

피라미드映像과 퍼지理論을 利用한 胸部 血管의 檢出에 關한 研究

황준현 · 박광석 · 민병구

= Abstract =

A Study on the Detection of Pulmonary Blood Vessel Using Pyramid Images and Fuzzy Theory

Jun H. Hwang, Kwang S. Park, Byoung G. Min

For the automatic detection of pulmonary blood vessels, a new algorithm is proposed using the fact that human recognizes a pattern orderly according to their size.

This method simulates the human recognition process by the pyramid images.

For the detection of vessels using multilevel image, large and wide ones are detected from the most compressed level, followed by the detection of small and narrow ones from the less compressed images with FCM(fuzzy c means) clustering algorithm which classifies similar data into a group.

As the proposed algorithm detects blood vessels orderly according to their size, there is no need to consider the variation of parameters and the branch points which should be considered in other detection algorithms.

In the detection of patterns whose size changes successively like pulmonary blood vessels, this proposed algorithm can be properly applied

1. 서 론

사람의 손을 빌리지 않고 자동적으로 흉부 X선 영상에서의 노들을 인식하려는 많은 연구가 진행되었다.^{1, 2, 3)} 이러한 경우에 늑골, 혈관 등 정상

조직의 영향으로 노들이 아닌 부분을 노들로 판정하는등 오차가 많아 이에 대한 처리가 요구되고 있다.

이러한 정상 조직을 검출하여 이를 제거하거나 특정 색채로 달리 표현하여 준다면 사람의 눈이나 자동 인식을 통한 노들의 검출에 많은 도움을 줄 수 있을 것이다.

정상 조직중 늑골은 비교적 구조가 단순하여 그 형태의 규칙성과 위치에 대한 정보를 이용하여 검출할 수 있다^{4, 5)}.

<접수 : 1991년 6월 26일>

서울대학교 의과 대학 의공학교실

(본 연구는 1991년도 서울대학교 병원 특진연구비 보조에 의하여 이루어졌음)

그러나 흉부 혈관은 처음에는 폭이 매우 넓다가 점차 가늘어지고 분기점에서는 급격히 변하며, 밝은 정도도 연속적으로 변하는데 이런 각각의 혈관들이 서로 얽혀져 트리(tree) 구조를 이루고 있어 자동적으로 검출하기가 매우 어렵고 아직 체계적인 알고리즘이 없는 실정이다⁵⁾.

따라서 본 논문에서는 흉부 혈관과 같이 하나의 정보가 순차적으로 변화하면서 다양한 크기로 존재할 때 이를 검출하는 알고리즘을 개발하였다.

2. 흉부혈관 검출모델

2.1 흉부 혈관의 특성 및 인식과정

흉부 혈관은 경계(edge)와 단면 프로파일의 밝기가 모두 뚜렷한 중심 혈관과 경계는 뚜렷하나 단면 밝기가 약한 분기 혈관 및 경계와 단면 밝기가 모두 뚜렷하지 않아 사람의 눈으로는 잘 보이지 않는 혈관으로 구분될 수 있다고 가정했다.

사람이 혈관을 인식할 경우 계층적 인식을 토대로 세밀한 부분에 많은 시간을 할당하는 등 정보의 처리 순서와 시간에 차등을 두며 주위 정보와의 관계를 통해 대상을 인식한다는 가정을 세우고 이를 위해 피라미드 영상을 구성하였다.

가장 상위 레벨의 영상에서부터 검색을 시작하여 혈관의 특징을 만족하는 화소(pixel)들을 찾아 중심 혈관으로 인식하고 이를 다음의 하위 레벨로 전달하였다.

하위 레벨에서는 이미 혈관으로 인식된 화소를 제외한 나머지 화소들 중에서 혈관의 특징을 만족하는 화소들을 다시 찾고 이 중에서 상위 레벨에서 전달 받은 혈관과 이웃하여 있는 것만 혈관으로 인식하고 다음 레벨로 전달하였다. 이러한 조작을 반복함으로써 혈관을 찾아 나갔다.

또한 사람의 눈에 잘 보이지 않는 혈관을 찾아내기 위해서 주위의 일정 영역에서 히스토그램을 평활화시키는 국소 히스토그램 평활화(local histogram equalization) 기법을 이용하였다.

흉부 영상에서 혈관은 좁고 긴 반원형 단면과 쌍극자 구조를 가진다는 전제 아래 혈관임을 나타내는 특징 요소(feature vector)들을 추출했다.

이러한 정성적인 정보를 영상의 상태에 따라 특징 요소의 값이 비슷한 것끼리 서로 영역화(clustering)를 실시하여 혈관에 가장 적합한 영역을 제시해주고 동시에 각각의 요소들이 그 영역에 속하는 정도를 나타내주는 FCM(fuzzy c means)영역화 알고리즘을 이용하여 실제 흉부 X-선 영상에서 혈관을 검출하였다.

2.2 피라미드 영상

피라미드 영상은 하위 레벨의 3×3화소를 평균하여 그 상위 레벨의 1화소에 가장자리가 서로 겹치도록 대응시켜 전체 압축비가 4:1이 되도록 구성한다.⁶⁾

그리고 3×3화소에 모두 같은 가중치를 두어 하위 레벨에 있는 모든 점들의 상위 레벨에 대한 기여도가 같도록 하였다.

압축을 할수록 크기가 작아지므로 데이터량이 줄게 되고 압축이 평균화 작용(averaging)을 하므로 노이즈가 줄어든다. 또한 복잡한 형태의 물체라도 압축하면 구조가 단순해져 곡선의 형태를 갖는 큰 혈관이 압축으로 선형성을 띄게 된다.

상위 레벨로 올라 갈수록 점차 크기가 작은 물체는 사라지므로 노이즈나 비교적 작은 물체의 영향을 적게 받으면서 중심이 되는 큰 물체에 우선 관심을 집중 할 수가 있어, 사람의 인식 방법과 유사하다 할 수 있을 것이다.⁷⁾

2.3 경계와 세선화

피라미드 영상의 경계를 검출하기 위하여 X, Y 방향으로 각각 가중치를 가지는 소벨(sobel) 오퍼레이션을 적용하였다.

I(i, j)를 입력 영상이라하고 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$E_x(i, j) = I(i+1, j-1) + I(i+1, j) + I(i+1, j+1) - I(i-1, j-1) - I(i-1, j) - I(i-1, j+1) \dots (1)$$

$$E_y(i, j) = I(i-1, j+1) + I(i, j+1) + I(i+1, j+1) - I(i-1, j-1) - I(i, j-1) - I(i+1, j-1) \dots (2)$$

E_x : x축 성분의 경계

E_y : y축 성분의 경계

경계의 방향은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\theta = \text{atan2}(E_x, E_y) \dots \dots \dots (3)$$

경계의 크기는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$E^1 = \sqrt{(E_x^2 + E_y^2)} \dots\dots\dots(4)$$

이렇게 하면 구조물의 경계면에서 띠 모양의 경계들이 나타나는데, 그 중에서 가장 큰 경계값을 가지는 한점을 선택하기 위해 주위 경계값보다 크면 강조하고 작으면 억압하는 세션화 작업을 하였다⁸⁾.

2.4 Fuzzy C Means 클러스터링 알고리즘

FCM 알고리즘은 식 (5)의 일반화된 WGSS (within group sum of squared) 오차목적 함수의 국부 최소값들을 찾음으로써 관측 벡터를 클러스터링하는 것이다.

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m \|X_k - V_i\|_A^2, 1 \leq m < \infty \dots\dots(5)$$

여기서 $X_k (1 \leq k \leq n)$ 은 d차원의 측정 벡터이고 $X = \{X_1, X_2 \dots X_n\}$ 은 d차원 실수 집합에 속하는 관측 벡터를 구성된 유한 데이터 집합이다.

$\| \cdot \|_A$ 는 벡터의 내적을 표시하고, $\| Q \|_A^2$ 는 $Q^T A Q$ 인데, 여기서 행렬 A는 positive definite한 $d \times d$ 크기로서 관측 벡터 성분 값의 범위가 서로 다를 때 가중치를 둔다.

$V_i (1 \leq i \leq c)$ 는 관측 벡터들로 이루어진 c개 클래스 중 i번째 클래스의 중심값을 나타내고 $V = \{V_1, V_2 \dots V_n\}$ 는 c개 클래스의 중심 벡터들로 이루어진 집합이다. 또 m은 $[1, \infty]$ 의 값으로 회원 등급 가중 지수 (membership weighting exponent)이다, 클래스 중심 벡터 V_i 는 i번째 클래스의 원형 (prototype)으로 간주되며 식(5)에서의 관측 벡터를 클래스 중심 벡터 차의 내적과 회원 등급 U_{ik} 는 퍼지 유사성 (fuzzy similarity)를 나타낸다.

m이 1보다 크고 $X_k \approx V_i$ 일때 식(6)과 식(7)에 의하여 J_m 의 국부 최소값들을 구하여 관측 벡터를 클러스터링할 수 있다고 알려져 있다.

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^2 X_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^2}, \forall i \dots\dots\dots(6)$$

$$V_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (d_{ik}/d_{jk})^2}, \forall i, \forall k \dots\dots\dots(7)$$

$$d_{ik}^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i) \dots\dots\dots(8)$$

3. 결 과

앞서 열거한 접근 방법들을 이용하여, 혈관 조영제를 주사한 흉부를 X선 촬영한 뒤 그 필름을 카메라로 디지털화시킨 영상을 대상으로 흉부 혈관을 검출하였다.

3.1 검출 알고리즘

전체적인 검출 알고리즘을 그림으로 나타내면 다음과 같다.

검출 알고리즘의 각 부분들에 대한 자세한 설명은 다음과 같다.

3.2 피라미드 영상의 구성

혈관이 크게 세 단계로 존재한다고 가정했다. 따라서 상대적으로 작은 혈관의 영향을 적게 받으면서 보다 큰 혈관에만 우선 관심을 두기 위해서 앞에서 기술한 방법으로 두번 압축함으로써 3 단계의 피라미드 영상을 구성하였다.

128×128 영상을 하위 레벨로 잡고 64×64와 32×32의 압축 영상을 구했다.

가장 압축율이 많이 한 32×32 영상과 이것의 경계세션화 영상을 그림 1의 (a)와 같이 상위 레벨 영상으로 했다. 마찬가지로 64×64 영상과 그 경계세션화 영상을 (a')의 차상위 레벨 영상으로 했고 128×128 영상과 그 경계세션화 영상을 (a'')와 같이 위레벨 영상으로 했다.

사진 1의 세번째 영상과 사진 2의 세번째 영상, 이 두 영상이 그림 1의 (a)와 같은 상위 레벨 영상에 해당된다.

혈관을 그림 1의 (a)와 같은 가장 상위 레벨에서 서부터 점차 하위 레벨로 검출해 나갔다.

3.3 혈관 특징 효소 추출

혈관은 긴 원통형 구조로서 쌍극자 구조 (anti-parallel)를 가진다는 가정을 세웠다. 여기서 쌍극자 구조란 맞은 편에 자신과 경계의 방향이 반대인 한점을 가지고 있다는 뜻인데 반대의 기준은 8 방향 코드의 값 차이가 3 이상일 때라고 가정했다.

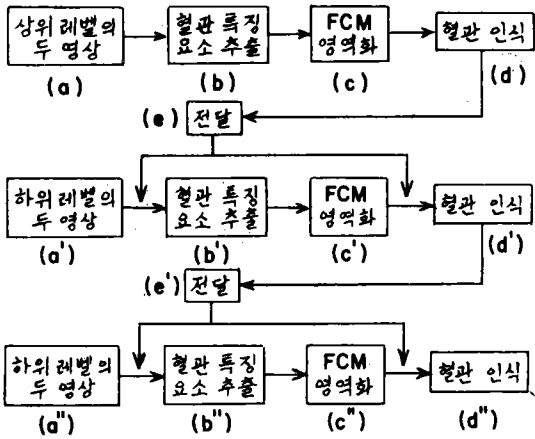


그림 1 혈관 검출 알고리즘

Fig. 1 Pulmonary vessel detection algorithm



사진 1 흉부 혈관의 피라미드 영상

Photo 1 Pyramid images of pulmonary blood vessels



사진 2 흉부 혈관 경계세선화 영상

Photo 2 Pulmonary Blood vessel images after edge thinning

정해진 레벨 영상의 모든 점에 대해서 혈관임을 나타내는 특징 요소를 다음과 같이 선택했다.

- a) 쌍극자 구조
- b) 경계값의 크기
- c) 맞은편 경계값과의 크기 차이
- d) 혈관의 굵기
- e) 단면 구조의 밝기
- f) 선형성의 정도

이중 a)를 만족하는 모든 화소들에서 b)의 정도가 일정 문턱치(threshold value)를 넘을 때 나머지 특징 요소들의 값을 추출했다.

선형성의 정도란 한 점이 얼마만큼 직선의 성질을 가지는가 하는 것으로, 휴 변환(hough transform)등과 같이 여러가지 방법으로 프로그램화가 가능하지만 본 논문에서는 간단하게 맞은편 경계점이 있을 때 이와 직각 방향으로 진행하면서 5개 정도의 경계값을 더함으로써 그 정도를 나타내었다.

가령 가장 상위 레벨 영상위의 어느 한 화소의 경계값이 문턱치 이상이고 그 경계의 방향을 따라 가서 특정 거리 이내에서 자신과 반대 방향을 가지는 경계점을 만나게 되면 이를 유효한 데이터로 받아들이고, 그 점에서의 굵기가 3, 단면의 밝기가 210, 선형성의 정도가 175, 맞은편 경계와의 차이가 5라면 이를 $X_i = [3, 210, 175, 5]$ 으로서 하나의 데이터 벡터를 얻게 된다.

이를 전체 영상에 대해서 추출하면 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 의 전체 데이터를 얻게 된다.

그러나 최 상위 레벨과 달리 하위 레벨로 내려갈 수록 더욱 다양한 형태의 혈관이 존재하므로 4개의 특징 요소를 추출하여 영역화를 한면 클래스(class)의 수가 너무 많아지는 문제점이 있어 먼저 특징요소로 혈관의 굵기와 단면 밝기를 하나의 세트(set)로 잡아 영역화를 하고, 혈관 굵기와 선형성의 정도, 맞은편 경계와의 차이를 또 다른 한 세트 로 잡아 영역화를 한 뒤 이 둘을 조합했다.

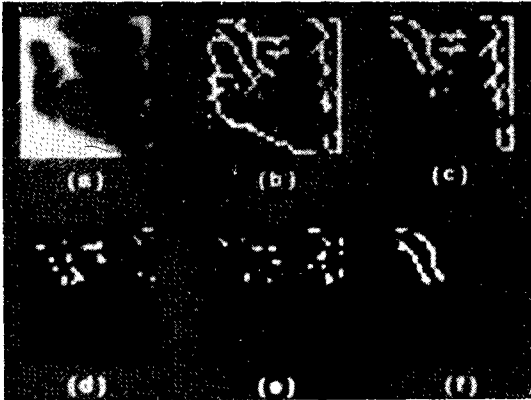


사진 3 중심혈관의 인식

- (a) (b) 상위 레벨 영상
- (c) 영역화에 가담하는 화소들
- (d) 클래스 1의 영상
- (e) 클래스 2의 영상
- (f) 클래스 3의 영상(중심혈관)

Photo.3 Detection of main blood vessel

- (a)(b) High level image
- (c) Pixels for clustering
- (d) Image of class 1
- (e) Image of class 2
- (f) Image of class 3(main blood vessel)

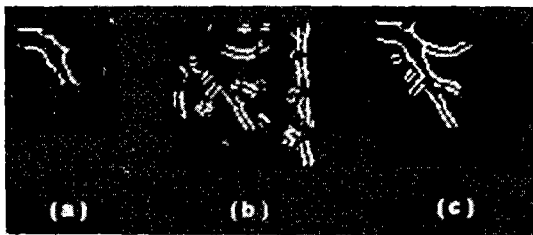


사진 4 분기혈관의 인식

- (a) 중심혈관 전달 영상
- (b) 분기혈관 후보 영상
- (c) 분기혈관 혈관 인식

Photo. 4 Detection of secondary blood vessels

- (a) Image of main blood vessel
- (b) Image of candidate secondary blood vessels
- (c) Detectesd secondary blood vessels

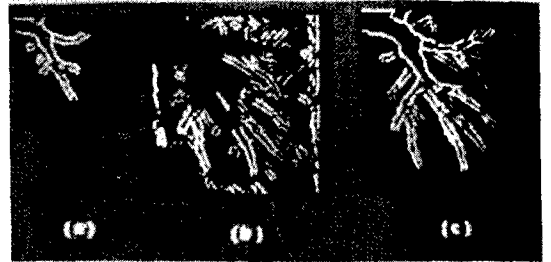


사진 5 잘 보이지 않는 혈관의 인식

- (a) 이미 인식한 혈관의 전달 영상
- (b) 잘 보이지 않는 혈관 후보 영상
- (c) 전체 혈관의 인식

Photo 5 Detection of fine blood vessels

- (a) Detected blood vessel images
- (b) Images of candidata blood vessels
- (c) Detected pulmanary blood vessels

3.4 FCM영역화

중심혈관의 경우 X의 차원을 4, 클래스를 3으로 한 뒤 식6와 식7으로 영역화를 하였다.

$$V = \begin{bmatrix} 2.67 & 2.81 & 2.62 \\ 165.0 & 145.6 & 238.8 \\ 240.9 & 240.8 & 249.5 \\ 19.4 & 28.3 & 11.4 \end{bmatrix}$$

V_1 V_2 V_3

$$U = \begin{bmatrix} 0.12 & 0.72 & 0.16 & \dots & 0.01 \\ 0.04 & 0.21 & 0.06 & \dots & 0.65 \\ 0.84 & 0.07 & 0.78 & \dots & 0.34 \end{bmatrix}$$

x_1 x_2 x_3 x_2

그림 2 FCM 영역화 결과의 예

Fig. 2 Pyramid images of pulmonary blood vessels

초기치 U가 임의의 값(random value)을 가지므로 매번 수행시킬 때마다 V와 U가 조금씩 다르게 나타나지만 대체로 위와 비슷했다.

V의 경우 각 열벡터는 각 클래스의 중심벡터 V_i 이며 제 1행벡터는 혈관 굵기, 2행벡터는 단면 프로파일의 밝기, 3행벡터는 선형성의 정도, 4행벡터는 맞은편 경계점과 밝기 차이를 나타낸다.

그림 2의 경우 세번째 클래스가 혈관에 적합하고 X_1 와 X_2 의 그 클래스에 속하는 정도가 0.7을 넘으므로 혈관에 해당하는 화소이다. 이와 같이 하면 사진 3의 (f)처럼 혈관을 인식 할 수 있다.

분기 혈관의 경우는 중심 혈관과 달리 단면 구조가 약하므로 선형성과 혈관 굵기에 중점을 두었으며 앞서 말한 바와 같이 클래스를 두번 잡아 두번 영역화를 실시하였다.

한번은 X의 차원을 3 즉, $X=[\text{굵기}, \text{선형성의 정도}, \text{맞은편 경계와의 차이}]$ 로 하고 클래스를 3으로 하며, 또 한번은 X'의 차원을 3 즉, $X'=[\text{굵기}, \text{단면 프로파일의 밝기}, \text{맞은편 경계와의 차이}]$ 로 하고 클래스를 3으로 하여 영역화를 하였다.

마찬가지로 이들 중에서 각각 혈관의 성질을 만족하는 열벡터를 선택하고 여기에 포함되는 점들을 조합하면 그 결과는 사진 4의 (b)와 같고 이 중에서 이전에 찾은 혈관과 인접한 것만을 검색하면 결과는 (c)와 같다.

눈에 잘 보이지 않은 혈관은 특징 요소를 강조하기 위하여 국소 히스토그램 평활화 기법을 사용하고 원래의 영상 대신에 이를 가지고 영역화를 한 것이 다르며, 나머지 방법은 분기 혈관과 같다.

결과는 사진 5의 (b)와 같고 이 중에서 이전에 찾은 혈관과 인접한 것만을 검색하면 전체 혈관은 (c)와 같다.

4. 결 론

흉부 혈관을 계층적으로 분류한 뒤 이를 단계적으로 찾아나갔다.

이는 사람의 인식 과정을 근사적으로 모방한 것이다.

상위 레벨에서의 중심 혈관은 특성이 다른 부분과 크게 두드러져 쉽게 찾을 수 있었고, 눈에 잘 보이지 않는 혈관도 국소 히스토그램 평활화에 의한 지나친 강조로 산탄 노이즈(shot noise)가 발생하나 이를 제거해주면 혈관을 찾을 수 있었다. 비교적 분기 혈관을 찾기가 어려웠는데 이는 특징 요소가 잘 드러나 있지 않고 크기가 작아 강조 알고리즘을 사용할 수 없기 때문이었다.

경험적 검색(heuristic search)방법을 이용하여

전체 영상에서 동시에 모든 혈관을 찾아나가는 기존의 방법과 비교해보면 다음과 같은 장점을 보였다.

1. 혈관을 압축함으로써 상위 레벨에서 혈관의 특징 요소를 추출하기가 용이했다. 즉, 압축으로 인하여 혈관이 선형적으로 단순해져 프로그램하기가 쉬웠다.
2. 중심 혈관과 같은 뚜렷한 혈관을 압축한 상위 레벨에서 찾으므로 적은 노력으로 검출할 수 있었다.
3. 동시에 모든 혈관을 찾는 경우 특히 분기점에서 오차가 많이 생기는데 단계별로 직선 성분의 혈관만 찾으므로 오차를 줄일 수 있었다.
4. 혈관이 다양한 형태로 존재하므로 동시에 모든 혈관을 찾는 경우 피라미드의 변화가 심한데 비해, 피라미드 영상의 경우 각 단계에서의 파라미터 변화를 고려할 필요가 없었다.
5. 혈관을 주위와의 관계를 통해 검출하고 큰 혈관과 작은 혈관을 서로 다른 단계에서 찾으므로 검출의 안정성을 높일 수 있었다.

혈관으로 인식된 각 화소들의 혈관에 속하는 정도가 연속적인 값으로 표현되는데 다음 레벨에 혈관을 전달할 때 이를 이용하거나 정합 필터와 같이 혈관의 단면 형태를 고려하면 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

그리고 가장 적합한 혈관 특징 요소들을 선택하고 이를 적절히 프로그램화 하는 것이 필요하다. 즉, 선형성의 정도를 측정하는데 있어 이를 프로그램으로 구현할 때 후 변환 등을 이용하면 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

또한 인간의 시각을 통한 인식 시스템에 완전한 모델링이 요구된다.

5. 참 고 문 헌

- 1) M. L. Giger & K. Doi, "Automatic Detection of Nodules in Peripheral Lung Fields", Med. Phys. Vol 15, No. 2, pp. 158-166, 1988.
- 2) W. A. Lampeter, "computerized Search of Chest Radiographs for Nodules", Invest. Radiol. Vol 21, pp. 384-390, May 1986.

- 3) J. Toriwaki, "Pattern Recognition of Chest X-ray Images", *Computer Graphics & Images Processing* 2, pp. 252–271, 1973.
- 4) P. D. Souza, "Automatic Rib Detection in Chest Radiographs", *Computer Graphics & Images Processing* 23, pp. 129–161, 1983.
- 5) 임용구, "흉부 X선 영상의 구조성 잡음의 억압에 관한 연구", 서울대학교 석사학위 논문, 1990.
- 6) D. E. Rumelhart & J. L. McClelland, "Parallel Distributed Processing", Vol. 1
- 7) S. G. Mallat, "Multifrequency Channel Decompositions of Images and Wavelet Models", *IEEE trans. ASSP.*, vol. 37, No. 12, December, pp. 2091–2110, 1989.
- 8) J. S. Shu & H. Freeman, "Boundary Detection using Edge and Texture Features", *IEEE ICIP.* vol. 2, pp. 621–625, 1989.