

論文 2000-37SC-1-6

# 흉부 X-Ray 영상개선을 위한 신경망 적용에 관한 연구

(A Study to Apply the Neural Networks for  
Improvement of X-Ray Chest Image)

李珠原\*, 李漢旭\*, 李鍾會\*, 申泰民\*, 金榮一\*, 李建基\*

(Ju-Won Lee, Han-Wook Lee, Jong-Hoe Lee, Tae-Min Shin,  
Young-Il Kim, and Gun-Ki Lee)

## 요 약

흉부의 병변을 진단하기 위해 주로 사용되고 있는 흉부 X-선 촬영은 최근 컴퓨터 기술의 발달에 힘입어 디지털화 되고 있다. 디지털화된 흉부 영상을 방사선과 전문의가 모니터 상에서 관찰할 때 흉부 영상의 품질이 고르지 못하여 병변을 검출하기가 어려울 뿐만 아니라 이로 인하여 많은 진단 시간이 소요된다. 따라서 본 연구에서는 디지털 흉부 영상을 개선하기 위해 신경망을 이용하여 흉부 X-선 영상의 등화 방법을 제안하고 그 결과를 히스토그램 등화 방법과 비교하여 제시하였다.

## Abstract

Recently, X-ray chest radiography is showing a tendency to take an image of digital radiography so as to diagnose the pathology of chest in a usual. When the radiologist observes the chest image derived from digital radiography system on the monitor, he feels difficult to find out the pathological pattern because the quality of chest radiography is unequal. It takes amount of time to adjust the proper image for diagnosis. Therefore, we propose the method of the chest image equalization using neural networks and provide the compared result with histogram equalization method.

## I. 서 론

오늘날 과학기술의 발달로 의료분야의 진단 기기는 급속히 성장하고 있다. 병원에서의 진단 기기 중 대부분은 방사선을 이용한 기기이고, 그 종류로는 X-선 촬영장치, 전산화 단층 촬영기(Computer Tomography)

등이 있으며, 이들은 최첨단 의료기기의 개발로 인해 보다 정확한 영상진단 결과를 제공하고 있다<sup>[1]</sup>. 이러한 진단기기의 발전과 더불어 최근 디지털 방사선 촬영 장치(Digital Radiography)에 대한 연구가 활발해지면서 X-선 촬영에 의한 영상 신호를 디지털로 검출하여 화상을 직접 모니터에 나타내고, PACS(Picture Archiving and Communication System)를 통하여 디지털화된 영상을 방사선 전문의에게 전송하여 판독하게 한다<sup>[2]</sup>. 이때 디지털 영상은 높은 화질을 제공하지만 흉부 촬영 환경과 반응센서(detector)의 특성변화 그리고 방사선량에 따라 영상의 품질이 변하므로 전문의가 모니터 상의 영상을 눈으로 관측하기에 어려운

\* 正會員, 慶尙大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Eng., Gyeongsang National University)

接受日字: 1999年 7月 23日, 수정완료일: 1999年 12月 21日

경우가 종종 발생한다. 이로 인하여 진단 업무 효율의 저하를 가져오고 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 영상 등화기법 중의 하나인 히스토그램 등화(histogram equalization)로 영상을 개선하지만 미흡하다. 그 이유는 등화된 영상은 원(original) 영상의 명암도를 수학적 배정에 의해 처리한 것이고 전문의의 시각측면을 전혀 고려되지 않았다는 점이다. 즉 전문의가 보기에 최적의 영상이 아니라는 문제점이 있다. 따라서 본 연구에서는 흉부 X-선 영상인 원 영상 자체에서 발생하는 노이즈(noise)를 제거함과 동시에 병변 영상의 에지(edge) 손상을 최소화하기 위해 메디언 필터(median filter)를 사용하였다. 또한 흉부영상 판독에 있어서 인공지능의 한 분야인 신경망을 사용하여 관측자인 전문의 측면에서의 최적의 영상을 구현하였으며, 그 결과를 히스토그램 등화기법의 결과와 비교하여 제시하였다.

## II. 히스토그램 등화(Histogram equalization)

일반적으로 흉부 X-선 영상을 개선하기 위해 가장 많이 사용되는 영상 등화 방법은 히스토그램 등화 방법이다<sup>[14]</sup>. 히스토그램 등화의 궁극적인 목적은 일정한 분포를 가진 히스토그램을 생성하는 것이다. 즉 히스토그램을 평탄하게 하는 것이 아니라 명암값을 재분배하기 위해 원 영상의 히스토그램을 생성하여 히스토그램의 정규화된 합을 연산하여 명암값의 분포를 재분배하는 것이다.<sup>[6]</sup> 이로 인하여 명암도가 균일한 밀도를 갖는 영상을 만드는데 상당한 영향을 줄 수 있다. 그러나 히스토그램의 등화 방법은 영상 자체의 명·채도 특징만 근거하고 흉부 영상을 관측하는 전문의의 시각적인 관점을 전혀 고려하지 않는 등화 방식이기 때문에 X-선 흉부 영상 품질이 환자의 신체적인 조건(흉부의 크기, 흉부의 비만정도)과 촬영환경에 따라 영상 품질의 저하가 종종 발생하여 히스토그램 방법으로 등화된 흉부 영상을 전문의가 진단하기에 적절한 명도대비를 재조정하여 진단하는 경우가 빈번하게 발생한다. 따라서 방사선 전문의의 관측 측면을 고려한 영상등화 방법이 필요하게 되었다.

## III. 제안된 흉부영상 등화 방법

본 연구에서는 저 품질의 흉부 영상에 대하여 전체적으로 영상품질을 개선시키기 위해서 그림 1과 같이 원래의 흉부영상으로부터 발생하는 노이즈를 제거하기 위한 메디언 필터와 흉부영상 등화를 위한 등화 신경망을 구성하여 제시하였다.

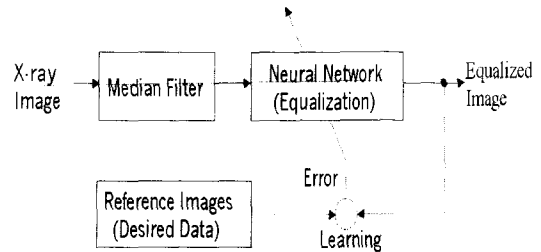


그림 1. 제안된 흉부영상 등화 시스템의 구조

Fig. 1. proposed structure of chest image equalization system.

제안된 영상등화 시스템의 구조에서 메디언 필터를 사용한 이유는 메디언 필터는 잡음제거와 동시에 에지 정보가 보존되는 특징을 가지고 있어, 흉부 영상에서 잡음을 제거하면서 병변의 에지 부분을 보호하기 위해서이다. 전문의는 병변 진단에 있어 병변의 에지 모양에 따라 병변의 활동성과 비활동성을 판독하기 때문에 이 필터의 사용이 더욱 필요하다. 흉부 X-선 영상은 방사선의 투과량과 촬영자의 위치, 촬영환경 등에 따라 명도대비가 매우 다양하게 나타나기 때문에 흉부영상을 디지털 영상화하였을 때 어둡거나 또는 너무 밝은 영상은 방사선 전문의의 판독 처리에 있어 어려운 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여 여러 가지 영상 등화기법 중, 일반적으로 히스토그램 등화 방법이 많이 이용되고 있지만<sup>[14]</sup>, 이 방법은 흉부 X-선 영상을 진단하는 전문의의 시각측면에서 영상을 개선하는 것이 아니라 현 영상의 명도대비를 기준하기 때문에 전문의의 시각에 맞지 않는 영상이 나타나기도 한다. 따라서 전문의의 시각적인 측면을 고려하기 위해 흉부 X-선 영상과 전문의의 시각적인 측면과의 관계를 수학적으로 모델링하여, 모델링된 함수(그레이-레벨 변환 함수)로부터 전문의의 시각에 적절한 영상을 얻을 수 있지만, 이러한 모델 함수를 도출하기가 어렵기 때문에 본 연구에서는 신경망을 이용하여 그레이-레벨 변환함수에 대한 모델링 방법을 제시하였다

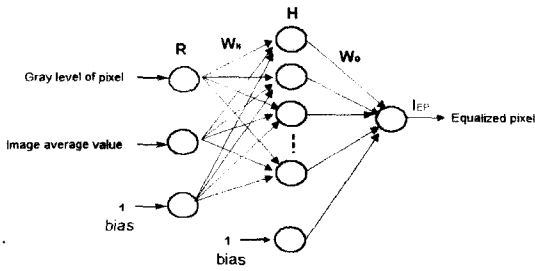


그림 2. 등화 신경망의 구조  
Fig. 2. structure of neural networks for chest image equalization.

제안된 흉부영상 등화 신경망은 그림 2와 같이 다층 구조를 가지고 있으며, 신경망의 입력은 전문의가 흉부영상이 어두울 때 영상을 밝게 조정하고, 밝을 때 어둡게 조절하여 판독에 적절한 영상을 얻는 과정은 영상의 명도와 상관관계를 가지기 때문에 영상의 명도를 영상평균농도  $I_{AVG}$ 를 입력으로 설정하였고 다음 식으로부터 구할 수 있다.

$$I_{AVG} = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{img}(i, j) \quad (1)$$

$i = 1, 2, \dots, N \quad j = 1, 2, \dots, M$

다른 하나의 입력은 판독하고자하는 흉부영상의 픽셀의 그레이-레벨을 입력하여 등화된 흉부영상의 픽셀을 출력하도록 하였으며, 각 픽셀의 값  $I_P$ 는 다음과 같다.

$$I_P = f_{img}(i, j) \quad (2)$$

$i = 1, 2, \dots, N \quad j = 1, 2, \dots, M$

여기서  $N, M$ 은 흉부영상  $f_{img}$ 의 가로 및 세로의 크기이며, 전체적인 신경망의 입력 벡터  $R$ 은 식 (3)으로 표현된다.

$$R = [ I_{AVG} \ I_P \ 1 ] \quad (3)$$

그리고 입력벡터  $R$ 로부터 등화된 픽셀 값인 신경망의 출력  $I_{EP}$ 은 다음 식으로부터 얻을 수 있다.

$$W_H = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \dots & W_{1i} \\ W_{21} & W_{22} & \dots & W_{2i} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ W_{j1} & W_{j2} & \dots & W_{ji} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$H = f_H ( W_H \ R^T ) \quad (5)$$

$$W_0 = [ w_1 \ w_2 \ \dots \ w_j ] \quad (6)$$

$$I_{EP} = f_0 ( W_0 \ H ) \quad (7)$$

여기서  $W_H, W_0$ 는 입력층과 은닉층 사이, 은닉층과 출력층 사이의 가중치 행렬이며,  $H$ 는 은닉층 뉴런의 출력이다. 그리고  $f_H, f_0$ 는 은닉층과 출력층 뉴런의 활성화함수이며, 본 연구에서는 두 층에 있는 뉴런들 모두를 양극성 시그모이드(bipolar sigmoid) 함수로 설정하였고, 학습알고리즘은 오류역전파(error back propagation) 알고리즘을 사용하였다<sup>[4]</sup>. 학습알고리즘에 의한 가중치의 변화량은 다음과 같이 구할 수 있으며, 먼저 전문가의 시각에 알맞은 영상의 픽셀인 원하는(desired) 픽셀  $I_D$ 와 신경망의 출력  $I_{EP}$ 의 학습오차  $E$ 는 다음의 식으로부터 산출된다.

$$E = \frac{1}{2} (I_D - I_{EP})^2 \quad (8)$$

학습오차에 따른 각 층의 가중치의 변화량은 음의 경사 하강법으로 쉽게 구할 수 있으며, 다음의 식으로부터 구할 수 있다.

$$W_0 = W_0 + \eta \left[ \frac{\partial E}{\partial W_1} \quad \frac{\partial E}{\partial W_2} \quad \dots \quad \frac{\partial E}{\partial W_j} \right] \quad (9)$$

$$W_H = W_H + \eta \begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial W_{11}} & \frac{\partial E}{\partial W_{12}} & \dots & \frac{\partial E}{\partial W_{1i}} \\ \frac{\partial E}{\partial W_{21}} & \frac{\partial E}{\partial W_{22}} & \dots & \frac{\partial E}{\partial W_{2i}} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial E}{\partial W_{j1}} & \frac{\partial E}{\partial W_{j2}} & \dots & \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \end{bmatrix} \quad (10)$$

여기서  $\eta$ 는 학습상수이다.

따라서 신경망의 학습으로부터 신경망의 구조와 가중치 정보에 의해 전문가의 시각과 흉부 영상과의 관계인 그레이 레벨 변환함수를 구할 수 있다.

#### IV. 실험 및 고찰

##### 1. 메디언 필터링

본 연구에서는 메디언 필터의 마스크 크기를  $3 \times 3$ 으로 설정하여  $256 \times 256$  크기인 흉부영상을 필터링 하였으며, 그 결과는 그림 3에 나타내었다. 그림 3(a)는 실제 흉부의 좌폐부분과 중앙부분에 포함된 잠음(점선 원의 내부)이 포함 영상이고, 이 영상을 메디언 필터링을

처리한 결과 영상 그림 3(b)에 나타내었다. 그림 3과 같이 실제 흉부영상에서 발생된 잡음을 메디언 필터링한 결과 그림 3(b)와 같이 잡음이 제거됨을 알 수 있었다.

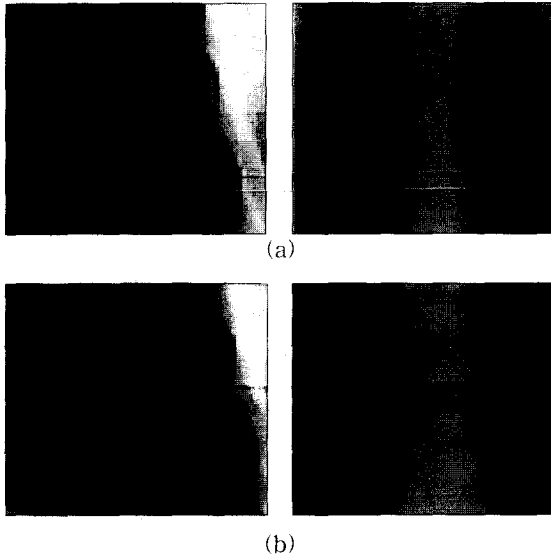


그림 3. 메디언 필터링의 출력

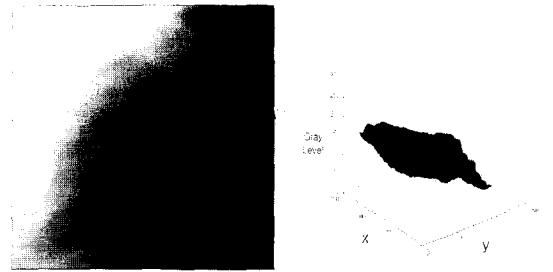
Fig. 3. outputs of median filter.

- (a) original image within noise.
- (b) outputs of median filter.

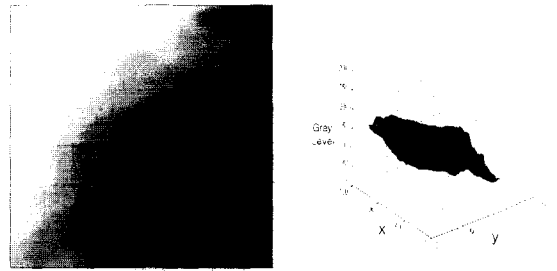
한편 메디언 필터 처리에 의한 병변의 손상 정도를 관찰하기 위해서 폐결핵 흉부영상을 메디언 필터링 한 것과 이동 평균법을 이용하여 필터링 한 흉부영상을 비교하였으며, 그 결과를 그림 4에 흉부영상의 결핵병변 부위의 영상(영상크기: 150×150)을 이용하여 나타내었으며, 필터링된 각 병변부위 영상들을 원 영상과의 평균오차를 구한 결과 메디언 필터처리는 0.71, 이동평균 필터링의 평균오차는 5.93의 결과를 보여 메디언 필터 처리가 흉부영상의 잡음제거에 적합하다는 것을 알 수 있었고, 또한 병변영상의 그레이 레벨을 3차원 표현한 것에서 쉽게 메디언 필터의 출력은 원 영상에 큰 영향을 주지 않는 것을 알 수 있었다. 평균오차는 다음의 식으로부터 구하였다.

$$E_{avg} = \frac{1}{N \times M} ( | \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M f_{org}(x, y) - \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M F_{img}(x, y) | ) \quad (11)$$

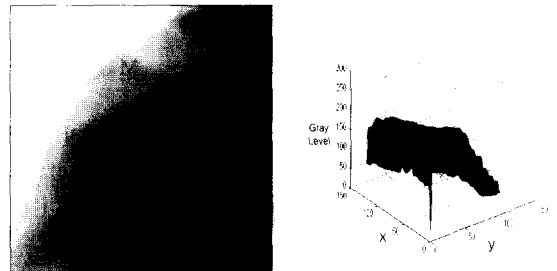
여기서  $E_{avg}$ ,  $f_{org}$ ,  $F_{img}$ 는 평균오차, 원 흉부영상의 부분적인 병변영상과 필터링된 부분적인 병변영상이다. 그리고 N, M은 병변부위 영상의 크기이다.



(a) 원 흉부영상의 우폐 결핵 병변 영상과 그레이-레벨 분포



(b) 메디언 필터링한 후의 우폐 결핵 병변 영상과 그레이-레벨 분포



(c) 이동평균 필터링한 후의 우폐 결핵 병변 영상과 그레이-레벨 분포

그림 4. 병변에 대한 메디언 필터링과 이동평균 필터링 출력

Fig. 4. output of median filter and moving average filter for a pathological pattern.

## 2. 영상 등화 신경망

본 연구에서 흉부 X-선 영상을 등화하기 위하여 제안된 구조를 토대로 3층 구조의 신경망을 사용하였다. 여기서 은닉층 뉴런 수는 바이어스를 제외하고 4개, 각 뉴런의 활성화함수는 양극성 시그모이드 함수를 사용하였다. 그리고 신경망을 학습시키기 위한 영상은 256×256크기인 500개 흉부영상의 평균농도를 구하여 중복된 평균농도를 제외하고 45개의 영상을 구하였으며, 45개의 영상 중 명암도에 따라 영상을 7개로 선택하였다. 선택된 7개 영상에 대하여 방사선 전문

의가 관찰하기에 적절한 영상으로 명도대비를 조절하여 45개의 영상의 평균농도와 전문의로부터 조절된 영상의 평균농도를 그림 5에 나타내었다. 그림 5의 C에서 전문의의 시각에 적절한 영상의 평균농도는 150~170정도임을 알 수 있었으며, 평균농도가 160일 때 가장 적절함을 알 수 있었다. 신경망의 학습 패턴은 선택된 7개의 그레이 레벨 0~255사이에 대응되는 픽셀의 레벨 1792개를 구하여 0~1의 값으로 정규화한 값을 바라는 학습 데이터로 사용하였다.

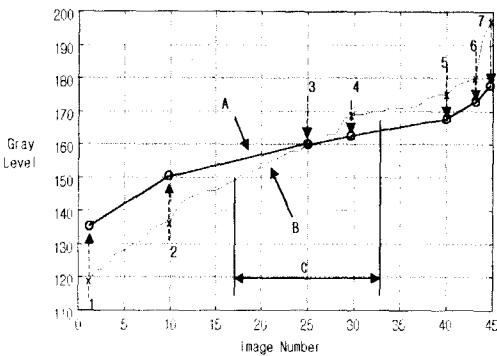


그림 5. 전문의로부터 조절된 영상과 원 영상의 평균농도 곡선

- A : 전문의로부터 조절된 영상의 평균농도곡선
- B : 원 영상의 평균농도곡선

Fig. 5. average density curve of the adjusted image by the radiologist and the original image.

- A : average density curve of the adjusted image by the radiologist.
- B : average density curve of the original image.

신경망의 입력은 식 (1)으로부터 구한 7개의 영상 평균농도와 그에 대한 픽셀의 그레이 레벨을 0~255를 순차적으로 입력하여, 바라는 픽셀의 그레이 레벨과 관계인 그레이 레벨 변환 함수 찾도록 학습시켰다. 신경망의 초기 가중치는 -0.5~0.5사이의 값을 랜덤(random)하게 발생시켰으며, 학습시킨 등화 신경망의 학습 상수는 0.002로 설정한 것이 수렴속도가 빠르게 나타났다(그림 8). 학습의 종료는 학습오차 1로 설정하여 학습횟수 3523번일 때 학습이 완료되었다. 여기서 학습오차를 1로 설정한 이유는 영상의 픽셀 수가 많기 때문에 영상의 전체 픽셀의 오차의 합을 1로 설정하여도 등화된 영상의 비슷한 영상을 출력하였다.

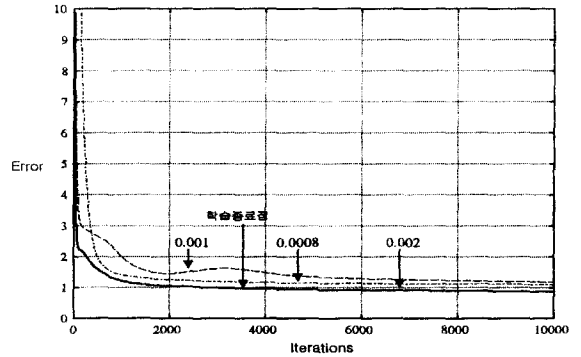


그림 6. 학습 곡선  
Fig. 6. learning curve.

학습이 종료되었을 때, 학습되지 않은 흉부 X-선 영상을 명암도에 따라 3개를 선택하여 등화 신경망으로 영상을 등화한 결과를 그림 7에 나타내었으며, 그림 7에서 (a1), (a2), (a3)는 원 영상, (b1), (b2), (b3)는 히스토그램 등화에 의한 영상, (c1), (c2), (c3)는 등화 신경망에 의한 출력 영상이다. 예를 들어 (b1)과 (c1)의 결과를 비교해 보면, 흉부 중앙의 좌·우측 폐영역에서 영상히스토그램 등화에 의한 영상보다 등화 신경망에 의한 결과가 더 좋음을 알 수 있다. 본 연구의 결과는 지면에 나타난 결과보다 모니터상에서 관찰하였을 때 더욱 명확히 비교된다.

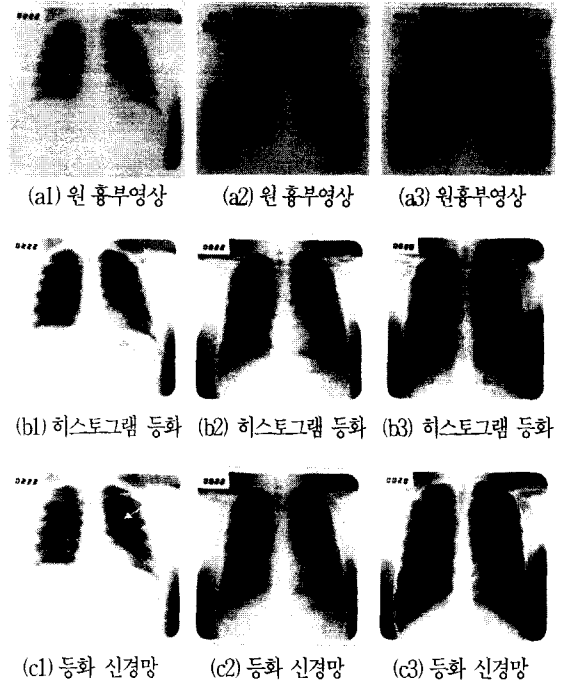


그림 7. 등화 신경망의 출력  
Fig. 7. outputs of neural-networks-equalizer.

본 실험의 결과 영상들을 전문의에게 문의하여 실험 결과를 객관화하였다. 표 1은 그 결과를 나타낸다. 전문의가 병변을 관찰하기에 적당하다고 선택한 영상은 실험 영상 45개 중 37, 38개의 영상이 등화 신경망을 이용한 영상이었다. 각 영상의 평균값을 기준으로 어두운 영상(영상의 각 픽셀들의 평균값이 100~150)과 중간 영상 (151~170), 그리고 밝은 영상 (171~200)으로 임의로 나누어 비교해 보았을 때, 중간 정도의 밝기를 가지는 영상의 경우, 원 영상과 히스토그램 등화, 등화 신경망을 이용한 등화의 결과들이 영상의 품질에서 큰 차이를 보이지 않음을 확인할 수 있었다. 밝거나 어두운 영상의 경우 등화 신경망을 이용한 영상 등화기의 성능이 월등함을 알 수 있었다.

표 1. 전문의의 영상 품질 평가  
Table 1. quality evolution of equalized image from radiologists.

영상 평균값	100~150 (17개)		151~170 (16개)		171~200 (12개)		C
	A	B	A	B	A	B	
선택							
전문의							
A	16	1	11	5	10	2	37(82%)
B	15	2	12	4	11	1	38(84%)

A : 등화신경망에 의한 등화 영상  
B : 히스토그램에 의한 등화 영상  
C : 등화신경망의 우수판정 합계 (백분율)

V. 결 론

X-선 흉부 촬영 영상을 개선하기 위해 본 연구에서는 인공지능의 한 분야인 인공 신경망을 사용하였으며, 제시한 방법으로 실험한 결과 우수한 흉부영상을 얻을 수 있었다. 특히 전문의의 평가를 받음으로써, 본 연구에서 제시한 방법인 등화 신경망을 이용한 영상 등화 방법이 현재까지 가장 널리 사용되고 있는 히스토그램 등화 방법과 비교하여서 월등한 성능을 나타냄을 확인할 수 있었다.

따라서 본 논문에서 제시한 방법이 의료 영상 개선에 우수한 성능을 얻을 수 있음과 동시에 의료 진단 업무 효율의 향상에 많은 도움이 될 것으로 사료된다. 향후 의료 영상처리 분야에서 촬영된 영상에 존재하는 병변 부분만을 추출하여 강조하는 흉부영상 마스크 기

법이 연구되어야 할 것이다.

참고문헌

[ 1 ] Richard Aston. *Principles of biomedical instrumentation and measurement*, Maxwell Mcmillan, pp. 445-487, 1991.

[ 2 ] 김종호, "Direct Digital Radiography System," *대한디지털 영상기술학회지*. vol. IV, 1998

[ 3 ] Joseph J. Carr, John M. Brown, *Introduction to Biomedical Equipment Technology*, Prentice Hall, pp. 604-621, 1998.

[ 4 ] Lin Lee, *Neural Fuzzy System*, Printice Hall, pp. 205-256, 1996.

[ 5 ] Jacek M. Zurada, *Introduction to Artificial Neural System*, West Publishing Company, pp. 26-235, 1992.

[ 6 ] González. *Digital Image Processing*, Addison Wesley, pp 161-248, 1993.

[ 7 ] A. K. Katsaggelos, "Iterative Image Restoration Algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28, no. 7. pp. 735-748, July 1989.

[ 8 ] N. Sang, T. Zhang, W. Shi, "Characteristics of Contrast and Application for Small Target Detection," *Part of the SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets*. pp. 123-129, April 1988.

[ 9 ] P. G. Gallman, K. S. Narendra, "Identification of nonlinear systems using a Uryson model," *Becton Center, Yale University, New Haven, CT, tech. rep. CT-38*, Apr. 1971.

[10] Steven U. S. Sia, Anthony Zaknich, "Neural network edge detectors for separation of particles in 2-D gray-scale images," *IEEE proceedings of digital signal processing*, pp. 1141-1144, 1997.

[11] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," *Dept. Economics, University of California, San Diego, CA, discussion pap.*, Dept. Economics, June 1988.

[12] M. J. Carreira, D. Cabello, A. Mosquera, "Automatic segmentation of lung fields on chest radiographic images," *Computers*

- and Biomedical Research*, vol 32, pp.283-303, 1999.
- [13] M. G. Penedo, M. J. Carreira, A. Mosquera, D. Cabello, "Computer Aided Diagnosis : A Neural-Network-Based Approach to Lung Nodule Detection," *IEEE Trans. MI*, vol. 17, No. 6, 1998.
- [14] D. C. Chang, W. R. Wu, "Image Contrast Enhancement Based on a Histogram Transformation of Local Standard Deviation," *IEEE Trans. on MI*, vol. 17 no. 4, pp. 518-531. 1998.

---

 저 자 소 개
 

---

## 李 珠 原(正會員)

1999년 2월 한국해양대학교 대학원 전자통신공학과(공학석사), 1999년 3월 현재 경상대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학, 주관심분야 : 의료영상 및 생체신호처리, 신경회로망, 퍼지논리

## 李 漢 旭(正會員)

1999년 2월 경상대학교 전자공학과(공학사), 1999년 3월 현재 경상대학교 대학원 전자공학과 석사과정 재학, 주관심분야 : 디지털신호처리, 의용생체신호처리, 의료영상처리

## 李 鍾 會(正會員)

1985년 3월 경북대학교 전자공학과(공학사), 1998년 2월 경상대학교 대학원 전자공학과(공학석사), 1998년 3월 현재 경상대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학, 주관심분야 : 디지털신호처리, 의용생체신호처리, 의료영상처리

## 申 泰 民(正會員)

1989년~현재 경상대학교 전자공학과 교수, 경상대학교 생산기술연구소 연구원, 주관심분야 : 디지털영상압축, 지문인식, 의용전자공학, 방전가공

## 金 榮 一(正會員)

1987년~현재 경상대학교 전자공학과 교수, 경상대학교 생산기술연구소 연구원, 주관심분야 : 디지털신호처리, 음성신호처리, 음성인식

## 李 建 基(正會員)

1985년 현재 경상대학교 전자공학과 교수, 경상대학교 생산기술연구소 연구원, 주관심분야 : 디지털신호처리, 의용생체신호처리