

논문 2015-52-11-11

# 흉부 엑스레이 영상에서 배경 제거 및 관심영역 분할 기법 ( Background Removal and ROI Segmentation Algorithms for Chest X-ray Images )

박진우\*, 송병철\*\*

( Jin Woo Park and Byung Cheol Song<sup>Ⓞ</sup> )

## 요약

본 논문은 흉부 엑스레이 영상에서 배경 제거 및 관심 영역을 분할하는 기법을 제안한다. 일반적으로 화질 개선 기법을 적용할 때 영상의 밝기 정보나 주파수 정보를 이용하여 영상 선명도와 대비를 개선하는 방법을 사용한다. 이러한 기법을 엑스레이 영상 전체에 적용하는 경우 배경과 같은 영상의 불필요한 정보 때문에 좋은 성능을 얻기 어렵다. 그래서 본 논문은 사용자가 원하는 영역에만 화질 개선 기법을 적용할 수 있도록 배경 제거 및 관심 영역 (ROI)을 분할하는 방법을 제안한다. 배경 제거를 위해 먼저 원본 영상의 히스토그램 분포를 분석하고 문턱치 처리로 몸체와 배경을 일차적으로 분리한다. 다음으로 유도 필터 (guided filter)를 이용하여 몸체 경계 혹은 배경 경계를 보정한다. 관심 영역 분할을 위해서는 먼저 폐의 위치 정보를 이용하여 폐의 주 밝기 값을 찾는다. 이를 이용하여 문턱치 처리를 한 후 번호 매김과 상기 배경 정보를 이용하여 분류 이외의 것을 제거한다. 마지막으로 폐만 검출된 이진영상을 통해 경계 상자 영역을 생성한다. 모의실험을 통해 제안하는 기법의 우수성을 검증하였다.

## Abstract

This paper proposes methods to remove background area and segment region of interest (ROI) in chest X-ray images. Conventional algorithms to improve detail or contrast of images normally utilize brightness and frequency information. If we apply such algorithms to the entire images, we cannot obtain reliable visual quality due to unnecessary information such as background area. So, we propose two effective algorithms to remove background and segment ROI from the input X-ray images. First, the background removal algorithm analyzes the histogram distribution of the input X-ray image. Next, the initial background is estimated by a proper thresholding on histogram domain, and it is removed. Finally, the body contour or background area is refined by using a popular guided filter. On the other hand, the ROI, i.e., lung segmentation algorithm first determines an initial bounding box using the lung's inherent location information. Next, the main intensity value of the lung is computed by vertical cumulative sum within the initial bounding box. Then, probable outliers are removed by using a specific labeling and the pre-determined background information. Finally, a bounding box including lung is obtained. Simulation results show that the proposed background removal and ROI segmentation algorithms outperform the previous works.

**Keywords :** Chest X-ray, segmentation, region of interest, cumulative sum, location information

\* 학생회원, \*\* 평생회원 인하대학교 전자공학과  
(Department of Electronic Engineering,  
Inha University)

Ⓞ Corresponding Author (E-mail: bcsong@inha.ac.kr)

Received ; June 16, 2015      Revised ; September 20, 2015

Accepted ; October 29, 2015

## I. 서론

의료 기술의 진보에도 불구하고, 엑스레이 촬영기기로부터 얻어진 초기 엑스레이 영상은 여전히 의사가 분석하기 어려운 정도로 화질이 좋지 않다. 따라서 의사

의 정밀한 진단과 정확한 판단을 돕기 위해 양질의 엑스레이 영상을 제공하기 위한 고성능 엑스레이 화질 개선 기법이 요구된다.

일반적인 화질 개선 기법들로는 영상의 전역적, 지역적 히스토그램 정보<sup>[1~2]</sup>를 이용하거나 히스토그램을 분석하여 감마 커브를 적응적으로 영상에 적용하는 방법<sup>[3]</sup>이 있다. 또한, 영상의 고주파 정보를 분할하여 각각 다른 가중치를 줘서 영상의 선명도를 개선하는 방법<sup>[4]</sup> 등도 있다. 언급한 기법들은 입력 영상의 전체의 밝기나 주파수 정보 등을 주로 이용한다. 따라서 화질 개선 기법을 적용할 때 영상의 불필요한 정보를 제외하고 처리하면 영상의 선명도나 대비 개선 성능이 더 좋은 영상을 획득할 수 있다.

기본적인 분할 기법은 밝기 값의 불연속성과 유사성에 기반을 둔다. 예지 같은 급격한 밝기 변화를 이용하여 영상을 분할하거나 히스토그램을 이용한 문턱치 처리<sup>[2]</sup>, 각 화소나 영역의 특징 점을 이용한 분할 기법<sup>[8]</sup> 등이 있다. 본 논문의 대상 영상인 흉부 X-ray 영상에서 몸체 분할 기법으로는 분수선 검출 방법을 이용하여 몸체의 경계를 찾아 분할하는 방식이 있고<sup>[16]</sup>, 폐 분할 기법으로는 영상의 특징점을 이용하는 방법인 ASM (active shape model)<sup>[5]</sup>, AAM (active appearance model)<sup>[6]</sup>과 화소 분류 (pixel classification) 방식으로 폐 사이의 장기까지 분할하는 방법<sup>[7~8]</sup>이 있다. 그러나 흉부 X-ray 영상에서 사용자가 보기 원하는 관심 영역은 폐와 폐사이의 장기들 전부를 포함한 영역이기 때문에 폐와 장기를 각각 분할할 필요가 없으며 오히려 분할하여 화질 개선 기법으로 영상을 처리했을 때 분할 경계 부근의 이질감이 사용자로 하여금 환자의 이상 유무를 오판할 가능성이 존재한다. 또한 상용 소프트웨어의 경우 분할 기법과 더불어 화질 개선 기법이 포함해서 연산량이 제한되므로 분할에 많은 연산량을 소모할 수 없다. 위에 말한 세 가지 기법의 연산량을 비교한 논문<sup>[10]</sup>에 따르면, ASM, AAM, 화소 분류 방식의 처리 시간은 각각 2.22초, 6.66초, 66.6초에 달하여 상용 소프트웨어에 바로 적용하기에는 무리가 있다.

본 논문은 상용 소프트웨어에 적용할 수 없는 이전 논문들의 연산량 문제를 해결하고 분할 정확도는 유지하는 방법을 제안한다. 흉부 X-ray 영상에서 배경을 제거하고 관심영역인 폐를 효과적으로 분할하는 기법을 제안한다. 기본적으로 사용자는 X-ray 영상에서 배경은

의미가 없기 때문에 우리는 먼저 영상의 배경 성분을 제거하는 몸체 분할 기법을 제안한다. 먼저 영상의 히스토그램 분포에 따른 문턱치 처리 방식으로 초기 분할한 뒤, 유도 필터<sup>[9]</sup>를 통하여 분할 정확도를 향상시킨다. 다음으로 영상의 관심영역 (ROI)을 분할하는 기법을 제안한다. 흉부 X-ray 영상의 특성상 장기의 위치가 대부분 동일한 위치에 있다는 점을 가정하여 폐의 초기 영역 즉, 가상 영역의 블록을 잡고 1차원 방향 밝기 값의 합을 통하여 폐를 초기 검출하기 위한 문턱치 값을 얻는다. 다음으로 몸의 경계 정보를 이용하여 분류 이외의 것을 제거하고 얻은 폐만 검출된 이진영상을 경계 상자 영역으로 관심영역으로 결정한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 다음 II절에서는 제안 기법을 구체적으로 설명한다. 그리고 III절에는 제안하는 방법의 실험 환경과 결과 영상들을 담았으며, 마지막 IV절은 본 논문의 결론으로 구성되어 있다.

## II. 제안 기법

본 논문은 두 가지 분할 방법을 제안한다. 먼저, 우리는 히스토그램 기반으로 배경과 몸체를 분할하고 몸의 경계 부근 분할 정확도를 개선하는 몸체 분할 기법을 제안한다. 다음으로 흉부 X-ray 영상에서 관심영역인 폐와 폐 사이의 장기 부분만 경계 상자 형태로 분할하는 관심영역 분할 기법을 제안한다.

본 논문의 주요 특징으로는 먼저 몸체 분할 기법에서 히스토그램을 이용한 문턱치 처리 후 유도 필터<sup>[9]</sup>를 이용한 경계 보정이다. 분할 시 기존 기법<sup>[16]</sup>과 정확도는 유사하며 속도 면에서 우월함을 보인다. 다음으로 관심영역 분할 기법에서 히스토그램 분포로는 관심영역인 폐를 분할하기가 어렵기 때문에 폐의 위치 정보와 화소 수직 누적 합을 구해서 폐가 가진 주 밝기 값을 정확하게 구할 수 있다. 마지막으로 제안한 방법(들)의 동작속도가 매우 빨라서 실용 가능성이 매우 크다.

### 1. 몸체 분할 기법

그림 1은 몸체 분할 기법의 순서도이며, 각 단계 별 세부 내용은 아래와 같다.

#### 가. 히스토그램 기반 초기 분할

제안 기법은 먼저 입력 영상의 히스토그램을 분석한



그림 1. 제안하는 몸체 분할 기법  
Fig. 1. Block diagram of the proposed body segmentation.

다. X-ray 영상은 장비를 통하여 전방에 X 선을 분사 하면 물체에 투과하고 남은 X 선이 필름에 검출되는 방식이다. X 선이 필름에 검출되는 양이 많아지면 영상의 밝기 값은 증가되는 구조이기 때문에 몸체에서 X 선 투과율이 적은 몸체는 작은 밝기 값을 가지고 투과할 것이 없는 배경 부분은 몸체에 비해 상대적으로 높은 밝기 값을 가진다. 따라서 히스토그램은 그림 2와 같이 몸으로 인식된 화소는 밝기 값이 작은 영역에 배경으로 인식된 화소는 밝기 값이 큰 영역에 밀집되어 분포한다. 그리고 히스토그램의 중간 밝기는 몸과 배경의 경계에 속한 화소가 분포한다. 따라서 히스토그램의 중심 밝기에서 시작하여 순차적으로 밝기 값을 상승시키며 히스토그램의 기울기가 급격히 커지는 지점 즉 배경 화소가 시작되는 지점에서 문턱치 값으로 지정하여

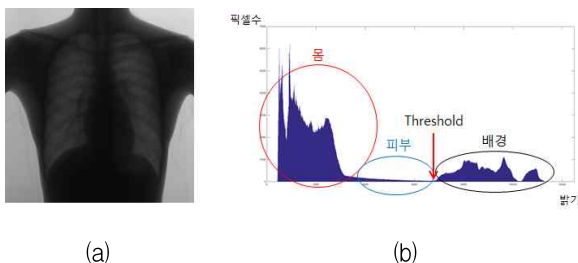


그림 2. (a) 흉부 X-ray 원본 영상, (b) 히스토그램  
Fig. 2. (a) Chest X-ray original image (b) histogram.

그 이상 밝기 값은 배경 화소로 간주한다.

$B(x,y)$ 는 이진영상이며 식 (1)과 같이  $(x, y)$ 위치에서 문턱치 값  $Th$ 에 따른 이진영상을 생성한다.

$$B(x,y) = \begin{cases} 1, & Th < 0 \\ 0, & Th \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

#### 나. 분류 이외의 것 제거

히스토그램 기반 문턱치 처리 방법만으로는 그림 3 (a)와 같이 배경에서 잡음이 생길 수 있다. 따라서 배경에 생기는 잡음을 제거할 방법이 필요하다. 본 논문에서는 열림 연산을 통하여 배경에 존재하는 잡음을 제거한다. 열림 연산은 침식과 팽창을 순서대로 수행하는 형태학적 방법을 말한다. 먼저 침식 연산을 수행하여 잡음을 제거한 뒤 몸의 경계에 침식 연산으로 줄어든 영역을 팽창 연산으로 복구한다. 그림 3 (b)는 열림 연산으로 잡음을 제거한 결과 영상이다. 열림 연산을 수행했음에도 불구하고 문턱치 처리 방법만으로 배경과 몸체의 경계 영역에서 정확하게 분할되지 않는다. 이러한 경계 오차를 줄이기 위해 다음 단계에서 유도 필터<sup>[9]</sup>를 사용한다.

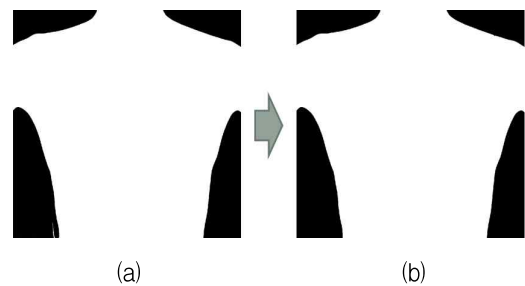


그림 3. (a) 문턱치 처리 결과 (b) 열림 연산 처리 결과  
Fig. 3. (a) Thresholding result (b) opening operation result.

#### 다. 몸체 경계 보정

유도 필터<sup>[9]</sup>의 여러 특징 중 영상 특징화 기능은 원본 영상과 원본 영상의 물체를 초기 분할한 이진영상을 입력 영상으로 사용하여 경계 영역의 분할 정확도를 향상시킨다. 유도 필터<sup>[9]</sup>를 사용할 경우 직접 에지 영상을 뽑아서 에지에 맞게 확장하는 방법보다 정확도나 시간적인 측면에서 유리하다.

유도 필터<sup>[9]</sup>는 식 (2)와 같이 지역적 선형 모델을 가정하는 것으로 시작한다. 화소  $i$ 에 대한 입력을  $p_i$ , 출

력을  $q_i$ , 가이드 영상을  $I_i$ 로 정의하며  $w_k$ 는 중심위치가  $k$ 인 블록이다. 그리고  $a_k, b_k$ 는 블록  $w_k$  내에서 일정한 선형계수이다. 식 (3)처럼 출력영상  $q_i$ 는  $I_i$ 의 미분 성분즉 에지 정보를 가지게 됨을 알 수 있다.

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in w_k \quad (2)$$

$$\nabla q = a \nabla I \quad (3)$$

식 (2)의 비용 함수를 식 (4)의 값을 최소화하기 위한 선형계수  $a_k, b_k$ 는 선형 회귀 방법에 의해 식 (5)와 식 (6)으로 표현된다. 여기서  $\mu_k, \sigma_k^2$ 는  $I_i$ 의 블록에서 평균과 분산을 나타낸다.

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} ((a_k p_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (4)$$

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w_k|} \sum_{i \in w_k} (I_i p_i - \mu_k \bar{p}_i)}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (5)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (6)$$

위 방법을 처리한 영상은 에지와 같은 세부 선명도는 가이드 영상  $I_i$ 의 정보를 따르면서 식 (2)에 의해 영상은 입력 영상인  $p_i$ 를 따른다. 결과 영상인 그림 4와 같이 경계 부근의 정확도가 향상됨을 알 수 있다.

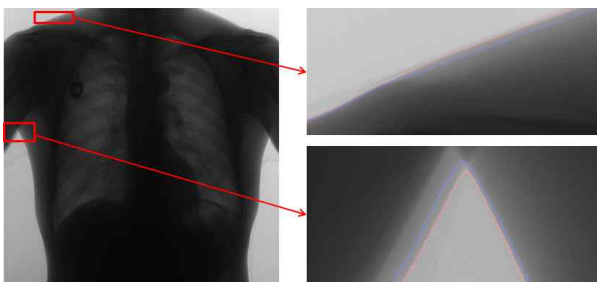


그림 4. 몸체 경계 보정 결과(푸른 선은 초기 분할 경계, 붉은 선은 경계 보정 결과)

Fig. 4. Body boundary fitting result. The blue line is an initial boundary, the red line is the boundary fitting result.

라. 연산량 최적화

입력 영상은 크기가 3052x3052인 영상을 사용하기 때문에 블록 매칭 연산을 전체적으로 여러 번 수행하는

기법 특성상 히스토그램 초기 분할 단계에서 얻은 이진 영상을 분류 이외의 것 제거와 몸체 경계 보정 단계에서 영상의 가로, 세로 크기를 1/4로 다운 샘플링하여 처리한 뒤 양방향선형 방법으로 업 샘플링하였다.

2. 관심 영역 분할 기법

관심 영역 분할 기법은 위에서 출력 영상으로 얻은 몸체 분할 영상에서 초기 폐의 위치 정보와 밝기 값을 이용하여 경계 상자 영역을 취한다. 그림 5는 관심 영역 분할 기법의 순서도이며 각 단계별 세부내용은 다음과 같다.



그림 5. 제안하는 관심영역 분할 기법  
Fig. 5. Block diagram of the proposal ROI segmentation.

가. 폐 문턱치 처리

흉부 X-ray 영상은 장비를 통하여 몸의 상반신이 영상의 중심에 위치하도록 찍기 때문에 대부분 영상에서 사람들의 폐의 위치는 몸의 중심에 위치한다. 먼저 폐를 검출하기 위해서 그림 6 (a)와 같이 폐의 위치 정보를 이용하여 초기 상자를 결정한다. 식 (7)은 상자의 좌표인  $(m, n)$ 에서 수직방향 밝기 값의 합을 세로방향 화소수  $\alpha$ 로 나눈  $I_{cum}$ 을 구한다.  $I_{cum}$ 은 그림 6 (b)와 같은 그래프를 가지게 된다.

$$I_{cum}(m, n) = \sum_{j=n}^{n+\alpha} I(m, j) / \alpha \quad (7)$$

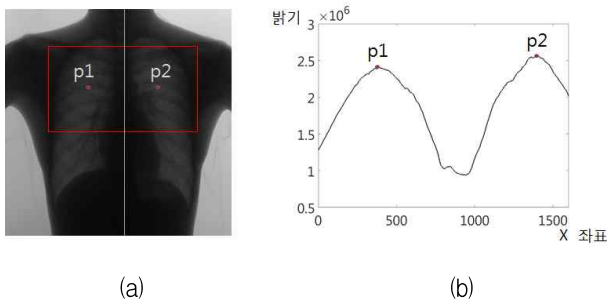


그림 6. (a) 폐의 위치정보를 고려하여 얻은 블록 (b) 블록 영역의 수직방향 누적 밝기 분포  
Fig. 6. (a) Initial box obtained by considering lung's inherent location knowledge (b) distribution of vertically projected intensity values in the box.

그래프에서 몸의 중심 좌표를 기준으로 좌우에 극점이 존재하는데 극점  $p1$ ,  $p2$ 의 밝기 값은 블록영역에서 수직방향으로 폐 영역이 가장 많이 검출된 값이다. 그렇기 때문에  $p1$ ,  $p2$ 는 폐의 주 밝기 값이라 말할 수 있다. 그러나 폐 영역 중 밝은 값에 속하는  $p1$ ,  $p2$  값으로 문턱치 처리를 할 경우 상대적으로 밝은 위치인 폐의 내부만 검출되기 때문에 일정한 상쇄 값으로  $p1$ ,  $p2$  값을 낮춘 뒤에 문턱치 처리하여 초기 폐 영역 분할을 수행한 이진영상을 얻는다. 폐의 위치 정보를 고려하여 얻은 블록 영역과 상쇄 값은 실험적으로 구하였으며 상쇄 값은 식 (8)과 같다. 식 (8)에서  $p$ 는  $p1$ ,  $p2$ 를 뜻한다.

$$offset(p) = \begin{cases} 36 & p > 100 \\ (p/2) - 15 & 45 < p \leq 100 \\ 8 & p \leq 45 \end{cases} \quad (8)$$

#### 나. 분류 이외의 것 제거

위에서 수행한 결과는 밝기 값으로만 문턱치 처리하기 때문에 폐와 동일한 밝기 값을 가지고 있는 몸의 경계 부근에 잡음이 생긴다. 우리는 열림 연산, 번호 매김과 몸체 분할 정보를 통하여 그 잡음들을 제거한다. 먼저, 열림 연산으로 작은 영역의 잡음을 제거하면 그림 7 (a)와 같이 열림 연산으로 제거할 수 없는 잡음들이 폐와 몸체 경계의 영역에 존재한다. 그 다음에는 번호 매김으로 각 경계 영역 잡음을 분류한 후 몸체 분할 방법에서 얻은 몸의 경계 정보를 이용하여 경계 부근 분류 이외의 것을 제거한다. 몸체 경계 정보의 경우 몸체 분할 이진영상에서 8 인접으로 배경에 이웃한 화소들을 찾으면 경계 정보를 알 수 있다. 그 결과 그림 7 (c) 처

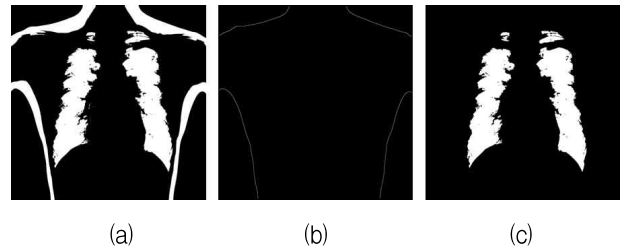


그림 7. (a) 폐 문턱치 처리 후 열림 연산 수행 결과 (b) 몸체 분할 기법으로 얻은 경계 정보 (c) 몸 경계 부근 분류 이외의 것 제거 결과  
Fig. 7. (a) Result of opening operation after lung threshold processing (b) boundary information obtained by body segmentation algorithm (c) the outlier removal results near the body boundary

럼 폐만 검출된 이진영상을 얻을 수 있다.

#### 다. 대칭구조 이용 경계 상자 영역 처리

폐는 몸의 중심을 기준으로 대칭구조를 이루고 있다. 따라서 그림 8과 같이 왼쪽과 오른쪽 폐 중 더 정확히 검출된 폐에 경계 상자 영역을 처리한 후 몸 중심을 기준으로 상자 영역을 대칭하여 확장한다.

최소 경계 상자 영역 기법은 상자 영역을 회전하여 최소 크기의 상자 영역을 얻지만 본 논문에서는 상자 영역을 회전시킬 필요가 없으므로 상자 영역의 상, 하, 좌, 우 좌표를 얻어 좌표를 기준으로 경계 상자 영역을 처리한다. 경계 상자 영역의 좌표를 얻기 위해 식 (9)와 식 (10)과 같이 영상 전체에 세로, 가로 방향 누적 밝기 합을 구한다.  $HOR$ ,  $VER$ 은 영상의 가로, 세로 화소 수이며  $I_{cumhor}$ ,  $I_{cumver}$ 는 폐 검출 이진영상의 수직, 수평 방향 누적 합이다.

$$I_{cumhor}(x, 1) = \sum_{j=1}^{VER} I(x, j) \quad (9)$$

$$I_{cumver}(1, y) = \sum_{i=1}^{HOR} I(i, y) \quad (10)$$

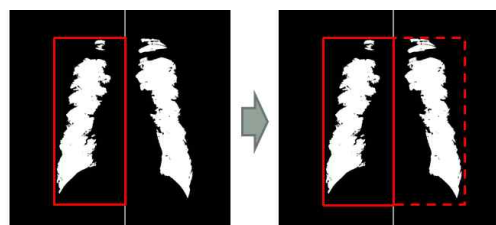


그림 8. 경계 상자 영역 확장 과정  
Fig. 8. Bounding box expansion process.

위에서 구한 결과를 영상의 중심 좌표에서 위, 아래, 좌, 우로 방향으로 조사를 진행하여 값이 0인 지점에서 조사를 멈추고 그 지점을 좌표로 지정한다. 그리고 그 좌표를 기준으로 초기 경계 상자 영역을 생성한다.

라. 경계 상자 영역 보정

위에서 얻은 경계 상자 영역은 일부 폐가 잘 검출되지 않는 영상에서 정확도가 매우 떨어진다. 그림 9 (a)는 폐가 제대로 검출되지 않은 영상이며 이를 기준으로 경계 상자 영역을 취한 영상은 그림 9 (b)와 같이 오차가 매우 크다. 흉부 X-ray 영상의 평균 폐의 크기 기준보다 작은 상자 영역 크기를 가지는 경우 몸의 경계 정보를 이용하여 상자 영역을 보정하는 단계를 가진다. 폐의 크기에 관계없이 폐의 윗부분은 동일한 위치에 있으므로 상자 영역의 상단 좌표는 고정 값을 이용한다. 상자 영역의 하단 좌표는 평균 폐의 크기를 분석하여 폐의 상단좌표에서 일정한 거리 차이를 가진 좌표를 하단 좌표로 얻는다. 상단, 하단 좌표를 기준으로 수평방향으로 조사하여 몸의 경계에 만나는 위치를 각각 상단 좌측, 상단 우측, 하단 좌측, 하단 우측 좌표로 얻는다. 각각 좌, 우 좌표에 대하여 몸의 중심에 가까운 좌표를 상자 영역 좌표로 얻는다. 이 방법은 폐를 너무 크게 잡아 불필요한 정보가 포함될 수 있으나 그림 9 (b)처럼 폐가 잘려서 사용자가 관심영역을 제대로 보지 못하는 오류를 막을 수 있다.

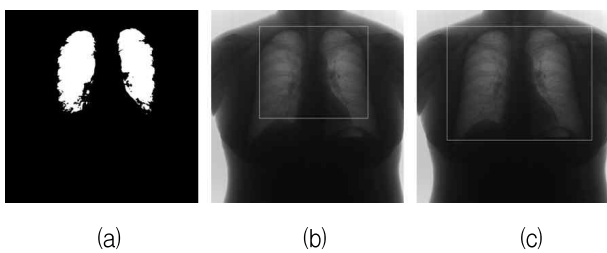


그림 9. (a) 폐가 정확히 검출되지 않은 이진 영상 (b) (a)로 얻은 경계 상자 영역 결과 (c) 보정된 경계 상자 영역 결과

Fig. 9. (a) An example of inaccurate detection (b) bounding box result of (a) (c) the modified bounding box

III. 실험

본 논문의 테스트 영상으로 원본 영상에 로우패스필

터로 노이즈 성분만 제거한 영상을 사용했으며, 3052x3052 해상도와 14 bit의 흉부 X-ray 영상 20개를 사용하였다. 알고리즘은 C언어로 구현되었고, 컴퓨터는 CPU i5-4570, 12GB RAM을 사용하였다.

제안 기법의 파라미터로 몸체 분할 기법에서 분류 이외의 것 제거 단계의 열림 연산의 블록크기는 9이고 경계 보정 단계에서 유도 필터<sup>[9]</sup>의 블록크기  $w_k$ 는 21,  $\epsilon$ 는  $10^{-6}$ 이며 다음 단계에서 양방향선형 방법을 통해 업 샘플링 한 뒤 문턱치 처리를 했을 때 문턱치 값은 0.2 이다. 관심 영역 분할 기법에서 폐 문턱치 처리를 할 때 초기 폐의 위치가 속한 블록의 위치를  $I_{cumhor}$  (700~2300, 800~1800)로 정하였으며 분류 이외의 것 제거 단계에서 열림 연산의 블록크기는 9로 정하였다. 마지막으로 경계 상자 영역 보정 단계에서 고정 상단 좌표는 300, 고정 상자 영역의 크기는 1800x1900으로 정하였다. 성능 평가를 위해 폐의 크기가 다른 영상에 대하여 몸체 분할 기법, 관심 영역 분할 기법의 결과를 비교하였으며 각각 분할 결과를 화질 개선 기법에 적용한 결과와 분할하지 않고 화질 개선 기법[2]을 적용한

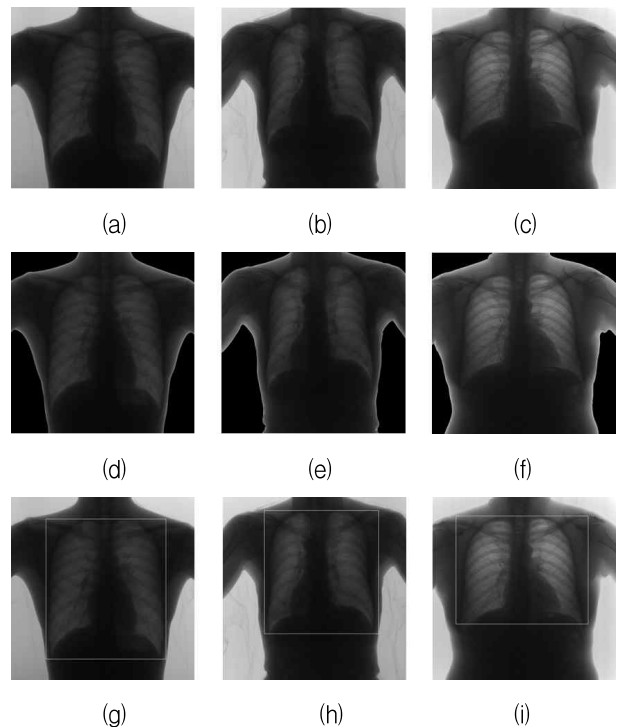


그림 10. (a),(b),(c) 원본 영상 (d),(e),(f) 몸체 분할 영상 (g),(h),(i) 관심영역 경계 상자 영역 영상

Fig. 10. (a),(b),(c) Original image (d),(e),(f) body segmentation image (g),(h),(i) region of interest bounding box image



결과를 비교하였다.

그림 10 (a), 그림 10 (b)와 그림 10 (c) 영상에 몸체 분할 기법과 관심 영역 분할 기법의 결과를 보여준다. 분할 정확도는 제안하는 기법으로 분할한 결과와 실제 영상을 보고 직접 분할한 결과의 차이를 오차로 계산하였다. 식 (11)은 오차를 백분율로 표현한 계산식이다.

$$error = \frac{\sum_{x=1}^{VERHOR} \sum_{y=1}^{VERHOR} |B_{CT}(x,y) - B_{PA}(x,y)|}{\sum_{x=1}^{VERHOR} \sum_{y=1}^{VERHOR} B_{CT}(x,y)} \times 100 \quad (11)$$

여기서  $error$ 는 오차이며  $B_{CT}(x,y)$ 는 실제 포토샵에서 수작업으로 분할한 이진영상이고  $B_{PA}(x,y)$ 는 제안된 방법으로 분할한 이진영상이다.

표 1은 각 실험 영상들의 분할 정확도를 나타낸다. 식 (11)을 통해 오차율을 구한 뒤 100에 오차율을 빼서 정확도를 구하였다. 수치는 소수점 둘째자리에서 반올림하였다. 몸체 분할은 거의 정확하게 분할하는 것을 확인할 수 있다. 관심 영역 분할도 그림 10 (a), 그림 10 (b) 영상은 정확하나 그림 10 (c) 영상이 관심 영역 분할 방법에서 오차가 큰 경우는 그림 9 (b)의 경우처럼 초기 폐 검출이 정상적으로 나오지 않았기 때문에 상자 영역이 작게 설정 되었고 경계 상자 영역 보정 단계에 의해 상자 영역이 확장하면서 오차가 발생한다.

표 2는 각각의 영상에 제안된 기법을 10번 수행하여 평균 연산 시간을 구하였다. 영상 해상도가 3052x3052로 큰 의료 영상의 특징에도 불구하고 처리시간이 최대 1초를 넘지 않기 때문에 분할 기법 이후에 필요한 화질 개선 기법을 처리하는데 있어서도 충분한 시간이 있다. 다른 기법과 처리 시간을 비교하기 위해 ASM, AAM,

표 1. 영상 별 분할 정확도  
Table 1. Segmentation accuracy per image.

	몸체 분할	관심영역 분할
(a)	99.2 %	97.3 %
(b)	98.8 %	95.0 %
(c)	98.2 %	90.6 %

표 2. 영상 별 평균 연산 시간  
Table 2. Mean of processing time per image.

	몸체 분할	관심영역 분할
(a)	0.252 s	0.566 s
(b)	0.251 s	0.554 s
(c)	0.278 s	0.544 s

화소 분류를 이용한 폐 분할 기법과 비교하였다<sup>[10]</sup>. 참조 논문의 테스트 영상의 크기는 2048x2048이며 밝기 레벨 12 bit의 흉부 X-ray 영상 247장을 사용하였다<sup>[10]</sup>. 프로그램 언어는 C++을 사용하였고 컴퓨터는 ASM과 화소 분류의 경우 CPU가 2.8 GHz intel PC에 2GB RAM, AAM의 경우 CPU가 1.1 GHz이고 768MB RAM을 사용하였다. ASM, AAM, pixel classification의 연산 시간은 각각 1 s, 3 s, 30 s이다. 영상 크기를 고려하여 연산 시간을 다시 계산했을 때 2.22 s, 6.66 s, 66.60 s가 소요된다. 따라서 기존 기법의 경우는 처리 시간의 한계로 상용화되기 어렵다.

표 3에서 제안한 몸체 분할 기법의 성능과 연산 시간을 분수선 검출을 이용한 기법<sup>[16]</sup>과 비교하였다. 실험 영상 및 실험 환경은 그림 10에서 실험과 동일하며 분할 정확도는 식 (11)을 사용하여 평가하였다. 그림 11은 몸체 분할 결과 영상으로 붉은 선은 제안 기법의 분할 경계이고 푸른 선은 [16]의 분할 경계이다. 분수선 검출을 이용한 기법<sup>[16]</sup>과 비교하여 분할 정확도는 비슷하지만 연산 시간 측면에서 월등함을 알 수 있다.

마지막으로 그림 12는 원본 영상, 몸체 분할 영상, 관심 영역 분할 영상을 기본적인 화질 개선 기법인 히스토그램 평활화로 처리한 영상을 보여준다. 분할될수록 영상의 선명도 개선 성능이 분할되지 않은 영상에 비해

표 3. 기존 기법과 제안 몸체 분할 기법의 성능 및 연산 시간 비교  
Table 3. Comparison of the performance and computation time with [16].

	분할 정확도	연산 시간
[16]	99.6 %	4.354 s
제안 기법	99.2 %	0.252 s

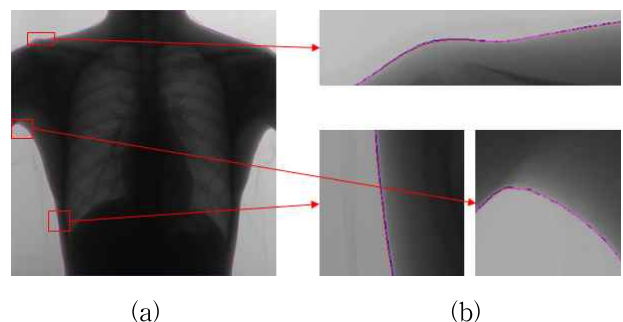


그림 11. 몸체 분할 기법 비교  
(a) 결과 영상 (b) 부분 확대 영상  
Fig. 11. Body segmentation algorithm (a) the result image (b) partially magnified image

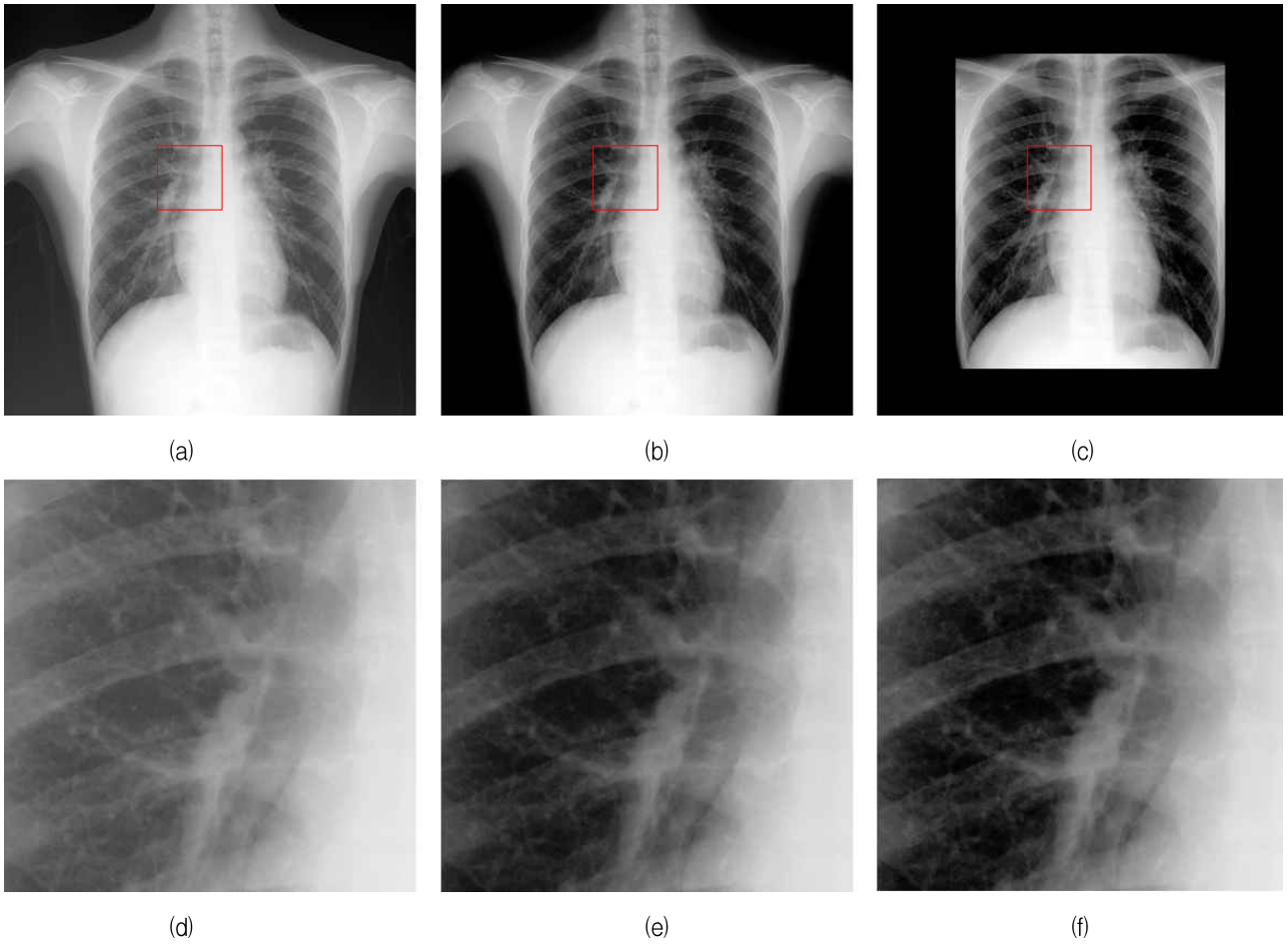


그림 12. (a) 원본 영상, (b) 몸체 분할 영상, (c) 관심 영역 분할 영상에 각각 히스토그램 평활화 기법을 처리하여 반전시킨 영상 (d), (e), (f)는 (a), (b), (c)에서 블록 영역을 확대한 영상  
 Fig. 12. (a) Original image, (b) body segmentation image and (c) region of interest image are reversed after treating the histogram equalization technique (d), (e), (f) enlarged block image in (a), (b), (c)

더 크다. 특히 영상의 대비 개선으로 인하여 폐의 혈관이 더욱 두드러지게 보인다. 대비 개선 효과를 정량적으로 측정하기 위해서 개선측정 (measure of enhancement, 이하 EME) 계수<sup>[11]</sup>와 마이컬슨 대비 (Michelson contrast)에 기반을 둔 대수 마이컬슨 대비 측정 (logarithmic Michelson contrast measure, 이하 AME)[12]을 이용하였다. EME와 AME는 식 (12)와 식 (13)으로 정의한다.  $z_1, z_2$ 은 블록의 가로, 세로 길이이며  $I_{max}, I_{min}$ 은 블록 안의 밝기 최대값, 최소값이다. EME는 수치가 클수록, AME는 수치가 작을수록 대비가 효과적으로 개선된다고 할 수 있다. 모의실험에서  $z_1, z_2$ 의 크기는 모두 8로 정하였고 동일한 환경에서 적용하기 위해서 그림 12 (a), 그림 12 (b), 그림 12 (c) 영상 모두 관심영역 안에서만 수치를 측정하였다.

$$EME = \frac{1}{z_1 \times z_2} \sum_{z_1} \sum_{z_2} 20 \times \ln \left( \frac{I_{max}}{I_{min}} \right) \quad (12)$$

$$AME = - \frac{1}{z_1 \times z_2} \sum_{z_1} \sum_{z_2} 20 \times \ln \left( \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}} \right) \quad (13)$$

표 4는 그림 12 (a), 그림 12 (b)와 그림 12 (c) 영상에 대한 EME, AME 결과이다. 분할하지 않고 화질 개선 기법을 적용한 그림 12 (a) 영상보다 몸체 분할 기

표 4. EME 및 AME 비교 결과  
 Table 4. EME and AME comparison.

	EME	AME
(a)	1.276	75.613
(b)	2.937	63.560
(c)	4.721	60.695



법을 적용한뒤 화질 개선 기법을 적용한 그림 12 (b) 영상, 관심영역 분할 기법을 적용한 뒤 화질 개선 기법을 적용한 그림 12 (c) 영상이 EME는 각각 2.302배, 3.700배 차이가 나며, AME는 각각 1.190배, 1.246배 차이가 난다. 즉 제안된 기법으로 영상을 분할한 뒤 화질 개선 기법의 효과가 더욱 증대됨을 알 수 있다.

#### IV. 결 론

본 논문은 흉부 X-ray의 투과성에 밝기 특성과 폐의 위치 특성을 이용하여 몸체 분할 및 관심 영역 분할 방법을 제안하였다. 제안하는 몸체 분할 기법은 비교 기법과 비슷한 분할 성능은 유지하면서 평균 연산 시간은 약 0.260초로 약 17배 빠르다. 제안하는 관심 영역 분할 기법도 0.5 초 내외의 빠른 검출 속도로 충분히 상용화 가능한 수준을 보인다. 제안하는 분할 기법은 영상 화질 개선에 도움이 될 뿐만 아니라 영상 대비 몸의 영역 비율을 계산하여 몸에 가해진 방사능 피폭량을 알 수 있는 등 다양한 부분에서 활용될 여지가 있다. 향후 흉부 X-ray 영상 외에도 발, 다리, 손 등 다른 부위의 X-ray 영상에서 작동하는 연구와 분할 정확도를 높이기 위한 연구를 진행할 것이다.

#### REFERENCES

[1] A.M. Reza. "Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization(CLAHE) for real-time image enhancement." *J. VLSI Signal Processing Syst.*, pp. 35-44, Aug. 2004.

[2] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, "Digital Image Processing", 3<sup>rd</sup>Ed., PEARSON EDUCATION, 2010.

[3] S.C Huang, F.C. Cheng, and Y.S. Chiu, "Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution." *IEEE Trans. Image Process*, vol. 22, no. 3, pp. 1032-1401, Mar. 2013.

[4] J.H. Jang, B. Choi, S.D. Him, and J.B. Ra, "Sub-band decomposed multiscale retinex with space varying gain." *in Proc. IEEE Int. Conf Image Process*, pp. 3168-3171, Oct. 2008.

[5] B.V. Ginneken, A.F. Frangi, J.J. Staal, B.M. ter Haar Romeny, Viergever, M.A., "Active shape model segmentation with optimal features."

*IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 21, no. 8, pp. 924-933, Aug. 2002.

[6] T.F. Cootes, G.J. Edwards and C.J. Taylor, "Comparing active shape models with active appearance models." *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, pp. 173-182, 1999.

[7] B.V. Ginneken and B.T.H. Romeny, "Automatic segmentation of lung fields in chest radiographs." *Medical Physics*, vol. 27, no. 10, pp. 2445-2455, 2000.

[8] Y Shao, Y. Gao, Y. Guo, Y. Shi, X. Yang, D. Shen, "Hierarchical lung field segmentation with joint shape and appearance sparse learning." *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 33, no. 9, pp. 1761-1780, Sept. 2014.

[9] K. He, J. Sn, and X. Tang, "Guided image filtering," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35, no. 6, pp. 1397-1409, June. 2013.

[10] B.V. Ginneken, M. Stegmann, M. Loog, "Segmentation of anatomical structures in chest radiographs using supervised methods : a comparative study on a public database", *Medical Image Analysis*. pp. 19-40, 2006.

[11] S.S. Agaian, K. Panetta and A. Grigoryan, "Transform based image enhancement with performance measure", *IEEE Trans. Image Process*, vol. 10, no. 3, pp. 367-382, Mar 2001.

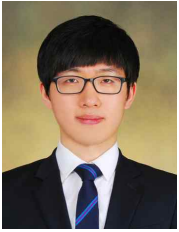
[12] S.S. Agaian, B. Silver and K.A. Panetta,, "Transform coefficient histogram-based image enhancement algorithms using contrast entropy", *IEEE Trans. Image Process*, vol. 16, no. 3, pp. 471-758, Mar 2007.

[13] X. Zhang, F. Jia, S. Luo, G. Liu, Q. Hu, "A marker-based watershed method for X-ray image segmentation," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 113, no. 3, pp. 894 - 903, March 2014.

---

 저 자 소 개
 

---



박진우(학생회원)  
 2014년 인하대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 2014년~현재 인하대학교 전자  
 공학과 석사 과정.  
 <주관심분야 : 영상처리, 선명도  
 개선, 영상 분할>



송병철(평생회원)  
 1994년 한국과학기술원 전기 및  
 전자공학과 졸업 (학사).  
 1996년 한국과학기술원 전기 및  
 전자공학과 졸업 (석사).  
 2001년 한국과학기술원 전기 및  
 전자공학과 졸업  
 (공학박사).  
 2001년~2008년 삼성전자 디지털미디어연구소  
 책임연구원  
 2008년~현재 인하대학교 전자공학과 교수  
 <주관심분야: 영상 신호처리, 영상시스템/SoC>