

계층 구조 고차 신경회로망을 이용한 디지털 칼라프린터의 색 보정

이 기 정¹⁾, 조 석 제²⁾

Color Correction of Digital Color Printer Using Higher Order Multilayer Neural Network

Ki-Jung Lee, Seok-Je Cho

Abstract

This paper presents a new method for color correction on a digital color printer by means of higher order multilayer neural networks. A multilayer feed forward network with higher order input, is known to provide a solution for linearly-nonseparable problems and increase storage capacity.

Color printers have nonlinear characteristics from various printing system components, such as texture of the paper, kinds of ink and many mechanical factors. To overcome above nonlinearities and produce quality images, we need a nonlinear transformer for color coordinate transformation between the printer coordinates and the color stimulus values. A higher order multilayer neural network is effectively trained to learn a mapping to determine the required CMY(RGB) value of printer primaries for producing a given XYZ color stimulus.

제 1 장 서 론

칼라프린터, 칼라스캐너, 칼라복사기 등 영상 압출력 장치들은 주어진 칼라영상을

1) 한국해양대학교 제어계측공학과 석사과정 영상처리 전공

2) 한국해양대학교 제어계측공학과 교수

사용자가 감지할 수 없는 최소범위의 색상으로 재현(reproduction)하는 것이 이상적이지만 조명이나 주위환경 그리고 이들 영상 입출력 장치들의 종류와 방식에 따라 다르게 관측된다^[1-3]. 또한 영상 입출력 장치들마다 다른 칼라좌표계를 가지고 있고 이들간의 대응관계가 비선형적이어서 색 왜곡을 발생시키기 때문에 실제로는 영상 입출력 장치에 따라 동일한 색상을 재현하지 못하는 경우가 많다. 이러한 좌표계간의 비선형적인 색 왜곡을 보정(correction)해 주기 위해서 색좌표계의 변환이 필요하다^[1-5].

선형 변환 방식^[6], LUT(Look-Up Table)을 이용한 보간 방식^[7]과 신경회로망을 이용하는 방식^[8] 등이 있다. 선형 변환 방식은 입력된 프린터를 블랙 박스로 여기고 색 좌표와 출력 색 좌표간의 관계를 선형 변환으로 모델링하게 된다. LUT를 이용한 보간방식은 칼라패치들의 입력 색좌표값과 출력 색좌표값으로 묶어 LUT를 구성한다. 그리고 주어진 칼라의 색 좌표값이 입력되면 LUT의 값과 비교하여 일치하면 그대로 출력시키고 일치하는 색좌표값이 없으면 LUT의 주변값을 이용해 3차원 보간해서 출력한다. 이 방법은 선형 변환 방식에 비해 보간 과정에서 많은 시간이 걸리고 RGB 좌표계에서 CMY 좌표계의 비선형 변환은 하드웨어적인 메모리를 가지는 단점이 있다^[1, 9]. 신경회로망을 이용한 방식은 좌표계간의 비선형 변환을 신경회로망으로 모델링하는 방법이다. 이 방법은 LUT보다 비용이 적게 든다는 장점이 있다. 그러나 기존 신경회로망 방식의 경우에는 학습률, 초기 임의(random)의 연결강도(weight)에 따라서 학습시간과 결과는 차이가 있다.

본 논문에서 사용하는 고차 신경회로망은 학습율과 초기 연결값에서 보다 안정적이고 자유도(degrees of freedom)와 저장능력(capacity)이 증가되어 기존의 신경회로망보다 오차를 줄일 수 있다^[10]. 따라서 칼라프린터에서의 색 왜곡을 보정하는 방법으로 고차 신경회로망을 이용해보고자 한다.

제 2 장 고차 신경회로망 모델을 이용한 칼라프린터 색 보정

2.1 신경회로망 모델

신경회로망은 그림 2.1에서 $\{w_0, w_1, \dots, w_n\}$ 의 연결강도로 연결된 일련의 신호 $\{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ 를 입력으로 받아들인다. 연결강도와 곱해진 입력된 신호들은 모

후 합한 이후 적절한 활성화(activation) 함수, 즉 시그모이드(sigmoid)함수를 통하여 하나의 출력 O 를 계산해 낸다. 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$net = \sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (2.1)$$

$$O = f(net) \quad (2.2)$$

$$f(net) = \frac{1}{1 + \exp(-net)}, (-\infty < net < \infty) \quad (2.3)$$

식 (2.1)에서 net 는 입력신호와 연결강도를 곱한 합이며 식 (2.2)의 $f(net)$ 는 시그모이드 함수이다.

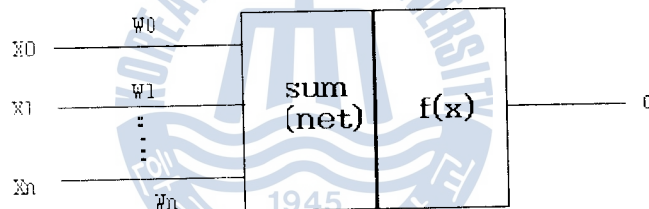


그림 2.1 단층 구조 신경회로망 모델

2.2 고차 신경회로망(higher order neural network) 모델

본 논문에서 고차 신경회로망은 입력의 차원을 높여 사용하였다. 출력은 입력된 신호와 연결강도 곱의 합으로 활성화 함수에 대입되어 계산된다. 고차 신경회로망에서 r 차의 다항식을 모두 전개시킨 항들을 가지는 r 차 신경회로망 모델은 식 (2.4)와 같다. 입력 뉴런수를 n , 출력뉴런수를 1이라 할 때,

$$\begin{aligned} o &= \operatorname{sgn} \left(w_0 + \sum_j w_j x_j + \sum_{ij} w_{ij} x_i x_j + \sum_{ijk} w_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \right) \\ &= \operatorname{sgn} \left(\sum_{k=1}^r \sum_{j_1, \dots, j_k} w_{j_1, \dots, j_k} x_{j_1} x_{j_2} \dots x_{j_k} + w_0 \right) \quad (2.4) \end{aligned}$$

여기서

$$\text{sgn}(z) = \begin{cases} 1, & z > 0 \\ -1, & z < 0 \end{cases}$$

이다. 식 (2.4)에서 첫항에 대한 독립 변수의 수를 L 이라 하면

$$L = \sum_{k=1}^r \binom{n+k-1}{k} = \binom{n+r}{r} - 1 \quad (2.5)$$

이므로 자유도(D)는

$$D = L + 1 = \binom{n+r}{r} \quad (2.6)$$

이 된다^[11]. 이때 $n \gg r$ 이면 자유도(D)는 $\frac{n^r}{r!}$ 으로 근사되어 1차의 신경회로망의 자유도는 $n + 1$ 이 되는 것에 비해 증가된다^[11].

고차 신경회로망은 호필드 메모리(Hopfield memory)^[12]에서 기존의 신경회로망인 경우 네트워크의 저장능력(C)이 $\frac{n}{4 \log n}$ 정도인데 비해 r 차의 고차 신경회로망을 이용한 저장능력은 $\frac{n^r 2^r r!}{2(1+r) \log n (2r)!}$ 로 기존의 신경회로망에 비해 많이 증가되어짐을 알 수 있다^[13]. 따라서 고차 신경회로망을 다층 구조의 신경회로망에 복합시켜 이용함으로써 더 큰 저장능력과 자유도의 증가를 얻을 수 있어 기존의 신경회로망에 비해 오차를 크게 줄일 수 있다.

2.3 고차 신경회로망 모델을 이용한 색 보정

칼라프린터의 색 보정에 사용되어진 기존의 신경회로망 모델은 3개의 입력을 가지는 반면, 고차 신경회로망 모델은 이 값외에 이들의 고차항과 이 값들의 곱으로 이루어진 상관항들을 가진다. 고차 신경회로망 모델을 이용함으로써 그 결과가 학습을, 시그모이드함수의 기울기, 초기 임의의 연결값들의 변동에 대하여 더 강인하다. 따라서 정확한 색 보정결과를 얻을 수 있다.

본 논문에서는 고차 신경회로망을 사용해 색 보정을 하였다. 칼라프린터의 색 보정에 사용되어진 고차 신경회로망 모델은 그림 2.6과 같다. 그림 2.6에서 컴퓨터는 RGB 좌표계를 사용하며 RGB 좌표계값은 선형변환 매트릭스에 의해 선형변환되어 XYZ 좌표계값이 된다. 따라서 고차 신경회로망은 XYZ 좌표계값을 CMY 좌표계값으로 대응시킨다.

고차 신경회로망에서 프린터의 색 보정을 하기 위해서 역전파 모델을 선택하였고, 입력신호를 얻기위해 식 (2.7)과 같이 3차극치를 [0, 1]사이의 실수값들로 정규화 한다.

$$X_n = X/X_{\max}, \quad Y_n = Y/Y_{\max}, \quad Z_n = Z/Z_{\max} \quad (2.7)$$

그리고 고차 신경회로망의 입력신호는 다음 식 (2.8)과 같이 집합(S)으로 구성된다.

$$S = \{X_n, Y_n, Z_n, X_n \cdot Y_n, Y_n \cdot Z_n, Z_n \cdot X_n, X_n^2, Y_n^2, Z_n^2, X_n \cdot Y_n \cdot Z_n\} \quad (2.8)$$

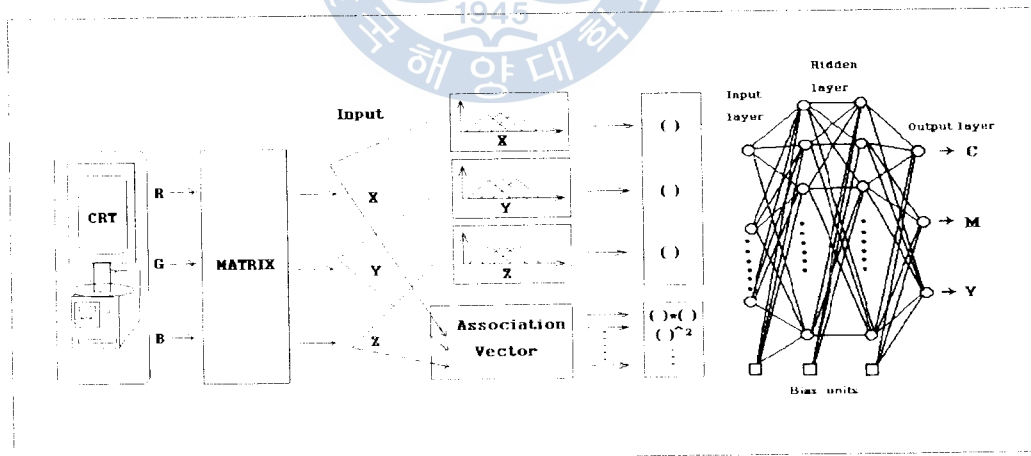


그림 2.6 계층 구조 고차 신경회로망을 이용한 색 보정

C, M, Y 값은 0에서 255사이 값인데 식 (2.9)와 같이 학습신호로 [0, 1]사이의 실수값들로 정규화한다.

$$C_n = C/(1.1 \times 255), \quad M_n = M/(1.1 \times 255), \quad Y_n = Y/(1.1 \times 255) \quad (2.9)$$

오류 역전과 학습 알고리즘을 이용해서 고차 신경회로망 학습은 입력신호인 XYZ 표색계의 값과 학습신호인 CMY 표색계의 값을 사용하여 고차 신경회로망 모델의 가중치와 바이어스를 결정한다. 식 (2.9)에 의해 학습값(t_k)이 정해지면 신경회로망 출력값(o_k)에 의해 학습오차(E)가 $1/2 \sum (t_k - o_k)^2$ 최소가 되도록 학습한다. $t+1$ 단계에서의 은닉층과 출력층간의 연결강도 $w_{kj}(t+1)$, 입력층과 은닉층간의 연결강도 $w_{ji}(t+1)$ 는 각각 식 (2.10) 및 식 (2.11)과 같다.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj}(t) \quad (2.10)$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t) \quad (2.11)$$

t 단계에서의 은닉층과 출력층간의 연결강도 변화량 $\Delta w_{kj}(t)$, 입력층과 은닉층간의 연결강도 변화량 $\Delta w_{ji}(t)$ 는 식 (2.12)~식 (2.15)과 같다.

$$\Delta w_{kj}(t) = \eta \delta_k o_j \quad (2.12)$$

$$\delta_k = (t_k - o_k) o_k (1 - o_k) \quad (2.13)$$

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j o_i \quad (2.14)$$

$$\delta_j = o_j (1 - o_j) \sum \delta_k w_{kj} \quad (2.15)$$

여기서, η , w_{kj} 는 각각 학습률, 출력층 노드 k 와 은닉층 노드 j 의 연결강도이고 입력층의 값 o_i , 은닉층의 값 o_j , 출력층의 값 o_k 가 된다.

제 3 장 실험 및 고찰

실험의 전체흐름은 그림 3.1과 같고 신경회로망의 학습을 위해 CMY 좌표계에서 칼라패치를 그림 3.2와 같이 제작하였다. 제작 과정은 각 채널당 256 단계를

있는 RGB 컬러 좌표계에서 등간격으로 샘플링한 $6 \times 6 \times 6$ 개의 패치들을 생성시키고 식 (3.1)을 이용하여 CMY 좌표계로 변환하였다.

$$C = 255 - R, \quad M = 255 - G, \quad Y = 255 - B \quad (3.1)$$

변환된 색좌표값 $\{b_1, b_2, \dots, b_{216}\}$ 들을 잉크젯 프린터에서 인쇄하였다. 주색기호 이름에 대해 각각의 X, Y, Z 값을 3회 측정하여 이들의 평균값 $\{m_1, m_2, \dots, m_{216}\}$ 을 신경회로망 훈련을 위한 데이터로 이용하였다. 각각 [0, 1] 사이의 실수 값들로 정규화된 $\{m_1, m_2, \dots, m_{216}\}$ 를 입력신호로 두었고, $\{b_1, b_2, \dots, b_{216}\}$ 를 학습 신호로 사용하였다. 입력과 학습신호를 사용하여 50,000번 반복 수행함으로써 기존의 신경회로망과 고차 신경회로망의 가중치와 바이어스를 정한다. 신경회로망의 초기 가중치 $w_m(0)$ 는 $\pm 0.5, 0.5$ 사이의 값으로 두었고 바이어스(bias)는 1로 설정하였다. 학습률은 0.9로 두었고 모멘트는 0.6, 0.7, 0.8로 실험한 결과 0.6보다 0.7이 평균재귀오차가 낮았고 0.8은 오차가 진동을 하였으므로 모멘트를 0.7로 결정해서 학습시켰고 은닉 층은 2개로 두어 실험하였다.

학습된 신경회로망을 평가하기 위해 125개의 테스트 컬러패치를 사용했다. 테스트 컬러패치는 학습용 패치와 겹치지 않는 125개의 패치들을 이용하였다. 그리고 2종류의 평가 방법으로 실험하였다. 첫번째 평가 방법은 기존의 신경회로망과 고차 신경회로망의 연결 강도수를 거의 같게하여 실험하였다. 이것은 연결 강도수를 똑같이 맞추기 힘들기 때문이다. 고차 신경회로망의 전체연결강도 수를 기준

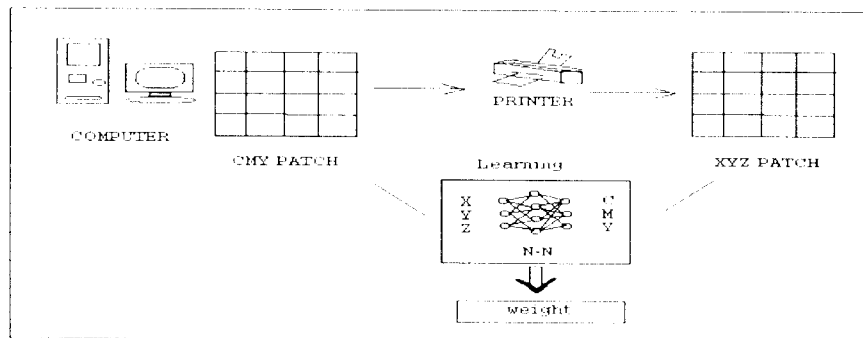


그림 3.1 시스템 블록도

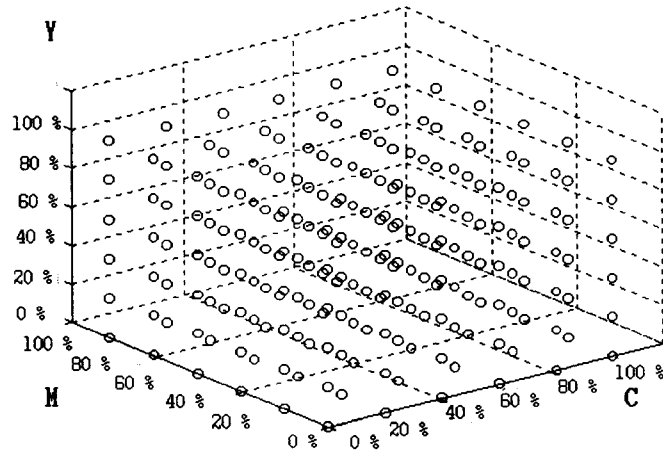


그림 3.2 학습 데이터에 대한 CMY 칼라 공간의 구조

으로 기존의 신경회로망의 전체연결 강도수를 맞추어 실험한 결과 그림 3.3과 같이 고차 신경회로망이 평균자승오차가 적음을 알 수 있다. 고차 신경회로망의 전체연결 강도 수가 1,080개 일 때 기존의 신경회로망의 연결 강도수가 똑같게 되어 이곳에서 기존의 신경회로망의 $L^*a^*b^*$ 값과 고차 신경회로망의 $L^*a^*b^*$ 값을 서로 비교하여 색차를 구한 결과는 그림 3.4와 같다. 가로축은 색차를 나타내고 세로축은 빈도수를 나타낸다. $L^*a^*b^*$ 3차원 공간에서 기존 신경회로망의 평균색차(3.13)과 고차 신경회로망의 평균색차(2.59)로 나타나 고차 신경회로망의 색차가 작은 것을 그림 3.4에서 확인하였다.

두번째 평가 방법은 기존의 신경회로망과 고차 신경회로망의 각 은닉 층 노드 수를 똑같이 하여 실험한 결과 그림 3.5와 같이 25개인 경우 평균자승오차가 적음을 알 수 있다. 이곳에서 기존의 신경회로망의 $L^*a^*b^*$ 값과 고차 신경회로망의 $L^*a^*b^*$ 값을 서로 비교하여 색차를 구한 결과는 그림 3.6과 같다. $L^*a^*b^*$ 3차원 공간에서 기존 신경회로망의 평균색차(2.13)와 고차 신경회로망의 평균색차(1.93)로 나타나 고차 신경회로망의 색차가 작은 것을 그림 3.6에서 알 수 있다.

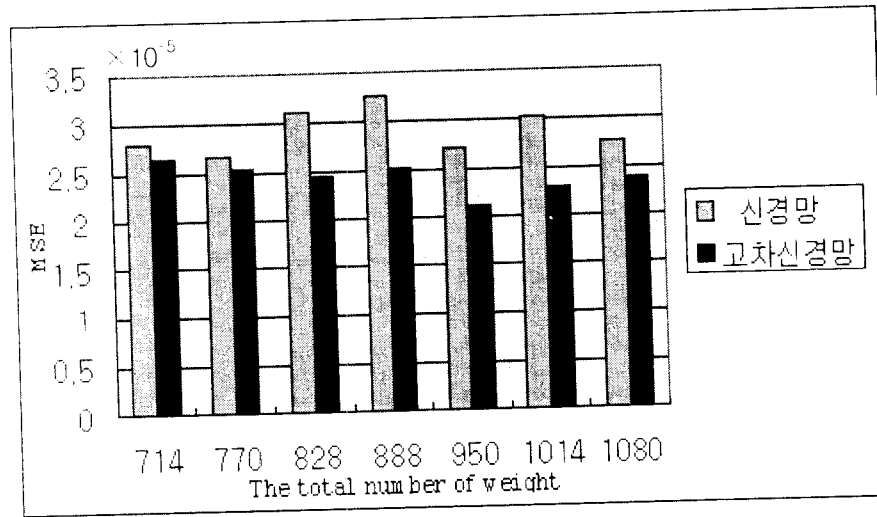
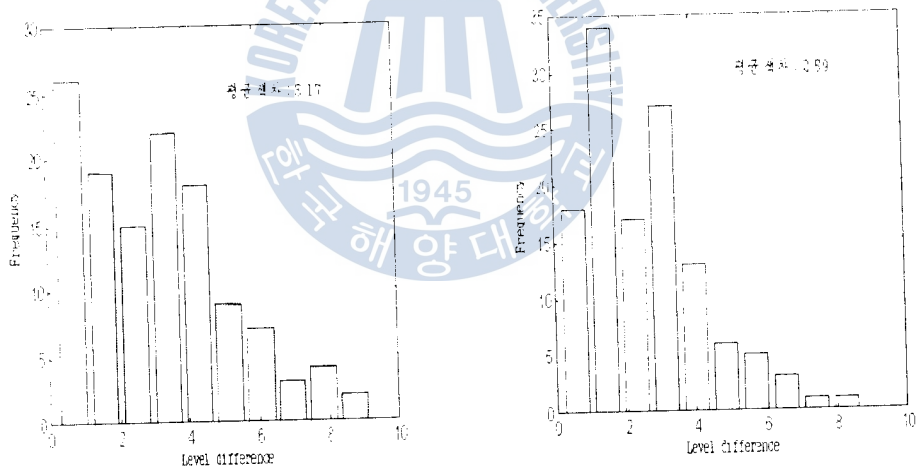


그림 3.3 같은 연결강도 수를 갖는 경우의 신경회로망 학습시 평균자승오차



(a) 계층구조 신경회로망의 색차 (b) 계층구조 고차 신경회로망의 색차

그림 3.4 같은 연결강도 수를 갖는 경우의 신경회로망 색차

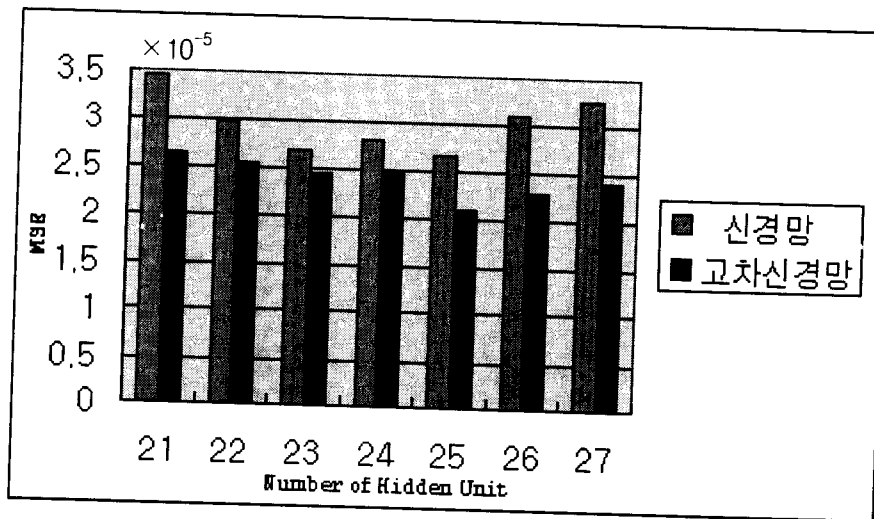
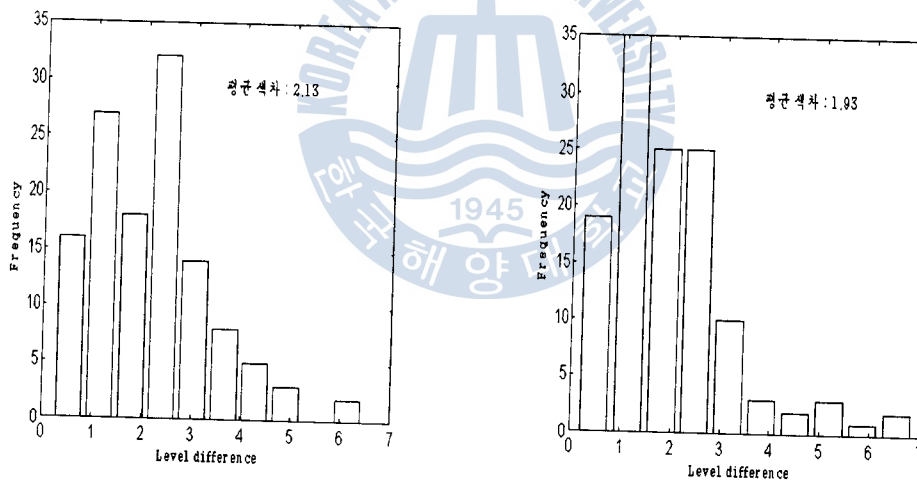


그림 3.5 같은 은닉 노드 수를 갖는 경우의 신경회로망 학습시 평균자승오차



(a) 계층구조 신경회로망의 색차

(b) 계층구조 고차 신경회로망의 색차

그림 3.6 같은 은닉 노드 수를 갖는 경우의 신경회로망 색차

제 4 장 결 론

칼라영상 입출력장치들은 칼라영상을 동일한 색상 혹은 사용자가 감지할 수 없는 최소범위의 색상으로 재현하여야 한다. 그러나 실제로는 영상 입출력 장치에 따라 동일한 색상을 재현하지 못하는 경우가 대부분이다. 영상 입출력 장치들마다

다른 컬러좌표계로 가지고 있고 이들간의 대응관계가 비선형적이어서 색 왜곡을 발생시키기 때문이다. 이러한 좌표계간의 비선형적인 색 왜곡을 보정해 주기 위해서 색좌표계의 변환이 필요하다. LUT을 이용한 색좌표계의 변환 방법은 하드웨어적인 메모리를 가지야 하므로 많은 메모리 용량과 그에 상응하는 비용이 따르게 된다. 신경회로망을 이용한 방법은 LUT보다 비용이 적게 든다는 장점이 있다. 그러나 기존 신경회로망 방식의 경우에는 학습률, 초기 임의의 연결값들에 따라서 학습시간과 결과는 차이가 있다.

본 논문에서는 학습율과 초기 연결값에서 보다 안정적이고 자유도와 저장능력을 가지는 계층 구조 고차 신경회로망을 이용하여 색 보정을 실험하였다. 그리고 기존의 계층 구조 신경회로망과 비교하여, 계층 구조 고차 신경회로망이 기존의 계층 구조 신경회로망보다 평균 색차가 감소되었음을 알 수 있었다.

앞으로 입력에 대한 적절한 차수를 선택하는 문제에 관한 연구가 필요하고, 멀티(multi)입력 멀티출력 신경회로망에 응용할 수 있으리라 본다.

참고 문헌

- [1] H. R. Kang, *Color technology for electronic imaging device*, SPIE Optical Engineering Press, 1996.
- [2] S. Tominaga, "Color control using neural network and its application", *SPIE Conf on Color Imaging*, Vol. 2658, pp. 253-260, 1996.
- [3] 한규서, 김준우, "기준색 고정 색 보정 방법과 컬러 스캐너-프린터에의 응용", *Journal of Korea Society for Imaging Science*, Vol. 2, No. 1, pp. 1-10, 1996.
- [4] 이윤현, 김준우, "유전 알고리즘을 이용한 색보정용 색 샘플 선정", *대한전자공학회 논문지* 제 34권 S 권 pp. 94-103, 1997.
- [5] 서봉우, 김중권, 안식출, 김부영, "CRT 컬러 영상의 측색적 색재현", *대한전자공학회, 대한통신학회 부산·경남지부 춘계 합동 학술논문발표회 논문집* 제6권 제 1호, pp. 99-104, 1997.
- [6] R. Balasubramanian, "Color transformations for printer color correction", *IS & T and SID's 2nd. Color Imaging Conf.*, pp. 62-65, 1994.
- [7] H. Kotera, K. Kanamori, T. Fumoto, O. Yamada, and H. Motomura, "A

- single chip color processor for device independent color reproduction", *1st Color Imaging Conf.*, pp. 133-137, 1993.
- [8] S. Tominaga, "A neural network approach to color reproduction in color printers", *1st Color Imaging Conf.*, pp. 173-177, 1993.
- [9] 김석철, 남주훈, 김두영, 안석출, "신경망을 이용한 비선형 색 변환에 관한 연구", 한국인쇄학회지 제 14권 제 2호, 1996.
- [10] M. Lee, S. Y. Lee, and C. H. Park, "Neural controller of nonlinear dynamic systems using higher order neural networks", *Electronics letters*, Vol. 28, No. 3, pp. 276-277, 1992.
- [11] 이민호, *Identification and control of uncertain systems using neural and neuro-fuzzy networks*, 한국과학기술원 박사학위논문, 1995.
- [12] J. J. Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons", *Proc. Natl. Acad. Sci.* Vol. 81, p. 3088, 1984.
- [13] J. S. Jang, S. Y. Shin, and S. Y. Lee, "Optical implementation of quadratic associative memory with outer product storage", *Optics letter*, Vol 13, p. 639, 1988.

