

Journal of Korea Multimedia Society Vol. 16, No. 7, July 2013(pp. 829-840)

<http://dx.doi.org/10.9717/kmms.2013.16.7.829>

# 흉부 X선 영상에서의 전역 및 지역 특성을 고려한 폐 영역 분할 연구

전웅기<sup>†</sup>, 김태윤<sup>\*\*</sup>, 김성준<sup>\*\*\*</sup>, 최흥국<sup>\*\*\*\*</sup>, 김광기<sup>\*\*\*\*\*</sup>

## 요 약

본 논문은 흉부 X-선 기반으로 전역적 특성을 고려한 1차 영역 분할과 지역적 특성을 고려한 2차 영역 분할을 결합한 폐 영역 분할 방법을 제안한다. 1차 영역 분할은 랜드마크 기반의 학습 데이터를 사용하여 생성한 모델을 기반으로 일정 형태를 유지하며 경계선을 탐색하는 능동 형태 모델을 적용하였다. 2차 영역 분할은 국부 영역에 대하여 에너지를 산출하고 에너지가 최소가 되는 윤곽선을 탐색하는 국부 영역 기반 윤곽 모델을 사용하였다. 마지막으로 정확도를 평가하기 위해 5장의 영상을 전문가가 수동으로 분할한 영역과 제안한 방법을 통해 분할된 영역의 결과에 대한 다이스 계수를 계산하였으며, 유사도는  $95.33\% \pm 0.93\%$ 로 나타났다. 효과적인 영상 분할 방법은 흉부 x-ray 영상에서 더 정확한 초기 진단과 예후 추정을 위한 컴퓨터 보조 진단 시스템의 개발에 필수적인 요소가 될 것으로 기대한다.

## Lung Segmentation Considering Global and Local Properties in Chest X-ray Images

Woong-Gi Jeon<sup>†</sup>, Tae-Yun Kim<sup>\*\*</sup>, Sung Jun Kim<sup>\*\*\*</sup>,  
Heung-Kuk Choi<sup>\*\*\*\*</sup>, Kwang Gi Kim<sup>\*\*\*\*\*</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we propose a new lung segmentation method for chest x-ray images which can take both global and local properties into account. Firstly, the initial lung segmentation is computed by applying the active shape model (ASM) which keeps the shape of deformable model from the pre-learned model and searches the image boundaries. At the second segmentation stage, we also applied the localizing region-based active contour model (LRACM) for correcting various regional errors in the initial segmentation. Finally, to measure the similarities, we calculated the Dice coefficient of the segmented area using each semiautomatic method with the result of the manually segmented area by a radiologist. The comparison experiments were performed using 5 lung x-ray images. In our experiment, the Dice coefficient with manually segmented area was  $95.33\% \pm 0.93\%$  for the proposed method. Effective segmentation methods will be essential for the development of computer-aided diagnosis systems for a more accurate early diagnosis and prognosis regarding lung cancer in chest x-ray images.

**Key words:** Lung segmentation(폐 영역 분할), Active shape models(능동 형태 모델), Localizing region based active contour model(국부 영역 기반 윤곽 모델)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 김광기, 주소 : 경기도 고양시 일산동구 일산로 323 국립암센터 의공학연구과 (410-769), 전화 : 031) 920-2241, FAX : 031) 920-2507, E-mail : kimkg@ncc.re.kr

접수일 : 2013년 2월 21일, 수정일 : 2013년 4월 26일

완료일 : 2013년 5월 16일

<sup>†</sup> 국립암센터 의공학연구과

(E-mail : jeonteddy@ncc.re.kr)

<sup>\*\*</sup> 국립암센터 의공학연구과

(E-mail : liminus@ncc.re.kr)

<sup>\*\*\*</sup> 영상의학과, 연세대학교 의과대학

(E-mail : AGN70@yuhs.ac)

<sup>\*\*\*\*</sup> 인제대학교 컴퓨터공학부, 유비쿼터스헬스케어연구센터(E-mail : cschk@inje.ac.kr)

<sup>\*\*\*\*\*</sup> 국립암센터 의공학연구과

※ 본 연구는 한국연구재단 일반연구과제(2012R1A1A2007991)지원으로 수행되었음.

## 1. 서 론

최근 의료 기기 기술의 발전은 환자의 정교한 구조적 인체 영상을 획득할 수 있게 해주고 있으며, 이전에 비해 개선된 화질 및 해상도를 가지는 영상을 제공해 주고 있다. 또한 한 번에 대량의 데이터를 제공할 수 있게 됨으로써, 질병의 조기진단 및 정확한 진단에 도움을 주고 있다. 그러나 이에 따른 부정적인 측면도 동시에 존재한다. 과도하게 많은 양의 영상 데이터는 오히려 관독의사로 하여금 업무에 부담을 느끼게 하고 스트레스를 유발함으로써, 오진의 가능성을 높이는 부작용을 초래할 수 있다.

이러한 경우에 컴퓨터 보조 진단(Computer aided diagnosis, CAD) 시스템의 도입은 객관적이고 일관성 있는 결과를 의사에게 제공하여 오진의 감소를 기대할 수 있게 해준다[1]. 컴퓨터 보조 진단 시스템은 다양한 의료 기기로부터 획득한 영상을 컴퓨터에 입력하여 병변을 검출하고, 병변의 특성을 분석한 결과를 토대로 이상부위를 나타내고 의사결정을 위한 참고의견을 제시함으로써 의사가 효율적인 진단을 내리게 도와주는 시스템이다. 이 시스템은 독립적으로 사용되는 것은 아니나, 의사의 관독 이후의 2차 관독에 활용되어 의사가 놓칠 수 있는 병변을 확인할 수 있으므로 진단의 정확도를 높이는 역할을 수행한다. 최근 컴퓨터 보조 진단 시스템의 임상적 유용성이 입증되면서 다양한 분야에서 이에 대한 연구 및 상용화가 이루어지고 있다.

컴퓨터 보조 진단 시스템에서 성능을 평가하는데 고려되는 요소들 가운데 병변 검출 및 분할의 정확도는 그 중요성이 크다. 분할은 영상 전체가 아닌 한정된 병변에 대한 분석을 위하여 병변을 포함하는 영상 배경으로부터 병변을 추출하는 것이다. 예를 들어 X-선을 통해 획득한 영상에서 폐를 분석하고자 하는 경우 신체 외곽의 배경부분과 폐를 제외한 신체의 부분은 관심 대상이 아니므로 제거되어야 하고, 관심 대상에 대해서만 정확한 분석이 이루어져야 한다. 다시 말해 관심 구조물만을 분할 및 추출하는 작업이 선행되어야 한다. 뿐만 아니라 이러한 병변 분할 작업은 저장 공간의 효율적인 관리, 분석 소요 시간의 단축 등을 위해서도 필수적이라 할 수 있다.

컴퓨터 보조 진단 시스템에서 주로 사용되는 분할 알고리즘은 영상 화소의 밝기 정보를 사용한 분할과

오브젝트의 윤곽선 정보를 사용한 분할 방법으로 나뉜다. 밝기 정보를 사용한 분할 방법의 경우 대표적으로 문턱치에 의한 영상 분할과 주변 화소 밝기 값을 비교하여 영역을 확장하는 영역 확장법(Region growing)이 있다. 이와 같은 방법은 밝기 값만 사용하므로 잡음이 많은 영상과 모호한 구간이 존재하는 영상의 경우 정확한 분할 결과를 얻을 수 없다는 단점이 있다. 반면에 오브젝트의 윤곽선 정보를 사용하는 분할 방법의 경우에는 상대적으로 수행 시간이 오래 걸리는 단점이 있으나, 잡음의 영향을 최소화하여 정확한 분할 결과를 얻을 수 있다. 이와 같은 알고리즘으로는 능동 형태 모델(Active shape model, ASM), 능동 윤곽 모델(Active contour model, ACM) 등이 있다. 능동 형태 모델을 사용한 분할은 형태 및 명암 패턴 정보와 같은 사전 지식을 이용한 학습 데이터를 사용하여 생성한 통계적 모델을 기반으로 유동적으로 관심 오브젝트를 찾고, 형태와 외관에 대한 변이를 갖는 능동 형태 모델과의 비교를 통해 관심 오브젝트를 분할한다[2]. 능동 윤곽 모델은 Kass 등이 제안한 방법으로 영상에서 에너지 함수를 사용하여 에너지를 계산하고 에너지가 최소로 되는 영역을 찾을 수 있는 방법으로, 잡음의 영향을 최소화한 영역 분할이 가능한 알고리즘이다[3]. 이러한 전통적인 접근 방법에서 더 나아가 보다 개선된 분할 알고리즘을 개발하기 위한 다양한 시도가 보고 되어오고 있다.

van Ginneken 등은 능동 형태 모델의 오브젝트에 대한 적절한 학습 데이터 추출 방법을 제안하였으며, 분할 실험 및 검증을 통해 우수성을 입증하였다[4]. 또한, 임 등은 2차원 기반의 능동 형태 모델을 확장한 3차원 기반의 모델 생성 및 분할을 제안하였고, 영역 기반의 분할법과 윤곽선 기반의 분할 기법 등과의 비교 및 평가를 통해 능동 형태 모델의 분할법의 우수성을 입증하였다[5]. Shi 등은 능동 형태 모델을 사용하여 X-선 흉부 영상에서 폐 영역을 분할을 시도하였으며, 폐 영역 분할의 가능성을 입증하였다[6].

또한 Xu 등이 능동 윤곽 모델의 에너지로 기울기 벡터장(Gradient vector flow, GVF)을 사용한 사례가 있으며[7], 유사하게 Cremers 등은 외곽선과 학습된 형태의 외곽선과의 유사도를 고려한 능동 윤곽 모델을 제안하였다[8]. 최근에는 Lankton과 Tannenbaum이 국부 영역 기반 능동 윤곽 모델 방법(Localizing region-based active contour model,

LRACM)을 새롭게 제안하기도 하였다[9].

기존의 컴퓨터 보조 진단 시스템에서 폐 영역 분할 관련 연구는 X-선 영상에 비해 명암의 대비가 강하고 인체의 구조가 명확한 컴퓨터단층촬영(Computed Tomography, CT) 영상을 사용한 연구가 상대적으로 활발하게 이루어져왔다. 컴퓨터단층촬영 영상에서 폐 영역 분할 연구로는 임 등이 3차원 영상을 사용하여 자동으로 폐 영역을 분할하는 방법을 제안하였고[10-11], Hu 등과 De Nunzio 등도 이 영상을 사용한 폐 영역 분할 방법을 제안한 사례가 있다[12-13]. 그러나 이 방법들은 3차원 기반의 영상에서 우수한 분할 결과를 도출하였으나 흉부 X-선 영상과 같이 경계가 불명확 경우에는 분할에 한계가 있다.

흉부 X-선 영상은 타 의료영상에 비해 명확하게 구조가 나타나지 못하고, 환자마다 늑골, 심장, 혈관의 구조가 상이한 양상을 나타내므로 폐의 명암도 레벨의 분포가 불명확하여 정확한 분할이 어렵다. 또 다른 특징으로 X-선 영상은 영상의 모델링이 영상기기에 의한 가산성 잡음(Additive noise)과 적산성 잡음(Multiplicative noise)으로 이루어지므로 기본적으로 영상 내에 많은 잡음이 포함되어 있고 이로 인해 정확한 영상 분할이 어렵다[14-15].

흉부 X-선 영상에서의 폐 영역 분할을 위한 연구로써 장 등은 명암 레벨 지도를 이용한 폐 영역 검출을 시도한 바가 있으며, van Ginneken 등은 신경망 알고리즘을 사용한 폐 영역 분할을 시도한 적이 있다. 하지만, 이 방법의 경우에는 영상을 전역적인 시점에서만 해석하여 분할을 시도하여, 지역적인 영역의 특징을 배제한 분할 방법이라는 한계점이 존재한다[16-17].

이러한 기존 X-선 영상에서의 폐 분할 방법들의 문제점을 해결하고자 본 논문에서는 흉부 X-선 영상의 특성을 고려하여 폐 영역을 분할하고자 전역 및 지역 영역의 특징을 모두 고려한 영상 분할을 제안한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 연구 재료와 능동 형태 모델 및 국부 영역 동적 윤곽 모델 기반의 제안 분할 방법에 대해 상세히 기술하며, 3장에서는 제안한 방법의 성능 검증을 위해 수행한 테스트 결과를 제시한다. 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

## 2. 연구 재료 및 연구 방법

### 2.1 연구 재료

본 논문에서 사용된 영상은 강남 세브란스 병원에서 획득된 20명의 환자의 흉부 X-선 영상으로 620×750 해상도의 DICOM 영상이다. 이 중 15장은 폐 영역 모델 생을 위한 학습 데이터 생성에 사용하였으며, 5장의 영상은 분할 테스트를 위해 사용하였다. 영상 선별 기준은 그림 1와 같이 환자를 정면에서 촬영한 영상이며 다양한 폐 형태에 대한 학습 데이터 생성 및 실험을 위하여 남녀와 연령은 구분하지 않았다. 그리고 학습 데이터 생성 및 테스트를 위한 소프트웨어 개발 도구로는 Microsoft Visual C++ (Microsoft, Redmond, USA)이 사용되었으며, 각종 영상처리를 위해 공개 라이브러리인 OpenCV<sup>®</sup>을 추가적으로 사용하였다.

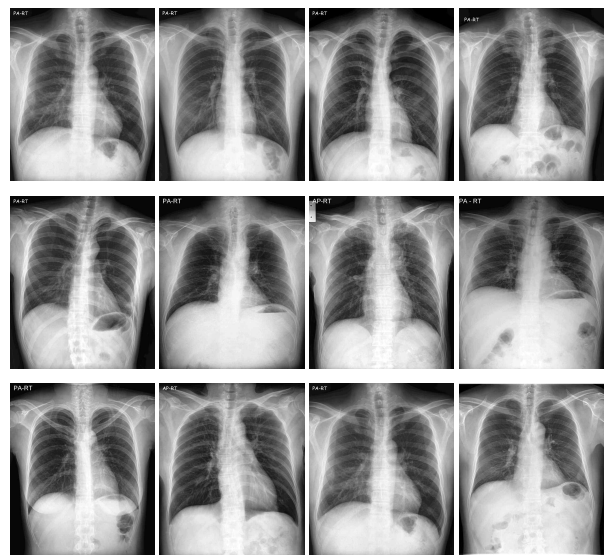


그림 1. 다양한 형태의 폐 영역

### 2.2 제안 알고리즘의 특징

흉부 X-선 영상의 경우 환자마다 다른 모양의 늑골과 심장, 혈관과 같은 주변 기관으로 인하여 명암도 레벨의 분포가 불명확하며, 영상 내의 잡음으로 인해 일반적으로 영상 분할에 많이 이용되는 영역 확장법이나, 문턱치를 사용한 이진화 등의 화소 기반 방법들을 손쉽게 적용하기가 어려운 경우가 많다. 또한, 능동 윤곽 모델을 사용한 분할 방법의 경우 경계를 정확하게 잡을 수 있다는 장점은 있으나, 에너지

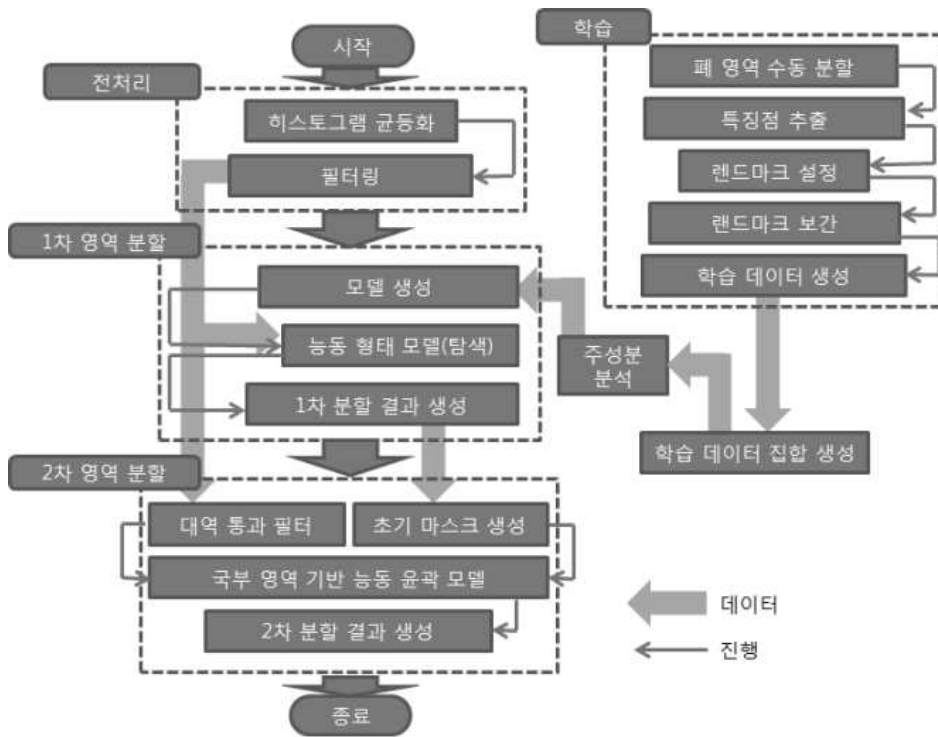


그림 2. 전체 순서도

의 최소점을 계산하기까지의 연산과정이 복잡하여 수행시간이 많이 걸린다는 단점과 초기 형태를 사용자가 지정해야 한다는 단점이 있다.

본 논문에서는 전역 및 지역 영역의 특징을 모두 고려함으로 영상 분할의 정확도와 수행 속도를 향상시키고자 한다. 우선, 기존에 폐 영역 분할에 흔히 사용되는 방법인 능동 형태 모델을 통해 1차 후보 영역 분할을 수행하고, 국부 영역 기반 능동 윤곽 모델을 이용하여 경계선을 개선한다. 그림 2는 본 연구에서 제안한 방법을 나타낸 것으로 전처리 단계를 수행과 1차와 2차 분할로 나누어지며, 1차 분할에서 필요한 학습데이터 생성 단계로 구성된다. 화살표는 데이터의 흐름을 나타낸 것으로 영상 데이터는 전처리 단계를 거쳐 1차 분할과 2차 분할에 각각 전달되고, 학습 데이터는 사전에 분할한 폐 영역에서 랜드마크를 추출하고 주성분분석을 통해 모델링 한 데이터를 1차 분할에 전달하는 것을 나타낸다.

### 2.3 통계적 폐 영역 모델 생성

능동 형태 모델은 1994년에 Cootes 등이 제안한 방법으로, PDM(Point Distribution Modules)을 사용하여 다양한 형태에 대해 학습하고 검출하고자 하

는 것으로 주성분분석(PCA)를 통해 분석을 수행한다. 주성분분석을 통해 얻은 고유벡터와 고유값을 이용하여 객체의 변화 정도를 계산하고, 새로운 영상을 입력하였을 때, 에지 정보를 이용하여 형태가 변할 수 있는 정도를 유지하면서 찾는 방법이다[18]. 이 방법은 크게 학습 단계와 탐색 단계로 두 단계로 분류된다. 학습 단계는 일반적으로 수동적인 방법을 사용하며, 사람의 경험적 지식을 통해 일정한 패턴을 특징점으로 하여, 랜드마크를 생성한다. 랜드마크는 물체와 배경의 경계에 위치하는 것이 중요하다. 예를 들어 그림 3은 폐 영역과 다른 장기간의 경계에 랜드마크를 설정하는 예시이며, 이와 같이 한 방향으로 일정한 간격의 랜드마크를 생성해 주어야 한다.

본 논문에서는 학습 데이터 생성을 위한 방법으로 사용자가 사전에 수동으로 분할한 이진 영상 정보를 사용하여 자동으로 모서리가 되는 영역을 찾아 특징점을 설정하고, 이 점들 간의 사이를 15개의 특징점으로 보간(Interpolation)하여 랜드마크를 생성한다. 그림 4는 학습 데이터를 생성하는 과정을 나타낸 것이다.

그림 5는 본 논문에서 사용 학습 데이터를 나타낸 것으로 (a)는 영상에서 수동으로 분할한 영역을 나타

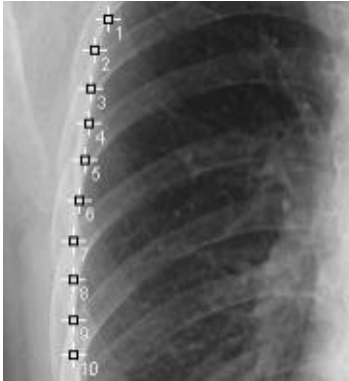


그림 3. 폐 영역 학습을 데이터 생성을 위한 랜드마크 설정

낸 것이며, (b)는 (a)를 중첩한 그림이다. 이와 같이 환자 마다 폐의 크기 및 형태가 다양하기 때문에 폐를 구성하는 랜드마크의 편차를 하나의 모델로 구성하기 위하여 랜드마크 집합  $X$ 에 대하여 다음과 같이 수행한다.

랜드마크 집합  $X = (x_1, y_1, \dots, x_n, y_n)^T$ 에 식(1)로 평균 형태를 취하고, 이를 식(2)에 따라 공분산 행렬을 구한 후 공분산 행렬의 고유 벡터(eigen-vector)  $l$ 와 고유 값(eigen-value)  $\lambda_i$ 를 구한다. 평균 형태에서 고유 벡터들의 선형 조합으로 변형된 새로운 모델  $\Phi = (\phi_1 | \phi_2 | \dots | \phi_t)$ 이라 할 때,  $X \approx \bar{X} + \Phi b$ 가 되며,  $b$ 는 식(3)으로 정의된다. 이때,  $\Phi$ 는  $\lambda_i$ 에서 큰 값을 갖는

$t$ 개의 고유 값에 대응하는 고유 벡터를 취하여 구성한다.  $t$ 는 식(4)으로 정의된다.

$$\bar{X} = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s X_i \tag{1}$$

$$S = \frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T \tag{2}$$

$$b = \Phi^T (X - \bar{X}) \quad \text{where} \quad -2\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 2\sqrt{\lambda_i} \tag{3}$$

$$\sum_{i=1}^t \lambda_i > 0.98 \sum_{i=1}^{2n} \lambda_i \tag{4}$$

생성된 모델의 좌표들은 식(5)의  $x_i$ 로 표현되고, 이 벡터는  $2n$  차원이므로  $2n$  차원공간에서 한 점으로 표현될 수 있다.

$$x_i = [x_{i0}, y_{i0}, x_{i1}, y_{i1}, \dots, K, \dots, x_{in-1}, y_{in-1}]^T \tag{5}$$

$N$  개의 학습 데이터는  $2n$  차원 공간에서  $N$  개의 점으로 사상된다. 여기서  $N$  개의 점은 허용 가능 영역에 존재한다고 가정할 때, 이 영역에서의 모든 점들은 서로 유사한 형상을 형성하게 된다. 유사정도는 두 점 사이의 유클리디안 거리(Euclidean distance)가 짧을수록 더욱 유사한 형상이 된다. 유클리디안 거리는 식(6)로 표현된다.

$$d = \sqrt{(x_i - x_k)^T - W(x_i - x_k)} \tag{6}$$

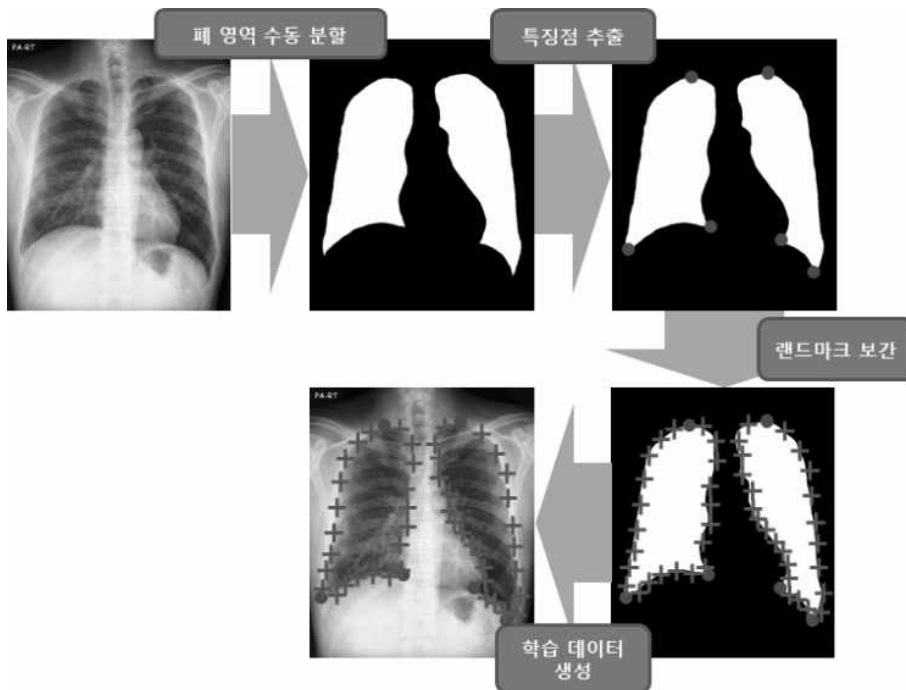
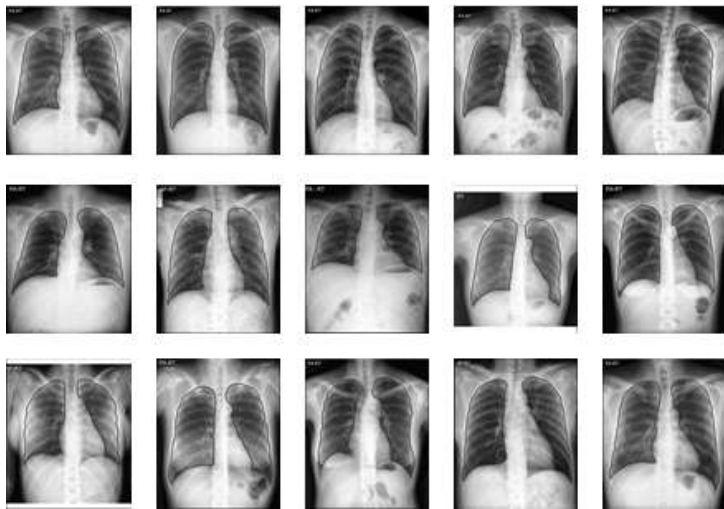
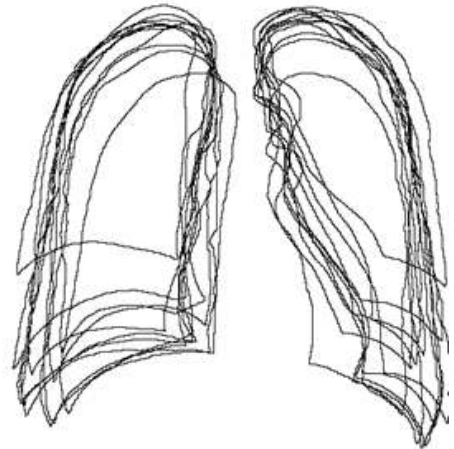


그림 4. 학습 데이터 생성 과정



(a) 학습 데이터 영역



(b) 중첩한 학습 데이터

그림 5. 학습 데이터

$$W = \text{diag}(w_0, w_0, w_1, w_1, \dots, K, \dots, w_{n-1}, w_{n-1}) \quad (7)$$

식(7)의 가중치(Weighted) 행렬  $W$ 는 학습 데이터 집합에서의 랜드마크 점들이 잘 변하지 않게 하는 역할을 하게 되며,  $N$ 점의 가변량에 대한 주요 구동 성분(Driving principals)을 구하기 위하여 주성분 분석기법(Principal component analysis, PCA)를 적용한다[19].

### 2.3 능동 형태 모델 영상 분할

폐를 탐색하는 과정은 모델을 구성하는 각 점의 특징을 이용하여 경계선을 탐색하는 과정과 점들의 전체적인 형태의 허용범위 내로 조정하는 과정의 두 단계로 구분된다. 경계를 탐색하는 과정은 입력 영상에서 폐 형태를 구성하는 각 점에 인접한 점들에서

특징을 추출하고 모델의 대응하는 점의 특징과 비교하여 가장 비슷한 특징을 갖는 위치로 각 점이 독립적으로 이동한다. 그리고 이동되는 각 점은 허용 가능 영역 내에서만 가능하므로, 이를 조정하는 단계를 거치게 된다.

능동 형태 모델은 폐 영역의 좌측과 우측을 구분하여 두 차례 수행하여 결과를 획득한다. 이때 사용되는 학습 데이터는 좌측과 우측으로 구분된 두 가지 데이터를 각각 수렴하여 결과를 획득한다. 그림 6은 능동 형태 모델을 사용하여 획득한 좌·우 폐 영역 분할 결과이며, 이를 합쳐서 획득한 폐 영역을 1차 폐 영역 분할이라 하며, 이는 다음 단계에서 국부 영역 기반 능동 윤곽 모델에 사용되는 초기 마스크에서 사용된다.

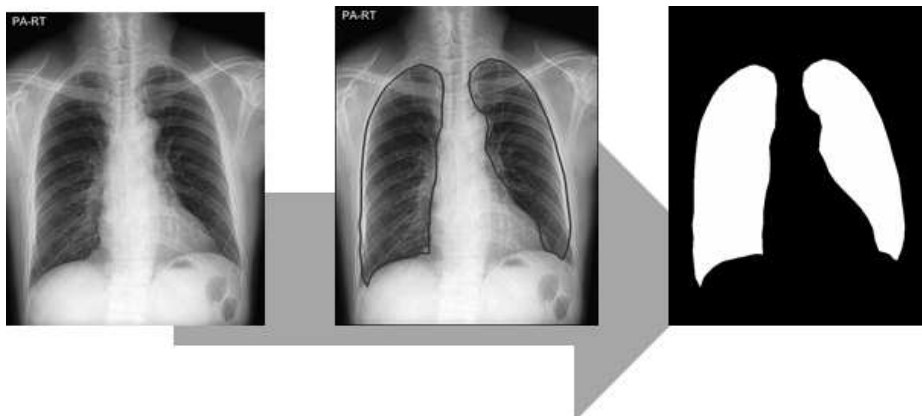


그림 6. 능동 형태 모델 적용 결과

### 2.4 국부 영역 기반 능동 윤곽 모델

지역적 특성을 고려한 분할인 2차 폐 영역 분할은 1차 폐 영역 분할을 통해 획득한 영역을 국부 영역 기반 능동 윤곽 모델의 초기 마스크로 사용하여 폐 영역의 경계선을 보정한다. 이 방법은 영상의 배경과 전경을 작은 국부 영역으로 묘사한다[9]. 국부 에너지를 최적화하기 위하여, 윤곽선 상의 각 점들을 독립적으로 고려하고 반복단계마다 각각의 국부 영역에서 에너지를 최소화하기 위하여 윤곽선을 이동시켜 나간다. 이 국부 에너지들은 국부 영역의 이웃들을 내부와 외부로 나누어서 계산하며 이 때 에너지는 다음과 같이 정의된다.

$$E(\Phi) = \int_{\Omega_x} \delta\Phi(x) \int_{\Omega_y} B(x,y) \cdot F(I(y),\Phi(y)) dx dy + \lambda \int_{\Omega_x} \delta\Phi(x) \|\nabla\Phi(x)\| dx \quad (8)$$

$$B(x,y) = \begin{cases} 1, & \|x-y\| < r \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (9)$$

식(8)에서 파라미터  $I$ 는 입력 영상이며,  $\Omega$ 는  $I(x,y)$ 에 대한 고유 인덱스이다. 반경  $r$ 을 가지는  $B(x,y)$ 는 국부 마스크를 의미한다. 이때  $r$ 은 오브젝트의 크기를 고려하여 초기 마스크의 넓이( $w$ )와 높이( $h$ )에 대해  $(w+h/2) \times 1/8$ 과 같이 정의된다.

첫 번째 항은 포괄적인 에너지 함수로써,  $F$ 는 윤곽선 상의 각 점에서 주어진 모델에 대한 국부적 밀착 정도를 나타내는 내부 에너지에 대한 측정 함수이다. 하나의 국부 에너지 측정이 수행되면 오브젝트의 경계범위를 탐색하기 위해 Dirac 함수  $\delta\Phi(x)$ 와 곱해진다. Dirac 함수에 의해 결정된 범위 내의 모든 점  $x$ 에 대해, 국부 마스크  $B(x,y)$ 는 식(9)와 같이 계산되며  $F$ 가  $x$ 에 대한 국부 영역 내에서만 동작하도록 하기 위해 적용된다. 두 번째 항은 정규화 항으로써 곡선의 부드러움을 유지하도록 하기 위해 사용된다. 이를 위해 곡선의 호의 길이의 제한을 두게 되며, 이 제한은 파라미터  $\lambda$ 를 가중치로 이용함으로써 수행된다.

또한 곡선을 오브젝트의 경계 쪽으로 당기기 위하여 곡선 상의 각 점들마다 사전 설정된 반경  $r$  이내에 서 밝기 정보를 고려해 나간다. 반경 크기가 너무 크거나 작을 경우 분할 오류가 발생 할 수 있으므로 수렴 속도와 반경의 크기 사이에는 적절한 trade-off가 요구된다. 이 방법은 분할 대상 오브젝트의 오목

한 정도가 클 경우에는 적합하지 않으며 탐색 영역이 제한적인 단점이 있지만, 전역 기반 방법들에 비해 여러 다른 종류의 질감 특징을 동시에 포함하는 오브젝트들을 다루는 데 있어서는 상대적으로 우수한 성능을 보여주어 최근에 초음파 영상에서 갑상선 분할 등 다양한 의료 영상에 적용되고 있다.

### 2.5 사용자 수동 분할과의 결과 비교

본 논문에서 제안한 방법을 검증하기 위하여 수동으로 분할한 결과와 유사도 검증을 실시한다. 유사도 검증은 일반적으로 사용되는 다이스 유사도 계수(Dice's similarity coefficient)를 계산하여 비교한다. 다이스 계수는 0.0에서 1.0의 사이 값을 가지며, 두 오브젝트가 유사할수록 1.0에 가까운 값을 가진다 [20]. 다이스 계수는 식(10)에 의해 계산되며, 이 때  $S$ 는 제안한 방법으로 분할을 수행한 결과이며,  $T$ 는 수동으로 분할한 결과를 각각 나타낸다.

$$D_r = 2 \frac{\sum_r |S_r \cap T_r|}{\sum_r |S_r| + |T_r|} \quad (10)$$

## 3. 연구 결과

### 3.1 폐 영역 분할 결과

그림 7은 흉부 X선 영상에서 본 논문에서 제안한 방법으로 폐 영역을 분할한 결과이다. 가운데 그림은 좌측 그림의 원본 영상에서 전역적인 특성을 고려한 1차 영역 분할 결과로 개략적인 폐 영역을 생성한다. 우측 그림은 2차 영역 분할의 결과로써 1차 영역 분할 결과에서 지역적 특성을 고려하여 경계선을 개선한 결과이다.

그림 8은 1차 영역 분할 후 2차 영역 분할에서 경계선이 개선된 결과를 나타낸 것이다. 1차 영역 분할 시 복부와 늑골이 만나는 지점에서 늑골의 경계에 따라 분할된 형태를 움직여 분할한 잘못된 결과(좌측)가 나타났으며, 이는 영상 촬영 시 환자의 자세에 따른 심장의 위치 변화와 복부 지방에 의해 폐 영역 아래 부분의 형태가 좁아지는 형상 때문으로 분석된다. 또한, 1차 영역 분할에서는 늑골과 폐 영역의 경계를 정확하게 분할하지 못하는 점이 나타났으며, 이것은 특징 점들을 연결하여 생성한 형태로 폐 영역을 분할하여 특징 점 이외의 경계선에 대하여 고려하지



그림 7. 폐 영역 분할 결과

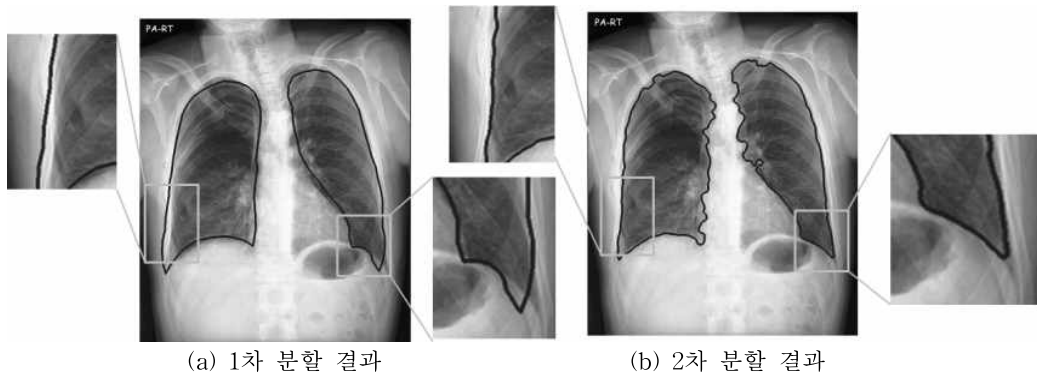


그림 8. 개선된 분할 결과의 예

않았기 때문으로 확인되었다. 2차 영역 분할에서는 이러한 오류들을 보완할 수 있었다. 우측 그림은 2차 영역 분할 결과를 나타낸 것으로 복부 아래로 위치한 경계선이 개선과 늑골과 폐 영역간의 경계선 개선을 확인하였다.

반면에 동일 영상의 특정 영역에 대해서는 2차 영

역 분할에서 경계선 개선이 다소 미흡한 부분도 나타났다. 그림 9는 폐 영역과 쇄골이 만나는 영역으로 쇄골의 강한 밝기 정보와 어깨에서부터 폐 영역을 지나는 형태로 인하여 늑골과 폐 영역간의 경계선 개선이 올바르게 이루어지지 못하여 폐 영역 내부로 경계선이 나타남을 확인 할 수 있다.

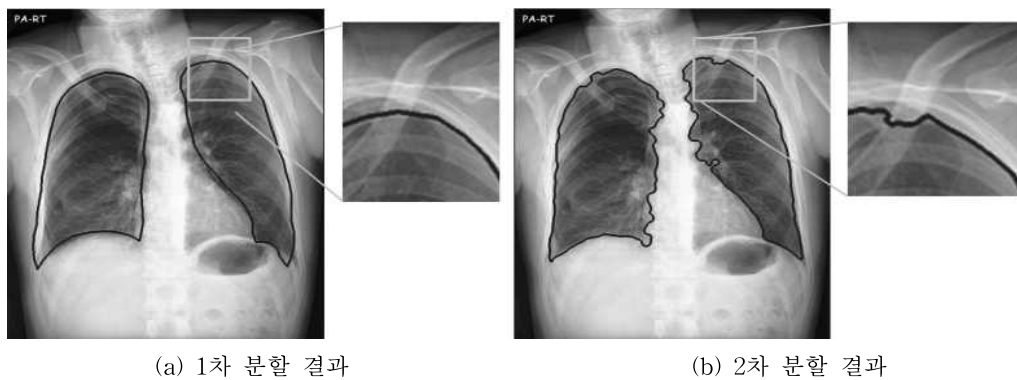


그림 9. 분할 오류의 예



3.2 유사도 측정

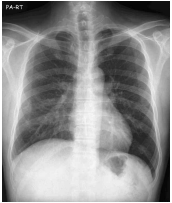
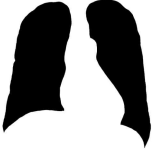







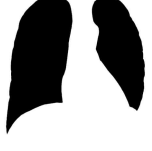
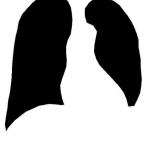


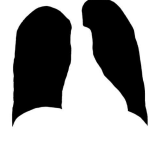
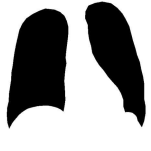


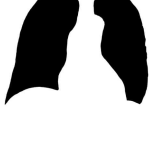
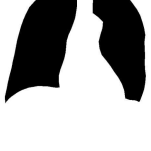
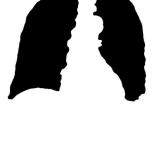
유사도 측정은 1차 영역 분할과 2차 영역 분할 결과를 구분하여 측정하였다. 비교 대상은 분할자의 주관적인 부분을 최소화하고자 3명이 각각 분할을 수행한 결과를 중첩하여 2회 이상의 중첩된 영역을 기준으로 하였다. 표 1는 분할 결과를 나타낸 것으로 수동 영역 분할과 1차 영역 분할을 비교한 결과와 수동 영역 분할과 다이스 계수를 비교한 결과를 나타내었다.

본 논문에서 제안한 결과를 검증하기 위하여 총 5장의 영상에 대하여 분할을 수행하였으며, 표 1의 1부터 3번까지의 영상은 심장 영역의 간섭에 따른

우측 폐 영역의 크기에 따른 영상이고, 4번 영상은 환자의 몸이 좌측으로 기울어진 영상, 5번 영상은 환자의 몸이 우측으로 기울어진 영상이다.

측정 결과, 1차 영역 분할  $94.80\% \pm 0.73\%$ , 2차 영역 분할  $95.33\% \pm 0.93\%$ 의 결과가 나타났으며, 1차 영역 분할 후 2차 영역 분할 시 약 0.54%정도의 분할 정확도가 향상된 것을 확인 할 수 있었다. 이것은 2차 영역 분할이 국부적인 특성을 고려한 경계선을 개선을 목적으로 하였기 때문에 유사도 측정에서 많은 차이를 보이지 못하였으나, 테스트 영상에서 폐 영역과 주변 장기간의 경계가 개선된 점을 보았을 때 지역적 특성을 고려하여 분할했다고 판단된다.

표 1. 분할 결과 비교

No	원본	수동 영역 분할	1차 영역 분할		2차 영역 분할	
			영역	유사도[0, 1]	영역	유사도[0, 1]
1				0.9495		0.9409
2				0.9420		0.9471
3				0.9546		0.9571
4				0.9388		0.9574
5				0.9548		0.9643

#### 4. 고찰 및 결론

컴퓨터 성능의 향상, 의학 영상에서 네트워크 기반의 기술사용과 지속적인 영상 화질 향상 등의 기반 기술들이 발달함에 따라 컴퓨터를 이용한 진단의 관련하여 많은 연구가 이루어지고 있으며, 일부 영역에서는 이러한 기술에 대한 상품화가 이루어지고 있는 추세이다. 이러한 방법들은 대부분 완전히 자동화된 컴퓨터 진단 시스템보다는 정보를 의사에게 참고의 견으로 제공하므로 최종 판단을 내리게 하는 컴퓨터 보조 진단의 개념으로 개발되고 있다.

흉부 X-선 영상으로부터 진단을 내리는 것은 어려운 과정이나, 저 비용으로 촬영이 가능하며 한 영상에서 다양한 진단 소견을 찾을 수 있는 장점으로 진단 시 흔히 사용되는 영상이다. 특히, 응급 환자의 경우 CT나 MRI 등의 촬영의 경우 촬영 시간이 길어 환자에게 부담된다는 단점이 있어 X-선 영상이 많이 사용되고 있다. 이로 인하여 오래전부터 이 영상을 컴퓨터로 분석하려는 시도가 많이 이루어졌다. 하지만 지속적인 영상 화질의 향상과 컴퓨터의 향상에 불구하고 영상의 해상도 및 잡음 등의 성능 개선의 한계로 완전 자동으로 영상을 분석하는 것이 이루어지지 못하고 있는 실정이다. 본 논문은 이와 같은 점은 고려하여 흉부 X-선 영상에서 폐 영역을 분할을 시도하였다.

본 논문은 흉부 X-선 영상에서 폐 영역을 분할하기 위해 영상의 전역적, 지역적 특성을 모두 고려한 영역 분할 방법을 제안하였다. 1차 영역 분할은 능동 형태 모델을 기반으로 폐의 형태를 유지하며 폐 영역을 분할하였으며, 이때 생성될 수 있는 폐 영역과 다른 장기간의 잘못된 경계선을 국소 영역 기반 능동 윤곽 모델을 기반의 2차 영역 분할로 개선하였다. 이러한 분할 방법은 기존의 이루어졌던 연구에서 시도되지 않은 방법으로 전역적인 특징만을 고려하여 분할에서 발생 될 수 있는 영역 간의 경계선 오류를 보완할 수 있었다.

폐 영역을 분할한 결과와 수동으로 분할한 결과를 비교한 결과로 1차 영역 분할에서 2차 영역 분할에서 약 0.54%로 정확도의 차이를 보였다. 2차 분할을 수행하였을 때, 예상과 달리 1차 분할보다 유사도 측면에서 큰 개선이 나타나지 않았지만, 폐 영역과 다른 영역 간의 경계선 개선이 이루어진 것을 확인하였다.

향후에는 이 유용한 결과를 바탕으로 추가적인 알고리즘에 대한 연구가 이루어질 경우 정확도를 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 기대한다.

반면 경계선 개선 시 발생하는 오류에 대해서는 향후 보완이 이루어져야 할 것으로 생각된다. 1차 분할 시 설정하는 랜드마크의 수는 선행 테스트를 통해 가장 적합한 수라고 판단된 15개로 설정하였으며, 랜드마크의 수가 결과의 변수가 될 수 있는 점에서, 이를 보완하기 위한 객관적인 연구가 추가 수행되어야 한다고 판단된다. 또한, 2차 영역 분할 시 특정 영상에서 쇄골 뼈의 강한 밝기 값으로 인하여 경계선이 폐 영역의 안쪽으로 분할되는 경우가 나타나며, 2차 영역 분할 이전에 쇄골 뼈 영역을 미리 제거하여 해결 할 수 있을 것이라고 예상된다.

본 논문에서 제안한 방법의 경우 늑골 골절과 같은 질환에 대한 컴퓨터 보조 진단 시스템에 응용되어 질 수 있을 것이라고 판단된다. 늑골 골절의 경우 빈번하게 발생하는 질환으로 최근의 임상 연구들에서 보고되어 오고 있는 바와 같이 골절이 합병증 발생과 사망률이 높은 질환으로 유해 인자를 포함한 질환이라 평가 되고 있어 적절한 치료시기를 놓치는 경우 치명적인 결과를 가져올 뿐만 아니라, 폐 합병증 및 전신적인 합병증이 발생하여 생명에 위협을 줄 수 있다[21-23].

늑골 골절을 자동으로 검출하기 위해서는 정확한 경계로 구분되어진 폐 영역을 분할해야 한다고 판단된다. 이는 늑골 골절이 X-선 영상에서 늑골이 중첩되어 보이는 영역인 폐 영역 주변에서 발생되기 때문이다. 이 영역의 경계를 정확하게 분할한다면, 늑골 골절의 정확성을 높일 수 있을 것이라 예상된다. 더 나아가 폐 영역 내에서의 늑골 골절의 경우 폐 영역 외의 늑골과의 구분이 가능하여 폐 영역 내의 늑골의 특성과 폐 영역 외의 늑골의 특성을 고려한 검출 방법이 가능할 것이라고 판단된다.

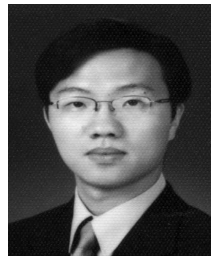
이러한 측면에서 향후에 본 연구의 결과를 기반으로 다양한 분석을 수행한다면 골절뿐만 아니라 기타 흉부 질환의 보조적 진단에 관한 시스템 구축이 가능하다고 사료된다.

#### 참 고 문 헌

[1] 이수열, "컴퓨터도움진단 기술," 전기의 세계,

- 제60권, 제7호, pp. 59-64, 2011.
- [ 2 ] R.H. Davies, C.J. Twining, P. Daniel Allen, T.F. Cootes, and C.J. Taylor, "Building Optimal 2D Statistical Shape Models," *Image and Vision Computing*, Vol. 21, No. 1, pp. 1171-1182, 2003.
- [ 3 ] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No. 4, pp. 321-331, 1988.
- [ 4 ] B. van Ginneken, A.F. Frangi, J.J. Staal, B.M. ter Haar Romeny, and M.A. Viergever, "Active Shape Model Segmentation With Optimal Features," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 21, No. 8, pp. 924-930, 2002.
- [ 5 ] 임성재, 정용연, 호요성, "의료영상 분할을 위한 3차원 능동 모양 모델," 전자공학회 논문지, 제 44권, 제5호, pp. 378-384, 2007.
- [ 6 ] Y. Shi, F. Qi, Z. Xue, L. Chen, K. Ito, H. Matsuo, and D. Shen, "Segmenting Lung Fields in Serial chest Radiographs using Both Population-Based and Patient-Specific Shape Statistics," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 27, No. 4, pp. 481-494, 2008.
- [ 7 ] C. Xu, "Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow," *Proc. IEEE Transactions on Image*, Vol. 7, No. 3, pp. 359-369, 1998.
- [ 8 ] D. Cremers, F. Tischhauser, J. Weickert, and C. Schnorr, "Diffusion Snakes: Introduction Statistical Shape Knowledge into the Mumford-Shah Functional," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 50, No. 3, pp. 295-313, 2002.
- [ 9 ] S. Lankton and A. Tannenbaum, "Localizing Region-Based Active Contour," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 17, No. 11, pp. 2029-2039, 2008.
- [10] 임예니, 홍헬렌, 신영길, "하이브리드 접근 기법을 사용한 자동 폐 분할," 정보과학회논문지, 제 32권, 제7호, pp. 625-635, 2005.
- [11] 임예니, 홍헬렌, "흉부 CT 영상의 밝기값 정보를 사용한 폐구조물 자동 분할," 정보과학회논문지, 제33권, 제11호, pp. 942-952, 2006.
- [12] S. Hu, E.A. Hoffman, and J.M. Reinhardt, "Automatic Lung Segmentation for Accurate Quantitation of Volumetric X-ray CT Images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 20, No. 6, pp. 490-498, 2001.
- [13] G. De Nunzio, E. Tommasi, A. Agrusti, R. Cataldo, I. De Mitri, M. Favetta, S. Maglio, A. Massafra, M. Quarta, M. Torsello, I. Zecca, R. Bellotti, S. Tangaro, P. Calvini, N. Camarlinghi, F. Falaschi, P. Cerello, and P. Oliva, "Automatic Lung Segmentation in CT Images with Accurate handling of the Hilar Region," *Journal of Digital Imaging*, Vol. 24, No. 1, pp. 11-27, 2011.
- [14] 권주원, 조선일, 안영복, 노용만, "Dual Energy X-ray 흡수 영상의 분해를 통한 뼈 영역 추출," 멀티미디어학회논문지, 제12권, 제9호, pp. 1233-1241, 2009.
- [15] 김형일, 엄원용, 노용만, "Sparse 표현을 이용한 X선 흡수 영상 개선," 멀티미디어학회논문지, 제15권, 제10호, pp. 1204-1211, 2012.
- [16] 장근호, 박호현, 이석룡, 김덕환, 임명관, "흉부 X-ray 영상에서의 명암 레벨지도를 이용한 효과적인 폐 영역 추출 알고리즘," 멀티미디어학회논문지, 제13권, 제7호, pp. 1062-1075, 2010.
- [17] B. van Ginneken and B.M. ter Haar Romeny, "Automatic Segmentation of Lung Fields in Chest Radiographs," *Medical Physics*, Vol. 27, No. 19, pp. 2445-2455, 2000.
- [18] T.F. Cootes, A. Hill, C.J. Taylor, and J. Haslam, "Use of Active Shape Models for Locating Structures in Medical Images," *Image and Vision Computing*, Vol. 12, No. 6, pp. 355-365, 1994.
- [19] 장경식, "능동적 형태 모델과 가중치 벡터를 이용한 입술 인식," 한국지능정보시스템학회논문지, 제8권, 제1호, pp.75-85, 2002.
- [20] Dice Lee R, "Measures of the Amount of Ecologic Association Between Species," *Ecology*, Vol. 25, No. 3, pp. 297-302, 1945.

- [21] S. Karadayi, A. Nadir, E. Sahin, B. Celik, S. Arslan, and M. Kaptanoglu, "An Analysis of 214 Cases of Rib Fractures," *Clinics (Sao Paulo)*, Vol. 66, No. 3, pp. 449-451, 2011.
- [22] 김한용, 김명영, "늑골 골절 환자 치료: 경과에 영향을 주는 위험인자 분석," *대흉외지*, 제43권, 제3호, pp.285-291, 2010.
- [23] 김정호, 도병수, 이상범, 정태은, "늑골골절 환자에서 복부장기 손상과의 연관성," *대한응급의학회지*, 제60권, 제5호, pp. 562-565, 2005.



**김성준**

1996년 2월 연세대학교 의학과 학사  
 2005년 2월 연세대학교 의학대학원 석사  
 2010년 8월 강원대학교 의학대학원 박사

2005년 9월 한양대학교 의과대학 영상의학과 전임강사  
 2008년 3월~연세대학교 의과대학 영상의학과 조교수  
 관심분야: 의료영상기술 개발, 의료영상 처리 및 분석



**전응기**

2011년 2월 인제대학교 컴퓨터공학부 졸업(학사)  
 2012년 8월 인제대학교 대학원 전산학과 졸업(공학석사)  
 2012년 9월~현재 국립암센터 의공학연구과 연구원

관심분야: 컴퓨터그래픽스, 영상 처리 및 분석



**최흥국**

1988년 8월 Linköping Univ. Sweden 공학사  
 1990년 8월 Linköping Univ. Sweden 공학석사  
 1996년 9월 Uppsala Univ. Sweden 공학박사

관심분야: 컴퓨터그래픽스, 영상처리 및 분석



**김태은**

2004년 2월 인제대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사)  
 2006년 2월 인제대학교 대학원 전산학과(공학석사)  
 2011년 2월 인제대학교 대학원 전산학과(공학박사)

2011년 3월~현재 국립암센터 의공학연구과 연구원  
 관심분야: 의료영상 처리 및 분석, 컴퓨터 그래픽스



**김광기**

1996년 2월 안동대학교 물리학과 이학사  
 1998년 2월 포항공과대학교 대학원 물리학과 이학석사  
 2005년 2월 서울대학교 대학원 의용생체공학과 공학박사

2007년 7월~현재 국립암센터 의공학연구과  
 관심분야: 의료영상, 의료로봇, 의료정보 분석