

# 심폐기능 재활환자용 임상 의사결정지원시스템을 위한 의료영상 처리 기술 개발

## Development of Medical Image Processing Algorithm for Clinical Decision Support System Applicable to Patients with Cardiopulmonary Function

박희준\*

H. J. Park

### 요 약

심폐기능 재활환자에 있어서 흉부 X선 화상은 임상적 소견 중 가장 일반적이고 널리 사용되는 의학정보로서 질환의 예후에 대한 다양한 해부학적 정보를 제공한다. 흉부 X선 영상에서의 영역분할 및 영상해석에 관한 많은 연구에 의해 다양한 해석 알고리즘이 개발되어 왔으나, 영상의 복잡성과 다양성에 의한 해석 차이가 존재한다. 본 논문에서는 X선 영상에서의 질환 여부를 진단하기 위해 영상처리 및 분석방법에 기반한 흉부 X선 영상의 진단지원시스템이 제안되었다. 흉부 X선 영상에서 폐 영역을 검출하기 위하여 임계값 및 형태학적 방법이 적용되었으며, 형태학적 측정 및 질감 분석은 분할된 영역에서 수행되었다. 실제 흉부 X선 영상에 적용한 실험결과와 임상 전문가의 진단 결과를 비교하여 제시하였으며, 제안한 방법이 충분히 의사결정지원시스템에 활용될 수 있음을 보였다.

### ABSTRACT

Chest X-ray images is the most common and widely used in clinical findings for a wide range of anatomical information about the prognosis of the disease in patients with cardiopulmonary rehabilitation. Many analysis algorithm was developed by a number of studies regarding the region segmentation and image analysis, there are specific differences due to the complexity and diversity of the image. In this paper, a diagnosis support system of the chest X-ray image based on image processing and analysis methods to detect the cardiopulmonary disease. The threshold value and morphological method was applied to segment the pulmonary region in a chest X-ray image. Anatomical measurements and texture analysis was performed on the segmented regions. The effectiveness of the proposed method is shown through experiments and comparison with diagnosis results by clinical experts to show that the proposed method can be used for decision support system.

**Keyword** : Image processing, Lung, Chest X-ray, Decision Support System

## 1. 서론

접 수 일 : 2015.02.05

심사완료일 : 2015.02.16

게재확정일 : 2015.02.28

\* 박희준 : 계명대학교 의용공학과 교수

hjpark@kmu.ac.kr (주저자)

영상을 이용한 병변진단은 의학에서 가장 널리 사용되고 있는 방법이며[1], 특히 심폐기능 재활환자에 있어서 흉부 X선 화상은 임상적 소견 중 가장

※ 본 연구는 2010년도 계명대학교 비사(신진)연구기금으로 이루어졌음

일반적이고 널리 사용되는 의학정보로서 질환의 예후에 대한 다양한 해부학적 정보를 제공한다. 컴퓨터단층촬영(CT) 및 자기공명영상(MRI) 등 다양한 검사 도구들이 개발되었고, 일부 의학적인 필요에 의해 X선을 대신하고 있으나, 여전히 가장 일반적인 검사 방법으로 활용되고 있다.

임상에서 활용되는 X선 영상분석에 대한 많은 연구들이 진행되어 왔으나, 영상 자체의 다양성과 복잡성에 의해 실제적인 차이가 많이 존재하고 있다. 많은 알고리즘들이 X선 영상분석을 위해 정의되고 구체화되어 왔는데, 영상분할과 화질개선을 위한 알고리즘[2-4], 이미지에서의 이상점 검출[2, 5-8] 등이 대표적이라 할 수 있다. 특히, 다양한 임상 의사결정지원시스템(Clinical Decision Support System, CDSS)이나 컴퓨터 기반 진단법(Computer Aided Diagnosis, CAD)은 임상적 의사결정 과정에서 중요하게 활용될 수 있음이 보고되었다[2, 5, 7, 8].

그러나 지금까지 제안된 시스템들은 의료영상에서 비정상적이거나 의심스러운 형태의 검출에 그 기능이 제한되어 있다. 특히, 능동 형태 모델(Active Shape Model, ASM), 신경망, 지식 기반의 학습 또는 특이점을 기반으로 한 폐 영역분할 방법은 이미지 기반의 선행학습 과정이 필요하다. 학습 과정에도 불구하고 상기의 방법들은 폐 영역 분할에 여전히 어려움이 존재하며, 잘못 정의된 가장자리로 인해 다양하게 폐 모양이 표시될 수 있다[9].

임상 전문가들은 혈관 또는 결절 등 폐 영역에서 정상과 비정상을 진단하여야 하며, 진료현장에서 임상적 의사결정을 지원할 수 있는 견고하고 유용한 방법이 요구된다. 이를 위해 본 논문에서는 흉부 X선 영상에서 정상 상태를 평가하기 의사결정지원 시스템을 제안하고자 한다.

본 논문에서 제안된 2단계 기법은 흉부 X선 영상으로부터 폐 영역을 검출하는 영상 분할과 주어진 이미지의 정상 여부를 평가하기 위한 추정 및 질감 분석으로 구성된다. 임계값 및 형태적 프로세싱을 사용하여 폐 영역을 원본 X선 영상에서 분할하였으며, 해부학적 추정과 질감 분석기법을 통해 정상 여부, 심장 비대 및 폐의 이상을 구별할 수 있도록 하였다. 제안된 방법의 효과를 검증하기 위하여 다양한 흉부 X선 영상에 대해 실험을 수행하였고, 임상 전문가의 진단 결과와 비교하였다.

## 2. 본론

### 2.1 재료 및 방법

실험에서 사용된 10개의 흉부 X선 영상에 대해 임상전문가에 의해 판독된 결과를 표 1에 요약하였다. 본 논문에서는 영상 분석을 위한 전 단계로 임계값 및 형태학적 방법을 사용한 영상분할을 수행하였는데, 이 과정에서 임계값은 평활화 히스토그램에서 엔트로피 최대화 기법을 사용하여 결정하였다.

먼저, 입력 영상의 히스토그램과 가우시안 커널 [10, 11]을 이용한 부드러운 히스토그램을 획득한다.

$$H^p(g) = \frac{1}{n} \sum_{z=0}^{L-1} h(z) \left[ \exp\left(-\|g-z\|^2 / \beta\right) \right]^p \quad (1)$$

표 1. 실험에 사용된 흉부 X선 영상의 판독 결과

번호	구분				Overall Opinion
	심장비대	흉막 삼출액	기종	기흉	
1	심각				비정상
2					정상
3			발견됨		비정상
4	경미	양쪽			비정상
5	경미				비정상
6	경미	양쪽			비정상
7				좌측	비정상
8	중간				비정상
9					비정상
10					정상

여기서  $g$ 와  $z$ 는 그레이 레벨을 나타내고,  $n$ 은 이미지의 화소의 전체 개수이며,  $h(z)$ 는 그레이 레벨의 발생 빈도이다. 또한 정규화 변수  $\beta$ 는 분산, 평활화 변수  $p$ 는  $H^p$ 와  $H^{p+1}$ 의 상관관계 비교로 얻어진다. 즉, 적정변수  $p$ 는 식 (2)와 같이 구해진다.

$$(1 - cor^p) \leq \epsilon \quad (2)$$

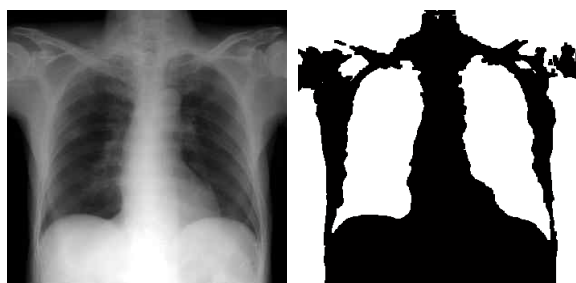
여기서  $cor^p$ 는  $H^p$ 와  $H^{p+1}$ 상관관계를 나타내고,  $\epsilon$ 은 오차 기준으로 본 논문에서는  $10^{-4}$ 로 정하였다.

다음으로 평활화 히스토그램에 기초하여 엔트로피 최대화 방법[11, 12]에 의해 임계값을 결정하였다. 파티션의 확률이 동일한 값을 가질 때, 엔트로피가 최대화되며, 따라서 최적의 임계값은 식(3)에 의해 선택된다.

$$T^* = \min \left( \sum \left| P_r(A_j) - \frac{1}{c} \right| \right), c=2, j=1, \quad (3)$$

여기서  $A_j$ 는 그레이 레벨로 구성된  $j$ 번째 파티션을 의미한다. 임계값을 결정 한 후에는 적응 마스크(adaptive mask)[13, 14]를 이용한 팽창 및 침식처리

를 수행하였다. 폐 영역 검출을 위한 영역분할의 예를 그림 1에서와 같이 나타내었다.

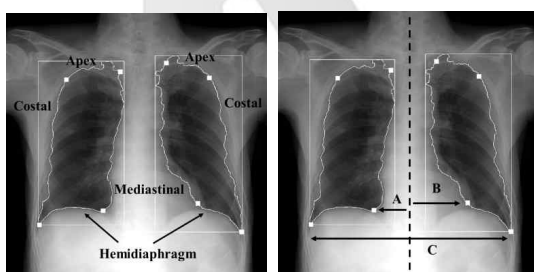


(a) 원본 영상 (b) 영상 분할  
그림 1. 폐 영역 검출을 위한 영역분할의 예

심장 비대와 흉부 X선 이미지의 전체 영상을 평가하기 위해 크기 측정 및 질감분석 방법[15-17]을 적용하였으며, 심장 비대를 평가하기 위한 척도로 심흉비(cardiothoracic ratio, CTR)를 사용하였다. 폐 영역의 특징점과 CTR을 측정할 예를 그림 2에서와 같이 나타내었다. CTR은 식 (4)과 같이 정의된다.

$$CTR = \frac{(A+B)}{C} \quad (4)$$

여기서  $(A+B)$ 는 가로 심장 직경을 나타내고  $C$ 는 가로 흉부 직경을 나타낸다.



(a) 특징점 (b) CTR

그림 2. 흉부 X선 영상에서의 특징점 검출과 심흉비(CTR) 측정 방법

일반적으로 CTR은 약 0.5인 경우 심장의 크기를 정상으로 판독한다. 그러나 실제 폐 영역의 형상과 알고리즘에 의해 계산된 컨투어 사이의 오차는 항상 존재한다. 본 논문에서는 심장 비대를 검출하는 새로운 평가방법으로 CTR 외에 폐 영역에서의 화소밀도의 비를 이용하는 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 다음과 같다.

- 1단계: X축 및 Y축으로 폐 영역을 투영한다.
- 2단계: 폐 형상을 정점, 늑골, 반가로막 및 종격동 부분으로 분할하기 위해 투영축과 후보지

점 사이의 각도를 계산한다.

3단계: 흉추의 중간 라인에서 최대 거리를 가지고 있는 점을 선택한다.

4단계: (5)식을 사용하여 CTR과 폐 영역 화소밀도의 비를 계산한다.

$$HR = \frac{(A+B)}{C} \times \frac{RD}{LD} \quad (5)$$

여기서  $RD$ 와  $LD$ 는 각각 오른쪽 및 왼쪽 폐 영역에서의 화소밀도를 의미하는데, 화소밀도는 물리적인 화면 사이즈에 얼마만큼의 픽셀이 존재하는가에 대한 값이다.

5단계]  $HR$ 이 1.5 이상이면 심장비대로 진단한다.

오른쪽 및 왼쪽 폐 영역에서의 화소밀도 비를 사용하는 이유는 실제 폐 영역에서의 분할 오차를 보상하기 위한 것이다. 또한, 흉부 X선 영상으로부터 폐의 전반적인 정상여부를 평가하기 위해 동시발생 질감 분석(co-occurrence texture analysis) 방법을 적용하였다.

동시발생 행렬(Co-occurrence matrix)은 질감을 분석하기 위한 통계적인 기법이다. 본 논문에서 동시발생 행렬은 거리 1에서 네 방향( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ )로 정의된다. 주어진 영상에서 동시발생 행렬은 식 (6)을 이용하여 구하였으며, 정규화 동시발생 행렬  $p_{ij}$ 는 식 (7)에 의해 결정된다. 동시발생 행렬의 예를 그림 3에서와 같이 나타내었다.

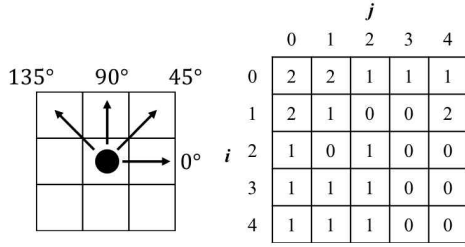
$$C_{ij} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \sum_{(a,b) \in S} \begin{cases} 1, & \text{if } I(x,y) = i \text{ and } I(x,y) = \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$p_{ij} = \frac{C_{ij}}{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} C_{ij}}, \quad \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} = 1 \quad (7)$$

여기서  $I(x,y)$ 는  $(x,y)$ 좌표에서  $M \times N$  크기 이미지의 그레이 레벨을 나타내고,  $S$ 는 중심  $(x,y)$ 에서 거리 1을 가진 네 방향의 좌표의 집합이며,  $i$ 와  $j$ 는 각각의 그레이 레벨을 나타낸다.

0	0	0	1	0
0	1	1	0	2
3	1	4	2	2
3	0	3	2	0
4	0	4	1	4

(a) 원본 영상



(b) 네 가지 방향 (c) 동시발생 행렬  
그림 3. 동시발생 행렬의 예

폐 질감을 분석하기 위해서는 동시발생 행렬로부터 10개의 Haralick 질감 변수(엔트로피, 에너지, 대조도, 균질성, 합계 평균, 분산, 상관관계, 최대 확률, 역 차 모멘트 및 군집성향)를 계산하였다[16, 17]. 표 2에 실험에 사용된 10개의 Haralick 질감 변수를 나타내었다.

표 2. Haralick 질감 특성

특징	수식
엔트로피 (Entropy)	$-\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} \log p_{ij}$
에너지 (Energy)	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij}^2$
대조도 (Contrast)	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 p_{ij}$
균질성 (Homogeneity)	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{ij}}{ i-j }, i \neq j$
합계 평균 (Sum Average)	$\frac{1}{2} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (ip_{ij} + jp_{ij})$
분산 (Variance)	$\frac{1}{2} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \{ (i-u_r)^2 p_{ij} + (j-u_c)^2 p_{ij} \}$
상관관계 (Correlation)	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{(i-u_r)(j-u_c)p_{ij}}{\sqrt{\sigma_r^2 + \sigma_c^2}}$
최대 확률 (Maximum Probability, MP)	$\max_{i,j} p_{ij}$
역 차 모멘트 (Inverse Difference Moment, IDM)	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{ij}}{1+(i+j)^2}$
군집성향 (Cluster Tendency, CT)	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-u_r + j-u_c)^2 p_{ij}$

여기서  $u_r, u_c, \sigma_r^2, \sigma_c^2$ 은 각각 동시발생 행렬의 행 및 열의 평균과 분산을 의미하며, 식 (8)과 같이 정의된다.

$$u_r = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ip_{ij}, u_c = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jp_{ij} \quad (8)$$

$$\sigma_r^2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-u_r)^2 p_{ij}, \sigma_c^2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (j-u_c)^2 p_{ij}$$

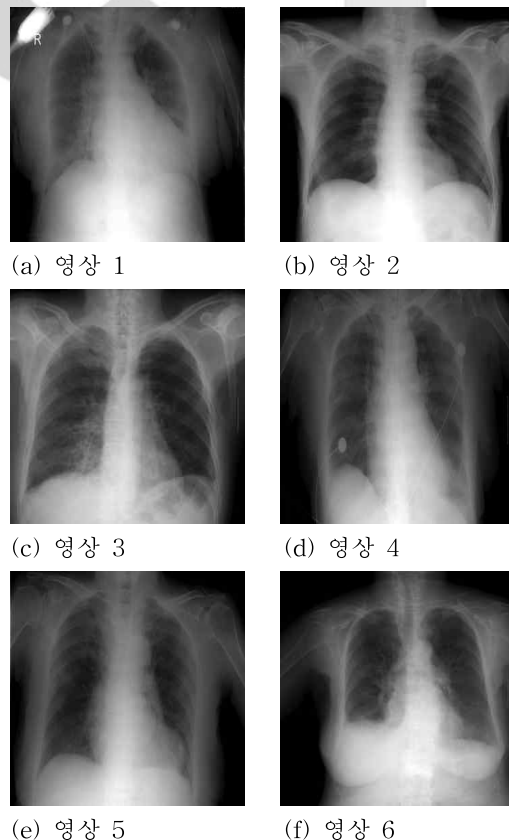
계산된 Haralick 질감을 바탕으로 군집성향을 사용하여 우측 폐와 좌측 폐 사이의 정상여부를 계산하였다. 폐의 군집성향 사이에 특이할 만한 차이가 있는 경우 좌/우측 폐의 특성이 다른 것이며, 폐 질환이 있는 것으로 판정될 수 있다. 따라서 식 (9)을 사용하여 군집성향 차이의 비를 계산하였다.

$$DCR = \frac{CL}{CR} \quad (9)$$

여기서  $CR$ 과  $CL$ 은 각각 우측 및 좌측 폐의 군집성향을 나타낸다. 본 논문에서는  $DCR$  값이  $1.0 \pm 0.2$ 를 벗어날 경우 흉부 X선 영상을 비정상적으로 판정하였다.

### 3. 결과 및 고찰

다양한 특성을 가진 10개의 흉부 X선 영상에 제안된 알고리즘을 적용하였다. 실험에 사용된 영상을 그림 4에 나타내었으며, 영상분할 단계에서의 변수는 표 3에, 측정결과는 표 4에 각각 요약하였다.



(a) 영상 1

(b) 영상 2

(c) 영상 3

(d) 영상 4

(e) 영상 5

(f) 영상 6

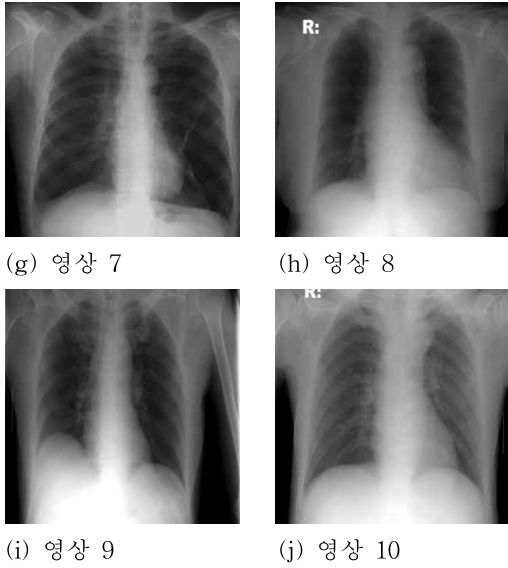


그림 4. 실험에 사용된 흉부 X선 영상(1-10)

표 3. 실험에 사용된 영상분할에서의 변수들

영상	Kernel 변수	임계값	형태학적 처리에서의 마스크 크기	
			팽창	침식
1	11	80	(10,10)	(20,20)
2	17	102	(10,10)	(20,20)
3	7	89	(10,10)	(20,20)
4	12	72	(10,10)	(20,20)
5	9	72	(10,10)	(10,10)
6	21	84	(3,3)	(20,20)
7	11	80	(5,5)	(10,10)
8	10	83	(5,5)	(20,20)
9	12	88	(10,10)	(20,20)
10	10	124	(5,5)	(20,20)

표 4. 영상별 측정 결과

영상	측정변수					
	CTR	질감 (균집성향)		화소밀도		HR
		좌측	우측	좌측	우측	
1	0.51646	543.6324	381.5131	153481	200516	1.3065
2	0.41485	1551.4931	1540.8273	373901	399065	1.0673
3	0.55197	1662.8031	648.8145	396019	333568	0.8423
4	0.52991	339.7002	339.2017	194694	238630	1.2257
5	0.51229	760.3008	756.9615	243040	356580	1.4672
6	0.53996	602.4436	602.8071	221340	217191	0.9813
7	0.44437	964.4407	613.8668	566767	521136	0.9195
8	0.47392	945.9067	946.1484	227079	297715	1.3111
9	0.40975	1158.7748	1122.5140	367427	349420	0.9510
10	0.46810	1527.2494	1183.2860	320622	439754	1.3716

계산된 변수를 이용한 영상분석 결과를 표 5 및 표 6에 요약하였다.

표 5. 영상분석 결과 비교

Image	해석 결과		임상전문의가의 진단	
	심장비대	전체적인 정상여부	심장비대	전체적인 정상여부
1	비정상	비정상	심각	비정상
2	정상	정상	정상	정상
3	정상	비정상	정상	비정상
4	비정상	비정상	경미	비정상
5	비정상	비정상	경미	비정상
6	비정상	비정상	경미	비정상
7	정상	비정상	정상	비정상
8	비정상	비정상	중간	비정상
9	정상	정상	정상	비정상
10	비정상	비정상	정상	정상

표 6. 제안된 알고리즘의 성능

	정확도	민감도	특이도
심장비대	0.9	0.8	1
전체적인 정상여부 판단	0.8	0.5	0.875

이러한 결과로부터 본 논문에서 제안된 방법이 대부분의 흉부 X선 영상에서 정확한 판독결과를 나타내는 반면, 9번 및 10번 영상에 대해서는 실제 임상전문의가의 판독과 상이한 결과를 나타냄을 확인하였다. 흉부 X선 영상에 있어서 영역분할의 정확도 개선이 보다 더 필요한 것으로 판단된다.

#### 4. 결론

흉부 X선은 의학에서 가장 일반적이고 널리 사용되는 검사 방법이며, 영역분할, 경계선 검출, 결절 탐지 등을 통한 영상분석에 대하여 많은 연구들이 수행되어 왔다. 그러나 영상 자체의 다양성과 복잡성에 의해 실제 임상에서 의사결정지원시스템으로 활용되기에는 많은 문제들이 남아있는 것이 현실이다. 본 논문에서는 영상처리 기법을 이용한 흉부 X선 진단지원 시스템을 제안하였다. 임계값 및 형태학적 방법에 따라 X선 영상의 폐 영역을 분할하였고, 정상 여부를 판단하기 위해 특징선택과 여러 가지 변수 측정을 수행하였다.

실험결과 실제 폐 경계선과 거의 유사하게 영상 분할이 이루어지는 것을 확인하였으며, 특징 선택과 영상 변수 계산에 의해 흉부 X선 영상의 정상 여부

를 분석한 결과는 임상 전문가에 의한 판독결과와 유사함을 확인할 수 있었다. 그러나 본 논문에서는 영역 팽창과 침식에 대한 형태소 마스크의 크기가 실험자에 의해 결정되었으며, 영상의 질감을 이용한 해석이 심장비대와 전체적인 정상여부 판독에만 적용되었다는 한계를 가진다. 폐동맥이나 흉막 삼출, 기흉 등 많은 임상변수 및 복잡한 형태를 가진 흉부 X선 영상에 적용하기 위해서는 영상분할 알고리즘이 더욱 정교해야 할 것으로 판단된다.

### 참 고 문 헌

[1] 장재훈 외, “스마트폰 영상을 이용한 슬관절 각도 및 활보장에 대한 보행 분석,” 재활복지공학회논문지, 제7권, 제2호, pp. 139-144, 2013.

[2] Ginneken B, Haar Romeny BM, and Viergever MA., Computer-Aided Diagnosis in Chest Radiography: A Survey, IEEE Trans. Medical Imaging, 20(12), 2001, 1228-1241.

[3] H. Yoshida, Local Contralateral Subtraction Based on Simultaneous Segmentation and Registration Method for Computerized Detection of Pulmonary Nodules, Proc. SPIE, 4322, 2001, 426-430.

[4] Q. Li, S. Katsuragawa, K. Doi, Improved Contralateral Subtraction Images by Use of Elastic Matching Technique, Med. Phys., 27(8), 2000, 1934-1942.

[5] A.M.R. Schilham, B.V. Ginneken, M. Loog, A Computer-Aided Diagnosis System for Detection of Lung Nodules in Chest Radiographs with an Evaluation on a Public Database, Medical Image Analysis, 10, 2006, 247-258.

[6] S. Armato, M. Giger, and H. MacMahon, Computerized Delineation and Analysis of Costophrenic Angles in Digital Chest Radiographs, Academic Radiol., 5, 1998, 329-335.

[7] M. Carreira, D. Cabello, M. Penedo, & A. Mosquera, Computer-Aided Diagnoses: Automatic Detection of Lung Nodules, Med. Phys., 25(10), 1998, 1998-2006.

[8] G. Coppini, S. Diciotti, M. Falchini, N. Villari, G. Valli, Neural Networks for Computer-Aided Diagnosis: Detection of Lung Nodules in Chest

Radiograms, IEEE Trans. Information Tech. in Biomedicine, 7, 2003, 344-357.

[9] S. Klim, S. Mortensen, B. Bodvarsson, L. Hyldstrup, H.H. Thodberg, More Active Shape Model, Image and Vision Computing, NZ, 2003, 396-401.

[10] K.L. Wu, & M.S. Yang, Mean Shift-Based Clustering, Pattern Recognition, 40(11), 2007, 3035-3052.

[11] S.T. Seo, I.K. Lee, H.C. Jeong, S.H. Kwon, Gaussian Kernel-Based Multi-Histogram Equalization, IEICE Trans. Information and Systems, E39-D(5), 2010, 1313-1316.

[12] L. Cao, Z.K. Shi, & E.K.W. Cheng, Fast Automatic Multilevel Thresholding Method, Electronics Letters, 38(16), 2002, 868-870.

[13] R.C. Gonzalez, & R.E. Woods, Digital Image Processing(2nd Ed., NJ, Prentice Hall, 2002).

[14] C.R. Giardina, & E.R. Dougherty, Morphological Methods in image and Signal Processing(NJ, Prentice Hall,1988).

[15] R. Susomboon, D. Raicu, J. Furst, & T.B. Johnson, A Co-occurrence Texture Semi-Invariance to Direction. Distance and Patient Size, Proc. SPIE Medical Imaging, 6914(2), 2008, 69141Y-69141Y-6.

[16] M. Petrou, P.G. Sevilla, Image Processing: Dealing with Texture(Wiley, 2006).

[17] R. Susomboon, D.S. Raicu, J. Furst, Pixel-based texture classification of tissues in computed tomography, CTI Research Symp, 2006.



### 박 회 준

2006년 2월 경북대학교 전자공학과 박사졸업  
 2006년 - 2010년 계명대학교 동산의료원 의료정보학교실 연구강사  
 2010년-현재 계명대학교 의용공학과 조교수

관심분야 : 생체신호계측, 재활공학, 의료정보