

논문 2009-46CI-6-5

# 흉부 CT 영상을 이용한 폐 혈관 추출 및 폐 결절 재분류 기법

## ( Pulmonary Vessel Extraction and Nodule Reclassification Method Using Chest CT Images )

김 현 수\*, 팡 소 호\*, 무 잠 멜\*, 김 덕 환\*\*

(Hyun-Soo Kim, Shao-Hu Peng, Khairul Muzzammil, and Deok-Hwan Kim)

### 요 약

환자의 흉부 CT 영상을 입력으로 하여 폐 영역의 결절(nodule)을 효과적으로 분류하는 것이 목적인 컴퓨터 조력 진단(Computer Aided Diagnosis, CAD) 시스템에서는 대부분 폐 영역의 혈관 추출 단계가 우선적으로 진행된다. 혈관 조영제를 투여한 환자 영상에서 폐 혈관과 폐 결절은 흉부 CT 영상에서 비슷한 감쇄를 보이므로 혈관 추출 단계에서 혈관과 결절이 함께 추출될 수 있다. 때문에 폐 혈관이 제거된 나머지 영역에서 폐 결절을 탐지 및 분류하는 방식의 폐 결절 분류기는 혈관 추출 기법의 성능에 큰 영향을 받는다. 본 논문에서는 폐 결절이 혈관으로 오인식 되어 혈관과 함께 추출될 수 있는 문제를 극복하기 위해 혈관의 두께 패턴을 분석하여 폐 결절을 재분류하는 기법을 제안한다. 제안된 방법은 폐 영역 결정 단계, 폐 혈관 영역 추출 및 골격 형성 단계, 혈관 토폴로지 구성 및 보정 단계, 그리고 혈관 후보 내 결절 재분류 단계 등의 네 단계로 이루어져 있다. 제안한 방법의 정확도를 분석하기 위해 폐 결절이 혈관을 침투하여 분포하는 환자들의 입력 영상을 이용하여 관독 전문의의 도움을 받아 분류기의 정확도 평가를 진행하였다. 실험 결과에서는 제안한 혈관 추출 및 결절 재분류 기법을 사용한 CAD 시스템의 폐 결절 분류기 성능과 재분류 절차를 진행하지 않은 분류기 성능에 대해 비교하고 제안한 방법이 혈관 영역으로 잘못 포함된 결절을 자동으로 정확하게 재분류 할 수 있음을 보여준다.

### Abstract

In the Computer Aided Diagnosis(CAD) System, the efficient way of classifying nodules from chest CT images of a patient is to perform the classification of the remaining part after the pulmonary vessel extraction. During the pulmonary vessel extraction, due to the small difference between the vessel and nodule features in imaging studies such as CT scans after having an injection of contrast, nodule maybe extracted along with the pulmonary vessel. Therefore, the pulmonary vessel extraction method plays an important role in the nodule classification process. In this paper, we propose a nodule reclassification method based on vessel thickness analysis. The proposed method consist of four steps, lung region searching step, vessel extraction and thinning step, vessel topology formation and correction step and the reclassification of nodule in the vessel candidate step. The radiologists helped us to compare the accuracy of the CAD system using the proposed method and the accuracy of general one. Experimental results show that the proposed method can extract pulmonary vessels and reclassify false-positive nodules accurately.

**Keywords :** Chest CT Image, Computer Aided Diagnosis, Vessel Extraction, Nodule Reclassification

\* 학생회원, \*\* 정회원-교신저자, 인하대학교 전자공학과  
(Dept of Electronic Engineering, Inha University)

※ 이 논문은 지식경제부와 한국산업기술재단의 전략  
기술인력양성사업의 일환과 2008년도 정부(교육과  
과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아  
수행된 연구임(R01-2008-000-20685-0).

접수일자: 2009년9월28일, 수정완료일: 2009년11월2일

### I. 서 론

환자의 흉부 X-ray 영상에서 병변의 정확한 판독이  
어려운 경우에는 보다 정확한 판독을 위해 추가적으로  
CT(Computed Tomography: 컴퓨터단층촬영) 영상을

사용한다. CT 영상은 X-ray 영상보다 많은 영상을 생성하고 방대한 정보를 제공하므로 판독 전문의의 인간적인 요인에 의한 실수가 증가할 수 있다. 때문에 최근 의료영상 분야에서는 판독과정을 보조할 수 있는 컴퓨터 조력 진단(Computer Aided Diagnosis, CAD) 시스템에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다.

특히 흉부 CT 영상에서는 폐 영역의 결절(nodule)과 조영제를 투여한 혈관의 명암도 감쇄 및 형태 등이 비슷한 특징을 가지므로 폐 영역 병변 분류기의 전체적인 성능은 혈관 추출 기법의 성능에 큰 영향을 받는다.

일반적으로 결절의 판독은 전문의가 환자의 흉부를 3~5mm 간격으로 압축한 CT 영상을 사용하여 결절로 의심되는 부위의 앞뒤 영상에서의 연결성을 판별하고 결절로 의심되는 조직이 고립된 형태로 존재하는가를 판단한다. 이때 지속적으로 연결된 형태의 조직은 혈관으로 판단 가능하고 고립된 형태의 조직은 결절로 판단할 수 있다.

앞뒤 영상에서의 연결성을 판별하기 위해 앞뒤 영상을 확인하는 과정에서 결절이 혈관에 접해있거나 혈관을 침투하여 존재하는 경우에는 육안으로 구분하기 어렵다. 기존의 혈관 추출 기법들은 이러한 경우에 결절을 혈관으로 오인식 하여 혈관과 함께 추출할 수 있는 가능성이 있다. 이를 극복하기 위하여 본 논문에서는 혈관으로 분류된 영역에서 결절을 효과적으로 재분류할 수 있는 혈관 두께 패턴 분석 기반 결절 재분류 기법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 폐 혈관 추출 기법의 관련 연구를 기술하였다. III장에서는 제안한 혈관 추출 및 결절 재분류 기법의 전체 구성과 각 모듈에서 사용된 방법들을 기술하였다. IV장의 실험 결과에서는 폐 결절 환자들의 영상을 입력으로 하는 폐 혈관 추출 및 결절 재분류 기법의 실험 방법을 기술하고 결과를 논의하였다. 이 후 V장에서는 결론 및 향후 연구방향을 기술하였다.

## II. 관련 연구

의료영상은 복잡하고 많은 양의 정보를 포함하고 있으므로 몸을 구성하는 다양한 조직들을 각 조직의 특성을 이용하여 분류한 후 병변의 유무를 판별하는 것이 효율적이다. 특히 폐 영역은 복잡한 구조의 혈관을 추출하면 나머지 영역에서 병변을 검출하는 것이 유리

하다.

폐 영역의 폐 혈관이나 심장영역의 관상동맥과 같이 의료영상 내 혈관과 유사한 구조의 조직들을 분류하기 위한 연구는 다양하게 진행되고 있다<sup>[1~3]</sup>.

Cemil Kirbas과 Francis Quek는 혈관을 추출하는 기법들을 크게 (1) 패턴 인식에 기반을 둔 방법, (2) 모델 기반 접근 방법, (3) 궤적 추적에 기반을 둔 접근 방법, (4) 인공지능에 기반을 둔 접근방법, (5) 신경망 기반 접근 방법, (6) 관 형태의 물체 탐지 및 접근 방법 등의 여섯 가지의 범주로 분류하여 각 범주에서 다루어진 여러 기법들의 특징 및 성능을 비교 분석하였다<sup>[1]</sup>.

특히 임예니 등<sup>[3]</sup>은 흉부 CT 영상의 밝기값 정보를 사용하여 폐 구조물을 자동으로 분할하는 방법을 제안하였다. 폐 혈관 분할을 위해 히스토그램 분석을 사용하여 환자데이터에 따라 적절한 임계값을 계산하여 밝기값 기반 임계값을 적용하여 혈관 구조물을 분할하는 방법을 사용하였다.

혈관 조영제가 투여된 환자의 흉부 CT 영상에서 폐 혈관과 폐 결절은 비슷한 명암도 감쇄를 보인다. 혈관과 접하거나 침투한 폐 결절은 혈관을 추출하는 과정에서 폐 결절이 혈관으로 오인식 될 수 있으므로 혈관과 함께 추출될 수 있다. 혈관과 함께 결절이 추출되면 검출 대상 병변이 검출 대상 영역에서 제외될 수 있다. 때문에 폐 결절 분류기의 성능을 높이기 위해서는 혈관 추출 시 혈관으로 오인식된 결절을 재분류하는 방법이 필요하다.

## III. 혈관 추출 방법의 설계 및 구현

본 논문에서 제안하는 혈관 추출 방법의 전체 개요는 그림 1과 같다.

제안된 방법은 크게 폐 영역 결정 단계, 폐 혈관 영역 추출 및 골격 형성 단계, 혈관 토폴로지 구성 및 보정 단계, 그리고 혈관 후보 내 결절 재분류 단계 등의 네 단계로 이루어져 있다.

### 1. 폐 영역 결정 단계

폐 영역 결정 단계에서는 명암도 감쇄의 비율이 비교적 적은 흉부 CT 영상을 수식 (1)을 이용하여 영상을 보정한 후 Otsu 이진화 기법을 적용하여 영상을 이진화한다<sup>[4]</sup>. 보정을 위한 감마값은 1.7을 사용하였다.

이진화 한 영상에서 모폴로지 연산을 적용하여 혈관

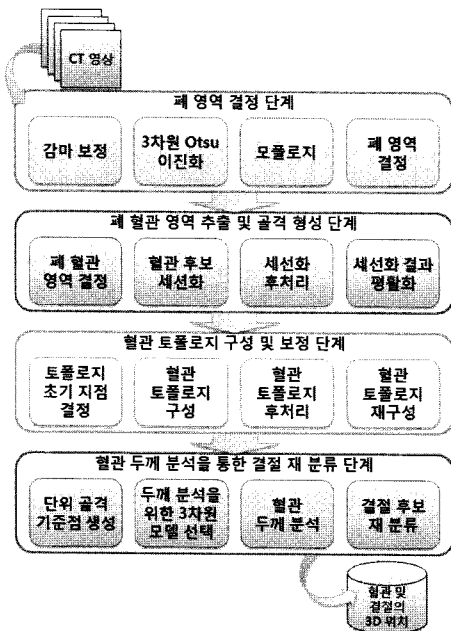


그림 1. 제안한 방법의 개요  
Fig. 1. The overview of the proposed method.

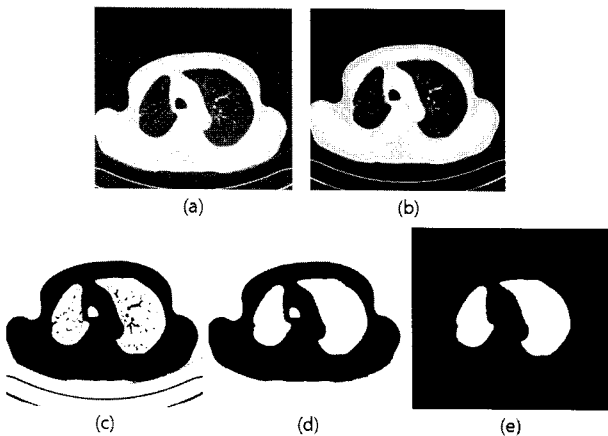


그림 2. 단일 흉부 CT 영상을 이용한 폐 영역 결정  
Fig. 2. Lung region decision using single chest CT image.

및 결절의 검출 대상 영역인 폐 영역을 결정한다.

$$LV_{new} = (LV_{old} / 255)^{gamma} * 255 \quad (1)$$

그림 2는 한 장의 CT 영상에서 폐 영역을 결정하는 과정의 예를 묘사한다. (a)는 원본 이미지, (b)는 감마 보정을 적용한 이미지, (c)는 이진 영상, (d)는 모폴로지 연산적용 후 이미지, (e)는 결정된 폐 영역을 각각 나타낸다.

Otsu는 2차원 영상에서 명암도 히스토그램의 분포가 두 클래스로 나누어지는 최적의 임계값을 찾는 방법으로 널리 알려져 있다<sup>[4]</sup>.

환자의 CT 영상은 90~100장 정도가 존재한다. 각각의 영상에서 독립된 폐 영역을 위한 임계값들을 결정한 후 3차원 영상을 생성하는 경우 각 영상의 임계값이 일정하지 않으므로 폐 영역이 불규칙적으로 결정될 수 있다. 폐의 최상단 및 최하단 등의 부위는 흉부 영상 내 폐 영역의 비율이 적기 때문에 부적절한 임계값을 산출할 수 있다.

본 논문에서는 환자의 전체 CT 영상을 사용하여 3차원 영상을 먼저 구성하였다. 이후 3차원 영상 데이터를 이용하여 폐 영역의 Otsu 이진화를 위한 단일 임계값을 산출하였고 이를 이용하여 폐 영역을 결정하였다.

동일한 의료영상 촬영 장비를 사용하여 얻어진 영상에서는 비슷한 명암도 분포 특성을 가지는 영상을 가지고 동일한 환자의 경우에는 이러한 분포가 변경되는 경우가 적으므로 매 번 임계값을 계산하기 위해 비용을 소모할 필요성이 적다. 그러므로 본 논문에서는 임계값을 미리 연산하여 사용하였다. 시스템에서 사용할 폐 영역 결정 임계값을 계산하기 위하여 12 명의 정상인 환자 영상에서 배경 영역을 제거한 환자의 신체 내부 영역만을 Otsu의 입력으로 하여 임계값을 계산하였다.

그림 3은 한 환자의 다중 CT 영상에 대하여 감마보정, 이진화, 모폴로지 등을 적용하여 3차원 폐 영역을 산출하는 과정을 묘사하며 (a) 감마 보정 영상, (b) 영상 이진화 영상, (c) 모폴로지 적용 영상, (d) 산출된 3차원 폐 영역을 각각 묘사하고 있다.

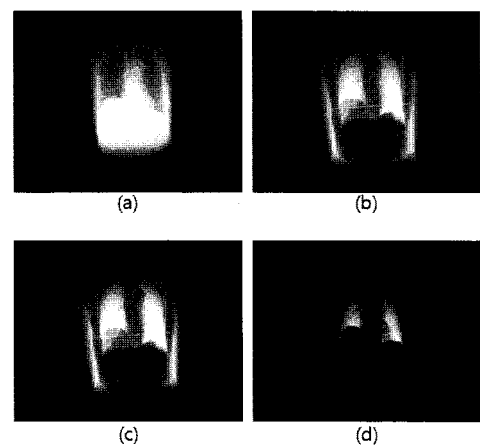


그림 3. 다중 CT 영상을 이용한 3차원 폐 영역 결정  
Fig. 3. 3-dimensional lung region decision using multi CT images.

## 2. 폐 혈관 영역 추출 및 골격 형성 단계

산출된 폐 영역은 혈관 영역과 정상 폐 조직을 구분

하기 위한 폐 혈관 영역 추출 방법의 대상 영역으로 사용된다. 폐 영역 내에서 혈관 영역을 구분하기 위해 Otsu 이진화 기법을 이용한다.

폐 영역 결정 임계값의 경우와 마찬가지로 매 번 폐 영역 내 혈관 영역 구분용 임계값을 계산하기 위한 비용 소모를 줄이기 위하여 폐 영역에 포함된 원본 영상 데이터를 사용하여 Otsu 기법을 적용 후 혈관 영역 결정 임계값을 계산하였다.

혈관 영역 결절 임계값을 이용하여 폐 영역의 이진화를 통해 폐 혈관 영역이 구성된 후에는 세선화 작업을 거쳐 혈관의 골격선을 형성한다.

세선화는 보통 지문 인식이나 문자 인식(Online Character Recognition, OCR)을 위한 방법으로 활용이 되고 있다. 지문이나 문자의 획의 골격선을 구하여 골격선이 이루는 특징을 활용하여 각 사람이나 글자를 구별하기 위한 단계로 사용되고 있다<sup>[5]</sup>. 세선화를 통해 형성된 골격선은 혈관의 두께를 측정 및 분석하는 기반이 된다.

판독을 위해서 전후 영상의 혈관, 결절 및 폐 조직의 분포 형태를 함께 파악해야 한다 그러므로 단일 CT 영상의 세선화 작업에 의한 골격선은 혈관 영역을 대표하는 골격선이라고 할 수 없다. 전후 영상의 조직 분포 상태를 고려할 수 있도록 본 논문에서는 3차원 영상의 데이터를 입력으로 하여 3차원 세선화를 적용하였다<sup>[6]</sup>.

세선화 결과로 얻어진 골격선은 다음 단계인 혈관 토폴로지 구성 및 보정 단계에서 사용된다.

3. 혈관 토폴로지 구성 및 보정 단계

폐 혈관의 두께는 세선화 전의 폐 혈관 영역 데이터와 폐 혈관 골격선으로 부터 얻은 혈관 토폴로지 데이터를 이용하여 분석이 가능하다. 혈관 토폴로지 구성 방법은 골격선을 구성하는 데이터를 골격선 교차점 및

표 1. 혈관 토폴로지 구성에 적용한 심벌 및 속성  
Table 1. Symbols and attributes that are applied to construct vessel topology.

심벌	속성
s	동일 단위 골격선의 시작 픽셀
x	동일 단위 골격선의 중간 픽셀
e	동일 단위 골격선의 종료 픽셀
c	현재 관심 픽셀
o	다음 관심 픽셀
n	새로운 단위 골격선의 시작 픽셀

단위 골격선으로 구분하고 이 구성요소들이 트리 구조를 가지도록 형성한다. 혈관 토폴로지 구성 방법에서 사용된 픽셀 심벌들의 정의는 표 1과 같다.

세선화 결과는 두께 1 인 픽셀로 이루어진 선들의 집합이다. 이 집합을 입력으로 하여 혈관 토폴로지를 구성하며 관심 픽셀에 근접하는 픽셀들의 상태를 분석하여 구성할 수 있다.

2 차원 데이터의 혈관 토폴로지 구성 과정은 기관지와 가장 가까운 픽셀이 혈관 토폴로지 구성을 위한 시작 픽셀로 체크되고 현재 관심 픽셀로 등록되어 세선화 결과의 모든 픽셀을 순회하며 프로세스가 진행된다.

현재의 관심 픽셀(c)을 기준으로 주위 8 개의 픽셀들 중 이미 단위 골격선의 시작 픽셀(s), 중간 픽셀(x), 종료 픽셀(e)로 판별된 픽셀들을 제외한 아직 방문하지 않은 픽셀(non-checked pixel)의 수를 셴다. 만약 픽셀의 수가 0 개일 경우에는 현재 관심 픽셀(c)을 단위 골격선의 종료 픽셀(e)로 변경하고 1 개일 경우에는 현재 중심 픽셀을 다음 관심 픽셀(o)로 이동하며 2 개 이상 일 경우에는 현재 관심 픽셀(c)의 위치를 골격선의 분기점으로 판단할 수 있으므로 다음 관심 픽셀들(o)을 새로운 단위 골격선의 시작 픽셀(n)로 변경한다.

그림 4의 (a)는 첫 번째 단위 골격선의 중간 픽셀을, (b)는 첫 번째 단위 골격선의 끝 픽셀을, (c)는 왼쪽의 단위 골격선의 중간 픽셀을, (d)는 오른쪽 단위 골격선

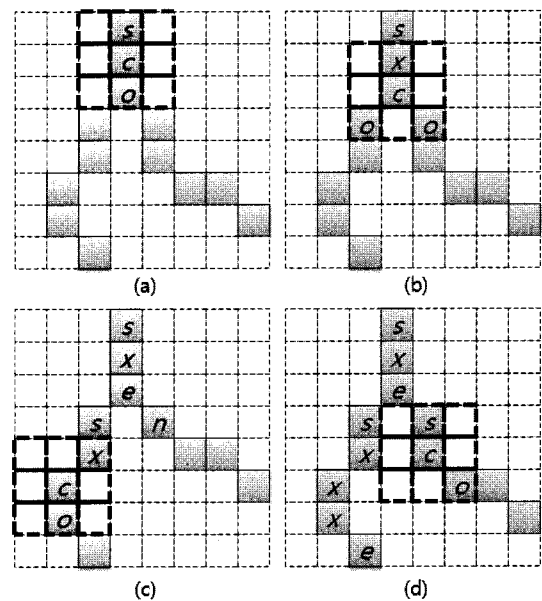


그림 4. 2차원 영상 데이터의 혈관 토폴로지 구성과정  
Fig. 4. The vessel topology constructing process for 2-dimensional image data.

표 2. 혈관 토폴로지 구성 방법의 의사코드  
Table 2. Pseudocode of the vessel topology constructing process.

```

01: function 3d topology construction
02: {
03:   Insert the start-pixel into the pixel-queue
04:
05:   While queue has any pixels to use
06:   {
07:     Get a pixel from the queue and remove from it
08:     Update this pixel to current-pixel
09:
10:     Get non-checked pixel count from current-pixel's neighbors
11:     If non-checked pixel count is 0
12:     {
13:       Update the current-pixel to end-pixel
14:     }
15:
16:     If non-checked pixel count is 1
17:     {
18:       Update the current-pixel to mid-pixel
19:       Update non-checked pixel to next-pixel
20:       Insert next-pixel into pixel-queue
21:     }
22:
23:     If non-checked pixel count more than 1
24:     {
25:       Update the pixels to start-pixel
26:       Insert the start-pixels into pixel-queue
27:     }
28:   }
29: }
    
```

의 중간 픽셀을 대상으로 진행 중인 토폴로지 구성 과정의 예를 각각 묘사하고 있다.

골격선의 시작 픽셀을 관리하는 큐를 사용하여 단위 골격선의 시작 픽셀 s 와 n들을 관리하며 큐에 남은 요소가 없을 때 까지 혈관 골격선 토폴로지 구성 방법을 반복하여 진행한다. 골격선 토폴로지는 트리 자료 구조를 사용하여 골격선 단위로 필요한 정보들을 관리한다.

앞서 설명한 방법을 확장한 3차원 혈관 토폴로지의 구성 방법의 의사코드는 표 2와 같다.

실제로 3차원 영상 데이터에서 혈관 토폴로지 구성을 위한 방법을 적용할 때에는 현재 관심 픽셀의 주변 26개의 픽셀에 대한 분포를 고려하고 나머지 요소들은 동일하게 진행한다. 3차원 영상 데이터를 입력으로 하여 3차원 세선화를 진행한 후 결과로 산출된 골격선의 토폴로지를 구성한다.

4. 혈관 두께 분석을 통한 결절 재분류 단계

혈관의 두께는 혈관 영역 데이터와 앞선 단계에서 얻은 혈관 골격선 토폴로지를 이용하여 계산할 수 있다. 혈관 두께 분석 단계에서는 혈관 골격선 토폴로지를 구성하는 각 단위 골격선에서 모두 진행된다. 기관지와 가장 가까운 단위 골격선을 시작으로 토폴로지 트리를 순회하며 모든 단위 골격선에 대해 진행한다.

혈관의 두께를 분석하기 위해서는 혈관 영역의 중심

선으로부터 측정을 해야 하지만 세선화 결과는 노이즈에 의해 혈관 영역으로부터 다소 벗어날 수 있다. 그러므로 골격선들이 각각 혈관 영역의 중심에 가까워지도록 보정하는 평활화 단계를 진행한다.

평활화 단계는 골격선을 이루는 픽셀들을 일정한 간격으로 나누는 기준점을 사용한다. 후에 이 기준점에서 혈관 영역과의 거리를 이용하여 혈관의 두께를 측정하게 된다. 토폴로지 구성하여 보관한 픽셀 위치 정보들을 이용하여 후에 혈관 골격선을 이루는 기준점들에 쉽게 접근할 수 있으며 폐 혈관의 시작점으로부터 각 단위 골격선을 순회하며 평활화를 진행한다.

평활화는 골격선을 구성하는 각 기준점들에 대해 진행된다. 기준점 P<sub>i</sub>가 주변 기준점들에 의해 P'<sub>i</sub>로 변경되는 새로운 x좌표 P'<sub>i</sub>(x<sub>i</sub>) 및 y좌표 P'<sub>i</sub>(y<sub>i</sub>)는 다음과 같은 수식을 사용하여 계산한다.

$$P'_i(x'_i) = \frac{x_{i-2} + 3 \times x_{i-1} + 5 \times x_i + 3 \times x_{i+1} + x_{i+2}}{13} \quad (2)$$

$$P'_i(y'_i) = \frac{y_{i-2} + 3 \times y_{i-1} + 5 \times y_i + 3 \times y_{i+1} + y_{i+2}}{13} \quad (3)$$

수식에서 사용된 i는 단위 골격선 내 기준점의 인덱스이다. 가장 첫 기준점의 x좌표를 대상으로 x<sub>i-2</sub>, x<sub>i-1</sub>은 존재하지 않는다. 이렇게 존재하지 않는 주변 기준점은 가장 가까운 기준점을 대신하여 적용하였다.

평활화로 인해 골격선을 보정한 후에는 혈관의 두께를 측정한다. 혈관 두께를 측정할 때에는 평활화의 기준점으로 선택된 픽셀들을 사용한다. 이는 단위 골격선을 이루는 모든 픽셀에서의 두께를 측정하는데 소요되는 연산 시간을 절약할 수 있다.

두께를 측정하는 방법은 골격선으로부터 혈관 영역에 방사형으로 이르는 직경 측정을 기반으로 하는 방사형 모델 기반 두께 측정 방법과 혈관 영역에 내접하는 구의 반지름을 측정하는 구형 모델 기반 두께 측정 방법 등의 두 가지 방법을 사용하였다.

가. 방사형 모델 기반 두께 측정 방법

방사형 모델은 골격선의 기준점을 중심으로 26개 방향으로 뻗는 픽셀들을 사용하여 두께 측정을 하는 방법에서 사용하는 모델이다.

방사형 모델을 이용하면 평활화 결과 혈관 골격선이 중앙에서 얼마나 벗어났는지 확인할 수 있고 모델의 크

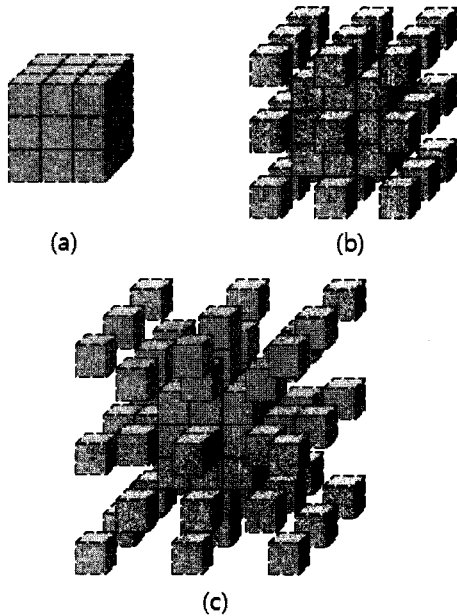


그림 5. 3x3x3, 5x5x5, 7x7x7 크기 방사형 모델의 예  
Fig. 5. Example of radial model size of 3x3x3, 5x5x5, 7x7x7.

기가 커질 때 비교해야 하는 픽셀들이 증가하는 양이 고정적이므로 비교적 빠른 수행이 가능하다.

방사형 모델의 26방향 중 서로 반대 방향으로 위치하는 픽셀의 길이를 더하여 측정하여 총 13개의 길이를 측정한다. 혈관의 방향과 비슷한 길이는 길고 혈관의 방향에 수직으로 향하는 방향의 길이는 짧기 때문에 이 13개의 길이 중 가장 짧은 두 방향의 평균값을 사용하여 혈관의 두께로 인식하도록 하였다. 이 때 13개의 길이를 짧은 순서로 나열하여 5개 이상의 길이가 서로 비슷하면 혈관이 굽어진 형태이거나 폐 결절이 존재할 확률이 높아진다. 추후에 해당 기준점에 쉽게 접근할 수 있도록 해당 기준점의 위치 정보 및 13쌍의 길이 정보를 별도로 보관하도록 하였다. 길이에 대한 비율이 0.8 미만이면 길이가 비슷하다고 판별하였다.

그림 5의 (a)부터 (c)까지는 각각 3x3x3, 5x5x5, 7x7x7 크기를 가지는 방사형 모델의 직관적인 예를 묘사하고 있다.

#### 나. 구형 모델 기반 두께 측정 방법

구형 모델은 그림 6과 같이 구 형태의 픽셀을 대상으로 혈관 영역 내부에 존재하는 픽셀의 수를 계산하는 방법이다. 모델의 크기가 커질수록 방사형 모델을 사용하는 방법 보다 비교의 대상이 되는 픽셀의 수가 많아진다. 그러므로 연산속도가 방사형 방법 보다 비교적

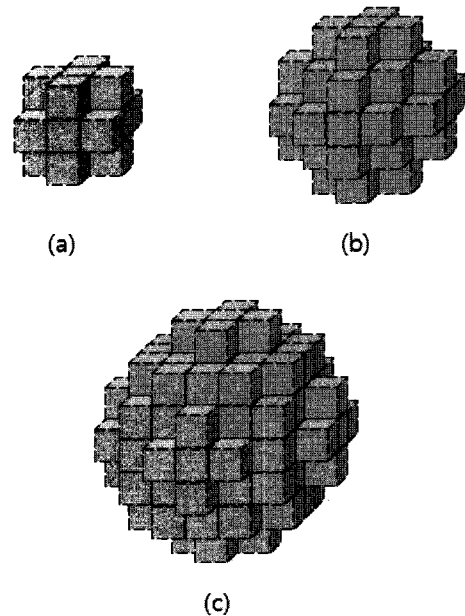


그림 6. 3x3x3, 5x5x5, 7x7x7 크기 구형 모델의 예  
Fig. 6. Example of sphere model size of 3x3x3, 5x5x5, 7x7x7.

느리지만 형태적으로 노이즈에 덜 민감한 결과를 얻을 수 있다.

구형 모델의 경우에는 방사형 모델과는 달리 기준점이 혈관 영역의 중심에서 벗어날수록 혈관의 두께를 얇게 측정할 수 있는 문제점이 있다. 따라서 재귀적인 방법으로 구형 모델의 위치를 변경할 수 있도록 하였다. 구형 모델의 크기를 점점 확장하면서 혈관 영역 내부에 존재하지 않는 픽셀들을 26방향으로 나누어 카운트하였다. 이 방향을 혈관 외벽의 방향으로 판단하여 이 방향의 반대쪽으로 기준점의 위치를 이동시켜 구형 모델의 사이즈를 측정하였다. 구형 모델의 크기가 확장되면서 혈관 영역을 벗어난 픽셀의 비율이 확장된 혈관 모델의 0.1 이상이 되면 확장을 멈추고 한 단계 축소된 구형 모델의 크기를 선택하였다.

그림 6의 (a)부터 (c)까지는 각각 3x3x3, 5x5x5, 7x7x7 크기를 가지는 구형 모델의 직관적인 예를 묘사하고 있다.

혈관 영역을 침투한 폐 결절을 재분류 하는 것은 이렇게 혈관 영역의 두께를 분석하여 두께가 지속적으로 감소하지 않는 구간을 탐지하여 이를 적절한 색상으로 환기시키는 것이 필요하다.

두께를 분석하기 위하여 혈관 토폴로지를 구성하는 각 단위 골격선을 순회하면서 골격선에 포함된 기준점들을 대상으로 방사형 모델 및 구형 모델의 크기를 변

경하면서 두께를 분석하였다. 판별 대상으로 하는 폐 결절의 크기를 혈관 두께 변화 감지의 임계값으로 사용하여 결절을 감지하도록 하였다.

### III. 실험

실험은 본 논문에서 제안한 혈관 추출 및 폐 결절 재분류 기법이 컴퓨터 조력 진단 시스템의 정확도에 미치는 영향을 알아보기 위해 평활화 유무, 두께 측정 방식 및 폐 결절 크기에 따른 정확도의 변화 정도를 평가하였다.

#### 1. 실험 환경

실험을 위한 환경은 인텔 코어 2 듀오 2.4GHz CPU 및 2GB의 RAM이 탑재된 PC를 사용하였고, 제안한 방법은 마이크로소프트사의 윈도우 XP 운영체제에서 Visual C++ 6.0 통합 개발 환경을 이용하여 구현하였다.

실험에 사용한 영상 데이터는 인하대학교 병원 영상의학과에서 제공받은 남녀 폐암 환자 32명의 흉부 CT 영상을 사용하였으며 12명의 정상인, 21명의 폐 결절 환자 영상을 사용하였다. 정상인 영상은 폐 결절 임계값 및 혈관 영역 임계값을 미리 계산하기 위하여 사용하였다. 폐 결절 환자의 영상은 그룹별 폐 결절의 수가 비슷하도록 3명 씩 총 7개의 그룹을 구성하여 정확도 비교 실험의 입력 영상으로 사용하였다.

실험에 사용된 흉부 CT 영상은 512x512의 해상도와 8bit의 색상 깊이를 가지는 bmp 영상으로 혈관에 내접, 외접 및 고립되어있는 등의 다양한 타입을 가지는 병변을 포함하도록 선택하였다. 각 영상은 5mm 두께의 정보를 압축한 영상으로 환자당 80~100장 정도 존재하며 실험에서는 정상인 및 폐 결절 환자를 포함한 33명의 3502장의 영상을 사용하였다.

정확도의 측정은 인하대 병원 영상의학과 판독 전문의의 도움을 받아 진행되었다. 정확도 산출을 위한 수식은 다음과 같다.

$$Accuracy = \frac{\text{올바르게 분류된 폐 결절의 개수}}{\text{전체 폐 결절의 개수}} \quad (4)$$

#### 2. 평활화 유무에 따른 분류 결과 및 분석

혈관 영역의 두께를 측정하기 위해서 필요한 혈관의 골격선은 노이즈에 민감하여 혈관 영역의 중심부에서

표 2. 평활화(Smoothing) 유무에 따른 정확도 비교  
Table 2. Comparison of accuracy for smoothing pre-processing.

Accuracy (%)	Without Smoothing	Smoothing (5points)	Smoothing (9points)
Group1	95	95.5	95.8
Group2	94.7	94.9	95.1
Group3	99.7	99.7	99.7
Group4	95.4	95.5	95.5
Group5	97	97.2	97.6
Group6	96.1	96.4	96.8
Group7	92.6	93.2	94

벗어날 수 있다.

혈관 골격선의 평활화는 중심부에서 벗어난 혈관의 골격선을 보정하는 역할을 하여 혈관 영역의 두께를 분석하는 데 신뢰할 수 있는 결과를 산출하도록 한다.

평활화에서 사용되는 기준점들은 주변 기준점들의 분포에 의해서 새로운 위치가 결정되는데 주변 기준점들의 수에 따라 정확도의 변화 정도를 분석할 가치가 있다.

표 1은 평활화를 하지 않은 경우, 평활화에 5개의 주변 기준점을 사용한 경우, 평활화에 9개의 주변 기준점을 사용한 경우에 따라 정확도의 변화 정도를 폐 결절 환자의 그룹에 따라 비교한 결과를 보이고 있다.

실험 결과 9개의 주변 기준점을 사용한 경우의 정확도가 평활화를 사용하지 않았을 경우 보다 기준점을 평균적으로 0.57%정도 향상된 성능을 보여주었다.

#### 3. 두께 측정 방식에 따른 분류 결과 및 분석

혈관 영역의 두께를 측정하는 방식은 방사형 모델 기반 측정 방법과 구형 모델 기반 측정 방법을 사용하여

표 3. 두께 측정 방식에 따른 정확도 비교  
Table 3. Comparison of accuracy according to the thickness analysis method.

Accuracy (%)	Radius model	Sphere model
Group1	94.6	97.1
Group2	94	96.3
Group3	99.7	99.7
Group4	94.5	96.6
Group5	96.8	98.6
Group6	96.4	97.3
Group7	93.9	94.2

자동 결절 분류기의 판별 정확도를 측정하였다.

표 3은 두께 측정 방식에 따른 폐 결절환자의 그룹별 결절 분류기의 정확도 측정 결과를 보이고 있다.

실험 결과 구형 모델을 이용한 방법이 방사형 모델을 이용한 방법 보다 평균적으로 1.41% 정도 높은 성능을 보여주었다.

#### 4. 폐 결절의 크기에 따른 분류 결과 및 분석

본 논문에서 개발한 혈관 영역 내 폐 결절 재분류 기법을 사용한 결절 자동 분류기의 성능을 직관으로 살펴 보기 위해 폐 결절의 크기에 따른 판별 정확도의 변화 정도를 비교하였다.

표 4는 결절의 크기에 따른 폐 결절환자의 그룹별 결절 분류기의 정확도 측정 결과를 보이고 있다.

실험 결과 폐 결절이 3~5mm, 5~7mm, 7~9mm 일 때 평균적으로 각각 95.91%, 97.11%, 98.34%의 정확도

표 4. 폐 결절의 크기에 따른 정확도 비교  
Table 4. Comparison of accuracy according to the size of nodule.

Accuracy (%)	3mm~5mm	5mm~7mm	7mm~9mm
Group1	95.7	97.1	98.7
Group2	93.3	96.3	97.6
Group3	99.7	99.7	99.7
Group4	95.6	96.6	97.9
Group5	97.2	98.6	99.1
Group6	96.9	97.3	98
Group7	93	94.2	97.4

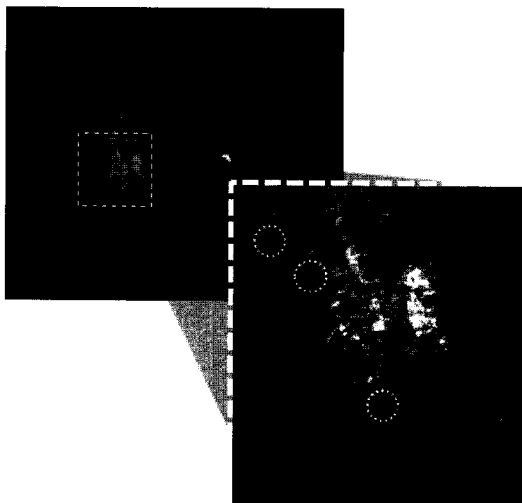


그림 7. 폐 결절 재분류 결과의 예  
Fig. 7. Example of reclassified pulmonary nodules.

를 보여 주었다.

그림 7은 7~9mm 크기의 폐 결절이 존재하는 한 환자에 대한 혈관 영역 내 결절 재분류 결과의 예를 보여 주고 있다.

## IV. 결 론

본 논문에서는 흉부 CT 영상 내 폐 결절 자동 분류기에서 폐 결절의 효과적인 분류를 위하여 혈관 영역의 두께 분석을 통한 폐 결절 재분류 기법을 제안하였다.

실험에 사용한 영상에서 혈관을 침투한 폐 결절의 예는 전체 결절의 8.15% 정도를 차지하였다. 9개의 주변 기준점을 활용하고 구형 모델을 사용할 경우 결절 자동 분류기의 정확도가 혈관 영역 내 결절 재분류 방법을 적용하지 않았을 경우 보다 평균 4.37% 정도 향상되었음을 확인하였다.

이 점을 고려하면 본문에서 제안한 방법의 실험 결과는 진행 중인 흉부 CT 영상 내 폐 영역 CAD 시스템의 성능향상에 기여할 수 있음을 알 수 있다.

제안된 혈관 내 폐 결절 재분류 기법은 폐 영역에 한정된 방법이 아니므로 혈관 형태의 조직을 침투한 다른 병변의 재분류에도 활용될 수 있어 다양한 영역의 의료 영상에서 활용될 수 있을 것이다.

향후 연구로는 폐 벽에 근접하여 존재하는 결절의 경우 결절이 폐 영역에서 제외되어 결절이 분류 대상에 포함되지 않을 수 있는 단점을 보완하여 폐 벽에 근접하여 존재하는 결절에 대해서도 분류기의 관심 영역에 포함시키기 위해 보다 온전한 폐 영역을 찾고자 한다. 이처럼 분류대상에 포함되지 않거나 잘못 분류되는 결절에 대해서도 CAD 시스템이 전문가에게 관련 부위를 효과적으로 환기시킬 수 있도록 하는 방향으로 연구를 진행하고자 한다.

## 참 고 문 헌

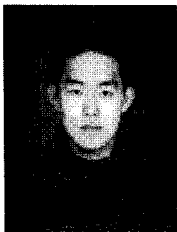
- [1] C. Kirbas and F. Quek, "A review of vessel extraction techniques and algorithms", ACM Computing Surveys, 2004.
- [2] Y. Yim, H. Hong, J. B. Seo, Y. G. Shin, "Accurate Extraction of the Lungs and Pulmonary Vessels from Chest CT: Gradient-based Method," RSNA, 2007.
- [3] 임예니, 홍헬렌, "흉부 CT 영상의 밝기값 정보를



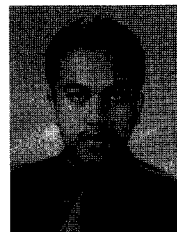
사용한 폐 구조물 자동 분할,” 한국정보과학회 논문지:소프트웨어 및 응용, 제33권, 제11호, 2006년 11월

- [4] N. Otsu, “A threshold selection method from gray level histograms”, IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, 1979.
- [5] R. Plamondon and S. N. Srihari, “On-line and Off-line Handwriting Recognition : A Comprehensive Survey,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, pp. 63 - 84, January 2000.
- [6] K. Palágyi, A. Kuba, “A parallel 3D 12-subiteration thinning algorithm”, Graphical Models and Image Processing, pp. 199-221, 1999.
- [7] A. Teramoto, M. Tsuzaka, T. Hara, H. Fujita, “High-speed Detection Method of Solitary Nodules in 3D Chest CT images Based on Cylindrical Filter”, International Forum on Medical Imaging in Asia, 2009.
- [8] S. H. Peng, H. S. Kim, D. H. Kim, “Speeded Up Feature Extraction for CT Image Based on Integral Image Technique”, International Forum on Medical Imaging in Asia, 2009.
- [9] 이덕운, 남우현, 나종범, “진단 및 치료를 위한 3차원 의료 영상의 응용”, 대한전자공학회 전자공학회지, 제35권, 제4호, pp. 67-75, 2008년 4월
- [10] 황운주, 박성욱, 박종관, 박종욱, “지문 영상의 분해 및 합성에 의한 주름선 검출방법”, 대한전자공학회, 전자공학회논문지-CI, 제44권, 제3호, pp. 90-97, 2007년 5월

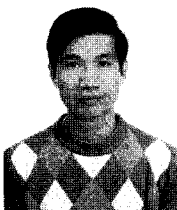
— 저 자 소 개 —



김 현 수(학생회원)  
2008년 인하대학교 컴퓨터공학과  
학사 졸업.  
2008년~현재 인하대학교 전자  
공학과 석사과정 재학.  
<주관심분야 : 인공지능, 멀티미  
디어, 모바일 플랫폼>



뮤 잠 멜(학생회원)  
2009년 인하대학교 전자공학과  
학사 졸업.  
2009년~현재 인하대학교 전자  
공학과 석사과정 재학.  
<주관심분야 : 영상처리, 멀티미  
디어, 임베디드 시스템>



팽 소 호(학생회원)  
2005년 광동공업대학 정보공학  
학사 졸업.  
2007년 광동공업대학 정보공학  
석사 졸업.  
2008년~현재 인하대학교 전자  
공학과 박사과정 재학.  
<주관심분야 : 의료영상처리, 컴퓨터비전>



김 덕 환(정회원)  
2003년 한국 과학 기술원 컴퓨터  
공학 박사.  
2006년~현재 인하대학교  
전자공학부 부교수  
<주관심분야 : 시각정보처리, 스  
토리지 시스템, 임베디드 시스템>