet Transform을 한번 수행하면 총 4개의 부영상이 생성된다. LL영상에 한번 더 Wavelet Transform을 수행하면 총 7개의 부 영상을 얻게 된다. LL 영상에 Wavelet Transform을 반복적으로 수행하면, 부영상의 수는 10, 13, 16 순으로 생성하게 된다. 이와 같이 영상에 Wavelet Transform을 반복적으로 수행하면 LL 영상에서 하나의 화소가 표현하는 값이 계속 증가하게 되며 결국 한 화소가 표현할 수 있는 최대값에 도달하게 되어 더 이상 LL영상은 유용한 정보가 되지 못한다. 이렇게 영상에 Wavelet Transform을 반복적으로 수행하는 방법을 다해상도 Wavelet 분해라고 한다.



그림 27. Daubechies 필터 뱅크를 이용한 Wavelet Transform

그림 28은 흉부 CT 영상에서 Wavelet Transform을 수행한 영상을 보여준다. 본 논문에서는 원본 영상과 동일한 통계적 특징을 가지고 있는 LL영상을 이용하였다.





(a) 원본 영상(b) Wavelet Transform 결과그림 28. 흉부 CT 영상을 이용한 Wavelet Transform

제 2 절 CIM

해상도를 변화 시키는 MRA를 이용한 경우 원본 데이터에 비해 데이터의 손실이 발생된다. 따라서 데이터 손실에 의해 발생되는 보정 과정이 필요하다. 그리고 폐 영역이 작을 경우 폐 영역으로 판단하기 위한 데이터가 부족하여 폐 영역을 분할 하기 어렵다.



(a) 폐 경계부분의 작은 폐 영역



(b) 큰 폐 영역과 떨어져 있는 작은 폐 영역그림 29. 폐 영역 분할시 오류 발생 영역

그림 29 (a)는 페의 시작과 끝 부분에 존재하는 페 영역을 표현한 것이다. 그리고 그림 29 (b)는 같이 특정 슬라이스에서 큰 페 영역과 떨어져서 존재하는 작은 폐 영역을 보여준다. 이와 같이 작은 폐 영역은 페 영역으로 판단하기 위한 데이터량이 부족하게 된다. 특히, MRA의 저해상도에서는 데이터량이 더 부족하게 된다.

흥부 CT 영상의 데이터 셋은 그림 30 (a)와 같이 수평면 흉부영상으로 구성되어 있다. 흉부 CT 영상의 데이터 셋을 구성하고 있는 수평면 흉부영상 묶음은 볼륨 데이터를 생성해 낼 수 있다. 볼륨 데이터를 통해 그림 30 (b)와 같은 관상면 흉부영상을 생성해낼 수 있다. 관상면 흉부 영상을 통해 폐 영상의 형태는 급격한 변화로 구성되어 있지 않고 슬라이스들이 자연스럽게 연결되어 있는 것을 확인할 수 있다. 이것은 이전 슬라이스와 다음 슬라이스 사이에서 폐의 형태는 서로 유사하며 자연스럽게 연결되어 있다는 것을 의미한다. 이와 같은 흉부 CT 영상의 볼륨 데이터를 이용하면 부족한 데이터를 예측하고 개선할 수 있다. 본 논문에서는 흉부 CT 영상의 볼륨 데이터를 이용하여 CIM을 제안하고 영상 분할 결과를 개선하였다.





(a) 수평면(Axial) 흉부영상 그림 30. 흉부 CT 영상의 수평면과 관상면 모습

1. 선형 방정식

페의 관상면의 연결 형태는 복잡한 형태를 가지고 있지 않기 때문에 본 논문에서는 간단한 1차 선형 방정식(Linear equation)을 적용하였다. 1차 방정식 또는 선형 방정식은 최고 차항의 차수가 1인 방정식을 말한다. 1차 방정식은 변수가 한 개 이상일 수도 있다.



그림 31.1차 방정식 그래프의 예시

그림 31과 같이 두 개의 변수를 가진 선형 방정식은 실질적으로 1차 함수가 된다. 또한, 이것은 좌표평면에서 직선이 되며 직선의 기하학적 성질과 연관이 있으므로 직선의 방정식이라고 부른다. 가장 기본적인 형태는 다음과 같다.

$$y = ax + b \tag{48}$$



그림 32. 선형 방정식의 원리

그림 32에서 서로 다른 두 점(x_1 , f_1)과 (x_2 , f_2)가 주어진 경우 직선의 방정식은 다음과 같이 결정된다.

$$f_1 = ax_1 + b \tag{(4) 9}$$
$$f_2 = ax_2 + b$$

식 (9)을 통해서 다음과 같이 a와 b를 정리할 수 있다.

$$a = \frac{(f_2 - f_1)}{(x_2 - x_1)}$$

$$b = f_2 - \left(\frac{f_2 - f_1}{x_2 - x_1}\right) x_2$$
(A) 10)

식 (9)와 (10)을 이용하여 임의의 좌표 (x, f)를 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$f = \frac{(f_2 - f_1)}{(x_2 - x_1)} (x - x_1) + f_1 \tag{(4) 11}$$

이와 같은 선형 방정식을 이용하여 그림 32의 f₃의 값을 계산해 낼 수 있다. 그림 33에서 표현된 것과 같이 영상의 분할 결과에서 *n*과 *n*+1번째인 두 개의 기준 분할 결과를 선택한 후 두 기준 분할 결과의 경계지점의 좌표들을 이용하여 선형 방정식을 구한다. 두 개의 기준 분할 영상을 이용한 선형 방정식을 통해 *n*+2의 분할 경계지점의 좌표를 예측할 수 있다. 이렇게 예측된 결과와 실제 분할한 결과의 좌표를 비교하여 오류가 발생된 분할 결과를 보정할 수 있다.



그림 33. 선형 방정식을 이용한 보정

그림 34는 n과 n+1 번째 기준 슬라이스들을 이용하여 n+2번째 결과를 보정하는 과정을 보여준다. 그림 34 (a)와 같이 n과 n+1 번째 슬라이스의 분할결과의 경계지점에 일정 간격으로 고정점을 지정한다. 그리고 n과 n+1 번째 슬라이스에서 최단거리에 존재하는 고정점 쌍들을 선택한다. 그림 34 (b)는 실측 결과(빨간색)와 예측 결과(파란색)의 차이를 보여준다. 두 결과 사이의 최단거리 고정점 쌍들을 검색한 한 후 일정 거리이내에 실측 결과가 존재한다면 실측 결과를 사용한다. 반면 일정 거리이내에 실측 결과가 존재하지 않는다면 예측 결과를 최종 결과로 사용하여 분할 결과를 보정한다.



(a) 선형 방정식 구축
 (b) 실측 결과(빨간색)와 예측 결과(파란색)
 그림 34. 선형 방정식을 이용한 보정 과정

그림 35는 위와 같은 과정으로 보정한 결과를 보여준다.



그림 35. 선형 방정식을 이용한 보정 결과

이와 같은 방법으로 n과 n+1번째 영상을 기준으로 n+2 영상을 보정한 후 n+3을 보정할 때 보정된 결과 영상 n+2번째 영상을 사용하게 된다. 즉, n+1번째 영상과 보정된 결과인 n+2번째 영상을 이용하여 n+3을 보정하게 된다.



그림 36.3차원 모델링된 폐의 모습

또한, CIM을 이용하여 반복적으로 영상을 보정할 경우 폐 영역이 존재하지 않는 영역에서 폐 영역을 생성할 수 있다. 폐를 3차원으로 모델링 할 경우 그림 36과 같이 표현된다. 폐의 상단과 하단 부분에서는 폐의 영역이 점점 작아지면서 소멸하는 구조를 가지고 있다. 점점 작아지는 영역을 선형 방정식으로 보정할 경우 그림 37과 같이 *a*와 *b*라는 직선 방정식이 *e*라는 지점에서 교차하여 새로운 영역을 생성시키는 문제가 발생한다.



그림 37. 보정과정에서 발생되는 오류

본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위해 폐의 초기 영역을 선택하는 과정에서 사용되는 임계값 분할 영역을 이용하였다. 기준영상 m_n 과 m_{n+1} 을 이용하여 예측 분할 결과인 P_{n+2} 를 생성한다. 그리고 P_{n+2} 와 실제 분할 결과인 m_{n+2} 을 결합하여 보정된 결과 M_L 을 만든다. 이 M_L 은 오류가능성이 있는 보정 결과로 임계값 분할 영역인 I_{n+2} 를 결합하여 폐 영역이 될 수 없는 영역을 제외한다. 이것은 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$P_{n+2} = F(m_n, m_{n+1})$$

$$M_L = P_{n+2} + m_{n+2}$$

$$I_{n+2} = M_L \cap T_{n+2}$$
(식 12)

위의 과정들을 반복하여 모든 슬라이스의 분할 정보를 보정한다. 이 보정 과정은 초기기준 영상에 의존하여 진행된다. 따라서 최초 기준영상이 잘못 되었을 경우 CIM를 반복하면 보정 오류가 누적되는 또 다른 문제가 발생한다.

2. 기준 영상 선택

CIM을 모든 슬라이스에 반복하여 사용하기 때문에 보정된 결과 영상이 다음 CIM에 사용된다. 최초 기준영상을 잘못 선택할 경우 CIM가 반복될수록 슬라이스들의 오류들이 누적된다. CIM을 효과적으로 사용하기 위해 정확하게 분할된 기준영상을 선택하여야 한다. 기존 보정방법에서는 사용자가 믿을 수 있는 초기 고정점을 선택해 주는 방법이 사용되었다[24]. 그러나 데이터량이 많은 흉부 CT 영상에서 초기 고정점을 사용자가 입력해주는 것은 어려운 일이다.





 (a) 복잡한 형태의 폐 영상
 (b) 단순한 형태의 폐 영상

 그림 38. 흉부 CT 영상에서 폐의 형태

영상 분할에서 초기 기준영상은 정확하게 분할된 영상을 사용하여야 한다. 하지만 영상의 분할이 정확하게 분할되었는지 판단하기 어렵다. 분할은 복잡한 형태를 갖는 객체보다 단순한 형태를 갖는 객체의 분할이 오류의 가능성이 낮다. 그림 38은 복잡한 형태를 가지고 있는 폐와 단순한 형태를 가지고 있는 폐의 영상을 보여준다. 그림 38 (a)와 같이 기관지와의 경계가 불분명하고 복잡한 형태를 가지고 있는 폐 영상의 경우 그림 38 (b)와 같이 기관지가 분명하게 분리되어 단순한 형태를 가지고 있는 폐 영상보다 높은 확률로 오류가 발생된다. 그래서 오류의 가능성이 적은 단순한 폐 형태를 갖는 영상을 기준 영상으로 선택하였다.

단순한 폐 형태를 갖는 영상을 선택하기 위한 방법으로 다음 식과 같은 분산정도(Dispersedness) 정보를 이용하였다.

$$\mathbf{D} = \frac{p^2}{a} \tag{식 13}$$

분산정도는 영상의 둘레 길이 p 의 제곱과 면적 a 을 이용하여 계산된다. 분산정도가 낮을수록 둘레가 단순한 형태를 갖는 영상이 된다[58].



 (c) 별 영상
 (d) 의자 영상

 그림 39. 분산정도 측정 실험에 사용된 일반 영상

그림 39의 일반 영상을 이용하여 분산정도를 측정한 결과를 표 4에서 보여준다. 원 영상과 같이 단순한 형태일수록 분산정도가 낮은 것을 확인할 수 있다.

표 4. 일반영상의 분산정도

영상	둘레 길이	면적	분산정도
원 영상	13,154	365	10.12
십자가 영상	26,008	826	26.23
별 영상	10,205	582	33.19
의자 영상	16,543	815	40.15

그림 40은 보정전의 폐 분할 영상의 분산 정도를 보여주고 있다. 분산 정도가 낮을수록 단순한 형태를 갖고 있는 것을 확인할 수 있다.



(a) 분산정도(12.86, 13.13)

(b) 분산정도(32.27, 18.48)

그림 40. 폐 영상의 분산정도

제 3 절 제안한 MRA Level-set

본 논문에서 제안하는 MRA Level-set은 그림 41과 같은 구조를 갖는다. MRA와 CIM을 이용하여 Level-set을 위해 폐 형태에 최적화된 초기 곡선을 자동 설정하여 Level-set의 반복횟수를 줄였다. 초기 곡선을 자동으로 선택하기 위하여 MRA의 저해상도에서 Level-set을 수행하여 폐 분할을 수행하고 고해상도에서 수행되는 Level-set의 초기 곡선으로 사용하였다. 그리고 CIM을 이용하여 초기 곡선의 정확도를 개선하였다.



그림 41. 제안하는 영상 분할 방법

초기 곡선 자동 설정은 그림 42와 같이 인체 검출(Body detection), 폐 후보영역 추출, CIM 단계로 구성되어 있다. 인체 영역 추출과정에서는 저해상도 MRA Level-set을 수행하여 인체 영역을 검출한다. 검출된 인체 영역내에서 임계값 분할, 폐 영역 선택, MRA Level-set으로 초기 분할하는 과정을 폐 후보영역 추출 단계에서 수행한다. 그리고 CIM 과정에서 분할된 폐 영역을 선형 방정식과 MRA Level-set으로 개선한 후 초기 곡선을 생성한다.



그림 42. 초기 곡선 자동 설정

1. 인체 검출

의료영상은 그림 43과 같이 인체 영역과 인체 외부영역인 배경을 포함하는 영상이다. 정확한 분할을 수행하기 위해서는 의료영상에서 인체 영역을 검출해내는 과정이 선행되어야 한다.



그림 43. 인체 영역과 그 외 영역을 포함하는 흉부 CT 영상

본 논문에서는 인체영역을 검출하기 위해 MRA를 이용하여 저해상도 영상을 생성한 후 Level-set을 수행하였다.



(a) N 레벨 영상





(c) N-2 레벨 영상
 (d) N-3 레벨 영상
 그림 44. MRA 레벨에 따른 흉부 CT 영상의 모습

그림 44는 Wavelet Transform을 이용한 MRA으로 레벨에 따른 해상도 변화를 보여준다. (a)는 N 레벨로 512×512, (b)는 N-1 레벨로 256×256, (c)는 N-2 레벨로 128×128, (d)는 N-3 레벨로 64×64의 해상도를 가지고 있다. 그림 44을 통해 N-2와 N-3 레벨의 해상도 차이가 커지는 것을 확인할 수 있다. 저해상도 데이터는 데이터 손실이 크기 때문에 정확한 분할이 힘들다. 빠르고 정확한 분할을 위해서는 적은 데이터량을 가지며 인체영역의 경계정보가 선명히 남아 있는 데이터를 사용해야 한다. 본 논문에서는 N-2 레벨의 영상을 이용하여 인체 영역 검출을 위한 MRA Level-set을 수행하였다. MRA Level-set은 초기 곡선을 설정해야 한다. 흉부 CT 영상에서 인체 경계는 인체에서 가장 바깥쪽에 존재하기 때문에 그림 45의 빨간색 선과 같이 초기 곡선을 설정하였다.



그림 45. 인체 영역 검출을 위한 MRA Level-set 초기 곡선

MRA의 N-2 레벨이 갖는 데이터량은 원본 영상보다 데이터량이 16배 감소되어 있기 때문에 빠르게 분할이 가능하다. 그림 46은 MRA의 N-2 레벨에서 인체영역을 검출한 결과 영상이다.



그림 46. 인체 영역 검출 결과

2. 폐 후보영역 추출

인체 영역을 검출한 후 폐 형태에 적합한 초기 곡선을 생성하기 위해 그림 47과 같이 폐 후보영역들을 추출한다. 폐의 형태는 인체의 형태보다 복잡한 구조를 가지고 있다. *N*-2 레벨의 영상에서는 폐의 복잡한 형태를 정확히 표현할 수 없으므로 *N*-2 레벨보다 고해상도인 *N*-1 레벨에서 폐 후보영역을 추출한다. 폐 후보영역을 추출하기 위한 방법으로 임계값을 이용하였다.



그림 47. 폐 후보영역 검출 결과

흥부 CT 영상의 히스토그램은 일반적으로 그림 48과 같은 형태를 가지고 있다. 이 히스토그램을 통해 폐 영역이 -500 이하의 HU밀도를 갖는 것을 확인하였다. -500 HU밀도 이하에는 폐 조직, 공기, 기관지 영역, 인체 영역 외의 배경 등이 포함되어 있다. 인체 영역 검출 과정을 통해 얻은 인체 영역을 이용하여 배경을 제외한 폐 조직과 기관지 등이 포함되어 있는 영역을 추출 할 수 있다.



그림 48. 폐 영역의 HU밀도 히스토그램

페 후보영역에는 페 조직, 기관지 외에 많은 작은 잡음 등을 포함하고 있다. 정확한 폐 영역을 추출하기 위해서는 폐 조직 이외의 영역들을 모두 제거하여야 한다. 폐 영역은 폐 조직, 공기, 폐 혈관 등 다양한 조직으로 이루어져 있다. 하지만 폐 이외의 영역은 단순한 조직이나 물질로 이루어져 있다. 예를 들어 폐 후보영역에 포함되는 기관지는 공기가 이동하는 통로이기 때문에 공기만으로 구성되어 있다.



그림 49. 폐 영역과 폐 이외의 영역의 모습

그림 49는 폐 영역과 기관지 영역을 보여준다. 이와 같이 다양한 조직으로 이루어진 폐 영역과 단순한 조직이나 물질로 이루어진 폐 이외의 영역은 서로 다른 히스토그램 분포를 가지게 된다. 그림 50의 그래프는 폐 영역과 폐 이외의 영역을 면적과 HU밀도의 표준 편차로 표현한 것이다.



그림 50. 폐 영역과 폐 이외의 영역에 대한 표준편차와 면적 분포 그래프

페 후보영역 중에서 페 영역은 가장 큰 면적을 가지고 있으며 HU밀도의 표준편차는 80에서 120사이의 분포를 가지고 있다. 하지만 페 이외의 영역은 작은 면적을 가지고 있으며 표준편차의 분포가 넓게 형성되어 있는 것을 확인 할 수 있다. 작은 면적을 가졌을 경우 데이터량이 적기 때문에 표준편차를 통한 구분이 어렵다. 따라서 일정 영역 이상을 가지면서 표준편차가 80과 120사이에 존재하는 영역을 구분하여 페 영역으로 추출하였다.



(a) 임계값 분할 결과
 (b) 폐 영역 추출 결과
 그림 51. 폐 후보영역 추출 결과

임계값을 이용한 폐 후보영역에서 폐 이외의 영역을 제거한 후 그 영역을 초기 곡선으로 선택하여 MRA Level-set을 한번 수행한다. 임계값을 이용한 분할은 분할면이 거칠기 때문에 모폴로지 연산자(Morphology operator)를 이용하여 부드러운 경계선으로 만드는 과정이 필요하다. 모폴로지 연산자는 지역적인 화소 정보를 사용하기 때문에 폐 영역의 경계에서 누출을 발생시킬 수 있다. 하지만 MRA Level-set은 영상의 곡률과 곡선의 곡률 정보를 이용하므로 누출을 발생시키지 않기 때문에 MRA Level-set을 한번 수행하여 폐 영역의 경계를 자연스럽게 만든다. 그림 51은 폐 후보영역 추출 과정을 통해 얻어진 결과이다. 폐 후보영역 추출 전에 존재하는 기관지 영역영역 제거되는 것 확인 할 수 있다.

3. 적응형 초기 곡선 생성

폐 영역을 선택하는 과정에서 면적정보를 이용하기 때문에 작은 면적을 갖는 폐 영역들이 제거된다. 폐 후보영역 추출과정에 추출된 폐 영역들을 CIM를 이용하여 폐 영역을 보정하여 원본 영상을 위한 초기 곡선을 생성한다. MRA를 이용하여 데이터량이 원본 영상보다 적은 저해상도에서 폐 영역을 분할 하였기 때문에 적응형 초기 곡선을 생성하는데 필요한 계산량을 감소 시킬 수 있다. 분할된 폐 영역은 저해상도에서 추출된 영역이기 때문에 원본 영상의 해상도에 맞게 변환을 수행한다. 그림 52는 분할된 폐 영역을 원본 영상의 초기 곡선으로 적용한 모습이다. 초기 곡선의 경계면을 확대해보면 저해상도에서 원본영상의 해상도로 변환하는 과정에서 발생되는 블록화 현상을 확인할 수 있다. 블록화 현상으로 인하여 폐를 정확하게 분할 수는 없지만 폐의 형태에 유사한 초기 곡선이 설정되는 것을 확인 할 수 있다. 초기 곡선이 폐의 형태와 유사하기 때문에 원본



그림 52. 제안하는 방법으로 자동 설정된 Level-set의 초기 곡선

이와 같은 초기 곡선을 이용하여 원본영상에서 Level-set을 수행 할 경우 초기 곡선보다 정확하고 빠르게 폐의 영역을 분할하게 된다. 그림 53은 본 논문에서 제안하는 MRA Level-set을 사용하여 분할한 폐 영역의 모습이다.



그림 53. MRA Level-set 분할의 최종 결과

제4절 폐 영역 분석

페 결절은 페 내부에 생긴 지름 3cm 미만의 작은 구상 병변으로 보통 1개만 있어서 고립성 페 결절이라고도 한다. 병변의 크기가 지름 3cm 이상일 때는 결절이 아닌 종양 또는 혹이라고 부른다. 보통 무증상인 관계로 건강 검진 시 흉부 X선이나 CT 촬영을 통해 발견된다. 일반적으로 페 결절은 구체의 형태를 가지고 있고 흉부 CT 영상에서는 주변의 페 조직보다 높은 물과 유사한 HU밀도를 가지고 있다[59]. 그림 54와 같이 흉부 CT 영상에서 결절은 폐 흉벽이나 폐 혈관 같은 주변 기관에 연결되는 등 다양한 형태를 가지고 있다[60].










(c) 폐 흉벽 및 혈관에 연결되어 있는 결절 (d) 폐 내부에 고립된 결절 그림 54. 흉부 CT 영상에서 다양한 형태를 보이는 결절의 모습

결절을 검출 하기 위해서는 폐 결절 후보 검출, 특징 추출, 폐 결절 분류의 과정을 거친다. 폐 결절 후보를 검출하기 위해 템플릿 매칭(Template matching). 다중 그레이 레벨 임계값(Multiple gray-level threshold), 형태기반 방법, 필터링기반 방법 등과 같은 다양한 방법들이 제안되었다[61-64]. 그리고 폐 영역은 복잡한 구조의 혈관을 추출하면 나머지 영역에서 병변을 검출하는 것이 유리하기 때문에 혈관 구조를 추출한 후 폐 결절을 검출하는 방법이 있다[65-68]. 화소값을 이용한 폐 결절 후보영역 검출은 폐 결절이 물의 HU밀도와 유사하다는 특징을 이용한다. 폐혈관은 폐 결절과 유사한 HU밀도를 가지므로

HU밀도만을 이용하는 분할 방법으로 폐 혈관과 연결되어 있는 결절을 분할하기는 한계가 있다. 폐혈관이 포함되어 있는 폐 결절 후보에서 폐 결절을 정확하기 분할하기 위해서 폐 결절의 크기, 곡률과 같은 형태학적 정보들을 이용한다. 그림 55는 폐 결절이 기관지의 혈관에 붙어서 생성된 모습이다. 이와 같은 결절을 제거하기 위하여 혈관구조를 분석한 후 혈관을 제거하여 결절을 추출하는 방법이 유리하다.



그림 55. 결절과 기관지

먼저, 흉부 CT 영상에서 폐를 분할한 후 폐 영역내에 존재하는 관 형태의 구조들을 분할한다. 분할된 관 형태의 구조들을 세부 구조로 분할하여 결절 영역만을 분할한다. 그림 56은 혈관과 결절이 포함되어 있는 영상에서 관 형태의 구조를 제거하여 결절을 추출한 결과를 보여준다.





(a) 혈관과 결절의 모습
 (b) 결절의 모습
 그림 56. 혈관 구조 제거

미국 National Cancer Institute의 LIDC (Lung Image Database Consortium) 의 RIDER Lung CT 데이터베이스는 HU밀도를 양의 값만을 이용하여 표현한다[69]. RIDER Lung CT 데이터베이스는 페 결절 형태의 병변을 가지고 있는 정보로 각 데이터 셋에 대한 병변 위치를 제공한다. 그림 57은 RIDER Lung CT의 정보를 이용하여 페 영역내에 존재하는 페 결절과 정상조직의 HU밀도를 보여준다. 앞서 설명한 것과 같이 폐혈관은 페 결절과 유사한 HU밀도를 가지므로 HU밀도만을 이용하여 페 결절을 검출할 수 없다.

페 영역내의 조직을 분석하기 위하여 HU밀도를 이용하여 폐 결절 후보들을 검출한다. 폐 결절 후보영역들의 평균 HU밀도, HU밀도의 분산, 후보영역의 둥근 정도(Roundness)를 추출하여 폐 영역내의 폐 결절을 검출하였다. 영역의 둥근 정도는 영역의 둘레와 면적을 이용하여 다음 식과 같이 정의할 수 있다. 영역이 원일 때 *r* = 1로서 가장 큰 값을 갖는다. 영역이 길어질수록 r은 0에 가깝게 된다. 정사각형은 [#]의 값을 갖는다.

$$r = \frac{4\pi a}{p^2} \tag{(14)}$$



(a) 정상 조직의 HU밀도 분포



(b) 병변 조직의 HU밀도 분포그림 57. 폐 영역내에 존재하는 조직들의 HU밀도 분포

결절 후보영역을 분류하기 위하여 이진분류기인 Adaboost 알고리즘을 사용하였다. Boosting의 기본 개념은 여러 개의 나쁘지 않은 분류모형을 결합하여 아주 좋은 분류모형을 만드는 것이다. 즉, 다소 예측력의 성능은 좋지 않는 규칙일지라도 이들을 결합함으로써 높은 성능을 발휘하는 효과적인 방법을 만들게 한다. 1999년에 Freund & Schapire에 의해 도입된 Adaboost 알고리즘은 적응형 부스팅(Adaptive Boosting)으로써 두 개의 클래스를 잘 분류할 수 있는 이진분류기이다[70]. Adaboost 알고리즘은 Boosting 알고리즘의 아이디어를 실제 데이터분석에 이용할 수 있도록 개량한 방법으로써, 단계를 반복하여 나온 여러 개의 약한 분류기(Week classifier) h_t 와 가중치 값들의 조합으로 강한 분류기(Strong classifier) H(x)를 생성하는 알고리즘이다[71-72].

표 5. Adaboost 알고리즘

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) = y_i \\ e^{\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) \neq y_i \end{cases}$$

4) T회 반복하여 최종분류자를 생성한다.

$$H(x) = sign\left(\sum_{t=1}^{T} \alpha_t h_t(x)\right)$$

Adaboost 알고리즘은 학습 초기에 데이터의 가중치는 동일한 상태에서 시작하지만, 잘못 분류된 데이터는 가중치를 증가시키고, 분류가 잘된 데이터는 가중치를 감소시키는 단계를 반복하면서 샘플 데이터의 가중치를 재조정한다. 각 단계에서 가중 에러(Weighted error)값이 가장 낮은 분류기가 하나의 약한 분류기이다. Viola-Jones 알고리즘은 약한 분류기로 사각 특징을 사용함으로써, Adaboost 알고리즘을 이용하는 효과적인 실시간 물체 검출 알고리즘으로 알려져 있다[73-74].

표 5는 Adaboost 알고리즘의 학습 과정이다[75]. 학습 데이터는 데이터 값 x_i와 x_i의 클래스를 나타내는 y_i으로 구성되어 있다. 초기 분포 D₁는 1을 입력 데이터의 개수로 나눈 값이다. 분포 D는 T회 반복되면서 값이 갱신되고 높은 값일수록 분류가 잘 안 되는 데이터를 의미한다. H(x)는 강한 분류기로 T회 반복하는 동안 구해진 가중치 α_t과 약한 분류기 h_t의 선형적인 결합으로 구해진다. 여기서 sign은 signum function으로 식 (15)와 같다.

$$\operatorname{sign}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > 0 \\ -1 & \text{if } x < 0 \end{cases}$$
 (4) 15)

그림 58 (a)는 폐 영역내에서 HU밀도의 임계값을 이용하여 폐 결절 후보영역을 추출한 결과이다. 폐 결절 후보 영역의 평균 HU밀도, 분산, 둥근 정도를 특징으로 추출하였다. 그림 58 (b)는 추출된 특징값을 이용하여 Adaboost의 학습 과정을 수행한 후 폐 결절 후보와 폐 결절을 분류한 결과를 보여준다.





 (a) 폐 영역내 조직 검출
 (b) 폐 영역내 이상 조직 검출

 그림 58. 폐 영역 분석

제4장 실험 결과

본 장에서는 제안한 MRA Level-set의 성능을 평가하기 위한 실험 방법과 실험 결과를 설명한다.

제1절 실험 방법

1. 실험 데이터



All Challenges

Here is an overview of all challenges that have been organized within the area of medical image analysis that we are aware of. They are subdivided into the following categories:

- · Upcoming Challenges for which the first submission deadline has not yet passed
- Active Challenges that have been held and presented and which still accept new submissions
 Past Challenges which do not accept new submissions. Datasets often still available for download, in august 2012 an email was sent out to the organizers of all challenges listed on this site. Any challenge
- which indicated not taking new submissions or which did not respond to the email can be found in this section.

If you know any study that would fit in this overview, please e-mail w.s.kerkstra@gmail.com.

This overview was last updated December 3, 2012.

그림 59. Grand Challenges in Medical Image Analysis 웹사이트

MRA Level-set의 성능을 평가하기 위하여 VESSEL12(VESsel Segmentation in the Lung 2012) DB를 사용하여 실험을 수행하였다. VESSEL12는 Grand Challenges in Medical Image Analysis을 통해 소개된 ISBI 2012(International Symposium on Biomedical Imaging 2012)의 워크샵으로 2012년 5월



Home Details Download Register Submit Results Organizers

VESsel SEgmentation in the Lung 2012

The VESSEL12 challenge compares methods for automatic (and semi-automatic) segmentation of blood vessels in the lungs from CT images. The challenge was organized in conjunction with the <u>IEEE International</u> <u>Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2012)</u>, held in



Barcelona, Spain, from 2 to 5 May 2012.The results of this challenge were presented during a workshop held in the morning of the first day of ISBI, May 2nd, Barcelona.

Who can participate?



Any team, whether from academia or industry, can join.

How does it work?

After <u>registering</u> on this site, a team can <u>download</u> a number of CT-scans of the lungs. Each team then <u>submits</u> a probabilistic segmentation of the vessels in each scan, and a <u>description</u> of their algorithm. Each submission is <u>evaluated</u> against a <u>reference standard</u>. The evaluation result is then published in the <u>results</u> section of this site. Currently, an overview article is being compiled by the <u>organizers</u> of the challenge with all participants of the <u>ISBI 2012</u> workshop as co-authors .

Find all the <u>details</u> here.

그림 60. VESSEL12 웹사이트

VESSEL12 DB는 총 20개의 흉부 CT 영상 데이터 셋과 폐 영역 분할 정보인 분할 마스크 데이터 셋으로 구성되어 있다. VESSEL12 데이터 셋에서 흉부 CT 영상은 512×512×12bit 영상으로 구성되어 있다. 분할 마스크 파일은 512×512×8bit으로 구성되어 있으며 0, 1로 폐 영역을 구분하였다. 하나의 데이터 셋에 평균 430장의 슬라이스로 구성되어 있으며 총 8,593장의 흉부 CT 영상으로 구성되어 있다. 각각의 데이터 셋에 대한 세부 내용은 표 6를 통해 알 수 있다.

No	Slice	분할 마스크	CT 영상	No	Cline	분할 마스크	CT 영상
110.		파일 크기	파일 크기	No. Slice		파일 크기	파일 크기
1	355	88.7 MB	177.5 MB	11	421	105.25 MB	210.5 MB
2	415	103.7 MB	207.5 MB	12	446	111.5 MB	223.0 MB
3	534	133.5 MB	267.0 MB	13	471	117.7 MB	235.5 MB
4	426	106.5 MB	213.0 MB	14	386	96.5 MB	193.0 MB
5	424	106.0 MB	212.0 MB	15	378	94.5 MB	189.0 MB
6	375	93.7 MB	187.5 MB	16	451	112.7 MB	225.5 MB
7	461	115.2 MB	230.5 MB	17	429	107.2 MB	214.5 MB
8	442	110.5 MB	221.0 MB	18	408	102.0 MB	204.0 MB
9	543	135.7 MB	271.5 MB	19	396	99.0 MB	198.0 MB
10	426	106.5 MB	213.5 MB	20	406	101.5 MB	203.0 MB

표 6. VESSEL12 DB의 파일 정보

2. 성능 평가방법

페 영역 분할 성능을 측정하기 위하여 Dice's Overlap 방법을 사용하였다. MRA Level-set으로 분할한 결과 영상 A와 VESSEL12 DB에서 제공하는 분할 마스크 영상 *B*의 중첩 정도를 다음 식을 이용하여 계산하였다[78].

Score =
$$\frac{2(A \cap B)}{(A+B)}$$
 (식 16)

정확도의 세부성능을 평가하기 위하여 2011년에 열린 LOLA11(Lobe and Lung Analysis 2011)에서 사용한 다음 표 7과 같은 평가지표를 사용하였다[79].

평가지표	설명		
Mean	평균 Score		
Std	Score들의 표준편차		
Min	최소값을 갖는 Score		
Q1	첫번째 사분위수(First quartile)		
Median	Score의 중간값		
Q3	세번째 사분위수(Third quartile)		
Max	최대값을 갖는 Score		

표 7. 정확도 평가지표

Q1과 Q3는 첫번째 사분위수와 세번째 사분위수를 나타낸다. Q1은 데이터 셋의 슬라이스들의 Score들을 낮은 순에서 높은 순으로 정렬한 후 4등분했을 때 ¹/₄의 위치인 *n*₁번째의 Score와 *n*₁+1번째의 Score의 평균이다. Q3는 ³/₄위치인 *n*₃번째의 Score와 *n*₃+1번째 Score의 평균이다. 이 평가지표는 영상 분할의 성능이 얼마나 고른지를 판단할 수 있다.



Details

For the workshop, the results will be reported in terms of mean, standard deviation, minimum, first quartile, median, third quartile, and maximum overlap over the 55 scans for each object separately. The overall score for a lung or lobe segmentation is simply the mean of the means. Participants will receive two result tables, one with results for segmentation of the lungs and one for segmentation of the lobes. In case only lung segmentations were submitted only one table will be generated. An example table for lung segmentation results is shown below. The LateX source for the tables will be provided.

Table 8: Example results for each lung, for 5 scans in LoLA11.

obj	mean	std	min	Q1	median	Q3	max
LL	0.9897	0.0032	0.9860	0.9863	0.9904	0.9912	0.9945
RL	0.9705	0.0463	0.8780	0.9896	0.9939	0.9951	0.9957
score	0.9801						

그림 61. LOLA11 웹사이트

마지막으로 MRA Level-set의 수행시간 개선을 측정하기 위하여 MRA Levelset과 MRA를 적용하지 않은 Level-set의 필요 Cycle 수를 측정하였다.

제2절 실험 내용

표 8. 폐 영역 분할에 대한 정확도 평가를 위한 실험내용

	실험내용				
1	Region Growing을 이용한 영상 분할				
2	Watershed를 이용한 영상 분할				
3	사용자 입력을 통한 Level-set				
4	게야하 MDA Lough cot	평균값			
4	제안안 MRA Level-set	Wavelet Transform(WT)			

본 논문에서 제안한 MRA Level-set의 성능을 평가하기 위하여 분할 정확도에 대한 실험과 속도 개선에 대한 실험을 수행하였다. MRA Level-set의 성능 평가를 위하여 다음 표 8과 같은 실험을 수행하였다. 기존 Level-set과의 성능을 비교하기 위하여 사용자의 입력을 통하여 생성된 초기 곡선을 이용하여 Levelset을 수행하였다. 그림 62와 같이 사용자가 페의 형태에 맞게 초기 곡선을 입력하였다. 입력시간은 페의 형태와 크기에 따라 10초에서 20초가 소요되었다.



그림 62. 사용자 입력을 통한 Level-set의 초기 곡선 입력

MRA Level-set을 위하여 제안한 CIM의 성능을 평가하기 위하여 기준영상의 분산 정도에 따른 폐 영역 분할 결과를 실험하였고 전체 데이터 셋에서 CIM를 적용한 실험과 적용하지 않은 실험을 수행하였다. 평균값과 Wavelet Transform을 이용한 MRA의 성능을 각각 실험하고 평가하였다.

표 9. CIM 성능 평가를 위한 실험내용

	실험내용				
1	제안한 MRA Level-set	평균값			
L	without CIM	Wavelet Transform(WT)			
0	제안한 MRA Level-set	평균값			
2	with CIM	Wavelet Transform(WT)			

기존 Level-set 방법과의 속도 개선을 비교하기 위하여 사용자 입력을 통한 Level-set의 필요 Cycle 수를 측정하였다. 여기서 측정된 필요 Cycle 수는 사용자의 초기 곡선 입력시간을 제외하고 Level-set이 수행된 필요 Cycle 수만을 측정하였다. 그리고 제안하는 MRA Level-set의 필요 Cycle 수와 MRA를 사용하지 않고 자동 초기곡선을 설정하는 Level-set의 필요 Cycle 수를 측정하여 속도 개선을 평가하였다.

표 10. 수행 속도 개선 평가를 위한 실험내용

	실험내용				
1	사용자 입력 Level-set				
2	자동 초기 곡선 설정 Level-set without MRA				
0	게이하는 MDA Lough cot	평균값			
3	제안안 MRA Level-set	Wavelet Transform(WT)			

실험에 사용된 Level-set의 속도 함수는 Li가 제안한 DRLES 속도 함수를 사용하였다[49-50]. DRLES 속도 함수는 CVPR 2005에서 발표된 Level-set 속도 함수를 개선한 것이다. DRLES 속도 함수를 제안한 Li의 논문은 Google의

인용지수가 950이상으로 여러 논문에 인용되고 있다.

1. 분할 정확성에 대한 성능 평가

표 11은 데이터 셋 한 개에 대해서 Region Growing, Watershed, 초기 곡선을 사용자가 입력하는 사용자 입력 Level-set과 MRA Level-set의 정확도를 실험한 것 이다.

표 11. 폐 영역 분할의 정확도 비교

방법	Region	Watarahad	사용자 입력	제안한 MRA Level-set	
Score	Growing	watershed	Level-set	평균값	WT
Mean	0.975	0.968	0.957	0.983	0.984
Std	0.140	0.174	0.128	0.182	0.170
Min	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Q1	0.968	0.968	0.955	0.984	0.984
Median	0.977	0.967	0.954	0.983	0.983
Q3	0.977	0.967	0.927	0.975	0.977
Max	0.987	0.982	0.985	0.994	0.995

Region Growing, Watershed, 사용자 입력 Level-set, 제안한 방법 모두 0.95이상의 Score를 갖는다. 그리고 제안한 방법의 Score가 가장 높은 것을 확인하였다. Score의 표준편차를 통해 다른 방법에 비해 사용자 입력 Levelset의 성능이 각 슬라이스에서 일정하게 유지되는 것을 볼 수 있다. 그리고 제안한 방법에 비해 Region Growing, Watershed, 사용자 입력 Level-set의 영상 분할 방법이 각 슬라이스의 성능이 일정하다. 이것은 모든 과정을 자동으로 사용한 제안한 방법과는 달리 다른 방법들은 영상 분할 과정에서 사용자의 입력이 개입되었기 때문에 표준편차 수치가 더 낮게 측정되었다. 그리고 사용자 입력 Level-set의 성능이 MRA Level-set보다 낮게 나온 것은 초기 곡선이 MRA Level-set에 비해 최적화 되지 않았기 때문이다. MRA Level-set의 초기 곡선 수준으로 최적화된 초기 곡선을 사용자가 입력하기 위해서는 많은 시간이 소요된다. 최적화 되지 않은 영역내에 존재하는 폐 이외의 영역으로 인하여 MRA Level-set보다 성능이 낮게 측정되었다.



(a) 39번째 슬라이스



(a) 326번째 슬라이스

그림 63. 폐 영역 분할이 어려운 슬라이스

그림 63 (a)는 1번 실험 DB의 39번째 슬라이스 영상이다. 이 슬라이스에 존재하는 페 영역은 39개의 화소로 이루어져 있다. 그림 63 (b)는 326번째 슬라이스 영상으로 175개의 화소로 페 영역이 이루어져 있고 주변과의 경계가 불분명하게 페 영역이 이루어져 있다. 이와 같이 페의 상단과 하단은 작고 경계영역이 불분명하게 이루어진 페 영역이 존재한다. 분할 정확도에서 Min 수치가 0.00이 되는 원인은 이와 같이 작은 영역의 페를 페로 인식하지 못하고 페 이외의 영역으로 구분하기 때문이다. 사용자 입력 Level-set의 경우 초기 곡선 설정 시 페 이외의 영역이 다수 포함되어 설정되어 평균 Score는 MRA Levelset 보다 낮았지만, 초기 곡선 설정 시 작은 영역을 가진 슬라이스의 초기 곡선들을 지정할 수 있었기 때문에 표준편차 성능은 더 우수 하였다.

그림 64, 그림 65, 그림 66은 사용자 입력 Level-set, 평균값 MRA Levelset, Wavelet Transform MRA Level-set의 원본영상, 초기 곡선, 최종 분할 결과들을 각각 보여준다. 사용자 입력 Level-set의 분할 영역 내부에 다른 영역이 존재 하지 않지만 MRA Level-set은 다른 영역이 존재하는 것을 확인할 수 있다. 이것은 사용자 입력 Level-set은 초기 곡선이 폐 영역을 둘러싸는 형태이기 때문 초기곡선의 수축으로 분할을 진행 하였기 때문에 내부를 세부 분할 하지 않았다. 평균값 MRA Level-set과 Wavelet Transform MRA Level-set의 초기 곡선이 폐 형태와 유사하게 설정된 것을 확인할 수 있다.



그림 64. 사용자 입력 Level-set 결과



그림 65. 평균값 MRA Level-set 결과



그림 66. Wavelet Transform MRA Level-set 결과

표 12는 20개의 데이터 셋에서 초기 곡선을 자동으로 설정하는 과정에서 CIM을 수행했을 때 분할 정확도와 수행하지 않았을 때 분할 정확도의 각 수치를 평균으로 나타낸 것이다. CIM를 적용하였을 경우 평균값과 Wavelet Transform를 이용한 MRA Level-set의 평균 Score와 표준편차 성능이 CIM을 적용하지 않았을 경우보다 좋은 것을 확인할 수 있다. 이것은 CIM의 적용으로 초기 폐 영역 검출 시 폐 이외의 영역으로 제외된 영역들을 CIM으로 보정해주었기 때문에 성능과 표준 편차의 성능이 개선된 것이다.

표 12. CIM의 평균 정확도

방법	제안한 MRA Level-set		제안한 MRA Level-set		
	withou	ut CIM	with CIM		
Score	평균값	WT	평균값	WT	
Mean	0.978	0.980	0.981	0.984	
Std	0.281	0.281	0.187	0.193	
Min	0.000	0.000	0.000	0.000	
Q1	0.979	0.982	0.982	0.984	
Median	0.980	0.982	0.981	0.984	
Q3	0.978	0.981	0.975	0.978	
Max	0.995	0.995	0.994	0.995	

그림 67과 그림 68은 20개의 데이터 셋의 세부 실험 결과이다. CIM과 Wavelet Transform을 적용한 방법이 다른 방법보다 정확도 성능이 높고 표준편차는 CIM과 평균값을 적용한 방법이 낮은 것을 확인할 수 있다. 또한, Wavelet Transform과 평균값을 이용한 두 경우 모두 CIM을 적용한 분할의 성능이 적용하지 않은 경우보다 성능이 우수하였다.



그림 67. 정확도 결과 그래프



그림 68. 표준편차 결과 그래프

2. 수행 속도 개선에 대한 성능 평가

표 13은 하나의 데이터 셋에서 폐 영역 분할의 필요 Cycle 수를 측정한 결과이다. 사용자 입력 Level-set은 사용자의 초기 입력이 한 슬라이스 당 10~20초가 소요되었고 이 과정에서 요구되는 필요 Cycle 수는 제외되었다. 제안한 MRA Level-set은 평균값을 이용한 경우 7.390×10⁹으로 필요 Cycle 수가 가장 적었다. 그 다음 Wavelet Transform을 이용한 경우 8.569×10⁹의 필요 Cycle 수가 요구 되었다. 이것은 사용자 입력 Level-set보다 필요 Cycle 수가 각각 72배와 62배 감소된 것이다. 또한, MRA를 사용하지 않고 자동 초기 곡선을 설정한 방법보다 각각 16배와 14배가 감소되었다.

표 13. 폐 영역 분할의 필요 Cycle 수

	방법	필요 Cycle 수
사용자	입력 Level-set	5.373×10^{11}
자동 초기 곡선 설기	쥥 Level-set without MRA	1.252×10^{11}
제안한 평균값		7.390×10^{9}
MRA Level-set	WT	8.569×10^{9}

제3절 결과 분석

본 실험에서는 제안된 MRA Level-set을 이용한 폐 영역 분할의 성능을 평가하기 위하여 다음과 세 가지 관점을 제시하고 이를 통해 결과를 분석한다.

1. 기준 폐 영역 분할 마스크를 기준으로 제안한 MRA Level-set을 이용하여

생성된 폐 영역이 얼마나 정확한가?

- MRA Level-set에서 CIM을 사용하였을 때 CIM을 사용하지 않았을 경우에 비해 얼마나 성능을 개선하였는가?
- 초기 곡선 자동 설정의 성능을 판단하기 위하여 사용자가 초기 곡선을 입력하는 Level-set 방법에 비해 얼마나 속도 개선을 이루었는가?

페 영역분할 성능을 평가하기 위해서 VESSEL12의 데이터 셋 20개를 이용하여 평균값을 이용한 MRA Level-set과 Wavelet Transform을 이용한 MRA Levelset의 성능을 평가하였다. 두 방법 모두 평균 Score 0.980 이상의 성능을 확인하였다. 동일한 DB와 페 분할 정보를 이용한 상대적인 비교대상이 없지만 2011년에 열린 LOLA11의 페 영역 분할 결과를 통해 다른 페 영역 분할의 성능을 가늠해 볼 수 있다.

Team name	Score	Submission date	Туре	Description
		Lung results		
<u>Human</u>	<u>0.984</u>	9/15/2011	Lung	Algorithm description (pdf)
Fraunhofer MEVIS	0.973	7/7/2011	Lung	Algorithm description (pdf)
<u>yacta</u>	0.97	7/6/2011	Lung	Algorithm description (pdf)
UCLA-Historic	0.963	7/27/2011	Lung	Algorithm description (pdf)
DIAG	0.962	9/12/2011	Lung	Algorithm description (pdf)
<u>GE Research - Niskayuna, NY</u>	0.952	7/6/2011	Lung	Algorithm description (pdf)
MCVGL	<u>0.949</u>	7/7/2011	Lung	Algorithm description (pdf)
Definiens	0.949	7/8/2011	Lung	Algorithm description (pdf)
CREATIS CLB Lyon	<u>0.948</u>	7/8/2011	Lung	Algorithm description (pdf)

그림 69. LOLA11의 결과

LOLA11의 폐 영역 분할 성능은 총 9개 연구팀에서 그림 69와 같은 성능을 보여주었다. LOLA11의 평균 분할 성능은 0.961을 가지는 것을 확인할 수 있다. 또한, 다른 폐 영역 분할 논문들의 폐 영역 분할 Score들도 0.95정도의 성능을 갖는 것을 확인하였다[80-81]. 서로 다른 DB를 사용하고 있지만 이것을 통해 본 논문에서 제안된 MRA Level-set의 성능이 다른 논문들의 폐 영역 분할 방법의 성능과 유사하다는 것을 판단해볼 수 있다.

CIM의 성능을 평가하기 위하여 CIM 적용 여부에 따른 성능을 평가하였다. 그리고 CIM을 적용하였을 때 적용하지 않았을 경우보다 평균 Score가 높은 것을 확인하였다. 또한, 표준편차의 성능이 크게 향상되는 것을 확인하였다. 이것은 CIM을 통해 폐 영역으로 판단하기 어려운 작은 폐 영역을 보정하여서 전체 데이터 셋 내의 각 슬라이스에 대한 분할 성능이 향상되었다는 것을 판단할 수 있다.

MRA Level-set의 속도 개선을 평가하기 위하여 사용자 입력 Level-set과 MRA를 사용하지 않는 자동 초기 곡선 설정 Level-set의 필요 Cycle 수를 비교하였다. 평균값 MRA Level-set을 사용할 경우 필요 Cycle 수가 5.373×10¹¹ 와 1.252×10¹¹에서 7.390×10¹¹ 로 각각 72배와 16배 감소되었고 Wavelet Transform을 사용한 MRA Level-set의 경우 필요 Cycle 수가 8.569×10⁹ 로 각각 62배와 14배 감소되었다.

이와 같이 MRA Level-set의 성능을 분할 정확도와 필요 Cycle 수를 비교하여 성능과 속도를 평가해보았다. 그 결과 폐 영역 분할의 0.980 수준의 성능을 유지하면서 필요 Cycle 수를 감소시켰다. 또한, MRA을 이용한 데이터량 감소와 CIM을 이용한 분할 보정은 Level-set뿐만 아니라 영역 분할과 결합하여 분할알고리즘의 효율을 향상시킬 수 있을 것이다.

제5장 결론

최근 의료영상 촬영 장비의 성능이 향상되면서 컴퓨터를 이용한 영상 분석을 이용한 의료진단이 중요해지고 있다. 다양한 의료영상 촬영기기의 개발과 발달로 X-Ray, CT, 자기공명영상, 초음파, PET 등의 다양한 의료영상이 생성되고 있다. 다양해진 의료영상과 의료 기술의 발전과 함께 의료기관에서 사용되는 영상 데이터량이 증가하고 있다. 대용량 의료영상의 분석을 육안으로 하는 것은 시간이 오래 걸릴 뿐 아니라 작은 병변 등을 검출하고 추적 관찰하는 것은 어렵다. 따라서, 컴퓨터를 이용한 자동 분석 방법이 필요하다. 이와 같은 컴퓨터를 이용한 의료영상의 자동분석을 위해 영상 개선, 영상 분할, 영상 등록, 시각화, 정량화, 자동검출 등이 연구가 활발히 진행되고 있다. 의료영상 분할은 의료영상의 등록. 시각화, 정량화, 자동 병변을 처리하기에 앞서 선행되어야 할 중요한 단계 중 하나이다. 영상 분할은 의료영상처리에서 필수적이며 아주 중요한 역할을 수행하지만 장기들의 생체적 특성이 유사하여 의료영상의 영역분할은 쉽지 않다. 하나의 의료영상 데이터 셋에 대해 사람이 직접 의료영상 분할을 수행했을 때 의료영상의 해상도와 슬라이드 수에 따라 4~8시간이 필요하고 사용자의 입력과정이 필요한 반자동으로 45분이 걸리기 때문에 컴퓨터를 이용한 빠르고 정확한 자동 영상 분할이 필요하다.

의료영상의 분할을 위해 많은 방법들이 연구되고 제안되고 있다. 임계값, Watershed, Region Growing, ASM, Clustering, Level-set 등을 이용한 영상 분할은 과분할 현상이 일어나거나 사용자의 입력과정이 필요로 하는 문제점을 가지고 있다. 이 중 Level-set 은 초기 곡선의 변화를 이용한 방법으로 객체에 대한 매개변수 없이 곡선과 표면의 수학적 계산으로 수행할 수 있고 형태와 기하학적 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-set 이 공기나 액체의 움직임을 표현하는데 적합하게 만들기 때문에 의료영상 분할에 적합한 분할 방법이다. 하지만 초기 곡선의 사용자 설정이 필요하고 수행속도가 느리다는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 Level-set 의 초기 곡선으로 폐의 형태에 적합한 곡선을 자동으로 설정하는 방법으로 초기 곡선 설정과 수행시간 문제를 해결하기 위해 MRA Level-set 을 제안하였다. 폐의 형태에 적합한 초기 곡선을 설정하면 Level-set 의 반복횟수가 감소되어 Level-set 의 수행시간을 감소시킬 수가 있다. 그리고 자동 초기 곡선 설정과정의 계산량을 줄이기 위해 MRA 를 적용하였다. 평균값과 Wavelet Transform 을 이용한 MRA 를 제안하였고 MRA 적용에 따른 속도 개선을 실험하였다. 고해상도 영상을 저해상도 영상으로 변환시키는 MRA 를 적용하였기 때문에 원본 데이터에 비해 데이터 손실이 발생한다. 이 때 발생된 데이터 손실로 인한 초기 곡선 자동 설정의 오류를 막기 위하여 흉부 CT 영상의 볼륨 데이터 특성과 선형방정식을 이용한 CIM 을 제안하였다. MRA 와 CIM 을 이용하여 초기 곡선 자동 설정과정에서의 수행시간을 감소시키고 폐 형태에 최적화된 초기 곡선을 설정하였다. 또한, LIDC 의 DB 를 이용하여 분할된 폐 영역을 분석하였다. 폐 영역내에서 HU 밀도를 이용하여 폐 결절 후보영역을 추출하고 폐 결정 후보영역의 특징과 Adaboost 알고리즘을 활용하여 폐 결절을 분류하였다.

본 논문에서 제안된 MRA Level-set 의 성능을 평가하기 위하여 VESSEL12의 DB 를 이용하여 MRA Level-set 을 평가한 결과 분할 성능에서 평균 정확도가 0.98 이상을 갖는 것을 확인하였다. 의료영상 분야는 의료영상의 다양성과 부족한 공개 의료영상 DB 의 문제로 인해 절대적인 성능 평가는 어렵다. 하지만 최근 발표된 논문들의 분할 성능과 비교해 보았을 때 유사한 성능을 갖는다는 것을 확인할 수 있었다. 그리고 사용자 입력 Level-set 과 MRA 를 이용하지 않는 자동 초기 설정 Level-set 의 필요 Cycle 수를 측정하여 MRA Level-set 의 속도 개선을 평가하였다. 그 결과 MRA Level-set 의 필요 Cycle 수가 각각 72 배와 16 배 감소된 것을 확인하였다.

본 논문의 결과물은 폐 영역을 빠르고 정확하게 분할할 수 있기 때문에 폐 영역 내의 의심영역 검출과 3 차원 모델링 등에 활용할 수 있다. 또한, MRA 을 이용한 속도 개선과 CIM 을 이용한 분할 영역 보정은 Level-set 뿐만 아니라 다양한 영역 분할 방법에 적용할 수 있다. 향후 연구과제로는 실시간으로 폐 분할을 수행하기 위해 하드웨어를 이용한 분할 속도 개선에 대한 연구와 흉부 CT 영상에 존재하는 작은 영역의 폐 조직을 분할할 수 있는 방법이 연구되어야 하며, 분할된 폐 영역내에 존재하는 기관지와 폐 혈관, 폐의 하부구조인 폐엽 등 세부적인 분할이 수행되어야 한다. 또한, 분할된 영역에서 의심영역을 자동으로 검출하는 방법에 대한 연구를 진행할 계획이다.

참고문헌

- [1] L. Costaridou, *Medical Image Analysis Methods*, Taylor&Francis, 2005.
- [2] 권덕문, 의료영상정보학, 대학서림, 2008년.
- [3] P. B. Bach, J. N. Mirkin, T. K. Oliver, C. G. Azzoli, D. A. Berry, O. W. Brawely, T. Byers, G. A. Colditz, M. K. Gould, J. R. Jett, A. L. Sabichi, R. Smith-Bindman, D. E. Wood, A. Qaseem, and F. C. Detterbeck, "Benefits and harms of CT screening for lung cancer a systematic review," *The Journal of the American Medical Association*, vol. 307, no. 22, pp. 2418-2429, 2012.
- [4] F. Ritter, T. Boskamp, A. Homeyer, H. Laue, M. Schwier, F. Link, and H. Peitgen, "Medical image analysis," *IEEE Pulse*, vol. 2, no. 6, pp. 60-70, 2011.
- [5] Y. Zhu, X. Parademetris, A. J. Sinusas, and J. S Duncan, "Segmentation of the left ventricle from cardiac MR images using a subject-specific dynamical model," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 29, no. 3, pp. 669-687, 2010.
- [6] H. Badakhshannory and P. Saeedi, "A Model-based validation scheme for organ segmentation in CT scan volumes," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 9, pp. 2681–2693, 2011.
- [7] X. Chen, J. K, Udupa, U. Bagci, Y. Zhuge, and J. Yao, "Medical image segmentation by combining graph cuts and oriented active appearance models," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 21, no. 4, pp. 2035-2046, 2012.

- [8] L. Lu, D. Zhang, L. Li, and J. Zhao, "Fully automated colon segmentation for the computation of complete colon centerline in virtual colonoscopy," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 59, no. 4, pp. 996-1004, 2012.
- [9] C. Bendtsen, M. Kietzmann, R. Korn, P. D. Mozley, G. Schmidt, and G. Binnig, "X-ray computed tomography: semiautomated volumetric analysis of late-stage lung tumors as a basis for response assessments," *Biomedical Imaging*, vol. 2011, Article ID 361589, pp. 1-11, 2011.
- [10] M. E. Rettmann, D. R. Holmes III, J. J. Camp, D. L. Packer, and R. A. Robb, "Validation of semi-automatic segmentation of the left atrium," *In Proc. SPIE* 2008, vol. 6916, 2008.
- [11] 채승훈, 반성범, "적응형 Level-set을 이용한 의료영상 분할," 한국정보보호학회 동계학술대회, 2011.
- [12] 채승훈, 반성범, "다해상도 기반 Level-set을 이용한 의료영상 분할,"제 24회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵, 2012.
- [13] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 6, pp. 583-598, 1991.
- [14] 김영우, 임재영, 이원열, 김세윤, 임동훈, "형태학적 워터쉐드 알고리즘을 이용한 효율적인 영상분할," 응용통계연구, 제 22권, 제 4호, pp. 709-721, 2009년.
- [15] R. Adams and L. Bischof, "Seeded region growing," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no. 6, pp. 641-647, 1994.

- [16] S. C. Zhu and A. Yuille, "Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 9, pp. 884-900, 1996.
- [17] 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, 1995.
- [18] 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, pp. 1151-1166, 2002.
- [19] 이효종, "퍼지기반의 두뇌영상 영역분할 알고리듬," 전자공학회논문지 TC,
 제 46건, 제 12호, pp. 102-107, 2009.
- [20] Y. A. Tolias and S. M. Panas, "Image segmentation by a fuzzy clustering algorithm using adaptive spatially constrained membership functions," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, vol. 28, no. 3, pp. 359-369, 1998.
- [21] S. Osher, "Level set methods," Geometric level set methods in imaging, Vision and Graphics, pp. 3-20, 2003.
- [22] 성동욱, 흉부 CT, 군자출판사, 2005년.
- [23] 김선칠, 의료영상정보관리학, 대학서림, 2007년.
- [24] Q. Wei, Y. Hu, G. Gelfand, and J. H. MacGregor, "Segmentation of lung lobes in high-resolution isotropic CT images," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 56, no. 5, pp. 1383–1393, 2009.

- [25] 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, 2010.
- [26] 임예니, 홍헬렌, 신영길, "하이브리드접근 기법을 사용한 자동 페
 분할," 한국정보과학회논문지, 제 32권, 제 7호, pp. 625-635, 2005년.
- [27] B. Lassen, J. Kuhnigk, M. Schmidt, S. Krass, and H. Peitgen, "Lung and lung lobe segmentation methods at fraunhofer MEVIS," *In Proc. Pulmonary Image Analysis*, pp. 185–199, 2011.
- [28] 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, 2006.
- [29] 박동인, 김태원, 고윤호, 최재각, "정확한 경계 추출 및 수행시간 단축을 위한 개선된 워터쉐드 알고리즘," 멀티미디어학회논문지, 제 13권, 제 10호, pp. 1463-1473, 2010년.
- [30] 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, 2011.
- [31] 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, 2012.
- [32] 임성재, 정용연, 호요성, "의료영상 분할을 위한 3차원 능동 모양 모델," 전자공학회논문지 SC, 제 44권, 제 5호, pp. 55-61, 2007년.

- [33] 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, 1995.
- [34] 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.
- [35] 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, 2003.
- [36] 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, 2001.
- [37] A. Hill and C. J. Taylor, "Automatic landmark generation for point distribution models," *In Proc. British Machine Vision Conference*, pp. 429-438, 1994.
- [38] 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, 2013.
- [39] 오일석, 패턴인식, 교보문고, 2008.
- [40] 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," *In Proc. Variational and Level Set Methods in Computer Vision*,

pp. 104-111, 2001.

- [41] R. Malladi and J. A. Sethian, "Image processing: flows under min/max curvature and mean curvature," *Graphical Models and Image Processing*, vol. 58, no. 2, pp. 127-141, 1996.
- [42] R. Kimmel, "Geometric segmentation of 3D structure," In Proc. Int. Conf Image Processing 2003, vol. 2 pp. 639–642, 2003.
- [43] 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, 2004.
- [44] 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, 2005.
- [45] 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, 2003.
- [46] 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, 1995.
- [47] J. A. Sethian, Level Set Methods and Fast Marching Methods, Cambridge University Press, 1999.
- [48] M. Rousson and R. Deriche, "Variational framework for active and adaptive segmentation of vector valued images," *In Proc. Motion and Video Computing*, pp. 56-61, 2002.

- [49] C. Li, C. Xu, C. Gui, and M. D. Fox, "Level set evolution without reinitialization: a new variational formulation," *Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 430–436, 2005.
- [50] C. Li, C. Xu, C. Gui, and M. D. Fox, "Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 19, no. 12, pp. 3224–3254, 2010.
- [51] 이명은, 조완현, 김선월, 진영연, 김수형, "볼륨영상 분할을 위한 새로운 레벨 셋 방법과 기존 방법의 성능비교," 정보처리학회논문지 B, 제 18권, 제3호, pp. 131-138, 2011.
- [52] S. Chen, T. Kohlberger, and K. J. Kirchberg, "Advanced level set segmentation of the right atrium in MR," *In Proc. SPIE* 2011, vol. 7964, 2011.
- [53] M. Lee, W. Cho, S. Kim, S. Park, and J. H. Kim, "Segmentation of interest region in medical volume images using geometric deformable model," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 42, no. 5, pp. 523– 537, 2012.
- [54] 이명은, 김종효, "엔트로피 최소화로 초기화된 활성윤곽 모델을 이요한 유방 X선 영상의 흉근 자동 분할," 제 24회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵, 2012.
- [55] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Prentice Hall, 2008.
- [56] S. G. Mallat, "A Theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693, 1989.

- [57] A. S. Lewis, "Image compression using the 2-D wavelet transform," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 1 no. 2, pp. 244-250, 1992.
- [58] A. J. Lipton, "Moving target classification and tracking from real-time video," *In Proc. Applications of Computer Vision*, pp. 8–14, 1998.
- [59] A. M. R. Schilham, B, V, Ginneken, M. Loog, "A computer-aided diagnosis system for detection of lung nodules in chest radiographs with an evaluation on a public database," *Medical Image Analysis*, vol 10, no. 2. pp. 247-258, 2006.
- [60] 조현희, 홍헬렌, "폐 CT 영상에서 밝기값, 곡률 및 형태 정보를 이용한 결절 자동 분할," 정보과학회논문지, 제 29권, 제 7호, pp. 537-546, 2012.
- [61] Y. Lee, T. Hara, and H. Fujita, "Automated detection of pulmonary nodules in helical CT images based on an improved template-matching technique," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 20, no. 7, pp. 595-604, 2001.
- [62] O. Osman, S. Ozekes, O. N. Ucan, "Lung nodule diagnosis using 3D template matching," *Computers in Biology Medicine*, vol. 37, no. 8, pp. 1167-1172, 2006.
- [63] Q. Li, "Recent progress in computer-aided diagnosis of lung nodules on thin-section CT," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 31, no. 3, pp. 248-257, 2007.
- [64] S. Matsumoto, H. L. Kundel, J. C. Gee, W. B. Gefter, and H. Hatabu, "Pulmonary nodule detection in CT images with quantized convergence index filter," *Medical Image Analysis*, vol. 10, no. 3, pp.
343-352, 2006.

- [65] R. C. Hardie, S. K. Rogers, T. Wilson, and A. Rogers, "Performance analysis of a new computer aided detection system for identifying lung nodules on chest radiographs," *Medical Image Analysis*, vol. 12, no. 3, pp. 240-258, 2007.
- [66] S. M. B. Netto, A. C. Silva, R. A. Nunes, and M. Gattass, "Automatic segmentation of lung nodules with growing neural gas and support vector machine," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 42, no. 11, pp. 1110–1121, 2012.
- [67] A. Tolouee, H. A. Moghaddam, M. Forouzanfar, M. Gity, and R. Garnavi, "Image based diagnostic aid system for interstitial lung diseases," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 6, pp. 7755–7765, 2011.
- [68] J. R. Sousa, A. C. Silva, A. C. Paiva, and R. A. Nunes, "Methodology for automatic detection of lung nodules in computerized tomography images," *Computer Methods Programs in Biomedicine*, vol. 98, no. 1, pp. 1-14, 2009.
- [69] Lung Image Database Consortium, http://cancerimagingarchive.net
- [70] Y. Freund and R. E. Schapire, "A Short introduction to boosting," *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence*, vol. 14, no. 5, pp. 771-780, 1999.
- [71] Y. Freund and R. E. Schapire, "A Decision theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting," *In European Conf. Computational Learning Theory*, pp. 23-37, 1995.

- [72] R. E. Schapire and Y. Singer, "Improved boosting algorithms using confidencerated predictions," *Machine Learning*, vol. 37, no. 3, pp. 297– 336, 1999.
- [73] P. Viola and M. J. Jones, "Robust real-time face detection," *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, no. 2, pp. 137-154, 2004.
- [74] 함승록, 곽노준, "특징 추출 알고리즘과 Adaboost를 이용한
 이진분류기," 전자공학회논문지, 제 49권, 제 4호, pp. 42-53, 2012.
- [75] 한학용, 패턴인식 개론, 한빛미디어, 2009.
- [76] Grand Challenges in Medical Image analysis, http://www.grandchallenge.org/index.php/All_Challenges
- [77] VESsel SEgmentation the Lung 2012(VESSEL12), http://vessel12.grand-challenge.org/
- [78] L. Dice, "Measures of the amount of ecologic association between species," *Ecology*, vol. 26, no. 3, pp. 297–302, 1945.
- [79] Lobe and Lung Analysis 2011 (LOLA11), http://www.lola11.com/
- [80] J. Pu, D. S. Paik, X. Meng, J. E. Roos, and G. D. Rubin, "Shape "breakand-repair" strategy and its application to automated medical image segmentation," *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, vol. 17, no.1 pp. 115-124, 2011.
- [81] S. Sun, C. Bauer, and R. Beichel, "Automated 3-D segmentation of lungs with lung cancer in CT data using a novel robust active shape model approach," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 31, no.2 pp. 449-460, 2012.

저작물 이용 허락서	
학 과	정보통신공 학 번 20097413 과 정 박사
성 명	한글: 채 승 훈 한문: 蔡 承 勳 영문: Chae Seung-Hoon
주 소	전남 담양군 고서면 동운리 624번지
연락처	E-MAIL : ssuguly@hanmail.net
논문제목	한글 : 의료영상의 자동 폐 분할 및 분석에 관한 연구 영문 : A Study on the Automatic Lung Segmentation and Analysis of Medical Images
본인이 저작한 위의 저작물에 대하여 다음과 같은 조건아래 조선대학교가 저작물을 이용할 수 있도록 허락하고 동의합니다.	
 다 음 - 1. 저작물의 DB구축 및 인터넷을 포함한 정보통신망에의 공개를 위한 저작물의 복제, 기억장치에의 저장, 전송 등을 허락함 2. 위의 목적을 위하여 필요한 범위 내에서의 편집 · 형식상의 변경을 허락함. 다만, 저작물의 내용변경은 금지함. 3. 배포 · 전송된 저작물의 영리적 목적을 위한 복제, 저장, 전송 등은 금지함. 4. 저작물에 대한 이용기간은 5년으로 하고, 기간종료 3개월 이내에 별도의 의사 표시가 없을 경우에는 저작물의 이용기간을 계속 연장함. 5. 해당 저작물의 저작권을 타인에게 양도하거나 또는 출판을 허락을 하였을 경우에는 1개월 이내에 대학에 이를 통보함. 6. 조선대학교는 저작물의 이용허락 이후 해당 저작물로 인하여 발생하는 타인에 의한 권리 침해에 대하여 일체의 법적 책임을 지지 않음 7. 소속대학의 협정기관에 저작물의 제공 및 인터넷 등 정보통신망을 이용한 저작물의 전송 · 출력을 허락함. 	
동의여부 : 동의(●) 반대()	
2013년 2월 일	
저작자: 채 승 훈 (서명 또는 인)	
조선대학교 총장 귀하	