神經網에 의한 CIE L*a*b*-CMY의 非線形 色變換

徐 奉 雨 · 金 鍾 泌 · 安 錫 出
釜慶大學校 印刷工學科
(1997년 5월 20일 받음, 1997년 6월 15일 최종수정본 받음)

A Method of Nonlinear Color Transform from CIE L*a*b* to CMY Value by Neural Network

Bong-Woo Seo · Jong-Pil Kim · Suck-Chul Ahn
Dept. of Graphic Arts Eng., Pukyong National University
(Received 20 May 1997, in final form 15 June 1997)

Abstract

The objectives of color reproduction in printing, photography, and digital hard-copy is an important problem. The Color is obsorved differently from illumination and obsorvation condition, and varied according to individual taste. Generally, the color reproduction system is designed with colorimetric color reproduction method. But the color gamut of the color reproduction system is different each other and the one device has nonlinear relationalship between the other. By these reason, to predict the reproduced color based on linear color transform method is diffcult. Some methods of non-linear color transform by neural network was proposed.[2)~6)] These method was theoretical useful and valid to transform from CIE color to device color. But more studies were needed to realize the non-linear color transform system.

In this paper, we described a method to realize the non-linear color transform system by neural network. The optimum structure of the non-linear color transform system was found out. The structure of descrived system has four layers(input, output and two hidden layers). Input and output layer have 3 units, and a hidden layer has 27 units. We trained 216 color-samples, and

estimated the realized color transform system by 1115 color-samples. The average color difference between original color samples and transformed color samples was 2.54.

Ⅰ. 序 論

인쇄, 사진, 그리고 각종 디지탈 하드카피에 있어서 색재현 목표를 어디에 둘 것인가는 매우 중요한 문제이다. 물론 하드카피는 사람의 눈에 아름답게 보이도록 재현하는 것이 가장 이상적이지만, 색은 조명이나 관측조건에 따라서 다르게 관측되고, 더우기 개인적인 기호에 따라서 다르다. Hunt는 색재현의 목표를 6종류로 분류하고 있으나, 일반적으로 색재현의 설계는 대개 측색적 색재현을 목표로 하고 있다.[1]

측색적 색재현법으로 설계된 색재현 시스템이지만 재현할 원고의 컬러와 재현된 복제물의 컬러가 일치하지 않는 경우가 일반적이며, 특히 장치에 따라 같은 색의 원고가 전혀 다른 색으로 재현되는 경우가 있다. 이것은 색재현 시스템에서 원고의 색신호(CIE $L^*a^*b^*$)와 장치의 색신호(CMY)사이에 선형적인 관계가 성립하지 않기 때문이다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 LUT(Look Up Table)방식을 많이 이용하고 있으며, 최근에는 신경망에 의한 비선형 색변환법이 보고되고 있다.[2)~6)] 이들의 보고들은 이론적으로 신경망을 이용한 비선형 색변환의 유용성이 확인되었으나, 이러한 방법의 실용화를 위해서 더 많은 연구가 요구되고 있다.

본 논문에서는 신경망에 의한 비선형 색변환을 구현하는 한 방법을 기술하였다. 실험에 사용한 잉크젯 프린터로 출력한 컬러 샘플에서 측색한 값을 학습 데이터로 사용하여 최적의 시스템 구조를 밝혔다. 시스템의 구조는 각각 3개의 유니트를 가지는 입력층과 출력층, 그리고 2개의 은익층으로 구성되어 있는 구조를 사용하였으며, 216개의 컬러 샘플을 학습 데이터로 사용하였으며, 구현된 시스템의 정확도를 평가하기 위해 1115개의 컬러 샘플로 실험한 결과, 구현한 시스템의 유용성과 타당성이 확인하였다.

Ⅱ. 理 論

2.1 색재현 시스템

CIE $L^*a^*b^*$-CMY 색변환은 장치 독립의 표색계에서 장치 종속의 표색계로의 변환을 의

미하고, 여기서 CMY는 C잉크, M잉크, 그리고 Y잉크의 3색잉크로 구동하는 프린터의 구동신호를 나타낸다. 따라서, CIE $L^*a^*b^*$는 장치에 관계없이 일정하지만, 프린터의 구동신호 CMY는 장치에 따라 다르다. Fig.1에 일반적인 색재현 시스템을 나타내고 있다.

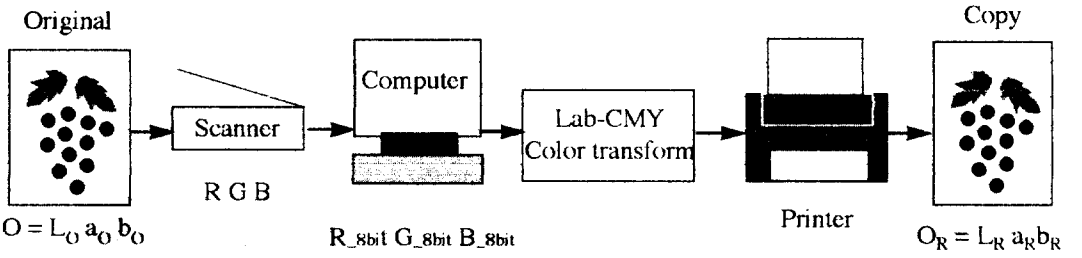


Fig. 1 General color reproduction system

Fig. 1에서 원고의 CIELAB 색도좌표를 $O(L_o, a_o, b_o)$라 하고 복제된 컬러의 색도좌표를 $O_R(L_R, a_R, b_R)$라 할 때, 측색적 색재현 시스템에서는 식 (1)의 관계가 성립한다.

$$O = O_R \tag{1}$$

이러한 색재현 시스템에서 색변환 부분은 이미지 입력부와 이미지 출력부이며, 특히 출력부는 선형적인 색변환이 되지 않는다. 비선형 색변환의 대표적인 방법은 다항식 근사, LUT(Look Up Table)방법, 그리고 신경망에 의한 비선형 색변환이 있다.

2.2 신경망에 의한 CIE L*a*b*-CMY색변환

Fig. 1의 색재현 시스템에서 디지털 신호 $R_{8bit}, G_{8bit}, B_{8bit}$로부터 CIE XYZ 또는 $L^*a^*b^*$ 변환은 식 (2), (3)과 같이 선형적으로 표현할 수 있다.[7] 따라서, 전체의 색재현 시스템에서 비선형 관계는 Fig. 2와 같이 디지털 신호부에서 프린터의 입력부로 된다. 따라서, 이 비선형부의 색변환이 정확하게 이루어지면 전체적으로 측색적 색재현이 성립한다.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = [\,M\,] \begin{bmatrix} R_{8bit} \\ G_{8bit} \\ B_{8bit} \end{bmatrix} \tag{2}$$

$$[M] = \begin{bmatrix} 0.607 & 0.174 & 0.201 \\ 0.299 & 0.586 & 0.115 \\ 0.000 & 0.066 & 1.117 \end{bmatrix}$$

$$L^* = 116(Y/Y_0)^{1/3} - 16$$

$$a^* = 500[(X/X_0)^{1/3} - (Y/Y_0)^{1/3}] \quad (3)$$

$$b^* = 200[(Y/Y_0)^{1/3} - (Z/Z_0)^{1/3}]$$

여기서, X_0, Y_0, Z_0는 기준 백색의 삼자극치이다.

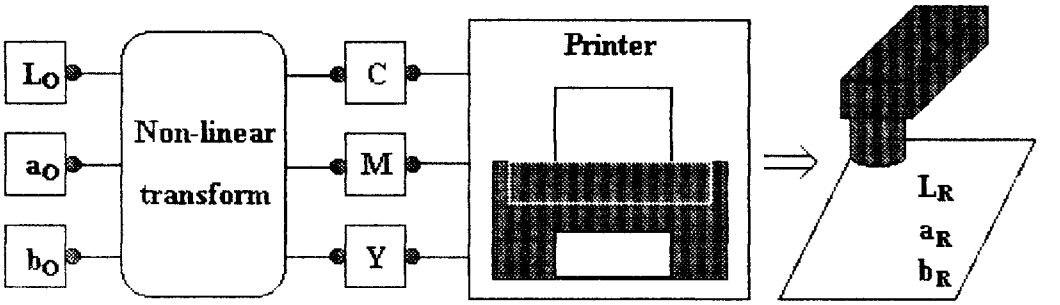


Fig. 2 CIE L*a*b*-CMY color transform model

2.2.1 신경회로망 모델[8]

신경망에 이용되는 신경세포(neuron)의 모델은 다입력 1출력으로 Fig. 3과 같고, 이것을 유니트(unit)라 한다. 그림에서 k_1, k_2, ..., k_n은 입력층의 출력이고, w_1, w_2, ..., w_n은 입력층과 중간층의 연결강도이며, 그리고 $f(net_j)$는 변환함수이다.

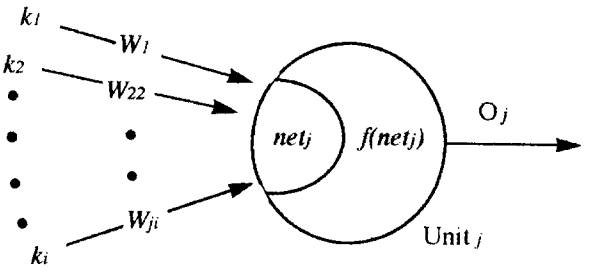


Fig. 3 Neuron model

Fig. 3에서 j번째의 유니트 입력 net_j는 식 (4)와 같다.

$$net_j = \sum W_{ji} \cdot k_i \tag{4}$$

그리고, 유니트 j의 비선형 출력 o_j 는 식 (5)와 같다.

$$o_j = f(net_j) \tag{5}$$

여기서, f 는 활성화 함수(Activation function)이고, 이를 시그모이드(Sigmoid) 활성화 함수로 나타내면 식 (6)과 같이 된다.

$$o_j = f(net_j) = \frac{1}{1+e^{-(net_j+\theta_j)/\theta_o}} \tag{6}$$

여기서, θ_j 는 문턱값(Threshold) 또는 바이어스(Bias)이다. 그리고 θ_j 의 값은 수평축을 따라 활성화 함수를 이동시켜 주고, θ_o 의 값에 따라 시그모이드의 형태가 변화한다.

2.2.2 신경망의 학습 알고리즘[8]

신경회로망의 학습은 어떤 입력 신호에 대해 원하는 목표값이 출력되도록 연결강도가 조정되며, 이 조정법은 역전파(Backpropagation)법으로 1986년에 Rumelhart, Hinton and Williams에 의해 제안된 방법이다. 역전파 학습법은 먼저, 처음시작에는 연결강도에 대한 지식이 없으므로 임의의 값으로 초기화 한다. 그리고 신경회로망에 입력신호를 입력하고 출력을 계산한다. 그 결과를 평가함수에 의해 평가하고, 평가함수가 최소가 되도록 연결강도를 조정하여 다시 평가한다. 이러한 학습과정을 수식으로 표현하면, 출력값 { o_{pk} }는 목표값{ t_{pk} }와 일치하지 않으며, 출력값과 목표값 사이의 오차 E_p 는 식 (7)과 같다. 각 층의 노드에 대한 평균 오차 E 는 식 (8)과 같다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2 \tag{7}$$

$$E = \frac{1}{2P} \sum_p \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2 \tag{8}$$

또한, 연결강도의 변화량 $\Delta\omega_{kj}$, $\Delta\omega_{ji}$ 는 각각 식 (9), (10)과 같다.

$$\Delta\omega_{kj} = \eta\,\delta_k o_j = \eta(t_{pk}-o_k)o_k(1-o_k)o_j \quad (9)$$

$$\Delta\omega_{ji} = \eta\delta_j o_j = \eta\, o_j(1-o_j)\sum\delta_k\omega_{kj}o_j \quad (10)$$

여기서, η 는 학습율이며, 반복 회수가 $(t+1)$회 때의 연결강도의 값은 식 (11)과 같다.

$$\Delta\omega_{kj}(t+1) = \alpha\Delta\omega_{kj}(t)+\Delta\omega_{kj}$$

$$\Delta\omega_{ji}(t+1) = \alpha\Delta\omega_{ji}(t)+\Delta\omega_{ji} \quad (11)$$

여기서, α 는 모멘트량을 나타낸다. 학습률 η 는 실험에서 적당한 값을 선택하여야 하며, 일반적으로 큰 값은 빠른 수렴 속도를 얻을 수 있으나 진동할 수 있고, 작은 경우는 느린 수렴 속도를 가진다.

2.2.3 신경망의 학습

학습용 데이터는 Fig. 2의 시스템에서 C, M, Y의 신호를 0~100%까지 20%간격으로 216를 학습 데이터로 사용하였다. 그리고, 구현한 시스템의 정확도를 평가하기 위한 평가 데이터는 CMY 신호를 10%간격으로 발취한 1331개중에서 학습에 참여한 216종류를 제외한 1115개로 하였다. 학습 데이터의 입력값은 C_N,M_N,Y_N,의 신호비율이고, 이 비율로 프린터를 구동하여 인쇄한 컬러 샘플을 측색한 값 X_N,Y_N,Z_N을 목표값으로 하여 학습한다.

Table 1 Learning data of the input value and taget value

No	Input Value (Rate of CMY)			Target Value (Lab or XYZ)		
	C	M	Y	X	Y	Z
1	C1	M1	Y1	X1	Y1	Z1
2	C2	M2	Y2	X2	Y2	Z2
:	:	:	:	:	:	:
N	CN	MN	YN	XN	YN	ZN

Table 1의 학습 데이터를 이용한 최적 구조는 선행 연구에서 3개의 노드로 구성된 입력층, 27개의 노드로 구성된 2개의 은익층과 3개의 노드로 구성된 출력층이 제일 적합하였다.[6]

2.3 신경망에 의한 CIEL*a*b* - CMY 색변환

2.3.1 비선형 색변환

위의 학습 실험에서 결정된 $L^*a^*b^*$-CMY 비선형 색변환 시스템의 구조는 Fig. 4와 같이 3-27-27-3 형태의 신경망이며, 입력측은 $L^*a^*b^*$ 공간이고, 출력측은 CMY 공간이다.

216개의 컬러 샘플로 학습이 완료된 시스템의 입력측에 XYZ 또는 $L^*a^*b^*$ 형태의 이미지 데이터 X_N,Y_N,Z_N이 주어지면, 학습에 의해 생성된 연결강도에 의해 출력값 C_N,Y_N,M_N과 같은 프린터의 구동신호가 얻어진다.

Table 2는 구현한 시스템에 입력 컬러(XYZ 또는 $L^*a^*b^*$)에 대응하는 출력값(CMY잉크의 면적율)을 나타내고 있으며, 이것이 $L^*a^*b^*$-CMY의 비선형 색변환이다.

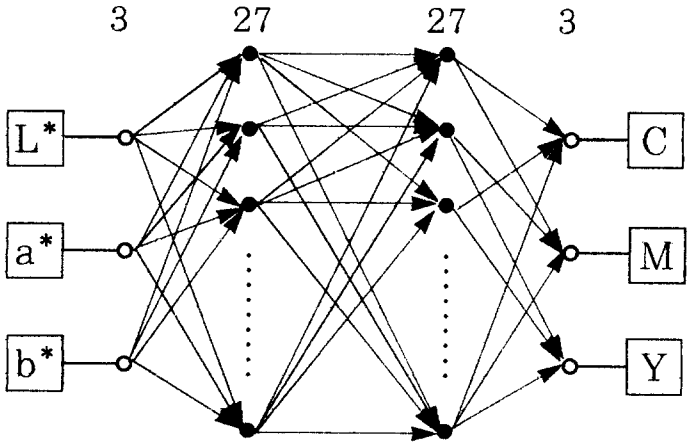


Fig. 4 Optimum structure of the realized non-linear color transform system

Table 2 Input value and output value of the system

No	Input Value			Output Value		
	X	Y	Z	C	M	Y
1	X_1	Y_1	Z_1	C_1	M_1	Y_1
2	X_2	Y_2	Z_2	C_2	M_2	Y_2
:	:	:	:	:	:	:
N	X_N	Y_N	Z_N	C_N	M_N	Y_N

2.3.2 구현한 시스템의 평가

구현한 시스템의 정확도를 평가하기 위하여, 원고의 컬러와 구현한 시스템에 의해 재현된 컬러의 색차로 표현하였다. CMY 신호의 비율을 10% 간격으로 출력한 샘플에서 학습에 참여한 216종류의 컬러 샘플을 제외한 1115개를 시스템의 평가에 이용한다. 여기서 평가 데이터의 $X_{N\text{-}O}$, $Y_{N\text{-}O}$, $Z_{N\text{-}O}$($L^*a^*b^*$)를 원고의 컬러 O라 하고, 이들 $X_{N\text{-}O}$, $Y_{N\text{-}O}$, $Z_{N\text{-}O}$의 값을 색변환 시스템의 입력으로 하여 결정된 C_N, M_N, Y_N값으로 프린트를 구동하여 인쇄한 컬러물을 측색한 값을 O_R이라 하여 식(12)와 식(13)과 같이 표현한다. 그리고 원고의 색과 복제물의 색차 ΔE_{ab}는 식(14)와 같다.

$$O = \begin{bmatrix} X_{N-O} \\ Y_{N-O} \\ Z_{N-O} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L^*_O \\ a^*_O \\ b^*_O \end{bmatrix} \tag{12}$$

$$O_R = \begin{bmatrix} X_{N-R} \\ Y_{N-R} \\ Z_{N-R} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L^*_R \\ a^*_R \\ b^*_R \end{bmatrix} \tag{13}$$

$$\Delta E_{ab}^* = (\Delta L^{*2} + \Delta a^{*2} + \Delta b^{*2})^{1/2} \tag{14}$$

$$\Delta L^* = L_O - L_R,\ \Delta a^* = a_O - a_R,\ \Delta b^* = b_O - b_R$$

Ⅲ. 實 驗

3.1 실험 방법

신경망을 이용한 비선형 색변환 시스템을 구현하기 위해서 최적의 시스템 구조의 결정, 학습 그리고 색변환의 과정을 실행하였다. 시스템은 메캔토시용 C-언어로 구현하였고, 출력기는 720dpi 잉크젯 프린터를 사용하였다.

학습용 데이터와 평가용 데이터는 프린터의 구동신호 CMY를 주어, 인쇄된 컬러 샘플을 측색기로 측정한 값이다. 학습용 데이터는 CMY 표색계의 전체를 포함하는 범위로 하였고, 이 학습 데이터로 학습시킬 때 전체 오차와 개체 오차를 0.00001과 0.000001로 결정한 후, 최적의 시스템 구조를 결정하였다. 최적의 시스템 구조로 구현된 색변환 시스템을

평가용 데이터로 그 정확도를 색차로 나타내었다.

3.2 실험결과 및 고찰

3.2.1 신경망의 학습용 데이터

Fig. 2의 색변환 모델에서 C, M, Y의 각 조합에 의한 신호로 인쇄한 컬러 샘플을 측색기로 측정한 값($L^*a^*b^*$ 또는 XYZ)을 입력 데이터로 하고, 목표 데이터는 CMY 잉크의 면적율로 하였다. 학습용 데이터는 CMY잉크의 면적율이 0%에서 100%까지 20% 단계로 모두 216개로 하였으며, Table 3에 그 일부를 나타내었다. 이들 학습용 데이터를 이용하여 구현한 시스템에서 학습할 때 식(8)의 전체 오차를 0.00001, 식(7)의 개체 오차를 0.000001 이하로 설정한 시스템의 학습된 결과의 데이터(C_R, M_R, Y_R)는 Table. 4와 같다.

Table 3. Learning data using experiment

No.	Input Data			Taget Data(8bit)			No.	Input Data			Taget Data(8bit)		
	X	Y	Z	C	M	Y		X	Y	Z	C	M	Y
1	85.3	86.1	108.6	255	255	255	:	:	:	:	:	:	:
2	80.4	78.0	104.2	255	204	255	210	4.0	3.5	11.8	0	0	51
3	73.9	67.3	98.3	255	153	255	211	7.8	16.2	11.4	0	255	0
4	66.8	55.1	91.5	255	102	255	212	7.0	14.0	11.0	0	204	0
5	58.8	42.5	83.2	255	51	255	213	6.1	11.3	10.6	0	153	0
6	40.8	19.4	55.9	255	0	255	214	5.4	8.9	9.9	0	102	0
7	82.5	84.3	93.9	255	255	204	215	4.6	6.7	9.4	0	51	0
:	:	:	:	:	:	:	216	3.7	3.7	6.6	0	0	0

Table 4. Learning result of the learning data

Data No	Taget Data			Result Data			Data No	Input Data			Taget Data		
	C	M	Y	CR	MR	YR		C	M	Y	CR	MR	YR
1	255	255	255	232	232	232	:	:	:	:	:	:	:
2	255	204	255	232	185	231	210	0	0	51	0	0	46
3	255	153	255	231	140	230	211	0	255	0	0	231	0
4	255	102	255	232	93	230	212	0	204	0	0	186	0
5	255	51	255	231	46	232	213	0	153	0	0	139	0
6	255	0	255	232	0	231	214	0	102	0	0	93	0
7	255	255	204	231	231	185	215	0	51	0	0	46	0
:	:	:	:	:	:	:	216	0	0	0	1	1	0

3.2.2 신경망에 의한 $L^*a^*b^*$-CMY 비선형 색변환

구현한 $L^*a^*b^*$-CMY 비선형 색변환 시스템의 정확도를 평가하기 위해서 평가용 데이터를 이용하였다. 평가용 데이터는 CMY 잉크의 면적율이 0%에서 100%까지 10% 간격으로 모두 1331개 중에서 학습에 참여하지 않은 1115개를 평가용 데이터로 사용하였다.

(1) 개관적 평가

평가용 데이터의 XYZ($L^*a^*b^*$)값을 구현한 시스템의 입력 데이터로 하여 결과의 출력은 입력 데이터의 색에 대응하는 CMY 신호이며, 이 신호를 프린터의 구동 신호로 입력하여 복제한다. 평가용 데이터의 실측값(원고의 색)과 구현한 시스템으로 출력한 인쇄물(복제물의 색)을 측정한 결과를 무작위로 33개를 선택하여 나타낸 것을 Table 5이며, 여기서 No.는 평가용 데이터의 나열한 순서를 나타낸다.

Table 5 Original color and transformed color by the proposed system.

No	Original C			Reproduced C			ΔE	No	Original C			Reproduced C			ΔE
	L*	a*	b*	L*	a*	b*			L*	a*	b*	L*	a*	b*	
41	78.0	26.3	-3.7	77.8	25.7	-0.9	2.8	:	:	:	:	:	:	:	:
81	87.7	-0.3	37.6	87.9	0	36.6	1.1	1130	42.9	9.8	-55	40.7	7.1	-56	3.8
158	58.5	51.8	39.2	56.6	55.1	36.5	4.7	1170	52.7	-3.3	-14	50.2	-36	-16	4.8
162	87.9	16.0	-2.6	79.7	16.1	0.4	3.0	1174	55.6	-5.6	28.4	51.5	-57	21.8	7.8
202	59.5	-6.3	37.5	88.0	-6.0	35.4	2.1	1251	39.9	0.1	-56	40.7	-2.7	-54	3.7
400	80.7	42.1	39.9	59.6	44.3	40.6	2.2	1291	46.2	-40	-20	45.8	-37	-22	3.3
404	86.7	7.5	-2.7	79.5	9.3	-2.1	2.2	1331	23.7	2.4	-16	23.7	2.4	-16	0.0
:	:	:	:	:	:	:	:	Total color difference of ΔE							2.54

Fig. 5는 무작위로 선택한 33개에 대해서, 원고의 색(왼쪽)과 복제물의 색(오른쪽)의 샘플을 쌍으로 나타내었고, 이들 두 색사이의 색차가 Table 6이며, 여기서 No. 1은 Table 5의 첫째항(No : 41)의 색차와 같다.

Table 6. Color difference between original and reproduced color

No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ΔE	2.84	1.06	4.73	3.00	2.14	2.22	2.21	3.26	3.28	2.06	1.74
No.	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
ΔE	0.65	1.44	7.23	0.84	1.31	1.33	2.44	0.42	0.96	0.57	1.89
No.	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
ΔE	1.24	5.99	1.63	0.26	1.17	3.83	4.75	7.79	3.66	3.33	0.00

Table 6에서와 같이 전체의 평균색차는 2.54로 매우 좋은 결과를 나타내고 있다. 그리고, 색차가 5이상이 되는 결과가 3 곳(No.14, No.24, No.31)이 있었으며, 이는 잉크나 종이의 결함이나 불균일성 등의 요인으로 사료되지만 정확한 원인은 밝혀지지 않았다.

(2) 주관적 평가

구현한 시스템의 정확성을 1115개의 평가용 데이터 중 무작위로 선택한 33개의 샘플에 대해서 원고의 색과 재현색과의 색차로서 나타내었다. 그러나, 본 실험의 경우 나타낼 수 있는 경우의 수는 101^3개 이므로, 이들 모든 경우의 샘플을 측색하여 평가하기는 불가능하여, 일반 컬러 이미지를 출력하였다.

Fig. 5는 33개의 평가용 컬러 샘플의 원고(왼쪽)와 재현물(오른쪽)을 쌍으로 나타내었고, Fig. 6은 실험에 사용한 많은 이미지 중 하나를 선형적인 색변환과 구현된 시스템에 의해 비선형 색변환의 결과를 나타내었다.

Fig. 5를 D65의 표준광원에서 8명의 관찰자에 의해 5단계의 비교평가 결과 4.4인 「Slightly Different」로 나타났으며, 그리고 Fig. 6의 구현된 시스템에 의한 비선형 색변환 결과의 이미지를 D65의 광원에서 5단계의 화질 평가 결과 4.75인 「Excellent」로 나타났다.[9]

Ⅳ. 結 論

일반적으로 색재현 시스템은 측색적 색재현법으로 설계되어 있으나, 원고의 색을 재현하는 경우 장치에 따라 재현된 색이 다르다. 특히, 장치에 따라 같은 색원고가 전혀 다른 색으로 재현되는 경우가 있다. 이것은 색재현 시스템에서 원고의 색신호(CIE $L^*a^*b^*$)와 장치의 색신호(CMY)사이에 선형적인 관계가 성립하지 않기 때문이다. 이와 같은 비선형 관계를 정확하게 변환하는 한 방법인 신경망에 의한 비선형 색변환 시스템을 구현하여 720dpi 잉크젯 프린터로 실험한 결과 다음과 같은 사실을 알았다.

1. 216개의 학습 데이터를 사용한 경우, 2개의 은익층과 각 은익층에 27개의 유니트가 최적 구조로 밝혀졌다.
2. 1115개의 평가용 데이터를 사용하여, 원고와 재현한 색에 대한 평균 색차는 2.54였다.
3. 컬러 샘플의 비교평가는 4.4인 「Slightly Different], 컬러 이미지의 일반평가는 4.73인 「Excellent」로 나타났다.
4. 구현한 시스템을 디지털 프린터의 색변환기로 실용화가 충분함을 확인하였다.

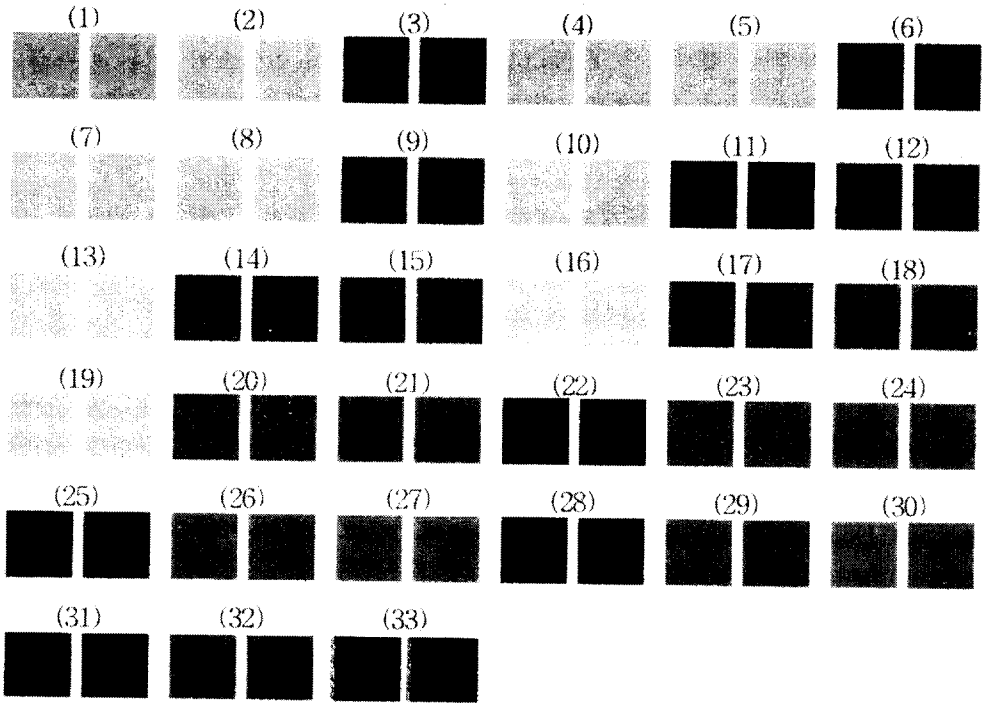
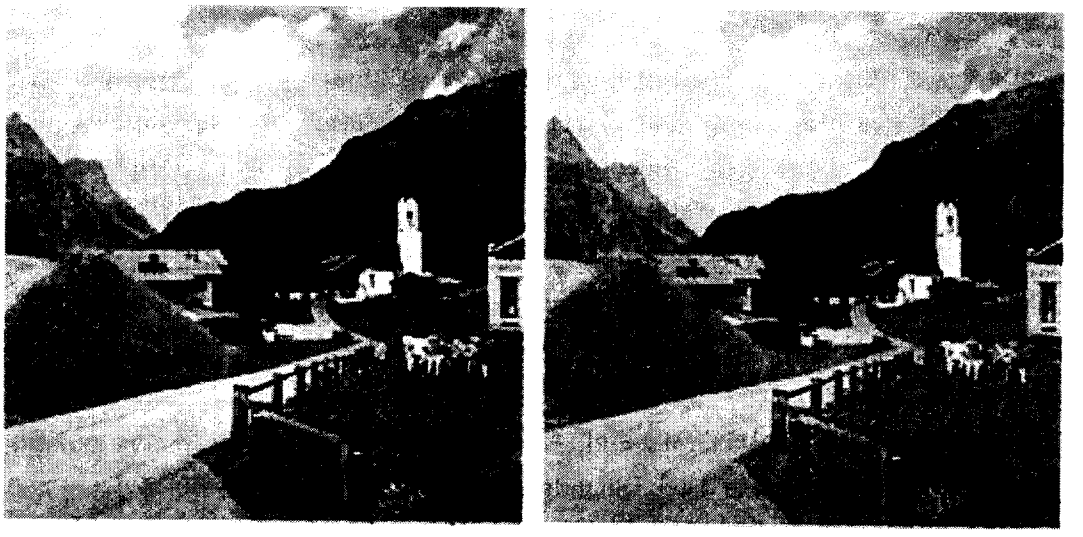


Fig.5 Ooriginal color samoles and reproduced color samples



(a) Linear tran. image (b) Non-linear tran. image

Fig.6 Compare with linear transformed image and non-linear transformed image by proposed neural network.

參 考 文 獻

1. R. W. G. Hunt, The Reproduction of COLOUR in photography, Printing & Television, Fountain Press England, pp.177~196,(1987).
2. S. Tominaga, "A Neural Network Approach to Color Reproduction in Color Printers", IS&T and SID's Color Imaging Conf.:Transforms &Transportability of Color, 173-177(1993).
3. S. C. Ahn, S. C. Kim, J. H. Nam, D. Y. Kim, "A study of nonlinear color conversion by neural networks", The Korean Printing Society Conf., Vol.14, No.2(1996).
4. S. C. Ahn, S. C. Kim, J. H. Nam, D. Y. Kim, "The study of using neural network for color reproduction in color printer", Proceeding of the 1996 Korea Signal Processing Conf., Vol.9, No.2,739-742(1996).
5. S. C. Ahn, B. W. Seo, M. O. Yoo, J. P. Kim, S. H. Lee, "XYZ-CMY color conversion by neural networks", The Korean Printing Society Conf., Vol.15, No.1,(1997).
6. S. C. Ahn, B. W. Seo, M. O. Yoo, J. P. Kim, "Nonlinear Color Conversion between difference devices by Neural Ntework", The 7th Annual conference of The Korean Society for Imaging Science, pp.1~pp.7(1997).
7. Y. Miyake, S. C. Ahn, J. J. Lee, "Image Enhancement Processing to use in the Hard Copy", Journal of The Korean Printing Society, Vol.14, No.2(1996).
8. Y. H. Pao, Adative pattern recognition and neural networks/Yoh-Han Pao., chap 5, Addison-Wesley Publishing Co., Inc., (1989).
9. Y. Miyake, "Introduction to the Image Analysis and Evaluation(I)", The Japanese Society of Printing Science and Technology, Vol.28, No.1, pp.66~pp.70.(1991).