

인공신경망을 이용한 X-선 흉부영상 등화

이주원, 이한옥, 이종희, 신태민, 김영일, 이진기

경상대학교 전자공학과

E-mail : gklee@nongae.gsnu.ac.kr

A study on Equalization of X-Ray Chest Radiograph using Artificial Neural Networks

J.W. Lee, H.W. Lee, J.H. Lee, T.M. Shin, Y.I. Kim, G.K. Lee

Dept. of Electronic Engineering, Gyeongsang National University

E-mail : gklee@nongae.gsnu.ac.kr

Abstract

Recently, X-ray chest radiograph is showing a tendency to take an image of digital radiograph so as to diagnose the pathological pattern of chest in a usual. When the radiologist observes the chest image derived from digital radiograph system on the monitor, he feels difficult to find out because of the sensitivity of chest radiograph. It takes amount of time to adjust the proper image for diagnosis. Therefore, we provided the result and the method of the optimal image equalization for image enhancement.

I. 서론

오늘날 과학기술의 발달로 의료분야의 진단기기는 급속히 성장하고 있다. 병원에서의 진단기기 중 대부분은 방사선을 이용한 기기이고, 그 종류로는 자기 공명 영상기(MRI), 전산화 단층 촬영기(CT) 등이 있으며, 이들은 최첨단 의료기기의 개발로 인해 보다 정확한 영상진단 결과를 제공하고 있다. 이러한 기기의 발전과 더불어 최근 디지털 방사선 촬영 장치(DR)에 대한 연구가 활발해지면서 X-선 촬영에 의한 영상 신호를 디지털로 검출하여 화상을 직접 모니터에 나타내고, PACS(Picture Archiving & Communication System)를 통하여 디지털화된 영상을 방사선 전문의에게 전달하여 판독한다. 이때 디지털 영상은 높은 화질을 제공하지만 흉부 촬영 환경과 방사선량에 따라 영상의 품질이 변화함으로써 전문의가 적절한 화질로 변경하여 진단한다. 이로 인하여

진단 업무의 효율이 저하되고, 모니터 상의 영상을 눈으로 판독하기가 어려운 경우가 종종 발생한다. 따라서 본 연구에서는 의사의 판독업무에 대한 시간적 문제를 개선하기 위해 원(original) 영상 자체에서 발생하는 노이즈를 메디안 필터를 통해 제거하고 신경망을 이용하여 흉부영상 판독에 있어 관측자의 측면에서 최적의 영상을 구현하는 방법을 제안하고 그 결과를 제시하였다.

II. 다층신경망과 EBP 학습알고리즘

인공 신경망은 학습을 통해 지식과 경험을 축적하여 스스로 상황을 판단할 수 있는 인간과 유사한 것을 만들고자 생겨난 인공지능의 한 분야이다. 신경망의 발달은 뇌의 생물학적 신경세포와 그들의 연관관계를 단순화시키고 수학적으로 모델링함으로써 뇌가 나타내는 지능적 형태를 구현해 보자고 하는 것이다.

일반적으로 인간의 뇌는 수많은 뉴런으로 서로 연결되어 있기 때문에 인간의 뇌와 유사한 인공적인 신경망은 다층 구조라 할 수 있고, 서로 연결된 뉴런에 의해서 더욱 더 좋은 성능을 발휘할 수 있다. 일반적으로 패턴 인식과 시스템 인식, 또는 제어와 같은 응용에서 가장 많이 사용되는 신경망의 구조는 오류 역전파(Error Back-Propagation) 알고리즘을 갖는 다층 신경망(Multi-layered neural network)이다. 전형적인 다층 신경망은 그림 1에 나타내었다.

그림 1에서 신경망은 x 라는 입력 벡터를 갖는 입력층과 y 라는 출력 벡터 갖는 출력층으로 이루어지며 입력층과 출력층 사이의 층을 우리는 보통 은닉층(hidden layer)이라 한다.

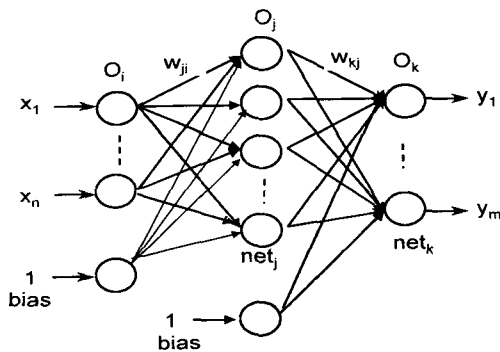


그림 1. 다층 신경망의 구조

여기서 O_i , O_j , O_k 는 입력층, 은닉층과 출력층에 있는 각 뉴런의 출력이고, 입력층과 은닉층 사이의 웨이트를 W_{ji} , 은닉층과 출력층 사이의 웨이트를 W_{kj} 로 표기한다. 모든 정보는 신경망의 웨이트에 저장되며, 학습과정 동안 웨이트 W_{ji} , W_{kj} 의 성분은 계속적으로 새로운 정보로 바뀌어 진다.

일반적으로 새로운 정보를 변경하는 신경망의 대표적인 알고리즘인 오류역전과 알고리즘은 신경망의 출력층에 있는 뉴런의 출력과 바라는(desired value) 값 사이의 오차를 자승하여 최소화시키는 최소평균자승법의 알고리즘이다.

알고리즘의 원리는 각 뉴런들의 연산에 의해 나타나는 출력층의 출력값과 바라는 목표값과의 차이인 오차를 최소화하기 위해 각 층에 있는 웨이트의 오차 벡터항을 음의 방향으로 편미분한 다음에 각 층으로 역전파하여 웨이트(weight)를 조정한다.

오류 역전파 학습 알고리즘을 수식적으로 나타내면 다음과 같고, 먼저 입력층, 은닉층, 출력층의 뉴런 출력은 식 (1), (2), (3)과 같다.

$$O_i = \lambda f [x_i] \quad (1)$$

$$O_j = \lambda f \left[\sum_k W_{ji} O_k \right] \quad (2)$$

$$O_k = \lambda f \left[\sum_k W_{kj} O_j \right] \quad (3)$$

여기서 사용한 f 는 활성화 함수(activation function)이며, net_i , net_j , net_k 는 이전의 뉴런 출력과 현재 층에 있는 웨이트들과의 곱을 합산한 값이고 λ 는 활성화 함수의 기울기이다. 신경망을 학습시키기 위해 신경망의 출력값이 바라는 목표값과의 오차는 식 (4)에 나타내었다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (D_k - O_k)^2 \quad (4)$$

학습을 위해 오차에 따른 각 층의 웨이트 변화량을 다음과 같다.

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}}, \quad \eta > 0 \quad (5)$$

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}}, \quad \eta > 0 \quad (6)$$

여기서 η 는 학습상수(학습률)이다. 따라서 웨이트의 변화는 다음의 식과 같이 조정된다.

$$W_{ji} = W_{ji} + \Delta W_{ji} \quad (7)$$

$$W_{kj} = W_{kj} + \Delta W_{kj} \quad (8)$$

신경망을 학습시킬 때 초기 웨이트는 무작위 값으로 보통 -0.5에서 0.5사이의 값을 주로 사용한다. 그리고 오류 역전파 알고리즘의 수렴 정도는 학습률에 의해서도 달라질 수 있다. 학습률은 신경망의 구조와 응용 목적에 따라 각각 달리 선택되고 일정한 기준이 없으며 보통 0에서 1사이의 값을 사용한다.

III. 제안된 흉부영상 등화방법

본 연구에서 X-선 흉부영상 관독에 있어 X선 방사선 량에 따라 영상품질이 각각 다르므로 관독에 애매한 경우가 발생하기 때문에 전체적으로 영상 품질을 향상시키기 위해서 그림 2와 같이 원래의 영상 이미지로부터 발생하는 노이즈를 제거하기 위한 메디안 필터와 영상 개선을 위한 신경망을 구성하여 제시하였다.

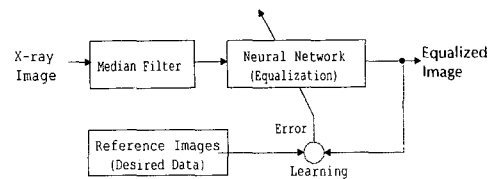


그림 3. 제안된 영상등화 시스템의 구조

여기서 노이즈 제거하기 위한 필터는 여러 가지가 있지만 메디안 필터를 사용한 이유는 잡음 제거와 동시에 에지(edge) 정보가 보존되는 특징을 가지고 있어 병변의 은폐를 최소화하기 위해서이다. 그리고 X-ray 영상은 방사선의 투과량과 촬영자의 위치, 촬영환경 등에 따라 그 밝기와 contrast가 매우 다양하게 나타나기 때문에 이를 디지털 영상화하였을 때 어둡거나 너무 밝은 영상

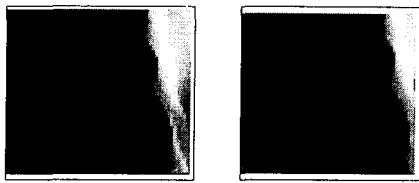
은 처리하기 어려운 문제점이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여 여러 가지 영상등화 기법 중에, 일반적으로 히스토그램 등화(histogram equalization) 방법이 많이 이용되고 있지만, 이 방법은 X-선 흉부 영상을 진단하는 전문의의 시각 측면에서 영상을 개선하는 것이 아니라 현 영상의 상태(명도,채도)를 기준하기 때문에 전문의의 시각에 맞지않은 영상이 나타나기도 한다.

따라서 본 연구에서는 전문의의 시각에 맞는 영상으로 개선하기위해 신경망을 이용한 영상 등화 기법 제시하였다. 여기서 영상을 개선하기 위해 사용된 신경망의 구조는 다층 신경망과 오류역전파(EBP) 알고리즘을 사용하였다.

IV. 실험 및 고찰

4.1 메디안 필터링

디지털 영상내의 잡음성분을 제거하기 위해 사용된 메디안 필터는 3×3 영역내의 9화소를 농도가 높은 순으로(오름차순) 정렬하여 그 중앙값을 구하여 처리하였으며, 그 결과는 그림 3에 나타내었다.



(a) 원 영상 (b) 메디안 필터의 출력

그림 3. 메디안 필터링

4.2 영상 등화 신경망

X-선 흉부 영상을 등화하기 위하여 신경망의 구조는 3층이며, 입력층의 뉴런 수는 2개, 은닉층 뉴런 수는 5개, 출력층의 뉴런수는 1개로 설정하였으며, 그 구조는 그림 4에 나타내었다.

그리고 신경망의 입력은 각 픽셀의 color grade와 각 영상의 평균값을 입력으로 주고, 출력은 등화된 영상의 픽셀값으로 하였으며, 각 뉴런의 활성화함수(activation function)는 양극성 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였다. 그리고 신경망을 학습시키기 위한 학습의 패턴은 수 십개의 디지털 영상중에 영상의 품질에 따라 7개를 선택하여 방사선 전문의의 도움을 받아 관찰하기에 가장 적절한 영상으로 명도와 contrast를 직접 조절한 영상의 픽셀(pixel)의 칼라 그레이드(grade)수 1792개를 추출하여 신경망으로 학습하였으며, 학습횟수 5012번일 때

학습이 완료되었다.

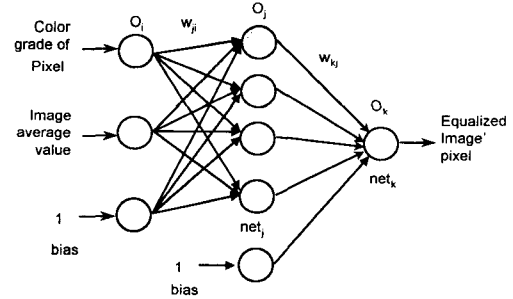
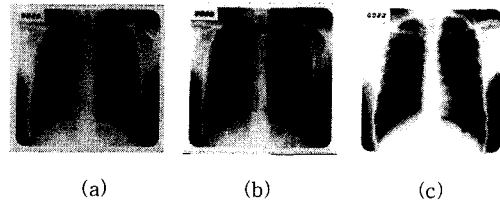


그림 4. 등화 신경망의 구조

이때 학습 상수 η 는 0.001로 설정하여 오류역전파 학습 알고리즘으로 학습 오차가 0.9까지 학습하였다.

학습이 종료되었을 때 학습되지 않은 X-선 흉부 영상을 등화 신경망에 입력하여 처리한 결과는 그림 5와 같이 양호한 결과를 얻고, 신경망의 학습으로부터 구한 그레이-레벨 변환함수의 특성은 그림 6과 같다.



(a) (b) (c)

그림 5. 등화 신경망의 출력

(a) Original image (b) Histogram equalization (c) Equalization using Neural Networks

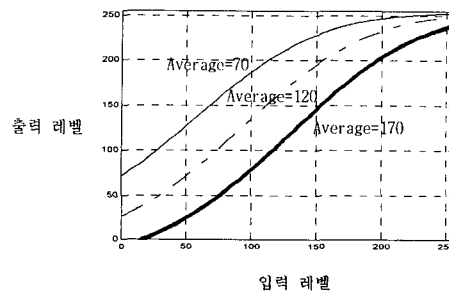


그림 6. 그레이-레벨 변환 함수

V. 결론

X-선 흉부 촬영 영상을 개선하기위해 본 연구에서는 인공지능의 한 분야인 인공 신경망을 이용하였고, 제시한 방법으로 실험한 결과 우수한 흉부영상을 얻을수 있었음과 동시에 그레이-레벨 변환 함수(gray-level transformation function)를 신경망의 학습에 의하여 구할수 있었다.

따라서 본 논문에서 제시한 방법이 의료 영상 개선에 우수한 성능을 얻을 수 있음과 동시에 의료 진단 업무 효율이 향상될 것으로 사료된다. 향후 의료 영상처리 분야에서 촬영된 영상에 존재하는 병변 부분만을 추출하여 강조하는 영상 마스크(mask)기법이 연구되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] Gonzalez. Digital Image Processing, Addison Wesley, 1993.
- [2] Richard Aston. Principles of biomemical instrumentation and measurement, 1991. Maxwell Macmillan.
- [3] Lin Lee. Neural Fuzzy System, Printice Hall, 1996.
- [4] Joseph J. Carr, John M. Brown. Introduction to Biomedical Equipment Technology, Prentice Hall, 1998