

퍼지 클러스터링 방법을 이용한 胸部血管의 檢出에 關한 研究

황 준현, 박 광석, 민 병구(서울대학교 의과대학 의공학교실)

ABSTRACT

A new algorithm is proposed for the automatic detection of pulmonary blood vessels by simulating the human recognition process by the pyramid images. Large and wide vessels 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).

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.

I. 서론

사람의 손을 빌리지 않고 자동적으로 흉부 X선 영상에서의 노들을 인식하려는 많은 연구가 진행되었는데 (1)(2)(3) 이러한 경우에 늑골, 혈관등 정상 조직의 영향으로 노들이 아닌 부분을 노들로 판정하는 등 가공오차가 많아 이에 대한 처리가 요구되고 있다.

정상 조직중 늑골은 비교적 구조가 단순하여 그 형태의 규칙성과 위치에 대한 정보를 이용하여 검출할 수 있다(4)(5)

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 실정이다(5)

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

II. 흉부혈관 검출모델

(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.

지금까지 자동 인식을 위한 많은 연구가 진행되었는데 아직 사람이 인식할 수 있는 정도에 미치지 못하고 있다. 이는 여러 가지 이유가 있겠지만 접근 방법이나 처리 과정이 사람의 그것과 다르기 때문이다. 따라서 사람의 인식 과정을 근사적으로 모방함으로써 문제를 해결하고자 하였다.

사람이 혈관을 인식할 경우 계층적 인식을 한다는 즉, 먼저 가장 크고 뚜렷한 부분을 적은 노력으로 대략 인식하고 이를 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.

피라미드 영상은 하나의 영상을 점차 압축하여 보다 작은 여러 개의 연속적인 영상을 구성하는 것으로 편의상 압축하기 전 단계를 하위 레벨, 압축한 단계를 상위 레벨이라 하면 상위 레벨로 갈수록 영상의 크기가 작아지면서 크고 중심이 되는 정보만 남게 된다.

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.

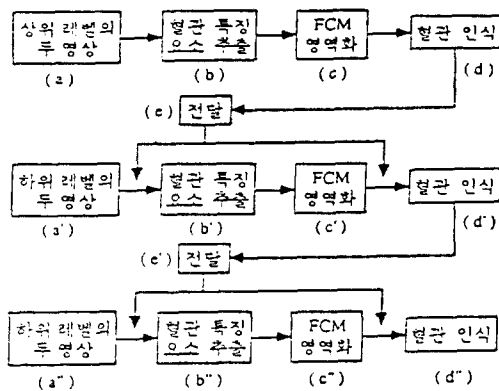
흉부 영상에서 혈관은 좁고 긴 반원형 단면과 쌍극자 구조를 가진다는 전제 아래 혈관임을 나타내는 특징 요소 (Feature Vector) 들을 추출했다.

혈관에 대해 우리가 가지고 있는 지식은 단지 '밝고', '좁고', '선형성이 있고' 라는 등의 정성적인 정보이지 정량적인 정보는 아니다.

밝기나 폭의 정도는 주변 환경등에 의해 변할 수 있기 때문이다.

따라서 이러한 정성적인 정보를 알고 있다면 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.

전체적인 검출 알고리즘을 그림으로 나타내면 다음과 같다.



[그림 1] 혈관 검출 알고리즘

Fig.1. Pulmonary Vessel Detection Algorithm

검출 알고리즘의 각 부분들에 대한 자세한 설명은 다음과 같다.

(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 두 번 압축함으로써 3 단계의 피라미드 영상을 구성하였다.

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

가장 압축을 많이 한 32 x 32 영상과 이것의 경계세선화 영상을 그림 (1)의 (a)와 같이 상위 레벨 영상으로 했다. 마찬가지로 64 x 64 영상과 그 경계세선화 영상을 (a') 의 차상위 레벨 영상으로 했고 128 x 128 영상과 그경계세선화 영상을 (a'')와 같이 하위레벨 영상으로 했다.

다음 그림에 단계적인 압축을 통한 피라미드 영상과 이 피라미드 영상 각각에 대해 경계세선화를 구한 결과를 나타내었다.

예를 들어 그림 (2) 의 세번째 영상과 그림 (3)의 세번째 영상, 이두 영상이 그림 (1)의 (a) 와 같은 상위 레벨 영상에 해당된다.

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



그림 (2) 흉부 혈관의 피라미드 영상
Fig.2. Pyramid Images of Pulmonary Blood Vessels



그림 (3) 흉부 혈관 경계세선화 영상
Fig.3. Pulmonary Blood Vessel Images after Edge Thinning

(3) 혈관 특징 요소 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.

정해진 레벨 영상의 모든 점에 대해서 혈관입을 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

가령 가장 상위 레벨 영상위의 어느 한 화소의 경계값이 문턱치 이상이고 그 경계의 방향을 따라가서 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 5 라면 이를 $X = 3, 210, 175, 5$ 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 내려 갈 수록 더욱 다양한 형태의 혈관이 존재하므로 4 개의 특징 요소를 추출하여 영역화를 하면 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 세트로 잡아 영역화를 한 뒤 이 둘을 조합했다.

III. 결 과.

중심혈관의 경우 data 의 차원을 4, 클래스를 3 으로 한 뒤 영역화를 하였다. 영역화하면 그림 4 의 (f)처럼 혈관을 인식 할 수 있다.

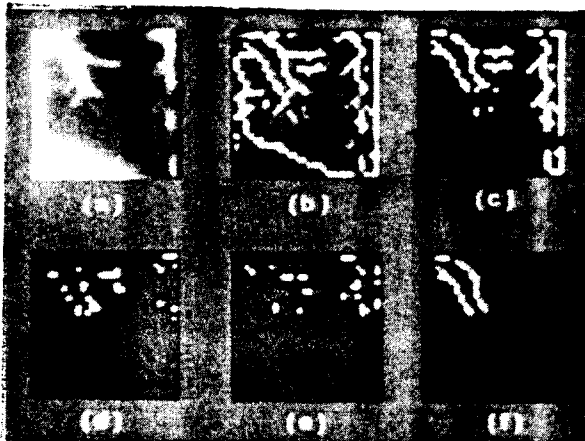


그림 (4) 중심혈관의 인식

Fig.4. Detection of Main Blood vessel

- | | |
|-------------------------|---------------------------|
| (a) (b) 상위 레벨 영상 | (a)(b) High Level image |
| (c) 영역화에 가담하는 화소들 | (c) Pixels for clustering |
| (d) 클래스 1 의 영상 | (d) Image of class 1 |
| (e) 클래스 2 의 영상 | (e) Image of class 2 |
| (f) 클래스 3 의 영상 (중심혈관) | (f) Image of class 3 |

본기 혈관의 경우는 중심 혈관과 달리 단면 구조가 약하므로 선형성과 혈관 굵기에 중점을 두었으며 앞서 말한 바와 같이 클래스를 두번 잡아 두번 영역화를 실시하였다. 한번은 x 의 차원을 3 즉, $x =$ 굵기, 선형성의 정도, 맞은편 경계와의 차이 로 하고 클래스를 3으로 하며, 또 한번은 x' 의 차원을 3 즉, $x' =$ 굵기, 단면 프로파일의 밝기, 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 그림 5 의 (b)와 같고 이 중에서 이전에 찾은 혈관과 인접한 것만을 검색하면 결과는 (c)와 같다.

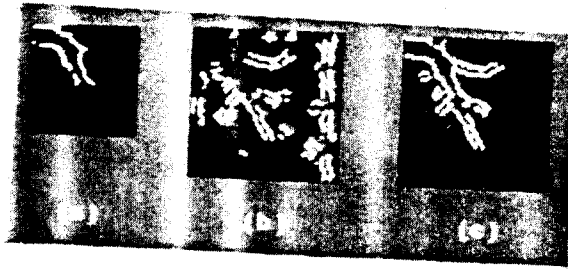


그림 (5) 분기혈관의 인식 Fig.5. Detection of Secondary Blood Vessels

- | | |
|----------------|--|
| (a) 중심혈관 전달 영상 | (a) Image of Main Blood vessel |
| (b) 분기혈관 후보 영상 | (b) Image of Candidate secondary blood vessels |
| (c) 분기혈관 혈관 인식 | (c) Detected secondary blood vessels |

눈에 잘 보이지 않는 혈관은 특징 요소를 강조하기 위하여 극소 히스토그램 평활화 기법을 사용하고 원래의 영상 대신에 이를 가지고 영역화를 한 것이 다르므로 나머지 방법은 분기 혈관과 같다.
 결과는 그림 6 의 (b)와 같고 이 중에서 이전에 찾은 혈관과 인접한 것만을 검색 하면 전체 혈관은 (c)와 같다.



그림 (6) 잘 보이지 않는 혈관의 인식 Fig.6. Detection of fine blood vessels

- | | |
|-----------------------|---------------------------------------|
| (a) 이미 인식한 혈관의 전달 영상 | (a) Detected Blood Vessel Images |
| (b) 잘 보이지 않는 혈관 후보 영상 | (b) Images of Candidate Blood Vessels |
| (c) 전체 혈관의 인식 | (c) Detected Pulmonary Blood Vessels |

IV. 결 론

홍부 혈관을 계층적으로 분류한 뒤 이를 단계적으로 찾아나갔다.

상위 레벨에서의 중심 혈관은 특성이 다른 부분과 크게 두드러져 쉽게 찾을 수 있었으나, 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 찾기 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, 혈관을 압축함으로써 상위 레벨에서 혈관의 특징 요소를 추출하기가 용이하였고, 단계 별로 직선 성분의 혈관만 찾으므로 오차를 줄일 수 있으며, 혈관을 주위와의 관계를 통해 검출하고 큰 혈관과 작은 혈관을 서로 다른 단계에서 찾으므로 검출의 안정성을 높일 수 있었다.

참고 문헌

- (1) M.L.Giger & K.Doi, " Automatic Detection of Nodules in Peripheral Lung Fields ", Med. Phys. Vol 15, No. 2, 1988, pp. 158-166
- (2) W.A.Lampeter, " computerized Search of Chest Radiographs for Nodules", Invest.Radiol. vol 21, May 1986, pp. 384-390
- (3) J.Toriwaki, " Pattern Recognition of Chest X-ray Images", Computer Grapics & Images Processing 2,1973, pp. 252-271
- (4) P.D.Souza, " Automatic Rib Detection in Chest Radiographs ", Computer Grapics & Images Processing 23, 1983, pp.129-161
- (5) 임 응규, " 흉부 X 선 영상의 구조성 잡음의 억압에 관한 연구 ", 서울 대학교 석사 학위 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, 1989, pp. 2091-2110
- (8) J.S.Shu & H.Freeman, " Boundary Detection using Edge and Texture Features ", IEEE ICIP. vol. 2,1989, pp. 621-625