Journal of Korea Multimedia Society Vol. 13, No. 7, July 2010(pp. 1062-1075)

흉부 X-ray 영상에서의 명암 레벨지도를 이용한 효과적인 폐 영역 추출 알고리즘

장근호[†], 박호현[††], 이석룡[†††], 김덕환[††††], 임명관[†††††]

요 약

의료 영상 분야에서 영상의 분할 및 특성의 추출을 위하여 명암도 차이를 이용하는 방법이 널리 사용되고 있으며, 임계값을 결정한 뒤 이를 기준으로 영상을 이진화하는 임계값 방식이 잘 알려져 있다. 임계값 방식 중 자주 사용되는 방식이 임계값을 선택하는 데 효율적이면서, 효과적인 선정 기준을 제시하고 있는 Otsu 알고리즘이다. 하지만 흉부 X-ray 영상에 대해서는 Otsu 알고리즘의 적용으로 좋은 영상 분할 결과를 얻을 수 없다. 이는 폐 영역 주변에는 갈비뼈나 혈관과 같은 다양한 기관이 존재하여 따라서 명암도 레벨의 분포가 불명확하기 때문이다. 이러한 불명료성을 개선하기 위하여, 본 논문에서는 X-ray 영상의 배경을 배제한 후 Otsu 알고리즘을 적용하고, 명암 레벨 지도를 생성한 후, 이를 이용하여 X-ray 영상을 분할하는 효과적인 폐 영역 추출 알고리즘을 제시한다. 제안한 방법의 효과를 검증하기 위해 제안한 방법과 기존의 1차원 및 2차원 Otsu 알고리즘, 그리고 전문가의 육안 분할 결과와 비교하였다. 실험 결과, 제안한 방법이 기존 Otsu 방법에 비해 더 정확하게 폐 영역을 추출하였으며, 육안 분할 결과와 거의 비슷한 결과를 보여 주었다.

An Effective Extraction Algorithm of Pulmonary Regions Using Intensity-level Maps in Chest X-ray Images

Geun-Ho Jang[†], Ho-Hyun Park[††], Seok-Lyong Lee[†††], Deok-Hwan Kim[††††], Myung-Kwan Lim[†††††]

ABSTRACT

In the medical image application the difference of intensity is widely used for the image segmentation and feature extraction, and a well known method is the threshold technique that determines a threshold value and generates a binary image based on the threshold. A frequently-used threshold technique is the Otsu algorithm that provides efficient processing and effective selection criterion for choosing the threshold value. However, we cannot get good segmentation results by applying the Otsu algorithm to chest X-ray images. It is because there are various organic structures around lung regions such as ribs and blood vessels, causing unclear distribution of intensity levels. To overcome the ambiguity, we propose in this paper an effective algorithm to extract pulmonary regions that utilizes the Otsu algorithm after removing the background of an X-ray image, constructs intensity-level maps, and uses them for segmenting the X-ray image. To verify the effectiveness of our method, we compared it with the existing 1-dimensional and 2-dimensional Otsu algorithms, and also the results by expert's naked eyes. The experimental result showed that our method achieved the more accurate extraction of pulmonary regions compared to the Otsu methods and showed the similar result as the naked eye's one.

Key words: Pulmonary Region Extraction(폐 영역 추출), Intensity-level Map(명암 레벨지도), Image Segmentation(영상 분할), Threshold-based Segmentation(임계값 기반 분할), Chest X-ray Image(흉부 X-ray 영상)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이석룡, 주소 : 경기도 용인시 모현면 왕산리 89 한국외국어대학교 산업경영공학부 (449-791), 전화 : 031-330-4357, FAX : 031-330-4093, E-mail : sllee@hufs.ac.kr
접수일 : 2009년 6월 25일, 수정일 : 2009년 12월 21일
완료일 : 2010년 4월 13일
[†] SK텔레콤 플랫폼개발팀 근무
(E-mail : alovenest@gmail.com)
[††]중앙대학교 전자전기공학부 부교수
(E-mail : hohyun@cau.ac.kr)
[†††] 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수
[††††] 인하대학교 전자공학부 부교수
(E-mail : deokhwan@inha.ac.kr)
[†††††] 인하대학교 의과대학 영상의학과 교수
(E-mail : kanlim@inha.ac.kr)
※이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임(2009-0083862).

1. 서 론

영상 장치 기술의 발달 및 영상 관련 소프트웨어 기술의 발달과 더불어 통신, 산업, 가전, 인터넷 등 다양한 분야에 걸쳐 영상 정보가 활용되고 있으며, 그에 따른 다양한 영상 정보 처리 기법들이 활발하게 연구되고 있다. 이러한 영상 정보를 활용하는 많은 분야들 중 상당수의 분야는 영상 전체가 아닌, 내부의 한정된 부분을 차지하는 구조물로부터 정보를 얻어내야 하는 필요성을 가지고 있는데, 이와 같은 정보를 얻기 위해서는 영상이 포함하고 있는 구조물을 배경으로부터 분할(segmentation)하고 추출(extraction)하는 작업이 필요하며, 이런 분할 및 추출 기법 역시 다른 영상 정보 처리 기법과 함께 활발하게 연구가 진행되고 있으며 많은 기술적 발전이 뒤따라왔다.

전체 영상으로부터 특정 구조물만을 추출해내는 것은 영상을 저장함에 있어서 저장 용량 측면에서 많은 이득을 가져다 줄 수 있으며, 필요로 하는 정보만을 쉽게 파악할 수 있다는 장점도 수반한다. 또한, 구조물의 위치와 이동경로 추적 등의 처리를 용이하게 해주어 위치 추적, 문자 및 움직임 인식 등의 다양한 분야로 활용할 수 있으며 실제로 지금도 CCTV, 바코드, 카메라를 통한 문자 스캔 등과 같은 많은 부분에서 활용되고 있다.

의료 분야 역시 X-ray, CT(computed tomography), MRI(magnetic resonance imaging) 등 많은 장비들의 등장으로 인해서 다양한 의료 영상들이 사용되고 있으며, 이런 의료 영상들은 영상 장비의 목적과 종류별로 관찰대상이 각각 다르게 주어지지만 공통적으로 병폐 유무를 관찰하기 위한 핵심 영역은 각 영상별로 제한적이라는 특징이 있다. 대부분의 의료 영상들에 나타나는 불필요한 배경 부분이나, 목적으로 하는 구조물이 아닌 다른 신체부 분들은 불필요하기 때문이다. 예를 들어, CT를 통해 폐를 관찰하고자 하는 경우 신체 외곽의 배경 부분과 폐를 제외한 신체의 구성부분, 즉, 골격 및 근육 등은 관찰대상이 아니므로 불필요한 부분에 해당한다. 이런 불필요한 부분을 제거하고 목적으로 하는 구조물만 분할 및 추출하여 관찰할 수 있다면 훨씬 용이하고 빠른 관찰 및 저장용량의 감소라는 이점을 가져올 수 있다.

목적으로 하는 구조물을 배경으로부터 분할하기 위한 영상 분할 알고리즘에는 다양한 종류가 있다. X-ray 영상과 같은 그레이 레벨 영상에서의 분할 알고리즘은 임계값을 설정하고 임계값에 따라 영상을 이진화 또는 다중 레벨로 나눈 뒤 구조물을 추출하는 방법이 주로 사용되고 있다. 이런 임계값을 이용하여 영상을 분할하는 기법들도 매우 다양하게 존재하는데, 그중 가장 널리 쓰이는 것이 자연스러운 임계값을 설정해주며 동시에 빠른 속도를 지닌 것으로 알려진 Otsu 알고리즘이다[1,2].

Otsu 알고리즘은 각 화소의 레벨에 따른 히스토그램의 통계적인 방법을 사용하는 것으로, 영상의 화소 분포 히스토그램을 두 개의 클래스로 나누어 각 클래스의 분산(variance)의 차이를 최대화시켜 주는 값을 산술적으로 찾아 임계값으로 사용하는 알고리즘이다. 이렇게 구해진 임계값을 기준으로 영상을 이진화하는 작업을 수행한다. 하지만 이 Otsu 알고리즘은 X-ray 영상에서는 좋은 성능을 발휘하지 못한다. X-ray 영상은 다수의 골격 및 근육으로 인해 목적으로 하는 구조물 영역에 겹치는(overlap) 영역이 존재하며, 이 영역 내부는 레벨 값들이 균일하게 분포하지 않는다. 또 영상마다 밝기차이가 존재하기도 하며 영상에서 인체를 제외한 배경부분이 많은 영역을 차지하여 전체적인 레벨의 평균값을 낮추는 역할을 한다. 이러한 문제들이 Otsu 알고리즘을 통한 정확한 임계값 형성을 방해한다.

본 논문에서는 영상으로부터 보다 정확하고 빠른 폐 영역 추출을 위하여 두 가지 알고리즘이 조합된 기법을 제안한다. 첫 번째, X-ray 영상의 임계값 형성에서 임계값의 수치를 Otsu 알고리즘이 유도한 값보다 정확하게 산출하기 위하여, 배경제거 Otsu 알고리즘(background-eliminated Otsu algorithm)을 제안한다. 이는 Otsu 알고리즘으로 분할된 클래스 내부에 연산을 추가하여 전체 영상의 배경으로 간주하는 레벨을 찾은 후 해당 레벨보다 작은 레벨을 갖는 화소 영역을 제외한 뒤, 다시 Otsu 알고리즘을 적용하여 보다 정확한 임계값을 구하는 기법이다. 두 번째, 원 X-ray 영상과 배경제거 Otsu 알고리즘의 결과 영상을 이용하여 각 라인별로 명암 레벨 지도(intensity-level map)를 구성한 뒤, 두 개의 레벨지도를 비교하여 폐 영역을 추출하는 방법을 제안한다. 이는 Otsu 알고리즘과 속도 차이가 거의 없으며, X-ray 영상에서 보다 정확하게 폐 영역을 추출할 수 있다는 장점이 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문의 기초가 되는 알고리즘인 Otsu 알고리즘과 기존의 영상 분할 및 추출 알고리즘에 대한 간략한 소개를 하고, 3장에서는 본 논문에서 제안하는 방법을 기술한다. 4장에서는 3장에서 제안된 방법의 성능을 검증하기 위하여 수행한 실험 결과를 제시하고, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

Otsu 알고리즘은 명암 레벨(intensity level)의 히스토그램을 이용하여 제안된 초기 Otsu 알고리즘[3]과 여기에 주변 화소의 평균값을 하나의 축으로 추가하여, 히스토그램을 3차원으로 확대 구성한 2차원 Otsu 알고리즘[4]으로 나눌 수 있다. 초기 Otsu 알고리즘은 그림 1과 같이 영상의 히스토그램 분포를 레벨 값과 해당 레벨의 개수로 이루어진 2차원 그래프로 표현을 한다. 각 화소별 레벨을 이용하여 레벨별 분포 확률을 그래프로 표현한 뒤, 나타난 그래프를 일정 레벨을 기준으로 두 개의 클래스로 나눈다. 이때 나누는 기준 레벨이 임계값이 되며 이 임계값은 분할된 두 개의 클래스의 분산 차이를 최대화시키는 값으로 결정된다. 2차원 Otsu 알고리즘은 초기 Otsu 알고리즘에서 2차원 그래프로 표현했던 히스토그램 분포를 그림 2와 같이 주변 화소의 레벨 값 평균 축을 하나 추가하여 3차원 그래프로 확장시킨 뒤, 임계값을 구하는 알고리즘이다. 히스토그램의 표현 축이 하나 증가했을 뿐 클래스 사이의 분산을 최대화시키는 지점을 임계값으로 설정하는 것은 동일하다. 그러나 Otsu 알고리즘은 영상 전체의 그레이 레벨 분포를 이용하기 때문에 의료 영상과 같이 레벨 분포가 명확

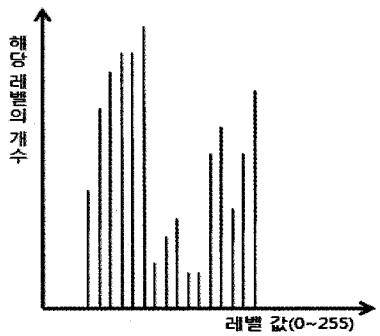


그림 1. 2차원 히스토그램

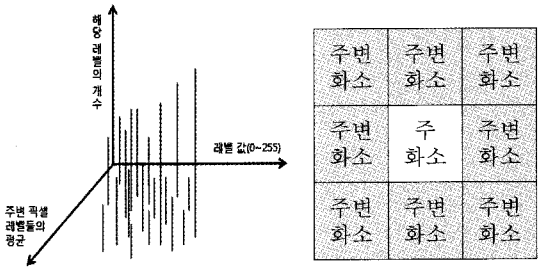


그림 2. 3차원 히스토그램

하지 않은 영상에 구현하기는 적합하지 않다. 또 특정 구조물의 분할을 목적으로 하는 알고리즘이 아니므로 분할 결과가 영상의 종류마다 상이하다는 단점이 있다.

영상의 분할 및 영상으로부터 특정 객체를 추출(extraction)하는 기법에 대하여 다양한 연구가 이루어져 왔으며, 제안한 방법과 밀접하게 관련이 있는 연구들을 소개한다. 의료 영상이 아닌 검색대와 같은 곳에서의 X-ray 영상 분할에 있어서 Jimin Liang [5]은 Radon Transform을 기반으로 최적의 클러스터 개수를 정하고 이 정보를 이용하여 영상을 분할한 뒤 원 영상과의 상호 관련성을 정의하는 방식을 제안하였다. 이 방식은 영상내의 구조물을 뚜렷하게 강조하는 기법으로는 좋은 성능을 보이지만 추출이나 분할에 관한 방법으로는 적합지 못하다. Zheng Wei가 제안한 기법 [6]은 X-ray 영상의 잡음이나 명암도의 차이로 인해 목표 구조물의 인식이 어려울 경우 이를 멀티스케일 모폴로지 연산을 이용하여 보정하고 뚜렷하게 나타내게 하는 기법이다. 그러나 이 기법은 모폴로지 필터 통과에 있어서 특정 구조물의 특징을 바탕으로 하는 것이 아니라, 영상의 전반적인 명암도를 이용하는 작업으로, 특정 구조물이 아닌 영상 전체를 목표로 하고 있다. 따라서 잡음을 제거하고 전체적인 윤곽을 뚜렷하게 하여 영상의 품질을 향상시키기에는 적합하지만, 구조물 내부의 혈관, 골격 등의 특징을 추출하기에는 적합하지 않다.

Ting-lei Huang이 제안한 방법 [7]은 2차원 Otsu 알고리즘을 기반으로 한 의료 영상 분할 기법으로서 개선된 유전자 알고리즘을 이용하고 있다. 이는 2차원 Otsu 알고리즘 연산 수행의 시간 단축과 좀 더 나은 잡음제거를 목표로 하고 있다. 이 방법은 2차원 Otsu 알고리즘에 비해 43%의 실행 시간 단축을 가져오지만 영상 이진화 결과는 2차원 Otsu 알고리즘

과 같다. 즉 다중 레벨로 분할할수록 처리 속도 측면에서 강점을 크게 가질 수 있으나 정확도 측면에서는 기존 제안된 알고리즘과 차이가 없으며, 이 역시 특정 구조물을 목표로 하지 않는다는 단점이 있다.

CT 영상을 기반으로 영상 분할을 하는 방식으로서 하이브리드 접근 기법 [8]이 있다. 이 기법은 CT 영상에서 폐 영역을 분할/추출하는 알고리즘으로, 자동 씨앗(seed) 영역 성장 법을 사용하여 3차원의 CT 영상으로부터 폐와 폐 내부의 기관지를 분할한 뒤 형태학적 연산과 저해상도 연결요소 레이블링을 사용하여 기관지를 분리하고 폐 영역만 분할해 내는 과정을 거친다. 이 과정에서 폐와 비슷한 밝기 값을 가진 기관지 부분이 폐 영역과 함께 분할되는 문제가 발생하는데, 이를 침식 연산의 반복적 수행으로 해결하였다. 또한 흉부 CT 영상의 밝기 값 정보를 활용한 폐 구조물 자동분할 방법[9]이 제안되었다. 이 기법은 영상 분할의 기초로 최적 임계값 기법을 사용하여 임계값을 설정하고, 이 임계값을 이용하여 폐와 기관지를 흉부로부터 분리한 뒤 2차원 역 영역 성장 법을 사용하여 기관지와 폐를 분할하는 과정을 거친다. 이 과정에서도 폐와 비슷한 밝기 값의 기관지가 폐와 함께 분할되는 문제가 있는데, 이를 3차원 분기 기반 영역 성장 법을 이용하여 기관지 부분을 분할한 뒤 영상 감산기법으로 폐 내부의 기관지를 제거하는 방법으로 해결하였다. 이들은 모두 CT 영상을 기반으로 하고 있으며 매우 좋은 분할을 보여주고 있지만 연산에 시간 소요가 존재한다는 단점이 있다.

Shiying Hu[10]는 CT 영상에서 임계값을 이용하여 CT 영상으로부터 폐를 추출하고, 전후방 접합을 찾아 좌우 폐를 분리한 후 외곽을 부드럽게 조정하는 과정을 통하여 폐 영역을 추출하는 방법을 제안하였다. 이는 가장자리 윤곽을 통해 폐를 정확하게 분할/추출하는 결과를 가져오지만 폐 영역 내부의 기관지나 혈관 등을 폐로부터 분리하지는 않으며, CT 영상을 기반으로 하여 그레이 레벨 분포가 CT에 비해 균일하지 않은 X-ray 영상에 적용할 수 없다는 단점이 있다. 수학적 모폴로지 방식을 개선시켜 영상의 텍스쳐 특징을 구조화하는 방식 [11]이 제안되었는데, 이는 모폴로지 필터를 새롭게 구성하여 구조물의 외곽선을 추적하는 방식으로 영역을 분할하는 기법이다. 이는 영역을 구분하는 가장자리 요소를 실제와 매우 근접하게 찾을 수 있다는 장점이 있으나, 전체 영역을 대상으로 하고 있기 때문에 의료 영상의 경우에서 특정 영역의 분할로는 적절하지 않다는 단점이 존재한다.

3. X-ray 영상에서의 영역 추출

3.1 Otsu 알고리즘

3.1.1 1차원 Otsu 알고리즘

주어진 영상이 L 단계의 그레이 레벨로 구성되어 있다고 하자. 각 i레벨의 화소 개수를 n_i 로 하면 전체 화소의 수는 $N=n_0+n_1+n_2+\cdots+n_{L-1}$ 로 표현 할 수 있다. 이 경우에 i 레벨이 나타날 확률은 $p_i=n_i/N,\quad p_i\geq 0, \sum_{i=0}^{L-1} p_i=1$로 표현할 수 있다. 이 때, 임계값 k보다 큰 레벨을 갖고 있는 화소 집합과 낮은 레벨을 갖고 있는 화소 집합으로 전체 화소들을 나눌 수 있으며, 이를 C_0, C_1 클래스로 구분해서 나타내면 각 클래스에서 화소가 나타날 확률과 각 클래스의 평균은 다음 식으로 표현된다.

$$w_0=\Pr(C_0)=\sum_{i=0}^{k-1} p_i=w(k) \tag{1}$$

$$w_1=\Pr(C_1)=\sum_{i=k}^{L-1} p_i=1-w(k) \tag{2}$$

$$\mu_0=\sum_{i=0}^{k-1} iPr(i|C_0)=\sum_{i=0}^{k-1} ip_i/w_0=\mu(k)/w(k) \tag{3}$$

$$\mu_1=\sum_{i=k}^{L-1} iPr(i|C_1)=\sum_{i=k}^{L-1} ip_i/w_1=\frac{\mu_T-\mu(k)}{1-w(k)} \tag{4}$$

위 식에서 $\begin{cases} w_0 : \text{첫번째 클래스}(C_0)\text{의 평균값} \\ w_1 : \text{두번째 클래스}(C_1)\text{의 평균값} \end{cases}$

여기에서 전체 평균은 $\mu_T=\mu(L)=\sum_{i=1}^{L} ip_i$ 으로 나타낼 수 있으며, 임계값 k가 어떤 값이던지 $w_0\mu_0+w_1\mu_1=\mu_T,\ w_0+w_1=1$이 된다.

따라서 각 클래스의 분산은 다음 식으로 표현된다.

$$\sigma_0^2=\sum_{i=0}^{k-1}(i-\mu_0)^2\Pr(i|C_0)=\sum_{i=0}^{k-1}(i-\mu_0)^2p_i/w_0 \tag{5}$$

$$\sigma_1^2=\sum_{i=k}^{L-1}(i-\mu_1)^2\Pr(i|C_1)=\sum_{i=k}^{L-1}(i-\mu_1)^2p_i/w_1 \tag{6}$$

여기에서 임계값을 각 클래스의 편차의 차를 최대화로 해주는 값으로 정할 수 있고 클래스 간 편차의 차는 $\sigma_B^2=w_0(\mu_0-\mu_T)^2+w_1(\mu_1-\mu_T)^2=w_0w_1(\mu_1-\mu_0)^2$

으로 표현할 수 있으므로, 즉 각 클래스의 평균값 차이를 최대화시키는 값과 일치한다는 사실을 알 수 있다. 즉, Otsu 알고리즘의 임계값은 나뉜 클래스간의 평균값의 차이를 최대화시키는 값 k로 정해진다. 이렇게 정해진 k를 기준으로 k보다 큰 레벨과 작은 레벨로 나누어 영상을 이진화한 결과를 얻을 수 있다.

3.1.2 2차원 Otsu 알고리즘

2차원 Otsu 알고리즘은 기존의 2차 히스토그램 평면을 활용하던 Otsu 알고리즘을 3차원 히스토그램으로 확장시켜 잡음제거 및 임계값 설정의 성능 향상을 나타낸 알고리즘이다. 주어진 영상이 L 개의 그레이 레벨로 구성되어있다고 할 때, 이 영상의 각 화소의 그레이 레벨을 $I(x,y)$로 나타내고, 이 화소의 주변부 화소의 그레이 레벨의 평균값을 $G(x,y)$로 표현하자. 그렇다면 $G(x,y)$는

$G(x,y)=\frac{1}{2k+1}\sum_{\Delta x=-k}^{k}\sum_{\Delta y=-k}^{k} I(x+\Delta x, y+\Delta y)$로 나타낼 수 있다. 이 식에서 대체적으로 $k=1$로 설정하며, 이 경우 해당 화소와 주변부 평균 화소의 각각의 그레이 레벨 값으로 이루어지는 히스토그램 (i,j)를 얻을 수 있고, 각 (i,j)가 발생하는 빈도수를 f_{ij}라고 나타내보면 이로부터 각 히스토그램 (i,j)가 나타날 확률을 $p_{i,j}=\frac{f_{i,j}}{M\cdot N}$, $\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1} f_{i,j}=M\cdot N$, $\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1} p_{i,j}=1$ 로 나타낼 수 있으며, 이 식에서 $M\times N$은 영상의 전체 사이즈를 뜻한다.

$p_{i,j}$를 $L\times L$ 평면에 분포시킨다고 가정하면 임계값 역시 좌표 형태로 나타나게 되고 이를 (s,t)라고 가정해보자. 그렇게 되면 그림 3과 같이 각 2차 공간의 히스토그램 영역이 (s,t)에 의해 4개의 영역으로 분할이 된다. 이 영역에서 대상 화소의 그레이 레벨과 주변 평균의 그레이 레벨 평균값의 차이가 크지 않은 영역인 A, D영역은 대상으로 간주할 수 있고 그렇지 않은 영역인 B, C 영역은 가장자리 영역이나 잡음으로 간주할 수 있다. Otsu 알고리즘에서와 마찬가지로 두 개의 영역으로 나누어 통계적인 방법을 사용하게 되는데, 여기서 두 개의 영역이란 A, D 영역을 말하며 B, C 영역은 취급하지 않는다. 이 경우에 각 영역을 구성하고 있는 화소들이 분포할 확률을 다음 식으로 표현할 수 있다.

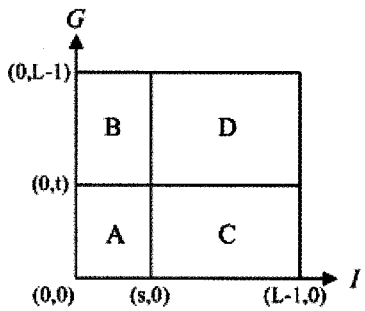


그림 3. 2차원 히스토그램

$$w_0=\frac{1}{M\cdot N}\sum_{i=0}^{s-1}\sum_{j=0}^{t-1} f_{i,j}=\sum_{i=0}^{s-1}\sum_{j=0}^{t-1} p_{i,j} \tag{7}$$

$$w_1=\frac{1}{M\cdot N}\sum_{i=s}^{L-1}\sum_{j=t}^{L-1} f_{i,j}=\sum_{i=s}^{L-1}\sum_{j=t}^{L-1} p_{i,j} \tag{8}$$

각 그레이 레벨의 평균값은 아래와 같이 표현이 가능하다.

$$\mu_0=(\mu_0^i,\mu_0^j)^T=(\sum_{i=0}^{s-1}\sum_{j=0}^{t-1}\frac{ip_{i,j}}{w_0},\sum_{i=0}^{s-1}\sum_{j=0}^{t-1}\frac{jp_{i,j}}{w_0})^T \tag{9}$$

$$\mu_1=(\mu_1^i,\mu_1^j)^T=(\sum_{i=s}^{L-1}\sum_{j=t}^{L-1}\frac{ip_{i,j}}{w_1},\sum_{i=s}^{L-1}\sum_{j=t}^{L-1}\frac{jp_{i,j}}{w_1})^T \tag{10}$$

마찬가지로, 전체 2차원 히스토그램의 평균은 $\mu=(\mu^i,\mu^j)^T=(\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1} ip_{i,j},\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1} jp_{i,j})^T$ 으로 나타낼 수 있다. 이와 같이 나타낸 두 개의 클래스 간 분산값은 $\sigma(s,t)=\sum_{k=0}^{1} w_k[(\mu_k-\mu)(\mu_k-\mu)^T]$ 로 표현될 수 있으며 결국 이 분산 값의 trace값은 다음 식으로 나타낼 수 있게 된다.

$$Tr[\sigma(s,t)]=w_0[(\mu_0^i-\mu^i)^2+(\mu_0^j-\mu^j)^2]+ w_1[(\mu_1^i-\mu^i)^2+(\mu_1^j-\mu^j)^2] \tag{11}$$

따라서 2차원 Otsu 알고리즘의 가장 최적화된 임계값 (s,t)는 이 $Tr[\sigma(s,t)]$를 최대화시켜 주는 값이 된다.

3.2 제안한 방법의 개요

의료 영상의 경우 대부분 골격이나 근육으로 둘러싸인 부분이 병폐 유무의 식별을 위한 기본적인 영역이 된다. 특히 X-ray 영상의 경우 늑골로 둘러싸인 부분이 식별을 해야 하는 주요 부분이 되는데, 이를 기본적인 Otsu 알고리즘을 적용시켜서는 폐 영역을 구별하기 어렵다. 이는 Otsu 알고리즘이 영상을 여러 영역으로 나누고 각 영역의 분산 값 차이가 최대

로 되는 값을 찾아내는 방법을 이용하는데, X-ray 영상의 경우에는 인체를 제외한 배경부분의 낮은 그레이 레벨 값들이 Otsu 알고리즘 연산에 통합 적용되어 전체적인 평균값을 낮추게 되고, 그로 인해 임계값이 낮게 형성되기 때문이다. 이러한 단점을 해결하기 위해 영상 내에서 신체 부분을 제외한 배경 영역으로 간주할 수 있는 낮은 그레이 레벨을 제거하고 Otsu 알고리즘을 적용하는 방법과, 이로 인해 나온 결과물과 영상의 라인별 레벨지도를 만든 뒤 둘을 비교하여 좀 더 개선된 추출 결과를 가져오는 알고리즘을 제안한다.

제안하는 X-ray 영상으로부터 폐 영역을 추출하는 방법의 절차는 다음과 같다. 먼저 X-ray 영상으로부터 얻어진 Otsu 결과 영상의 히스토그램을 이용하여 배경에 해당하는 레벨을 추출한다. 그 다음에 추출된 배경 레벨 값보다 작은 레벨을 갖는 화소를 제거한 후 다시 Otsu를 적용하여 이진 영상을 얻는다. 이렇게 해서 얻어진 배경제거 Otsu 결과 영상과 X-ray 영상의 레벨지도를 구성한다. 각각의 레벨지도로부터 늑골 내부와 외곽 지점을 추적하고 추적된 지점들을 연결하여 폐 영역을 추출하게 된다. 그림 4는 이 단계를 블록 다이어그램으로 표현한 그림이다.

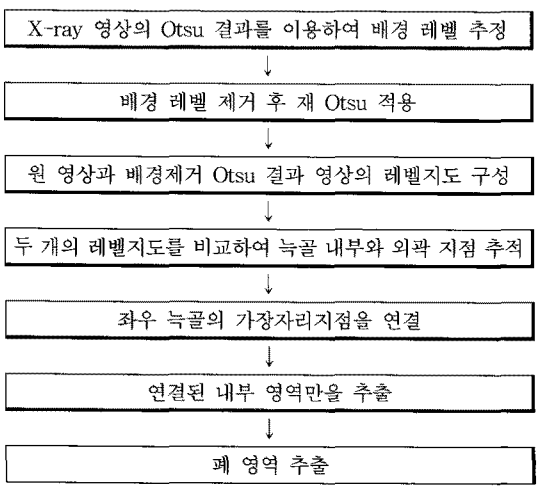


그림 4. 제안한 방법의 폐 영역 추출 절차

3.3 배경제거 Otsu 알고리즘

X-ray 영상에서는 신체를 제외한 주변 배경이 낮은 그레이 레벨 클래스의 대부분을 차지하고 있다. 그림 5는 X-ray 영상과 각 레벨별 히스토그램 분포

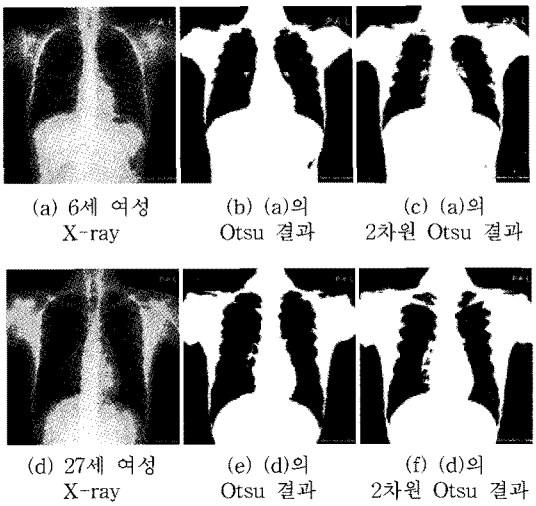


그림 5. X-ray 영상에 따른 Otsu 결과와 2차원 Otsu 결과

를 나타낸다. 이 그림을 보면 0에 가까운 낮은 레벨에 높은 분포를 보이는 것을 알 수 있다. 이 레벨의 화소수를 전체 화소수와 비교하여 수치화 시켜 보면 표 1에서 보는 바와 같이 많은 부분을 차지하고 있다는 것을 알 수 있다. 이런 점들은 Otsu 임계값 형성에는 명확한 값을 나타내는 요인으로 작용하지만, 결과적으로는 전체 평균값을 내리며 좋지 않은 결과를 보이게 된다. 실제 X-ray 영상에 Otsu 알고리즘을 적용한 결과 영상들은 낮은 임계값으로 인해 명확한 늑골 내부의 파악이 힘들다. 주목할 것은 잡음제거와 가장자리부분의 명확한 구분을 위한 2차원 Otsu가 Otsu보다 오히려 좋지 않은 결과를 나타냈다는 것이다. 그림 5는 이 결과를 보여주고 있으며, Otsu 결과가 2차원 Otsu 결과보다 영역의 검출에 있어서 좋은 결과를 보여주고 있음을 관찰할 수 있다.

본 논문에서는 보다 명확한 늑골 내부 영역의 검출을 위해, Otsu 알고리즘을 사용한 결과로부터 배경부분의 그레이 레벨을 찾고, 해당 레벨보다 낮은 레벨을 제거하는 방법을 사용한다. 영상에 Otsu 알고리즘을 적용하게 되면, 도출된 임계값을 기준으로 임계값보다 낮은 레벨을 가지고 있는 부분(C_0 클래스)과 임계값보다 높은 레벨을 가지고 있는 부분(C_1 클래스)의 두 개의 부분으로 나눌 수 있다. 분할된 두 개의 클래스 중 낮은 그레이 레벨을 포함하는 C_0의 경우 그림 6와 같이 특수 레벨에서 높은 빈도의 히스토그램이 분포하며, 표 1에서와 같이 총 화소에

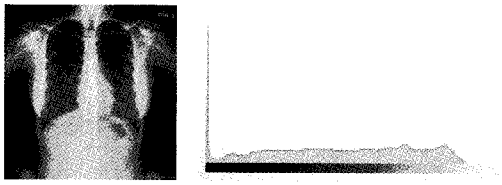


그림 6. X-ray 영상과 히스토그램

표 1. 그림 6 영상에서 배경이 차지하는 비율

	총 화소 수	낮은 레벨의 배경 화소 수	비율(%)
화소수	446,223	75,875	17

서 이 특수 레벨보다 낮은 레벨을 갖는 화소가 차지하는 비중이 17%에 이름을 알 수 있으며 이 레벨이 배경에 해당한다. 이 레벨을 $H_{\max}$ 라고 하자. 이 $H_{\max}$ 보다 낮은 레벨의 화소들을 제거한다면 전체 영상의 평균을 높이는 것뿐만 아니라 전체적인 임계값 역시 상향 조정할 수 있음을 알 수 있다. 임계값의 상향 조정은 기존 임계값과 조정된 임계값 사이의 레벨을 갖는 화소들을 낮은 그레이 레벨의 클래스로 조정하는 결과를 가져온다. 표 2를 보면 그림 6의 Otsu 결과 임계값인 94가 배경제거 Otsu를 통해 115로 상향 조정되었음을 알 수 있다. 임계값이 상향 조정되면서 Otsu에서 높은 그레이 레벨 클래스인 C_1에 포함되어 있던 94에서 115 사이의 레벨을 갖는 화소들이 배경제거 Otsu 에서는 낮은 그레이 레벨 클래스인 C_0으로 이동하게 된다. 이로 인해 이진화 결과에서 좀 더 나은 영역의 분할이 이루어진다.

이 배경제거 Otsu 알고리즘에서 모든 X-ray 영상들이 같은 그레이 레벨을 배경으로 갖는다고 할 수 없기 때문에, 모든 영상에 걸쳐 일정한 레벨을 지정해서 제거하는 방식은 사용할 수 없다. 그런 이유로 C_0클래스 내부에서 확률적인 방법을 사용하여 각 영상별로 $H_{\max}$를 찾는다. C_0 클래스에서 $H_{\max}$보다 낮은 레벨의 화소들을 제거한다면 해당 클래스의 분산 값은 기존 분산 값보다 더 큰 값을 갖게 된다. 클래스 내부의 다른 화소를 제거했을 때보다 큰, 최대의 분산 값을 구할 수 있게 된다. 즉 Otsu 알고리즘을 이용해서 얻은 임계값을 기준으로 분할된 영역 중에 C_0의 분산 값을 최대화시키는 값을 찾는 연산을 수행함으로서 $H_{\max}$를 찾는다. 이때 임계값 k는 변함이 없다.

C_0에서 $H_{\max}$보다 낮은 레벨의 화소들을 제외한 평균과 분산 값은 다음 수식과 같다.

$$w_0 = \sum_{i=1}^{H_{\max}-1} p_i + \sum_{i=H_{\max}+1}^{k} p_i \tag{12}$$

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^{H_{\max}-1} ip_i/w_0 + \sum_{i=H_{\max}+1}^{k} ip_i/w_0 \tag{13}$$

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^{H_{\max}-1} (i-\mu_0)^2 p_i/w_0 + \sum_{i=H_{\max}+1}^{k} (i-\mu_0)^2 p_i/w_0 \tag{14}$$

위 식에서 $\begin{cases} w_0 : \text{각픽셀별 확률의 합} \\ \mu_0 : 1\text{부터 } H_{\max}\text{를 제외한 } k\text{까지의 평균} \\ \sigma_0^2 : 1\text{부터 } H_{\max}\text{를 제외한 } k\text{까지의 분산} \end{cases}$

이때 분산을 최대화시켜 주는 $\max(\sigma_0^2)$는 C_0 레벨 범위 내의 히스토그램 값들을 레벨 0부터 임계값 k까지 단계별로 올리며, 하나씩 제거하여 분산을 구한 뒤 최대 분산을 도출해내는 레벨을 찾는 방식의 반복적인 수행을 통해 찾게 된다.

표 2. 그림 6 영상의 Otsu 적용결과와 배경제거 Otsu 결과 비교

	Otsu	배경제거	차이
임계값	94	115	21
레벨당 화소수 0 / 255	206,363 / 237,192	245,930 / 197,625	39,576

3.4 영상의 라인별 레벨지도

흉부 X-ray 영상을 가로 축을 기준으로 라인별로 분할하여, 분할된 각 라인의 화소들이 가지는 레벨들을 지도 형태로 나타낼 수 있다. 라인별로 분할하는 것이므로 레벨지도는 대상 X-ray 영상과 가로 크기는 같게 되고 세로는 0-255의 명암도를 가지며(그레이 레벨이 0부터 255까지 존재), 총 레벨지도의 개수는 대상 X-ray 영상의 세로축의 화소 수만큼 존재한다. 가로 700, 세로 800의 X-ray 영상의 경우 가로 700, 세로 축의 값 0-255의 레벨지도가 800개 존재하게 된다. 각 레벨지도는 X-ray 영상에서 해당 라인에 존재하는 화소들의 레벨 변화를 나타내게 된다.

그림 7은 원 영상의 1번째와 300번째 라인의 레벨지도를 나타내고 있다. 두 개의 라인 중 1번째 라인을 보면 목에 해당하는 부분의 화소들은 높은 명암도 레벨을, 나머지 부분은 낮은 레벨을 갖는다. 300번째 라인은 척추가 있는 중앙의 높은 레벨 화소를 중심으로 양 옆 늑골 중앙 부분은 낮은 레벨, 늑골 가장자리

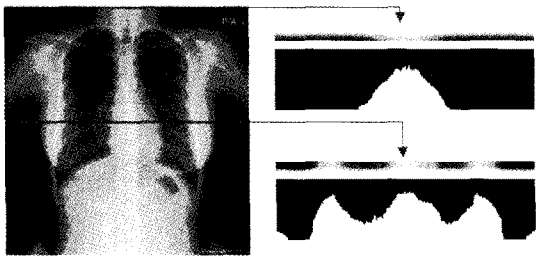


그림 7. X-ray 영상의 1번째, 300번째 라인의 레벨지도

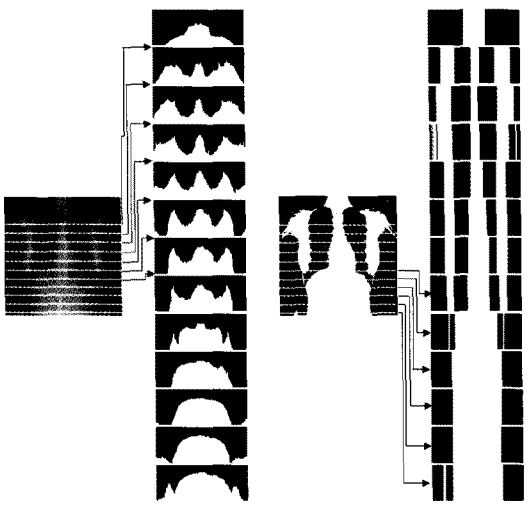
의 골격 부분과 근육 부분은 다시 높은 레벨을 갖고 나머지 가장자리는 배경으로서 다시 낮은 레벨의 분포를 이루게 된다. 이와 같이 X-ray 영상과 이 영상에 대한 배경제거 Otsu 알고리즘에 의한 결과 영상의 레벨지도를 통해 각 영상의 라인별 레벨의 분포 특성을 알 수 있다. 그림 8은 X-ray 영상과 이 영상의 배경제거 Otsu 알고리즘 결과 영상의 각 50, 100, 150, 200, 250, 300, 350, 400, 450, 500, 550, 600, 650번째 라인들의 레벨지도를 나타낸 것이다. 그림 8-b, d의 2번째부터 8번째 영상을 보면 원 영상의 라인별 레벨지도에서 늑골이 존재하는 라인들의 경우, 2개의 큰 골짜기와 골짜기를 끼고 있는 3개의 봉우리를 지닌 형태로 나타나며, 배경제거 Otsu 결과 영상의 레벨지도는 늑골 부분이 총 3개의 두꺼운 하얀 띠로 레벨지도가 나타남을 알 수 있다.

배경제거 Otsu 영상의 레벨지도 그림 8-d에서 늑골 부분에 있는 이 3개의 하얀 띠는 왼편 늑골 가장자리, 척추 부분, 오른편 늑골 가장자리 순을 의미하며, 원 영상의 레벨지도 그림 7-b에서는 이 부분이 3개의 봉우리로 나타남을 알 수 있다. 늑골 최 외곽은 배경제거 Otsu 결과 영상의 레벨지도안에 있는 3개의 하얀 띠에 해당하는 부분과 겹치는 원 영상의 레벨지도에서 찾을 수 있고, 구해진 외곽의 지점들을 가지고 늑골 영역의 추출을 할 수 있다.

3.5 폐 영역 경계 추적 알고리즘

X-ray 영상의 레벨지도에서 봉우리 내부의 최댓값이 모두 늑골 최 외곽을 의미한다고는 볼 수 없다. 늑골 외의 다른 골격이나 근육들 역시 높은 레벨 값을 가지고 있기 때문이다. 이 때문에 늑골 상단에 해당하는 그림 8-b, d의 1번째, 2번째 영상의 경우 봉우리의 형태가 부드럽지 않으며, 여기서의 최대 레벨 값을 갖는 지점이 늑골의 외곽을 의미한다고는 볼 수 없다. 그러므로 늑골의 외곽을 추적하는 알고리즘이 필요하다. 늑골 외곽을 의미한다고 볼 수 있는 지점을 추적하는 알고리즘은 다음 4 단계로 이루어져 있다.

(1) 배경제거 Otsu 결과 영상의 레벨지도에서 늑골 영역에 나타나는 3개의 하얀 띠 중, 다음 그림 9에서와 같이 가운데 띠를 제외한 양단 띠의 부분에 해당하는 부분을 원 영상 레벨지도에서 추출한다.



(a) X-ray 영상 (b) (a)의 레벨지도
(c) 배경제거 Otsu 결과 (d) (c)의 레벨지도

그림 8. 영상 및 레벨지도

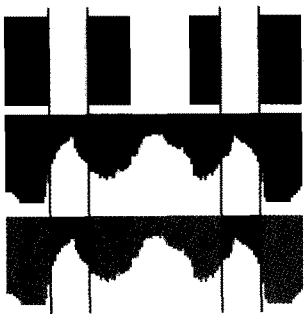


그림 9. 1 단계: 높은 명암도 부분을 레벨지도에서 추출

(2) 다음 그림 10에서와 같이 X-ray 영상의 레벨지도에서 늑골 내부를 나타내는 두 개의 골짜기 부분에서 명암도가 최소가 되는 지점 P_{min}을 찾는다.

(3) 원영상의 레벨지도를 2차원의 좌표계 (화소 수인 0-700 사이의 값을 갖는 원영상의 가로축을 x축으로, 0-255 사이의 값을 갖는 명암도 레벨을 y축으

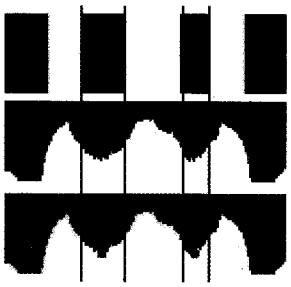


그림 10. 2 단계: 명암도가 최소가 되는 지점을 구함

로 구성)로 나타낼 때, (2)에서 찾은 명암도가 최소가 되는 지점 $P_{\min}$으로부터 (1)에서 추출된 부분의 모든 지점들까지의 거리, 기울기, 그리고 해당 지점의 레벨의 세 가지 변수를 이용하여 폐 영역의 경계점을 찾는다. 그림 11에서 관찰할 수 있는 바와 같이 이 경계점은 (2)에서 추출된 명암도가 최소가 되는 지점 $P_{\min}$으로부터 (1)에서 추출된 구간 내부에 있는 임의의 지점 P_{wd}까지의 거리가 짧도록, $P_{\min}$과 P_{wd}를 잇는 선분의 기울기는 크도록, 해당 지점 P_{wd}의 명암도 레벨이 큰 값을 가지도록 결정된다.

기울기와 거리를 함께 고려하는 이유는 늑골에 해당하는 부분뿐만 아니라 골격이 겹치거나 근육이 밀집되어있는 구간 역시 레벨이 크기 때문에 단순히 레벨의 크기만을 가지고 외곽이라 추정할 수 없기 때문이다. 그러므로 명암도가 최소가 되는 지점으로부터의 기울기가 클수록 폐 영역의 경계점이 될 가능성이 크게 함으로써, 1단계 구간의 지점들 중 척추를 기준으로 바깥쪽 지점보다 안쪽 지점이 폐 영역의 경계점으로 선택되도록 한다. 또한 명암도가 최소가 되는 지점 $P_{\min}$으로부터 P_{wd}까지의 거리를 함께 고려하여 이 거리가 짧을수록 폐 영역의 경계점이 될 가능성이 크게 한다. 폐 영역의 경계점을 선택하는 수식은 가장 최적화된 결과를 도출하도록 다양한 실험을 통해 결정되었으며, 다음 식 15와 같다. 1단계에서 추출된양단의 높은 명암도 부분의 시작 지점인 A_s에서 끝 마지막 지점인 A_e까지의 모든 지점을 차례로 검사하여 가장 최대의 결과 값을 도출하는 지점 P_b를 찾고 이 지점을 폐 영역의 외곽 지점으로 결정한다.

$$P_b = P_{wd}\ s.t.\ [I(P_{wd}) \times |slope(P_{\min}, P_{wd})| \times \frac{1}{dist(P_{\min}, P_{wd})}]\ is\ \max imized. \quad (15)$$

위 식에서

P_b: 폐영역의 경계점
P_{wd}: 원영상 레벨지도에서 하얀띠 내부의 지점
$P_{\min}$: 골짜기내부에서 명암도가 최소가 되는 지점
$I(P_{wd})$: P_{wd}의 명암도
$slope(P_{\min}, P_{wd})$: $P_{\min}$과 P_{wd}를 잇는 선분의 기울기
$dist(P_{\min}, P_{wd})$: $P_{\min}$과 P_{wd}와의 *Euclidian* 거리

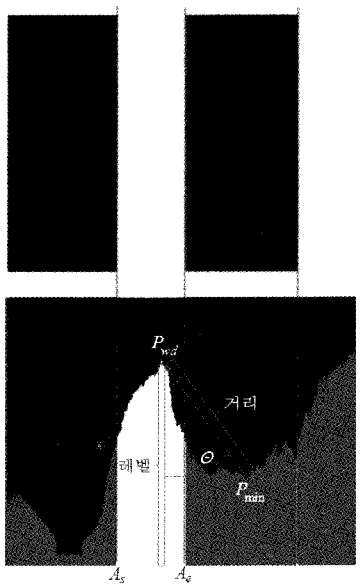


그림 11. 3 단계 : 폐 영역의 경계점을 찾는 과정

(4) (3)의 결과로 X-ray 영상에서 늑골 영역은 그림 12와 같이 한 라인별로 4개의 표시지점이 존재하게 된다. 이 지점을 늑골 외곽으로 결정하고 이 지점을 원 X-ray 영상에 표시를 한다. 그림 12는 알아보기 쉽도록 4개 라인에서의 폐 경계점 결정 지점만을 표기하였다.

위에서 언급한 대로 (1)에서 추출된 구간은 늑골과 늑골 외곽의 근육 및 다른 골격으로 인해 전반적

그림 12. 4 단계: 폐 영역 경계점 결정

으로 레벨 값이 높게 나타나기 때문에 단순히 이 구간의 레벨 최댓값이 늑골이라고는 판단할 수 없다. 그렇기 때문에 위의 식 15를 사용하여 1단계 구간의 모든 지점 중 (2)에서 최솟값을 갖는 지점으로부터 기울기가 크며 거리가 가깝고, 레벨이 큰 지점을 구한다. 3 단계의 수식 15를 통해 4단계에서 도출된 지점들은 각 라인별로 4개씩 존재하게 되며, 각 라인별 도출 지점들을 그림 13과 같이 각 라인의 1번 째 지점과 2번째 지점사이, 3번째 지점과 4번째 지점사이를 특수 레벨(여기서는 255)로 채우게 되면 전체적인 폐 영역의 추출이 가능해진다. 실제 결과는 각 라인별로 지점들이 존재하게 되므로 다음 장의 표 3의 실험 결과처럼 폐 영역이 특수 레벨로 채워져서 나타나게 된다.

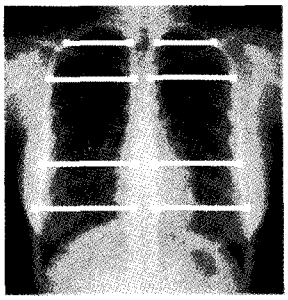


그림 13. 각 라인의 지점 사이를 특수 레벨로 채움

표 3. 테스트 영상별 실험 결과

원 영상	Otsu			제안된 실험결과	원영상과의 차 영상
	1차원	2차원	배경제거		
(a) 5세 남자					
(b) 6세 여자					
(c) 15세 여자					
(d) 17세 남자					
(e) 27세 여자					
(f) 37세 남자					

4. 실험 결과

실험에 사용한 영상은 5세 남자, 6세 여자, 15세 여자, 17세 남자, 27세 여자, 37세 남자로서 성별과 나이를 고르게 분포시켜 6개의 흉부 X-ray 영상을 대상으로 실험을 수행하였다. 각 영상은 256 그레이 레벨의 영상으로서 해상도는 700 ×700이다. 제안된 알고리즘은 Visual Studio 2005 환경에서 구현되었으며, AMD Athlon 64x2 5200+(2.7GHz)의 CPU와 4GB RAM, Windows XP 환경 하에서 실험을 수행하였다.

표 3은 각 연령과 성별로 원 X-ray 영상에 1차원, 2차원 Otsu 및 배경제거 Otsu 알고리즘을 적용한 결과와, 본 논문에서 제안한 폐 영역 추출 알고리즘을 적용한 결과, 그리고 원 영상과 추출 알고리즘의 결과를 차 영상 연산시켜서 얻어낸 추출 영역의 영상을 나타내고 있다. 실험 결과를 보면, 1차원 Otsu 알고리즘이나 2차원 Otsu 알고리즘을 적용했을 때보다, 배경제거 Otsu 알고리즘을 적용한 결과가 보다 실제 늑골 영역에 더 근접한 효과적인 임계값을 형성

표 4. 배경제거에 따른 임계값 변화

연령 / 성별	1차원 Otsu 임계값	배경제거 Otsu 임계값	변화
5세 남	92	96	+4
6세 여	93	98	+5
15세 여	93	99	+6
17세 남	84	89	+5
27세 여	92	99	+7
37세 남	98	105	+7

표 5. 육안 분할 결과와 1차원 Otsu 영상과 배경제거 Otsu 영상의 경계추적 실험결과 영역

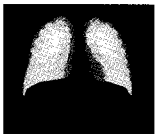
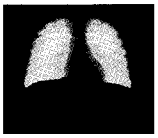
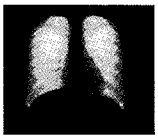
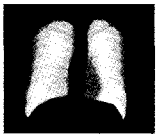
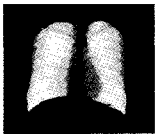
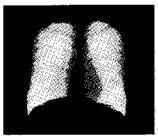
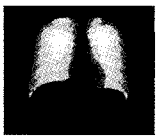
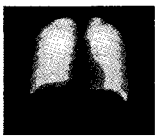
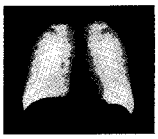
	연령 및 성별	육안 분할	1차원 기반 경계추적 결과	화소 수 / 영역	배경제거 기반 경계추적 결과	화소 수 / 영역
(a)	5세 남			82% 89%		86% 92%
(b)	6세 여			89% 86%		94% 90%
(c)	15세 여			94% 93%		97% 97%
(d)	17세 남			95% 91%		98% 95%
(e)	27세 여			97% 97%		99% 98%
(f)	37세 남			94% 93%		97% 95%

표 6. 각 방법별 평균 실행 시간의 측정

	1차원 Otsu	2차원 Otsu	배경제거 Otsu	제안된 방법
평균 실행 시간 (ms)	6.12	8612.87	6.14	6.81

하는 것을 알 수 있다. 또한 배경제거 Otsu 결과물과 원 영상을 기반으로 구성한 라인별 레벨지도의 지점 추적 알고리즘을 적용하여 늑골 최 외곽으로 추정되는 지점을 연결하면 상당히 정확하게 폐 영역 부분을 결정하게 된다.

표 4는 1차원 Otsu 연산으로 도출된 임계값과 배경제거 Otsu 연산으로 도출된 임계값의 차이를 나타낸다. 이런 임계값의 차이가 표 3에서와 같이 배경제거 Otsu 알고리즘 적용결과가 더 효과적인 임계값을 형성하도록 해준다는 것을 알 수 있다.

늑골 추출의 결과는 지점 추적 알고리즘의 3단계를 통해 얻어진 좌우 늑골의 각 가장자리 추정 지점들의 사이를 (4) 단계와 같이 특수레벨(본 실험에서는 255)로 채운 뒤, 원 영상과 차 영상 연산을 통하여 구할 수 있다. 이렇게 해서 구해진 늑골 영역의 추출 결과를 육안으로 늑골 영역을 분할한 것과 비교를 해보면, 추출된 영역의 화소 수 및 영역의 넓이 측면에서 높은 정확도를 보이는 것으로 나타난다. 표 5는 실험에서 사용한 6개 영상에 대하여, 1차원 Otsu 결과영상의 지점 추적 알고리즘 적용결과와 배경제거 Otsu 결과영상의 지점 추적 알고리즘 적용결과를 육안 분할 결과대비 화소 수 와 영역의 넓이로 나타낸 정확도 이다. 화소 수의 경우 1차원 Otsu에 비해 배경제거 Otsu의 결과물이 3.3% 정도 나은 정확도를 보였으며, 영역에 있어서도 3% 정도 더 나은 정확도를 나타냈다.

처리 속도는 [12]에서 제시된 바와 같이 2차원 Otsu 결과가 가장 좋지 않게 나타난다. 배경제거 Otsu 알고리즘의 경우 1차원 Otsu 알고리즘과 거의 동등한 처리 속도를 보였으며 본 논문에서 제안된 알고리즘의 처리 속도 역시 1차원 Otsu 알고리즘과 거의 차이가 없는 속도를 나타냈다. 표 6은 본 실험에서 수행한 6개 영상의 평균 실행시간을 나타낸 것이다. 6개 영상의 평균 실행시간을 보면 제안된 알고리즘의 평균 실행시간은 1차원 Otsu 알고리즘의 실행시간과 1ms 미만의 차이를 보여 빠른 처리 속도를 보이고 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 흉부 X-ray 영상에서 Otsu 알고리즘을 개선하여 효과적으로 폐 영역을 추출하는 방법을 제시하였다. 제시한 방법을 육안으로 판단한 늑골 영역과 비교했을 때, 평균적으로 화소 수 대비 94% 이상, 영역 대비 93% 이상을 제안된 배경제거 Otsu 알고리즘과 경계 추적 알고리즘을 통해 찾을 수 있었다. 이는 Otsu 알고리즘 보다 정확한 추출 결과이며, 전문가의 육안 관찰과 거의 비슷한 수준의 정확도를 보여 주었다. 연산 속도 역시 1차원 Otsu 알고리즘과 거의 유사한 결과를 보였으며, 2차원 Otsu 알고리즘과는 확연한 차이를 보였다. 실험을 수행한 시스템에서 배경제거 Otsu 알고리즘의 경우 6.14ms의 평균속도로서, 이는 단순 1차원 Otsu과 비교하였을 때 평균 0.02ms 정도의 작은 차이에 불과하다. 또한, 배경제거 Otsu 연산을 수행한 후 그 결과영상에 늑골 추출을 위한 경계 추적 알고리즘을 적용해, 최종 늑골 영역을 분할해 내는데 까지 걸린 평균 시간도 6.81ms로서, 단순 이진화에 그치는 1차원 Otsu 연산시간과 0.7ms 정도의 작은 차이만을 보이며 빠른 속도를 유지하는 것으로 나타났다.

향후 연구로서, 윤곽선 추적(contour tracing)을 이용한 보다 정교한 폐 영역 추출 기법 및 흉부 X-ray 영상에서 결절(nodule), 농양(abscess)등의 폐 질환을 진단하는 알고리즘에 관하여 연구할 계획이다.

참 고 문 헌

[1] O.D. Trier and A.K. Jain, "Goal-Directed Evaluation of Binarization Methods," *IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, Vol.17, Issue 12, pp. 1191-1201, 1995.

[2] X. Ye, M. CHeriet, and C.Y. Suen, "Stroke-Model-Based-Character Extraction from Gray-Level Document Images," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.10, Issue 8, pp. 1152-1161, 2001.

[3] N.A Otzu, "Threshold Selection Algorithm from Gray Level Histogram," *IEEE Trans. System Man and Cybernetics*, Vol.9, pp. 62-66, 1979.

[4] L. Jianzhuang, L. Wenqing, and T. Yupeng, "Automatic Thresholding of Gray-Level Pictures using Two-Dimension OTSU Method," China 1991 International Conference on Circuits and System, Vol.1, pp. 325-328, 1991

[5] Z. Wei, Y. Hua, S. Hui-sheng, and F. Hong-qi, "X-ray Image Enhancement Based on Multiscale Morphology," Bioinformatics and Biomedical Engineering, 1st International Conference, pp. 1568-1573, 2007.

[6] T. Huang and X. Bai, "An Improved Algorithm for Medical Image Segmentation," Genetic and Evolutionary Computing, Second International Conference, pp. 282-292, 2008.

[7] 임예니, 홍헬렌, 신영길, "하이브리드 접근 기법을 사용한 자동 폐 분할," 정보과학회논문지, 제32권, 제7호, pp. 625-635, 2005.

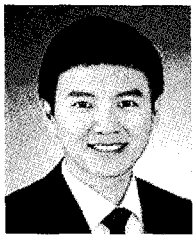
[8] 임예니, 홍헬렌, "흉부 CT 영상의 밝기값 정보를 사용한 폐구조물 자동 분할," 정보과학회논문지, 제33권, 제11호, pp. 942-952, 2006.

[9] S. Hu, E.A. Hoffman, and J.M. Reinhardt, "Automatic Lung Segmentation for Accurate Quantitation of Volumetric X-ray CT Images," *IEEE Trans. on Medical Imaging*, Vol.20, Issue 6, pp. 490-498. 2001.

[10] Z. Yu-qian, G. Wei-hua, C. Zhen-cheng, T. Jing-tian, and L. Ling-yun, "Medical Image Edge Detection Based on Mathematical Morphology," Engineering in Medicine and Biology Society, 27th Annual International Conference, pp. 6492-6495, 2005.

[11] L. Xianpeng, Z. Feng, H. Yingming, and O. Jinjun, "Integral Image Based Fast Algorithm for Two-dimensional Otsu Thresholding," *Image and Signal Processing*, Vol.3, pp. 677-681. 2008.

[12] P.K. Sahoo, S. Soltani, A.K. Wong, and Y.C. Chen, "A Survey of Thresholding Techniques," *Computer Vision Graphics and Image Process*, Vol.41, Issue 2, pp. 233-260, 1998.



장 근 호

2008년 중앙대학교 전자전기공학부 학사
2010년 중앙대학교 전자전기공학부 석사
2010년~현재 SK텔레콤 플랫폼 개발팀 근무
관심분야 : 멀티미디어 스트리밍, 멀티미디어 검색, 유비쿼터스

박 호 현

1987년 서울대학교 계산통계학과 학사
1995년 한국과학기술원 정보통신공학과 석사
2001년 한국과학기술원 전자전산학과 박사
1987년~2003년 삼성전자 정보통신총괄 수석연구원
2003년~현재 중앙대학교 전자전기공학부 부교수
관심분야 : 멀티미디어 스트리밍, 멀티미디어 검색, 유비쿼터스

이 석 룡

1984년 연세대학교 기계공학과 학사
1993년 연세대학교 산업공학과 전자계산전공 석사
2001년 한국과학기술원 정보및통신공학과 박사
1984년~1995년 한국IBM 소프트웨어연구소 선임연구원
2002년~현재 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수
관심분야 : 멀티미디어 데이터베이스, 데이터마이닝, 정보검색

김 덕 환

2003년 한국 과학 기술원 컴퓨터공학 박사
2006년~현재 인하대학교 전자공학부 부교수
관심분야 : 시각정보처리, 멀티미디어시스템, 임베디드 시스템

임 명 관

1987년 서울대학교 의과대학 학사
1995년 서울대학교 의과대학 방사선과학 전공 석사
1999년 서울대학교 의과대학 방사선과학 전공 박사
1995년~현재 인하대학교 의과대학 영상의학과 교수
관심분야 : 뇌신경계 영상, MR spectroscopy, 의료영상분석