

하이브리드 접근 기법을 사용한 자동 폐 분할

(Automatic Lung Segmentation using Hybrid Approach)

임 예 니 ^{*} 홍 헬 렌 ^{††} 신 영 길 ^{†††}
 (Yeny Yim) (Helen Hong) (Yeong Gil Shin)

요약 본 논문에서는 평부 CT 영상에서 폐 부위를 효율적으로 자동 분할하기 위한 하이브리드 접근 기법을 제안한다. 본 제안방법은 다음과 같은 세 단계로 구성된다. 첫 번째, 2, 3차원 자동 씨앗 영역성장법과 저해상도 연결요소 레이블링을 통하여 폐와 기관지를 분할한다. 두 번째, 2차원 형태학적 연산을 반복 적용하여 폐와 기관지를 분리한 후 저해상도 연결요소 레이블링을 이용하여 폐만 분할한다. 세 번째, 영상차감 기법을 사용한 폐 영역 보정을 통해 보다 정확한 폐 영역을 얻는다. 실험에서는 5명의 환자로부터 얻은 10개의 평부 CT 영상을 사용하여 제안방법의 정확성과 효율성을 평가한다. 제안한 자동 분할 기법의 적용 결과를 전문가에 의한 수동 분할 결과와 비교함으로써 정확성을 평가하고, 수행시간과 메모리 사용량을 분석하여 제안방법의 효율성을 평가한다. 제안한 저해상도 연결요소 레이블링을 사용했을 때 수행시간은 평균 31.4초, 최대 메모리 사용량은 평균 196.75MB가 단축된다. 본 제안방법은 혈관에 생기는 빈 공간을 막아주는 추가작업 없이 효율적으로 자동 폐 분할을 수행한다.

키워드 : 영상분할, 씨앗 영역성장법, 연결요소 레이블링, 형태학적 연산

Abstract In this paper, we propose a hybrid approach for segmenting the lungs efficiently and automatically in chest CT images. The proposed method consists of the following three steps. First, lungs and airways are extracted by two- and three-dimensional automatic seeded region growing and connected component labeling in low-resolution. Second, trachea and large airways are delineated from the lungs by two-dimensional morphological operations, and the left and right lungs are identified by connected component labeling in low-resolution. Third, smooth and accurate lung region borders are obtained by refinement based on image subtraction. In experiments, we evaluate our method in aspects of accuracy and efficiency using 10 chest CT images obtained from 5 patients. To evaluate the accuracy, we present results comparing our automatic method to manually traced borders from radiologists. Experimental results show that proposed method which use connected component labeling in low-resolution reduce processing time by 31.4 seconds and maximum memory usage by 196.75 MB on average. Our method extracts lung surfaces efficiently and automatically without additional processing like hole-filling.

Key words : Image Segmentation, Seeded Region Growing, Connected Component Labeling, Morphological Operations

1. 서 론

평부 컴퓨터단층촬영(Computed Tomography, CT) 영상은 폐와 폐주변의 해부학적 형태 파악이 용이하고, 2차원 투영영상인 X-선 촬영영상과 달리 여러 장의 2

차원 슬라이스를 3차원 가시화를 통해 평부 정보를 입체적으로 제공하므로 폐종양 전이 진단이나 병후 예측에 유용하다. 따라서 평부 CT 영상에서 폐종양 검출[1], 변이 분석[2-3]을 통한 악성 및 양성 종양 판별을 위하여 컴퓨터를 이용한 폐 분할이 필수적이다. 특히, 다채널 CT 촬영기기(Multidetector CT, MDCT)의 도입으로 한번 촬영 시 생성되는 슬라이스 수가 평균 300~500장 정도로 데이터양이 증가하고 있어 폐를 자동으로 빠르고 정확하게 분할하는 것이 중요하다.

평부 X-선 촬영영상과 CT 영상에서 폐 분할 기준연구는 다음과 같다. Armato[4]는 평부 X-선 촬영영상에서 폐 경계를 구분하기 위해 그레이스케일 임계값기법

* 비회원 : 서울대학교 컴퓨터공학부
 shine@cglab.snu.ac.kr

†† 정회원 : 서울대학교 컴퓨터공학부 교수
 hlhong@cse.snu.ac.kr
 (Corresponding author 임)

††† 종신회원 : 서울대학교 컴퓨터공학부 교수
 yshin@cglab.snu.ac.kr

논문접수 : 2004년 12월 17일
 심사완료 : 2005년 5월 26일

(grayscale thresholding)을 사용하였다. 폐 경계 근처에서 계산된 히스토그램을 통해 임계값을 선택하여 폐와 폐 주변을 구분한 후, 롤링 볼 알고리즘(rolling-ball algorithm)을 통해 폐 표면을 부드럽게 만드는 보정을 수행한다. McNitt-Gray[5]는 폐단 인식의 관점에서 홍부 X-선 사진에서의 폐 분할을 연구하였다. 화소 기반 특성들을 사용하여 선형 분류자(linear classifier)와 신경망(neural networks)을 만들고 학습하여 심장, 폐, 어깨, 배경 등의 영역으로 분류하였다. Brown[6]은 모델 기반 방법을 사용하여 홍부 X-선 영상을 분할하였다. 홍부 영상의 여러 특징들로부터 해부학적 상호관련성을 보여주는 시맨틱 네트워크(semantic network)를 블랙보드 기반 제어 구조(blackboard-based control architecture)를 사용하여 만들었다. 그러나 홍부 X-선 영상은 인체의 3차원적인 구조를 2차원으로 투영시킨 것으로 해부학적 구조들이 겹쳐 보여 구분이 모호할 수 있어 정확한 폐 분할이 어렵다는 단점이 있다.

반면 홍부 CT 영상은 여러 투영 각도에서 얻어진 데이터를 결합해서 만들어지므로 홍부 X-선 영상보다 해부학적 구조들을 명확히 구분할 수 있다. Denison[7]은 일반 환자의 폐에서 국부적인 가스(regional gas)와 폐 조직의 부피(tissue volumes)를 측정하기 위하여 수동으로 폐 경계를 분할하였다. Hedlund[8]은 사용자가 수동으로 씨앗점(seed)을 입력하는 3차원 씨앗 영역성장법(seeded region growing)을 홍부 CT 영상에 적용하여 폐 분할을 시도하였다. 그러나 이런 수동 또는 반자동 분할 방법은 시간과 노력이 많이 들고, 분할하는 사람마다 얻어지는 결과가 달라질 수 있다. Brown[9]는 홍부 X-선 영상에 적용한 방법을 개선해서 지식기반 방법을 사용하여 홍부 CT 영상에서 폐 분할을 수행하였다. 해부학적 지식은 시맨틱 네트워크에 저장되고 영역의 크기, 밀도, 위치 등의 특성은 퍼지 셋(fuzzy sets)을 사용하여 특징지어지며 블랙보드 구조를 가진 추론 엔진(inference engine)이 폐를 찾는데 사용된다. 이 방법은 폐 분할의 정확도가 지식수준에 매우 의존적이라는 단점이 있다. Hu[10]은 홍부 CT 영상에서 최적 임계값기법(optimal thresholding)을 적용하여 폐 내부와 비슷한 밝기값을 갖는 영역을 분할하고, 형태학적 연산과 연결요소 레이블링을 수행하여 폐를 검출하였다. 그러나 폐 보다 밝기값이 큰 폐 내부의 혈관 부분으로 인해 생기는 빈 공간을 막아주는 홀 필링(hole-filling)[11]이 추가적으로 필요하다.

기존 연구를 종합적으로 정리해 보면, 복잡한 사용자 입력이 필요하거나, 특정 데이터에 대해서 정확한 결과를 얻지 못하거나, 임계값 기법 적용 후 홀 필링과 같은 추가 작업이 필요하다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에

서는 2, 3차원 자동 씨앗 영역성장법과 저해상도에서의 연결요소 레이블링, 2차원 형태학적 연산을 결합한 하이브리드 기법을 이용하여 홍부 CT 영상에서 자동 폐 분할 기법을 제안한다. 본 제안 방법은 다음과 같은 세 단계로 구성된다. 첫 번째, 3차원 자동 씨앗 영역성장법을 사용하여 홍부를 분할한 뒤, 2차원 자동 씨앗 영역성장법과 저해상도 연결요소 레이블링을 통하여 분할된 홍부에서 폐와 기관지 영역을 분할한다. 두 번째, 형태학적 연산과 저해상도 연결요소 레이블링을 반복적으로 적용하여 기관지를 제거하고 폐 부분을 분할한다. 세 번째, 영상 차감 기법을 이용하여 폐 영역을 보정한다. 실험에서는 5명의 환자로부터 얻은 10개의 홍부 CT 영상을 사용하여 제안방법의 정확성과 효율성을 평가한다. 정확성 평가를 위하여 제안한 자동 분할 결과를 전문가의 수동 분할 결과와 비교하고, 효율성 평가를 위하여 수행시간과 메모리 사용량을 분석한다.

본 논문의 구성을 다음과 같다. 2장에서는 제안방법을 통한 자동 폐 분할을 설명하고, 3장에서는 본 제안방법을 홍부 CT 영상에 적용하여 얻은 폐 분할 결과를 제시하며, 육안평가, 수행시간 및 메모리 사용량 측면에서 분석 결과를 제시한다. 마지막으로 4장에서 본 논문에서 제안한 폐 분할 방법에 대한 결론을 맺는다.

2. 하이브리드 접근 기법을 사용한 자동 폐 분할

본 논문에서는 홍부 CT 영상에 그림 1과 같이 하이브리드 접근 기법을 사용한 자동 폐 분할 방법을 제안한다. 제안된 하이브리드 자동 폐 분할 과정은 다음의

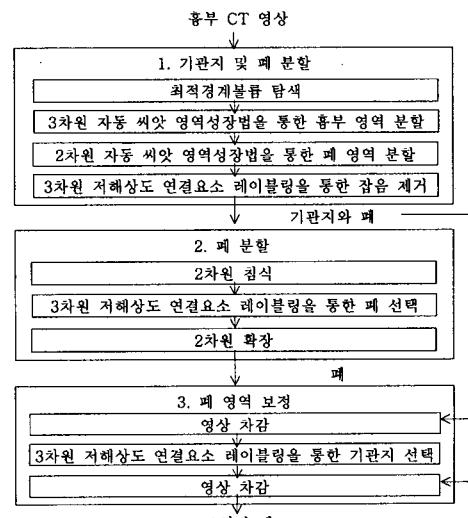
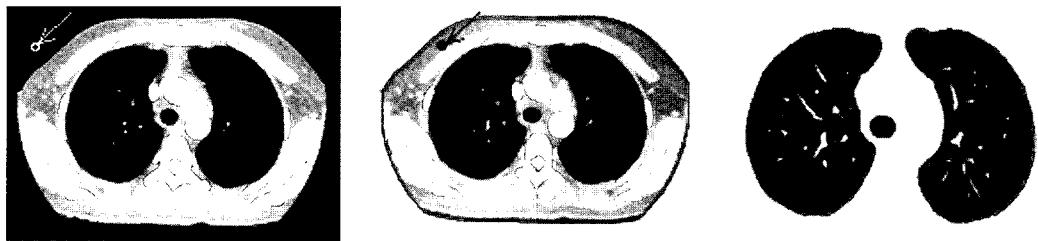


그림 1 하이브리드 접근 기법을 사용한 자동 폐 분할 단계



(a) 흉부 CT 영상

(b) 3차원 자동 씨앗 영역성장법을 통

(c) 2차원 자동 씨앗 영역성장법을 통

한 흉부 분할 결과의 단면 영상

그림 2 자동 씨앗 영역성장법을 통한 기관지 및 폐 분할

세 단계로 구성된다. 첫 번째, 자동 씨앗 영역성장법을 사용하여 3차원의 CT 영상으로부터 폐와 기관지를자동으로 분할한다. 두 번째, 2차원 형태학적 연산(morphological operation)[11]과 저해상도 연결요소 레이블링(connected component labeling)[12]를 사용하여 기관지를 분리하고 폐 영역만 분할한다. 마지막 단계에서는 기관지를 분리하는 과정에서 기관지 외에 침식된 폐 영역을 보정하여 정화한 폐 영역을 얻는다.

2.1 기관지 및 폐 분할

3차원 흉부 CT 영상에서 폐를 분할하기 위하여 영상의 밖기값에 기반을 둔 씨앗 영역성장법을 많이 사용한다. 그러나 씨앗 영역성장법은 사용자가 직접 씨앗점을 입력해야 하므로 자동 폐 분할에는 적합하지 않으며, 내부 폐 영역에서 3차원 씨앗 영역성장법을 수행하는 경우, 폐 내부의 혈관이 분할되지 않아 빈 공간이 생기므로 이를 채워주어야 하는 문제가 있다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 폐 영역 외부에서 자동으로 씨앗점을 선택하여 씨앗 영역성장법을 수행한 뒤 그 결과를 역전시키는 방법을 제안한다. 흉부 영역 분할은 3차원 자동 씨앗 영역성장법을 사용하고, 폐 영역 분할은 2차원 자동 씨앗 영역성장법을 사용함으로써 빈 공간을 채워주는 추가 작업 없이 자동 분할을 수행한다.

이를 위해 다음의 작업을 단계별로 수행한다. 먼저, 흉부를 둘러싼 최적경계볼륨(bounding volume)을 구한다. 흉부는 30 HU¹⁾(hounsfield units)[13] 이상의 밝기값을 가지므로 해당 범위에 속하는 복셀들의 x, y, z 축에 대한 최대, 최소값을 계산하면 최적경계볼륨을 얻을 수 있다. 이후의 모든 연산을 최적경계볼륨에 대해서 수행함으로써 계산시간을 단축할 수 있다. 둘째, 최적경계볼륨에 대해서 흉부 바깥의 공기 부분에 씨앗점을 선택하고 3차원 자동 씨앗 영역성장법을 통하여 흉부를 분

활한다. 흉부 바깥의 공기 부분은 -1000 HU을 가지고, 흉부는 30 HU 이상의 밝기값을 가지므로 두 영역을 구분하기 위해 -500 HU[14] 밝기값을 임계값으로 사용하여 임계값보다 밝기값이 낮은 공기부분을 제거하고 흉부 영역을 분할한다. 셋째, 흉부에 2차원 자동 씨앗 영역성장법을 수행하여 폐 영역을 분할한다. 이 때 임계값은 -500 HU으로 하고 임계값보다 밝기값이 큰 흉부를 제거하고 폐 영역만 분할한다. 흉부에 3차원 자동 씨앗 영역성장법을 적용할 경우, 폐 내부의 밝은 영역인 혈관이 분할되지 않아 빙 공간이 생기므로 2차원 자동 씨앗 영역성장법을 적용한다. 마지막으로, 폐 영역 분할 결과, 폐와 기관지 이외에 흉부 내부에 폐와 밝기가 비슷한 부분들이 검출될 수 있으므로 저해상도 연결요소 레이블링을 수행하여 폐와 기관지를 분할한다. 저해상도 연결요소 레이블링에 대한 내용은 2.2에 자세히 기술되어 있다.

그림 2는 자동 씨앗 영역성장법을 흉부 CT 영상에 적용하여 기관지 및 폐를 분할한 결과이다. 그림 2(a)와 같은 흉부 CT 영상에서 흉부 바깥의 공기부분에 씨앗 점을 선택하고 3차원 씨앗 영역성장법을 적용한 후, 얻어진 결과를 역전시켜서 그림 2(b)와 같이 흉부 영역을 분할한다. 분할된 흉부 영역에 씨앗점을 선택하고 2차원 씨앗 영역성장법을 적용한 후, 얻어진 결과를 역전시켜서 그림 2(c)와 같이 폐 영역을 분할한다.

폐 영역 분할 결과, 기관지 및 폐 외에 밝기값이 비슷한 복부의 공기총과 어깨 위의 배경부분이 그림 3(a)의 확대부위처럼 포함될 수 있으므로 이를 제거하기 위해 3차원 저해상도 연결요소 레이블링을 사용하여 그림 3(b)과 같이 기관지 및 폐만 선택한다. 폐 아래의 복부 공기총과 어깨 위의 배경부분이 제거되었음을 확대화면을 통해 알 수 있다.

2.2 폐 분할

기관지는 폐와 유사한 밝기값을 가지므로 밝기값에 기반을 둔 씨앗 영역성장법을 사용하는 경우, 폐와 함께

1) Hounsfield Unit : CT 영상의 해석에 사용되는 X선 흡수 정도를 나타내는 단위



(a) 2차원 자동 씨앗 영역성장법을 통한 폐 영역 분할 결과의 측면 영상
 (b) 저해상도 연결요소 레이블링을 통한 잡음 제거 결과의 측면 영상

그림 3 저해상도 연결요소 레이블링을 통한 잡음 제거

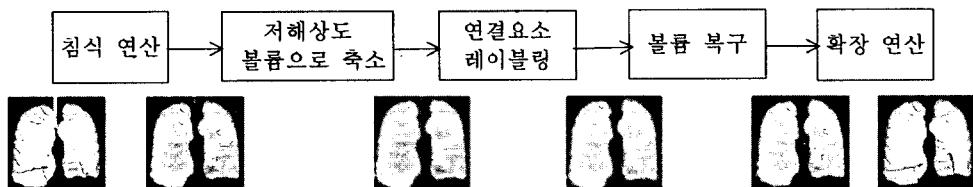


그림 4 폐 분할 과정

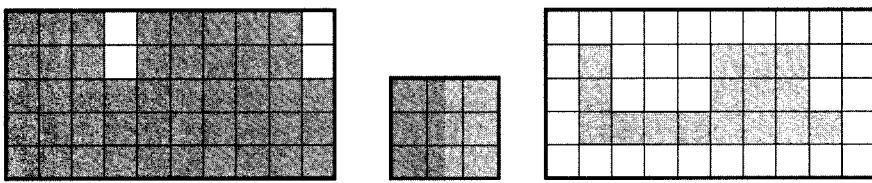


그림 5 침식 연산 과정

분할되는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 그림 4와 같이 2차원 침식 연산을 반복적으로 적용하여 폐로부터 기관지를 분리시키고 연결요소 레이블링을 적용하여 폐를 분할한다. 일반적인 연결요소 레이블링을 사용할 경우, 레이블의 개수가 많아질수록 필요한 메모리양이 많아지고, 계산시간도 많이 걸리는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 3차원 저해상도 연결요소 레이블링 기법을 사용한 폐 분할을 제안한다.

폐 분할은 다음의 3단계로 구성된다. 먼저, 자동 씨앗 영역성장법을 사용한 기관지 및 폐 분할의 결과에 반복적으로 침식 연산을 수행하여 기관지와 폐를 분리한다. 침식 연산의 반복 회수는 폐와 기관지를 분할할 수 있도록 하되 실험을 통해서 경험적으로 3회로 설정한다. 침식 연산은 입력 영상 내 화소 밝기값과 형태학적 마스크를 논리적으로 결합하여 특정 패턴을 찾기 위해 사용한다. 그림 5에서 검은 부분의 값이 1이고 흰 부분의

값이 0이라고 할 때, 침식 연산은 그림 5(a)의 입력 영상과 그림 5(b)의 3x3 사각형 마스크를 논리적인 AND 연산하여 그림 5(c)와 같은 출력 영상을 얻는다. 침식 연산의 결과 입력 영상의 겉 부분이 깎인 것을 볼 수 있다. 침식 연산에 사각형 마스크를 반복적으로 사용하는 경우, 곡률이 큰 경계 부분이 계단 모양으로 깎여 왜곡이 생기게 되므로 본 논문에서는 그림 6과 같은 7x7 크기의 원형 마스크를 사용한다.

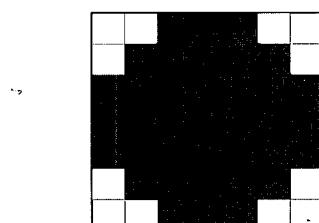


그림 6 7x7 원형구조의 형태학적 마스크

두 번째, 볼륨데이터를 x, y, z축으로 $\frac{1}{4}$ 씩 줄여 전체 $\frac{1}{64}$ 의 저해상도로 출인 후 저해상도 볼륨에 연결요소 레이블링을 수행하여 연결요소들을 찾고 그 중 가장 큰 요소인 폐를 얻는다. 본 논문에서 제안한 저해상도 연결요소 레이블링을 사용함으로써 메모리와 계산시간 면에서 효율성을 향상시킬 수 있다. 각 축의 축소 비율을 높일수록 효율성이 향상되지만 $\frac{1}{4}$ 보다 더 높였을 경우에는 향상되는 정도가 적으며 볼륨데이터의 복구 시 부정확한 결과가 나올 수 있으므로 본 논문에서는 각 축의 축소 비율을 $\frac{1}{4}$ 로 한다. 그림 7은 2차원 영상에서의 연결요소 레이블링의 과정을 보여준다. 그림 7(a)의 시작점 p에 그림 7(b)의 형태학적 마스크를 적용하여 확장 연산을 수행한 영상과 입력 영상을 논리적인 AND 연산하여 그 결과가 1의 값을 가지는 화소들을 p와 연결된 요소로 결정한다 (그림 7(c)). 첫 번째 실행 결과인 그림 7(c)의 빛금 친 화소들을 시작점으로 하여 위의 과정을 수행하면 그림 7(d)의 결과를 얻게 되고

이러한 과정을 반복하면 최종적으로 그림 7(e)과 같이 하나의 연결요소를 얻게 된다.

세 번째, 저해상도 볼륨데이터의 폐를 고해상도 볼륨데이터로 복구한 후, 반복적으로 확장 연산을 수행한다. 저해상도 볼륨데이터의 복구는 씨앗 영역 성장법을 사용한다. 저해상도 연결요소 레이블링을 수행한 결과의 좌폐와 우폐에서 각각 씨앗점을 선택하고, 기관지 및 폐분할 결과에 침식 연산을 수행한 볼륨데이터에 씨앗 영역성장법을 적용한다. 확장 연산 과정은 침식 연산 과정과 동일하게 입력 영상과 형태학적 마스크를 논리적인 AND 연산하여 출력 영상을 얻는다(그림 8). 확장 연산의 반복 회수는 침식 연산의 반복 회수와 동일하게 정하며, 확장 연산 시에도 7×7 크기의 원형구조의 형태학적 마스크를 사용한다.

그림 9는 저해상도 연결요소 레이블링을 사용한 폐분할 단계를 설명한다. 기관지 및 폐 분할 단계의 결과에 반복적으로 침식 연산을 수행하여 그림 9(b)와 같이 기관지와 폐를 분리한다. 볼륨데이터를 x, y, z축 각각 $\frac{1}{4}$ 로 줄여 그림 9(c)와 같은 저해상도 볼륨을 만들고 연결요소 레이블링을 수행하여 그림 9(d)처럼 가장 큰

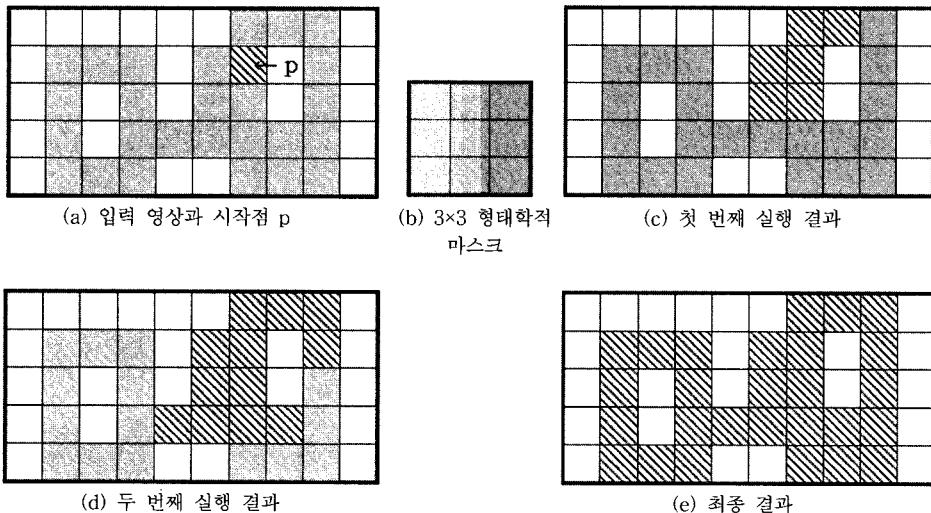


그림 7 연결요소 레이블링 과정

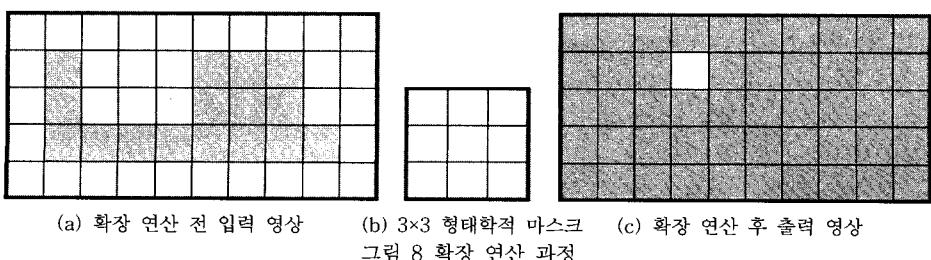


그림 8 확장 연산 과정

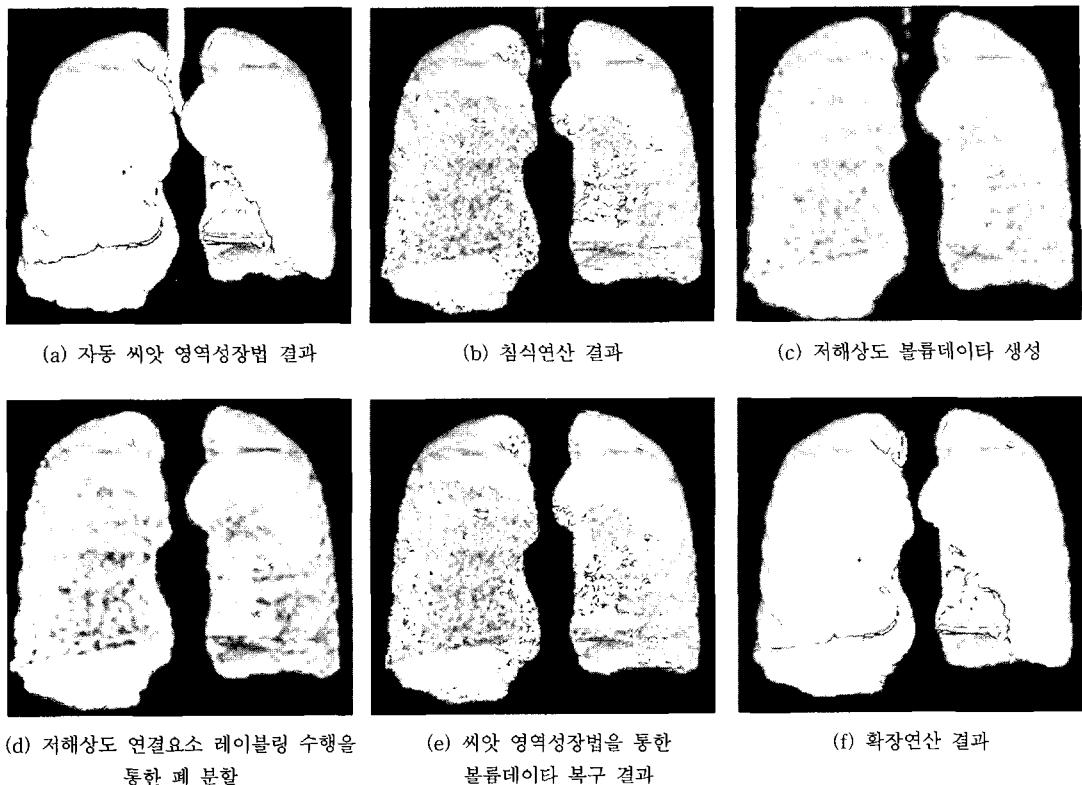


그림 9 저해상도 연결요소 레이블링을 사용한 폐 분할

요소인 폐만 분할한다. 씨앗 영역성장법을 통해 저해상도 볼륨데이터를 그림 9(e)와 같은 원래 볼륨데이터로 복구하였다. 그림 9(d)의 분할된 좌폐와 우폐에서 각각 씨앗점을 선택하고, 그림 9(b)의 볼륨데이터에 대해 씨앗 영역성장법을 적용한다. 그림 9(e)에 반복적으로 확장 연산을 수행하여 그림 9(f)의 결과를 얻는다.

그림 10은 형태학적 연산과정인 침식과 확장의 반복을 통해서 분할된 폐의 2차원 단면 영상이다. 기관지 및 폐 분할 단계의 결과인 그림 10(d)에 반복적으로 침식 연산을 수행하여 그림 10(e)처럼 기관지와 폐를 분리하고 저해상도 연결요소 레이블링을 수행하여 폐만 선택한 뒤 확장연산을 통해 그림 10(f)과 같이 폐를 원래의 크기로 복원한다. 그림 10(a)-(c)은 폐 경계가 부드러운 곡선으로 이루어진 단면에 대해 폐가 정확하게 분할됨을 보여준다. 그림 10(d)-(f)은 곡률이 크고 오목한 부분이 많은 단면 영상에 대해서도 형태학적 연산과정을 통해 정확한 폐 분할이 이루어짐을 보여준다.

2.3 폐 영역 보정

폐로부터 기관지를 분리하기 위해 형태학적 연산을 적용하면 기관지 이외에 폐의 일부분도 침식되어 정확하게 폐 영역이 분할되지 않는 문제가 있다. 이를 해결하기 위

하여 본 논문에서는 기관지 이외에 분할된 폐 영역을 차감기법(subtraction)과 저해상도 연결요소 레이블링을 사용해 보정하여 폐 영역을 정확하게 분할한다.

폐 영역 보정은 다음의 3단계로 구성된다. 첫 번째, 기관지 및 폐 분할 단계의 결과인 그림 11(a)과 폐 분할 단계의 결과인 그림 11(b)의 차감영상을 계산해 그림 11(d)의 결과를 얻는다. 두 번째, 이 차감 영상 중 가장 큰 요소는 기관지이므로 저해상도 연결요소 레이블링을 수행하여 기관지만 분할한다. 세 번째, 그림 11(a)과 분할된 기관지 영상의 차감영상을 계산하여 정확한 폐 영상인 그림 11(e)을 얻는다. 폐 영역 보정을 하기 전인 그림 11(b)은 폐 하단 사각형 내부에 그림 11(c)과 같이 침식된 부분이 있으나, 폐 영역 보정 후인 그림 11(e)의 폐 하단 확대영상인 그림 11(f)은 침식 부위가 보정되었음을 알 수 있다.

3. 실험 및 결과

본 실험은 2.5GHz CPU와 1.0GB 메모리를 장착한 펜티엄IV PC에서 수행하였다. 표 1은 폐암 환자 다섯 명의 흉부 CT 영상 정보를 나타낸 것이다. 폐 분할 결과는 추후 폐 변이 분석에 사용하기 위하여 각 환자 마

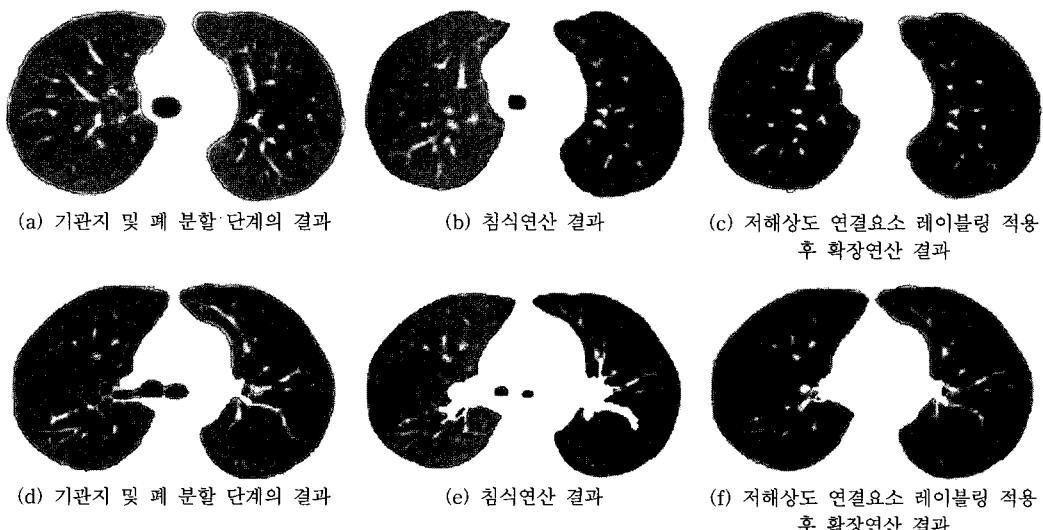


그림 10 형태학적 연산과정을 통해 분할된 폐의 2차원 단면 영상

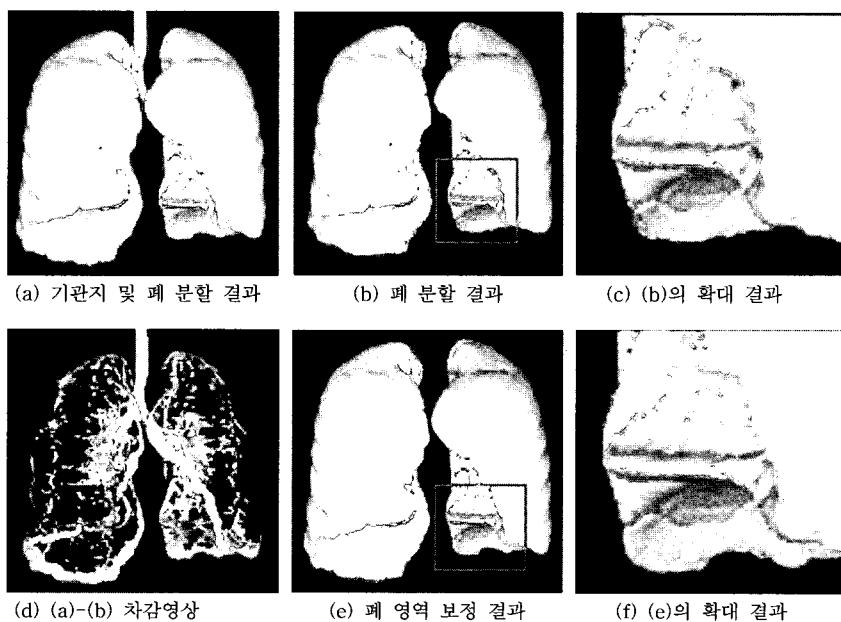


그림 11 폐 영역 보정

표 1 실험 데이터

		영상크기	슬라이스 수	픽셀 크기	슬라이스 두께 (mm)
환자 1	A	512x512	358	0.64x0.64	2.0
	B	512x512	316	0.66x0.66	2.0
환자 2	A	512x512	270	0.57x0.57	2.0
	B	512x512	270	0.55x0.55	2.0
환자 3	A	512x512	301	0.6x0.6	2.0
	B	512x512	311	0.51x0.51	2.0
환자 4	A	512x512	407	0.62x0.62	2.0
	B	512x512	454	0.64x0.64	2.0
환자 5	A	512x512	446	0.55x0.55	2.0
	B	512x512	379	0.54x0.54	2.0

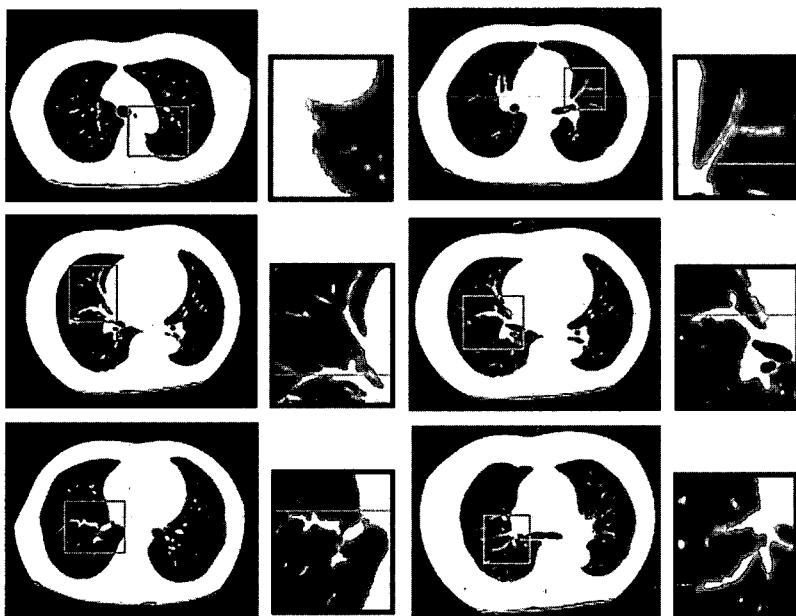


그림 12 하이브리드 접근 기법을 사용한 자동 폐 분할 결과의 2차원 단면 영상

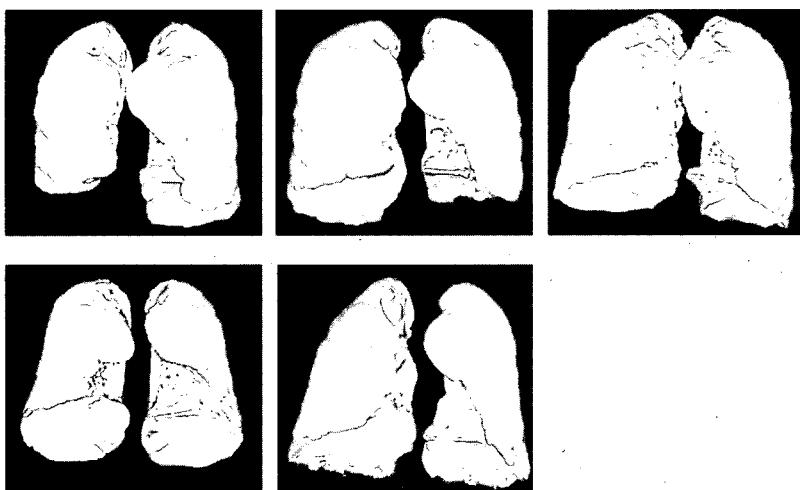


그림 13 하이브리드 접근 기법을 사용한 자동 폐 분할 결과의 3차원 영상

다 1~6개월 간격으로 촬영한 CT 영상 두 세트를 각각 실험하였다.

본 논문에서 제안한 자동 분할 기법 적용 결과를 평가하기 위하여 자동 분할 결과와 전문가에 의한 수동 분할 결과 사이의 거리차를 비교하여 폐 경계가 정확하게 분할하였는지 확인하였으며, 제안한 저해상도 연결요소 레이블링의 이점을 보여주기 위하여 수행시간과 메모리 사용량 측면에서 기존 연결요소 레이블링과 비교하였다.

그림 12는 본 논문에서 제안한 하이브리드 접근 기법

을 사용하여 자동 폐 분할한 2차원 단면 결과 영상이다. 곡률이 크고 복잡한 부분들도 정확하게 분할됨을 보여준다.

그림 13은 하이브리드 접근 기법을 사용하여 자동으로 폐 분할한 결과의 3차원 영상으로 다섯 명의 환자 데이터 모두 좌폐와 우폐가 각각 정확하게 분할됨을 알 수 있다.

본 논문에서 제안한 자동 폐 분할 방법의 정확성을 평가하기 위해 제안 방법에 의한 자동 분할 결과를 전문가에 의한 수동 분할 결과와 비교하였다. 수동 분할을

위해 두 명의 전문가가 실험 데이터에서 폐 경계를 분할하였다. 정확성은 자동 분할한 폐 경계와 수동 분할한 폐 경계 사이에 평균 거리차(mean distance), 제곱근 거리차(root mean square distance), 최대 거리차(max distance)를 계산함으로써 측정하였다. X_i^a 가 자동 분할한 폐 경계의 한 화소이고 X_i^b 가 수동 분할한 폐 경계의 한 화소라고 할 때 식 (1)과 같이 X_i^a 에 대해 수동 분할한 폐 경계까지의 최소 거리가 계산된다.

$$d_i = \min_j \|X_i^a - X_j^b\| \quad (1)$$

그림 14는 본 논문에서 제안한 방법으로 자동 분할한 결과와 전문가가 수동 분할한 결과를 비교한 것이다. 같은 환자 데이터에 대해 두 명의 전문가가 각각 수동 분할을 수행한 결과와 자동 분할한 폐 경계 사이의 거리 차를 보여준다. 또한, 두 전문가가 수동 분할한 폐 경계 사이의 거리를 계산함으로써 전문가 간의 변화량(inter-observer variation)도 평가하였다. 자동 분할한 폐 경계와 전문가가 수동 분할한 폐 경계 사이의 거리 차는 전문가 간의 변화량보다 작으므로 그 수치가 크지 않다고 볼 수 있다.

표 2는 일반적인 연결요소 레이블링을 사용한 경우와

저해상도 연결요소 레이블링을 사용한 경우 자동 폐 분할의 단계별 수행시간과 전체 수행시간을 각각 비교하였다. 모든 데이터에 대해 저해상도 연결요소 레이블링을 사용한 경우, 평균 49.65초, 최소 2.23초, 최대 110.5초의 수행시간을 단축하였다. 저해상도 연결요소 레이블링은 모든 단계에서 한번씩 수행되므로 세 단계 모두 수행시간에 영향을 받는다. 특히, 기관지 및 폐 분할 단계와 기관지 분할 단계는 입력 불魯데이터의 크기가 크기 때문에 메모리 측면에서 이점이 있는 저해상도 연결요소 레이블링을 사용한 경우 수행시간이 크게 단축되었다.

그림 15는 일반적인 연결요소 레이블링을 사용한 경우와 저해상도 연결요소 레이블링을 사용한 경우 최대 메모리 사용량을 비교하였다. 일반적인 연결요소 레이블링을 사용한 경우 전체 데이터에 대해 저해상도 연결요소 레이블링을 사용한 경우 보다 최대 메모리 사용량이 큰 것을 볼 수 있다. 저해상도 연결요소 레이블링을 수행함으로써 평균 146.4MB, 최소 45MB, 최대 258MB의 메모리 사용량이 감소되었다. 일반적인 연결요소 레이블링의 경우 CT 영상의 슬라이스 수가 증가함에 따라 필요한 최대 메모리 사용량이 늘어나고 수행시간도 오래

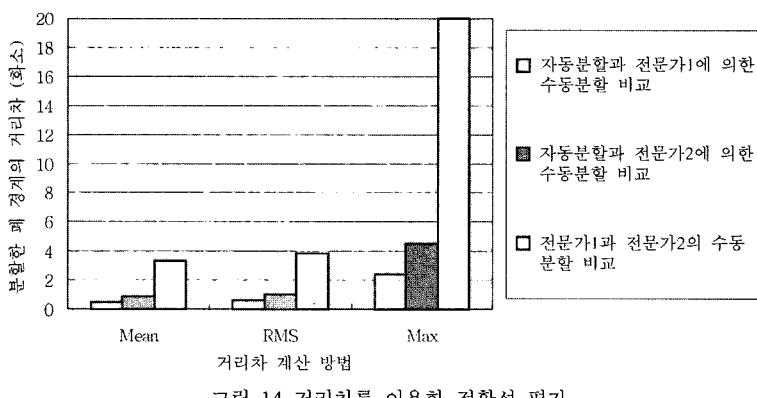


그림 14 거리차를 이용한 정확성 평가

표 2 일반적인 연결요소 레이블링과 저해상도 연결요소 레이블링의 수행시간 비교

	기관지 및 폐 분할 단계	기관지 분할 단계	폐 영역 보정 단계	전체 수행시간 (초)
환자 1	일반적인 연결요소 레이블링	73.96	58.54	146.72
	저해상도 연결요소 레이블링	27.11	53.29	95.97
환자 2	일반적인 연결요소 레이블링	25.93	40.76	75.58
	저해상도 연결요소 레이블링	22.29	37.64	73.35
환자 3	일반적인 연결요소 레이블링	71.15	47.62	129.58
	저해상도 연결요소 레이블링	25.92	45.51	87.75
환자 4	일반적인 연결요소 레이블링	140.51	62.53	213.66
	저해상도 연결요소 레이블링	30.18	53.17	103.16
환자 5	일반적인 연결요소 레이블링	77.76	43.57	131.56
	저해상도 연결요소 레이블링	28.87	43.60	88.62

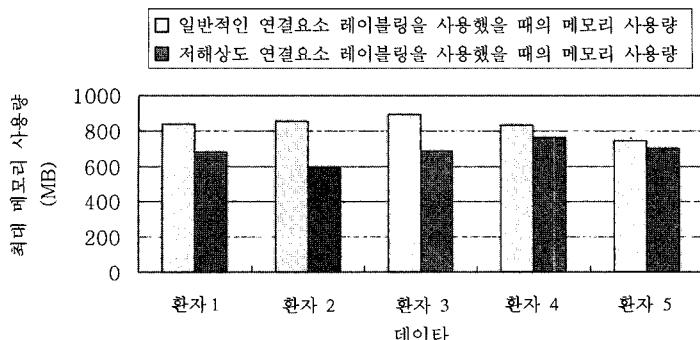


그림 15 일반적인 연결요소 레이블링과 저해상도 연결요소 레이블링의 메모리 사용량 비교

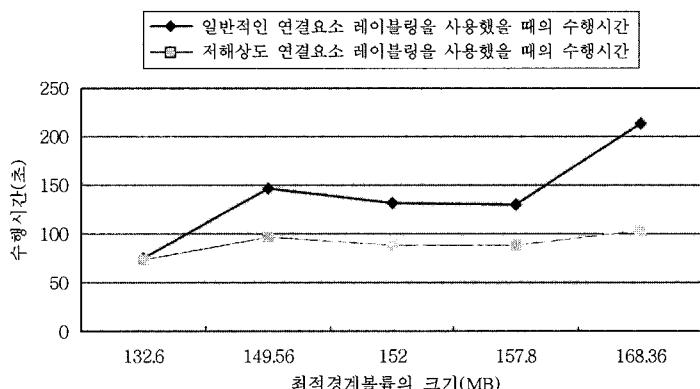


그림 16 최적경계볼륨 크기와 수행시간의 상관관계

걸리는 문제점이 있다. 저해상도 연결요소 레이블링의 경우도 CT 영상의 슬라이스 수가 증가함에 따라 필요 한 최대 메모리 사용량이 늘어나지만 일반적인 연결요소 레이블링에 비해 증가량이 적다.

그림 16은 표 2의 결과를 바탕으로 최적경계볼륨의 크기와 수행시간의 상관관계를 나타내는 표이다. 최적경계볼륨의 크기에 따라 데이터를 정렬하고 일반적인 연결요소 레이블링을 사용했을 때와 저해상도 연결요소 레이블링을 사용했을 때의 수행시간을 비교하였다. 저해상도 연결요소 레이블링의 경우 수행시간이 최적경계볼륨의 크기에 상관없이 거의 일정함을 볼 수 있다. 반면 일반적인 연결요소 레이블링은 최적경계볼륨의 크기가 증가함에 따라 수행시간이 증가하며, 최적경계볼륨의 크기가 클수록 급격하게 증가한다.

4. 결 론

본 논문에서는 하이브리드 접근 기법을 사용하여 홍부 CT 영상에서 자동으로 폐 분할 방법을 제안하였다. 이를 위하여 2, 3차원 자동 씨앗 영역성장법으로 폐 기관지를 자동 분할하였고, 2차원 형태학적 연산과 저해상도 연결요소 레이블링을 사용하여 기관지를 분할하였

다. 마지막으로, 영상 차감을 이용한 폐 영역 보정을 통해 정확한 폐 영역을 분할하였다. 실험을 위하여 5명의 환자로부터 얻은 10개의 데이터를 사용하였다. 정확성 평가를 위하여 전문가가 수동 분할한 결과와 제안 방법의 자동 분할 결과를 비교하였고, 수행시간과 메모리 사용량 측면에서 일반적인 연결요소 레이블링을 사용한 경우와 저해상도 연결요소 레이블링을 사용한 경우를 비교하였다. 저해상도 연결요소 레이블링을 사용한 경우 평균 31.4초, 최대 110.5초의 수행시간을 단축하였다. 최대 메모리 사용량은 평균 196.75MB, 최대 308MB를 단축하였다. 본 제안방법은 자동 씨앗 영역성장법을 이용함으로써 사용자가 씨앗점을 선택할 필요가 없으며 혈관에 생기는 빈 공간을 막아주는 추가작업 없이 자동으로 정확하게 폐 분할을 수행할 수 있었다. 또한, 저해상도 연결요소 레이블링을 사용하여 수행시간과 메모리 사용량을 단축하였다.

참 고 문 헌

- [1] S. G. Armato, M. L. Giger, C. J. Moran, J. T. Blackburn, K. Doi, H. MacMahon, "Computerized Detection of Pulmonary Nodules on CT Scans,"

- Radiographics, vol. 19, pp. 1303-1311, 1999.
- [2] H. Hong, J. Lee, K. W. Lee, Y. G. Shin, "Automatic Lung Surface Registration using Selective Distance Measure in Temporal CT Scans," A. Sanfeliu et al. (Eds.) LNCS 3287, pp. 517-524, 2004 Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- [3] H. Hong, J. Lee, Y. Yim, Y. G. Shin, "Automatic Global Matching of Temporal Chest MDCT Scans for Computer-Aided Diagnosis," Y.B.Kim et al. (Eds.) LNAI 3378, 2004. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg.
- [4] S. G. Armato, III, M. L. Giger, H. MacMahon, "Automated lung segmentation in digitized posteroanterior chest radiographs," Academic Radiology, vol. 5, no. 4, pp. 245-255, 1998.
- [5] M. F. McNitt-Gray, H. K. Huang, J. W. Sayre, "Feature selection in the pattern classification problem of digital chest radiograph segmentation," IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 14, no. 3, pp. 537-547, 1995.
- [6] M. Brown, R. Gill, H. Talhami, L. Wilson, B. Doust, "Model-based assessment of lung structures: Inferencing and control system," in Proc. SPIE Conference Medical Imaging (E. A. Hoffman, ed.), vol. 2433, (San Diego, CA), pp. 167-178, 1995.
- [7] D. M. Denison, M. D. L. Morgan, A. B. Millar, "Estimation of regional gas and tissue volumes of the lung in supine man using computed tomography," Thorax, vol. 41, pp. 620-628, 1986.
- [8] L. W. Hedlund, R. F. Anderson, P. L. Goulding, J. W. Beck, E. L. Effmann, C. E. Putman, "Two methods for isolating the lung area of a CT scan for density information," Radiology, vol. 144, pp. 353-357, 1982.
- [9] M. S. Brown, M. F. McNitt-Gray, N. J. Mankovich, J. G. Goldin, J. Hiller, L. S. Wilson, D. R. Aberle, "Method for segmenting chest CT image data using an anatomic model: Preliminary results," IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 16, no. 6, pp. 828-839, 1997.
- [10] S. Hu, E. A. Hoffman, J. M. Reinhardt, "Accurate Lung Segmentation for Accurate Quantitation of Volumetric X-Ray CT Images," IEEE Transactions on Medical Imaging vol. 20, no. 6, pp. 490-498, June 2001.
- [11] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, "Digital Image Processing," Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [12] B. Horn, "Robot Vision," MIT Press, 1986.
- [13] G. N. Hounsfield, "Computed medical imaging," Medical Physics, vol. 7, no. 4, pp. 283-290, 1980.
- [14] M. T. Wu, J. M. Chang, A. A. Chiang, et al. "Use of quantitative CT to predict postoperative lung function in patients with lung cancer," Radiology, vol. 191, pp. 257-262, 1994.



임 예 니

2001년 2월 경북대학교 컴퓨터공학과 학사. 2004년 2월 서울대학교 컴퓨터공학부 석사. 2004년 3월~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 박사과정. 관심분야는 영상 분할, 의료영상처리, 볼륨렌더링, 애니메이션



홍 헤 렌

1994년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 학사. 1996년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 석사. 2001년 8월 이화여자대학교 컴퓨터학과 박사. 2001년 9월~2003년 7월 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 박사후연구원. 2002년 12월~2003년 4월 (주)인피니트테크놀로지 책임연구원. 2003년 5월~현재 (주)인피니트테크놀로지 기술자문위원. 2003년 8월~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 계약조교수. 관심분야는 영상 정합, 의료영상처리, 볼륨렌더링, 컴퓨터 그래픽스



신 영 길

1982년 2월 서울대학교 계산통계학과 학사. 1984년 2월 서울대학교 계산통계학과 석사. 1990년 2월 미국 University of Southern California 전산학과 박사. 1990년 2월~1992년 2월 경북대학교 전자계산학과 전임강사. 1992년 3월~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 교수. 관심분야는 볼륨렌더링, 하드웨어 기반 렌더링, 의료영상처리