

신경망을 이용한 칼라 입력장치의 칼라 보정

엄 경배*, 안 창선**

* 군산대학교 컴퓨터과학과, ** 장항 공업고등학교

요 약

칼라 입출력 장비의 가격이 점차로 저렴해짐에 따라 영상으로부터 물체의 형상뿐만 아니라 칼라까지도 인식하여 보다 정밀한 정보를 이용하고자하는 요구가 증대되고 있다. 이를 위해서는 칼라 입출력 시스템의 정확한 칼라 표현 및 재현을 위해 칼라 보정에 관한 연구가 선행되어야 한다. 따라서, 본 논문에서는 칼라 입출력장비 중 칼라 스캐너의 칼라 보정에 관하여 연구하였다. 칼라 스캐너의 특성은 gray-balancing과 칼라 변환의 두과정으로 나뉜다. 칼라 변환으로부터 gray-balancing을 분리함으로써 칼라 변환을 위해 유도되어진 변환 행렬은 모든 형태의 스캐너에 적용될 수 있어 스캐너 특성의 portability를 가능하게 한다. 또한, gray-balance된 RGB값을 얻기위한 선의 적합을 위해 최소자승법을 이용하였고, 칼라 변환을 위해 gray-balance된 RGB로부터 CIE-XYZ로 비선형적 좌표 변환 문제를 저장공간이 많이 필요하지 않고, 빠른 변환결과를 제공할 수 있는 장점이 있는 신경망 기법을 이용하여 해결 하였다. 삼차원 3차극치 공간에서 신경망 출력은 원하는 출력의 근사치를 제공하는 것을 알 수 있었다. 제안된 칼라 보정 방법은 모듈별로 분해되었기 때문에 스캐너 특성의 portability를 가능하게 하여 모든 형태의 스캐너 보정에 이용될 수 있으리라 기대된다.

Color correction of the color input device using the Neural Network

* Kyoung-Bae Eum, ** Chang-Sun Ahn

* Dept. of Computer Science, Kunsan University,

** Jang-Hang Technical High School

Abstract

The demand for recognizing the color as well as the object shape is increasing to use the detailed information, because the expense of color input/output devices become cheap. The research on the color correction should be researched for the exact color presentation and color reproduction of color input/output systems. In this paper, we researched on the color correction of color scanner. The characterization of color scanner is a two step process of gray-balancing and color transformation.

The decoupling of the gray-balancing from the color transformation enables the portability of the scanner characterization. We used the least square methods for the line fitting and the Neural Network for the storage space and computation speed. The output of Neural Network is similar to the target value in three-dimensional tristimulus space. The proposed color correction method can be used for all scanners of a manufacturer's model because of the portability.

1. 서론

컴퓨터를 비롯한 칼라 영상 시스템의 보급이 날로 확산되고 있으며, 디지털 영상 신호처리 기술과 하드웨어의 발달로 칼라 영상을 나타낼수 있는 칼라 비디오 카메라, 칼라 스캐너(color scanner), 칼라 모니터등의 가격이 점차로 저렴해짐에 따라 영상으로부터 물체의 형상뿐만아니라 칼라까지도 인식하여 보다 정밀한 정보를 폭 넓게 이용하고자하는 요구가 증대되고 있다.[1] 본 논문에서는 이들 칼라 입출력 장비중 칼라 스캐너의 칼라 보정(color correction)에 관하여 연구하였다.

칼라 스캐너의 특성은 gray-balancing과 칼라 변환(color transformation)의 두과정으로 나뉜다. 칼라 변환으로부터 gray-balancing을 분리하므로써 칼라 변환을 위해 유도되어진 변환 행렬은 모든 형태의 스캐너에 적용될수 있어 스캐너 특성의 portability를 가능하게 한다.[2] 칼라 스캐너의 경우 RGB 필터의 센서 특성의 차이에 의해 입력된 R, G, B값이 균일하게 입력되지 않는다. 따라서, 입력된 원래의 물체 색과는 상당한 차이가 있기 때문에 스캐너로 입력된 칼라 영상으로부터 물체의 고유색을 정확하게 인식하는데는 많은 문제점이 있다. 따라서, 스캐너의 칼라 보정을 위해 gray-balancing이 필요하다. 또한, 칼라 변환을 위해 gray-balance된 RGB로부터 CIE-XYZ로 비선형적 좌표 변환 문제를 변환 시간과 저장 공간 측면에서 장점을 가지고 있는 신경망(Neural Network) 기법을 이용하여 해결 하였다. 본 논문에서 채택한 신경망 모델은 다층 전향(multi-layer feed-forward)의 신경망으로 오차의 역전파(back-propagation) 학습을 이용하였다.[3] gray-balance된 RGB 좌표계에서 CIE-XYZ 좌표계로 변환한 실험 결과는 삼차원 3자극치 공간에서 신경망 출력은 원하는 출력의 근사치를 제공하는것을

알 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 칼라 좌표계, 칼라 스캐너 특성 및 gray-balancing에 대하여 기술하고, 3장에서는 실험 및 결과 분석을 제시하고, 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

II. 본론

1. 칼라 좌표계

칼라의 표현 체계에 있어서 혼색계(color mixing system)는 빛의 칼라를 표시하는 표색계로 심리·물리적인 빛의 혼색실험에 기초를 두고 있고 CIE-XYZ 좌표계, RGB 좌표계등이 있으며, 현색계(color appearance system)는 물체색을 표시하는 표색계로서 먼셀(Munsell) 표색계와 오스트발트의 표색계 등이 있다. 본 논문에서는 CIE-XYZ 좌표계[4,5], RGB 좌표계[5]등이 이용되었다.

1931년 국제 조명위원회(CIE : Commission Internationale de l'Eclairage)에서는 가법 혼색의 원리에 의해서 심리·물리적인 빛의 혼색실험에 기초한 칼라를 표시하는 방법의 하나를 결정하였다. 이것을 CIE 표준 표색계(CIE Standard Colorimetric System)라고 부른다. CIE에서는 빛의 스펙트럼상의 파장이 700nm(빨강), 546.1nm(초록), 435.8nm(파랑)의 세 가지 원자극들을 혼합하여 어떤 하나의 칼라에 일치시킬 수 있다는 사실을 이용하였다. 색도도(chromaticity diagram)란 3자극치(tristimulus values)의 조성비를 표현한 것으로

$$t_k = \frac{T_k}{T_1 + T_2 + T_3}, \quad k = 1, 2, 3 \quad (1)$$

으로 정의된다. $t_1 + t_2 + t_3 = 1$ 이기 때문에 색도도 표현에 있어서 색도는 독립 변수가 2개이므로 색도도는 2차원 평면상에 그릴 수 있다. 그림 1은 r, g 평면상의 색도도이다. 그림 1을 살펴보면 546nm이하의 파장 색은 부(-)의 계수가 된다. 따라서 그림 1을 색도도로 채택하게 되면 사용상 불편을 초래할 수 있다. 따라서 그림 1의 색도도에서 음의 부분이 없게 원자극 R, G, B에 대응하는 가공의 세 원색 X, Y, Z를 정의하였다. 따라서 X, Y, Z는

$$\begin{aligned}
 X &= k \sum_{380}^{780} P_{\lambda} \overline{x_{\lambda}} \Delta\lambda \\
 Y &= k \sum_{380}^{780} P_{\lambda} \overline{y_{\lambda}} \Delta\lambda \\
 Z &= k \sum_{380}^{780} P_{\lambda} \overline{z_{\lambda}} \Delta\lambda
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

와 같이 표현된다. 여기서, P_{λ} 는 광원의 분광분포이고, $\overline{x_{\lambda}}, \overline{y_{\lambda}}, \overline{z_{\lambda}}$ 는 스펙트럼 3자극치이며 k는 1/1000000이다. CIE-RGB로부터 변환된 CIE-XYZ의 색도 x, y에 대한 색도도는 그림 2와 같이 말굽자석 모양으로 나타난다. 또 CIE-XYZ 좌표계는 물체색을 나타내는 데에도 사용되는데 표준광을 색료에 반사시켜 분광광도계를 사용하여 반사된 물체 색을 측정하여 3자극치를 나타낸다. 반사에 의한 3자극치의 계산 식은

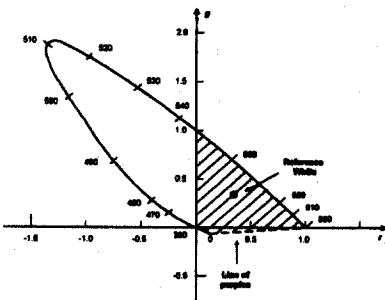


그림 1. CIE-RGB 색도도
Fig. 1 CIE-RGB chromaticity diagram

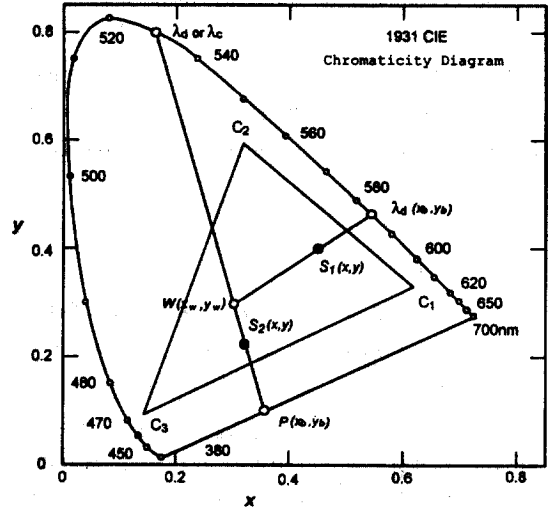


그림 2. CIE-XYZ 색도도
Fig. 2 CIE-XYZ chromaticity diagram

$$\begin{aligned}
 X &= k \sum_{380}^{780} P_{\lambda} \overline{x_{\lambda}} \rho_{\lambda} \Delta\lambda \\
 Y &= k \sum_{380}^{780} P_{\lambda} \overline{y_{\lambda}} \rho_{\lambda} \Delta\lambda \\
 Z &= k \sum_{380}^{780} P_{\lambda} \overline{z_{\lambda}} \rho_{\lambda} \Delta\lambda
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

이고, 여기서 P_{λ} 는 조명에 사용한 표준광의 분광 분포이고 ρ_{λ} 는 분광반사율이다. 표준광은 CIE가 결정한 광원(illuminance) A, B, C가 사용되며 분광반사율은 파장 λ 에 대하여 사용한 표준 광원으로부터 단색광을 표준백색면(MgO)에 닿게 하여 반사시킨 광선과 표준광원으로부터 동일한 단색광을 시료면에 닿게 하여 반사시킨 광선과의 비이다. 위에서 얻어진 X, Y, Z의 값에서 Y를 %양으로 고치면 시각 반사율을 나타내게 되고, 색도 x, y를 계산하여 (Y, x, y)로써 칼라를 표시하게 된다.

2. 칼라 스캐너 특성 및 Gray-Balancing

그림 3은 칼라 스캐너 특성에 대한 간단한 접근

방법을 보여준다. 먼저, Macbeth ColorChecker와 같은 입력 시험 색표(color patch)의 표색치가 측정되어진다. 그리고, 문서나 영상이 칼라 스캐너에 의해 입력 되어질 때 스캐너는 RGB값을 생성하기 위해 내부적으로 A/D 변환, 표본화(sampling), 양자화(quantization), 스케일링(scaling)등이 이루어진다. 일반적으로 이러한 RGB값을 스캐너 RGB라고 한다. 스캐너 RGB값은 CIE 표준색과 일치하지 않는다. 따라서, 표색 정합(colorimetric matching)관점에서 장치 독립적(device independent)인 좌표계인 CIE-XYZ 좌표계와 스캐너 RGB값 사이의 관계를 설정하는것이 필요하다. 그러므로, 칼라 보정을 위해 장치 값들은 입력치(e.g., $X_i Y_i Z_i$) 가 변환되어진 스캐너 값(e.g., $X_c Y_c Z_c$)과 일치하도록 CIE 표준색으로 변환되어야 한다.[6,7,8]

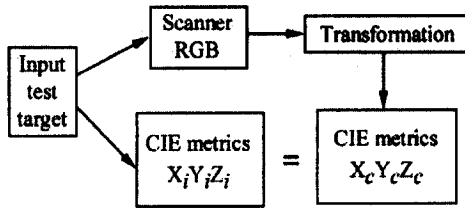


그림 3. 칼라 스캐너 특성
Fig. 3 Color scanner characterization

이와같이 칼라 스캐너 특성은 gray-balancing과 칼라 변환의 두 과정으로 나뉜다. 칼라 스캐너의 경우 RGB 필터의 센서 특성의 차이에 의해 입력된 R, G, B값이 균일하게 입력되지 않는다. 따라서, 입력된 원래의 물체색과는 상당한 차이가 있기 때문에 스캐너로 입력된 칼라 영상으로부터 물체의 고유색을 정확하게 인식하는데는 많은 문제점이 있다. 그러므로, 스캐너의 칼라 보정을 위해 gray-balancing이 필요하다. 칼라 변환의 과정은 간단한 선형 근사법(linear approximation), 룩업 테이블(look up table)을 이용한 방법등이 많이 사용되어지는데 본 논문에서는 시간과 저장 공간면에서 많은 잇점을 가지고

있는 신경망의 역전파 학습 방법을 이용하였다. 이는 전술한바와 같이 신경망을 이용한 방법은 기존의 룩업 테이블에 의한 방법에 비해 필요한 학습 시간은 길어지지만 일단 학습이 끝나면 이들 값을 오프라인으로 이용하기 때문에 저장 공간이 많이 필요하지 않고 빠른 변환 결과를 제공할 수 있다는 장점이 있기 때문이다. 칼라 변환으로부터 gray-balancing을 분리하므로써 칼라 변환을 위해 유도되어진 변환 행렬은 모든 형태의 스캐너에 적용될 수 있어 스캐너 특성의 portability를 가능하게 한다. 스캐너의 보정을 위한 gray-balancing 과정에서 gray balance된 RGB값은 Macbeth ColorChecker와 같은 입력 시험 색표중의 gray 색표에 대해 다음과 같이 정의함으로써 얻어진다.

$$R = G = B = f(Y) \tag{4}$$

윗 식에서 $f(Y)$ 는 명도 Y의 함수이거나 명도 Y일 수 있다. Macbeth ColorChecker와 같은 입력 시험 색표중의 gray 색표(19번부터 24번까지)의 스캐너로부터 획득되어진 스캐너 RGB와 gray 입력 시험 색표의 측정된 Y값은 그림 4와 같은 관계를 갖고, 그관계는 R,G,B로 표시되었다. 경우에 따라서는 R,G,B값이 동일할 경우 겹쳐져 있기 때문에 구별이 용이하지 않다. 또한, 그림 4에서 최소 자승법(least square method)을 이용하여 얻어진 3개의 최소 자승선(least square lines)은 실선과 점선들에 의해 표현되었고, 이는 입력 시험 색표의 스캐너 RGB로부터 gray-balance된 RGB로 변환하는데 이용되어진다.

주어진 몇 개의 데이터로부터 주어진 데이터들을 잘 대표할 수 있는 함수를 구해내는 방법중의 하나가 Lagrange에 의해서 고안된 최소 자승법이다.[9] 그림 4의 선의 적합(line fitting)을 위해 본 논문에서는 최소 자승법을 이용하였다. 주어진 데이터들에 잘 적합시킬 수 있는 근사함수를 $g(x)$ 라 하면 주어진 데이터 x_i 에서의 함수 값 $g(x_i)$ 와 측정값 y_i 와의 편차 z_i 는 $z_i = g(x_i) - y_i$ 이다. 주어진 데이터가 n개가 주어졌다면 이들 편차를 제공하여 모두 합한 편차 제공의 합은

$$s = \sum_{i=1}^n [g(x_i) - y_i]^2 \tag{5}$$

이다.

s가 최소가 되는 추정 함수 $g(x)$ 를 찾아 내는 것을 곡선의 적합(curve fitting)이라고 한다. 지금 $g(x)$ 를 m개의 함수가 선형 결합된 복합식

$$g(x) = c_1g_1(x) + c_2g_2(x) + \dots + c_mg_m(x) \quad (6)$$

라고하면 추정된 m개의 함수 $g_1(x), g_2(x), \dots, g_m(x)$ 가 결정되었으므로 위에서 s값은 c_1, c_2, \dots, c_m 의 값에 따라 결정된다. 따라서, s값은 c_1, c_2, \dots, c_m 의 함수로 생각할 수 있으며 s값이 최소가 될 필요 충분 조건은 s를 편미분 했을 때 s가 최소이기 때문에

$$\frac{\partial s}{\partial c_j} = 0, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

이어야한다.

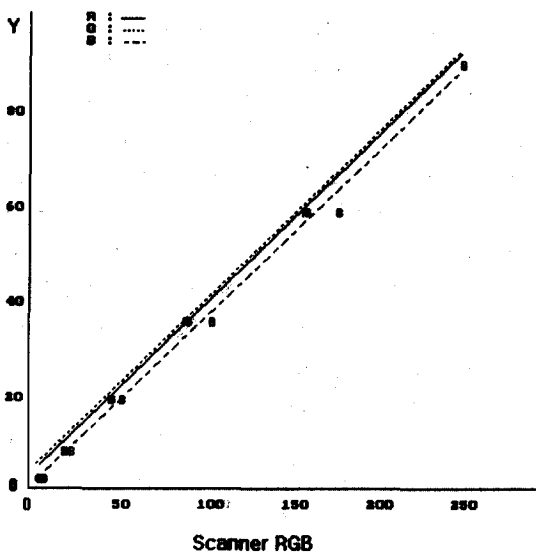


그림 4. 명도 Y와 스캐너 RGB사이의 관계
Fig. 4 Relationship between the luminance Y and the scanner RGB

다음 표 1은 그림 4에서 최소 자승법에 의해 얻어진 3개의 최소 자승 선을 이용하여 Macbeth ColorChecker 시험 색표의 스캐너 RGB로부터 gray-balance된 RGB로 변환된 값을 나타낸다.

Macbeth Color Checker No.	Scanner RGB			gray-balanced RGB		
	R	G	B	R	G	B
1	41	20	12	17	8	4
2	159	82	69	58	32	24
3	33	54	99	14	20	33
4	24	38	14	10	15	5
5	71	61	125	28	24	41
6	59	138	118	24	51	39
7	157	46	14	57	19	5
8	23	32	110	10	13	37
9	139	28	38	51	11	14
10	33	14	42	14	6	15
11	83	126	25	33	47	9
12	182	85	19	65	33	7
13	10	15	83	4	6	28
14	23	76	20	10	30	7
15	114	13	14	43	5	5
16	220	150	21	78	55	7
17	147	35	84	54	14	29
18	21	69	109	9	27	36
19	255	255	255	90	90	90
20	161	162	181	59	59	59
21	91	93	106	36	36	36
22	47	48	54	19	19	19
23	20	21	24	9	9	9
24	6	4	8	3	3	3

표 1. 스캐너 RGB에서 gray-balance된 RGB로 변환된 값
Table 1. Scanner RGB to gray-balanced RGB transformed value

III. 실험 및 결과

스캐너 RGB에서 CIE-XYZ로 좌표 변환을 위해 두 종류의 데이터가 요구되어진다. 첫째는, 시험용 색표의 스캐너 반응치이고, 둘째는 시험용 색표의 표색 측정치이다. 본 논문에서는 시험용 색표로서 Macbeth ColorChecker 24개 색표를 이용하였고, 실험을 위해 스캐너는 Sharp JX450을 이용하였다. 이 용된 Macbeth ColorChecker는 표 2와 같다.

실험의 순서는 다음과 같다.

1. 주어진 Macbeth ColorChecker 시험 색표의 스캐너 RGB 반응을 얻는다.
2. 시험 색표의 CIE-XYZ값을 측정한다.
3. gray-balance된 직선을 얻기위해 시험 색표의 gray 색표들로부터 결과를 이용하여 측정된 명도 Y와 스캐너 RGB사이의 상관관계를 얻는다.
4. 모든 시험 색표에 대하여 스캐너 RGB를 gray balance된 RGB로 변환한다.
5. Macbeth ColorChecker 24 색표의 gray balance된 RGB로부터 CIE-XYZ로 변환을 위해 신경망을 이용한다.
6. 결과들을 측정치와 비교한다.

No	Name	CIE (1931)		
		x	y	Y(%)
1	dark skin	0.400	0.350	10.1
2	light skin	0.377	0.345	35.8
3	blue sky	0.247	0.251	19.3
4	foliage	0.337	0.422	13.3
5	blue flower	0.265	0.240	24.3
6	bluish green	0.261	0.343	43.1
7	orange	0.506	0.407	30.1
8	purplish blue	0.211	0.175	12.0
9	moderate red	0.453	0.306	19.8
10	purple	0.285	0.202	6.6
11	yellow green	0.380	0.489	44.3
12	orange yellow	0.473	0.438	43.1

No	Name	CIE (1931)		
		x	y	Y(%)
13	Blue	0.187	0.129	6.1
14	Green	0.305	0.478	23.4
15	Red	0.539	0.313	12.0
16	Yellow	0.448	0.470	59.1
17	Magenta	0.364	0.233	19.8
18	Cyan	0.196	0.252	19.8
19	white	0.310	0.316	90.0
20	neutral 8	0.310	0.316	59.1
21	neutral 6.5	0.310	0.316	36.2
22	neutral 5	0.310	0.316	19.8
23	neutral 3.5	0.310	0.316	9.0
24	black	0.310	0.316	3.1

표 2. Macbeth ColorChecker 색표의 색도 좌표
Table 2. Chromaticity diagram of Macbeth ColorChecker color patch

표 2에서 x, y는 색도 값을 나타내고, Y는 명도이다. 3자극치 X, Y, Z은 색도값 x, y, z와 다음 식과 같은 관계를 갖는다.

$$x = \frac{X}{X+Y+Z}, y = \frac{Y}{X+Y+Z}, z = \frac{Z}{X+Y+Z}, x + y + z = 1 \quad (8)$$

변환된 결과들은 측정치와 비교되어지고, 시험 색표의 개개의 색차와 평균 색차는 스캐너 특성의 평가자로서 이용되어질 수 있을 것이다. 전술한바와 같이 gray-balance된 직선을 얻기위해 본 논문에서는 선의 적합을 위해 앞에서 언급된 최소 자승법을 이용하였고, 그 결과들은 그림 5에서와 같이 실선과 점선들에 의해 표현된 최소 자승법에 의해 적합된 R,G,B 선을 볼 수 있고, 이 적합된 R,G,B 선을 이용하여 스캐너 RGB로부터 graybalance된 RGB값을 구할 수 있다.

또한, Macbeth ColorChecker 24 색표의 gray-balance된 RGB로부터 CIE-XYZ로 비선형적 좌표 변환 문제를 신경망 기법을 이용하여 해결 하였다. 본 논문에서 채택한 신경망 모델은 다층 전향의 인

경망으로 오차의 역전파 학습을 이용하여 훈련시킨 결과는 스캐너 RGB 값과 CIE-XYZ 좌표값 사이의 비선형적인 매핑 함수를 제공한다. 이러한 방법은 룩업 테이블을 저장하여 보관하는 방법에 비해 저장공간이 작아지고 빠른 변환결과를 제공할 수 있다는 장점이 있다.

그림 5는 본 논문에서 사용한 신경망의 구조를 나타내며, 입력 층과 3개의 은닉 층 그리고 출력 층으로 구성되었다.[10] 그림 5에서 가장 하위 층은 입력 층이 되고, 가장 상위 층은 출력 층이 된다. 각 노드에서는 하위 층의 입력을 받아 연결된 하위 층과의 가중치 계수를 곱하고, 각각의 값들을 합하고, 이들 합에 로지스틱(logistic) 비선형 연산을 통하여 출력을 만들어 낸다. 노드 j의 출력을 계산하는 과정은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 net_j &= \sum_i w_{ji} O_i + b_j \\
 f(net_j) &= \frac{1}{1 + \exp(-4\alpha \cdot net_j)} \\
 O_j &= f(net_j)
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

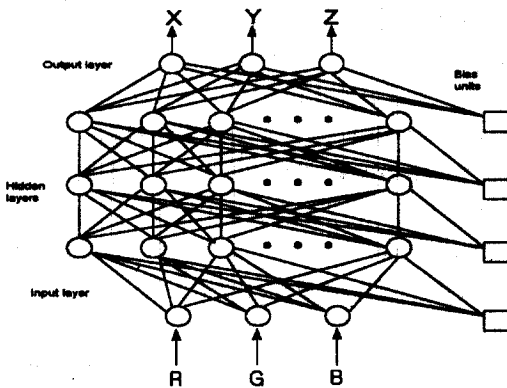


그림 5. 칼라 변환 신경망구조
Fig. 5 Neural Network Structure of Color Trans.

여기서, O_j 는 노드 j에서의 출력으로 0과 1사이의 값이며, W_{ji} 는 노드 i로부터 노드 j로 주어지는 신호의 가중치 계수, b_j 는 노드 j의 바이어스, net_j 는 노

드 j의 입력, $f(net_j)$ 는 비선형 활성화 함수이다. 또한 α 는 $net_j=0$ 일 때 $f(net_j)$ 의 기울기이다.

gray-balance된 RGB로 부터 CIE-XYZ 좌표계로의 변환정보는 그림 5의 신경망 구조의 가중치 계수와 바이어스를 학습과정을 통하여 얻어진다. 학습과정은 망의 가중치와 바이어스를 계산하는 과정이며, 학습 결과는 입력 칼라 값으로부터 원하는 출력 칼라로 변환하는 비선형 함수의 계수이다. 본 논문에서 학습과정은 Rumelhart등이 제안한 오차 역전파 방법을 사용하였다. 앞에서 gray-balance된 RGB와 CIE-XYZ 칼라가 학습과정의 입력출력 패턴 벡터가 된다. 먼저 입력 벡터는 네트워크를 통하여 출력벡터가 생성된다. 이 출력은 원하는 출력벡터와 비교하여 실제 출력값과 원하는 출력값 사이의 자승오차를 계산한다. 이 자승오차를 줄이는 방향으로 가중치 계수와 바이어스를 경사방법(gradient method)에 의하여 변화시키며, 이 과정에서 출력 층으로부터 입력 층으로 오차가 전달되어 출력 오차를 최소화하는 방향으로 학습한다.

변화하는 매개변수(parameter)는 3-10-10-10-3의 신경망인 경우 260개의 가중치 계수와 33개의 바이어스이다. gray-balance된 RGB 칼라에서 CIE-XYZ로의 변환을 위한 정규화된 p번째 학습패턴은 입력(gray-balance된 RGB 칼라)은 $ip=(R_p, G_p, B_p)$ 와 같이 주어지고, 출력(CIE-XYZ 칼라)은 $tp=(X_p, Y_p, Z_p)$ 와 같이 주어진다. 출력의 원하는 출력과 실제 망이 제공하는 오차는

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^3 (t_{pj} - O_{pj})^2
 \tag{10}$$

이며, 여기서 t_{pj} 는 노드 j의 원하는 출력이고, O_{pj} 는 제공하는 노드 j의 출력이다. 학습방법은 경사 감소방법을 이용하여 오차를 최소화하는 방법으로 가중치 계수는

$$\Delta_p W_{ji} = \eta \frac{-\partial E_p}{\partial W_{ji}} = \eta \delta_{pj} O_{pi}
 \tag{11}$$

를 이용하여 변경된다. 여기서, η 는 학습률 이고

δ_{ij} 는 노드 j의 출력값과 원하는 값 사이의 오차값이다.

학습용 데이터는 표 1, 2를 사용하였다. 학습 실험 환경으로는 IBM 586PC를 사용하였다. 초기 가중치 계수와 바이어스는 랜덤하게 잡았다. 학습은 학습률 0.3을 주고 총 자승오차(sum of squared error)가 0.01일때까지 학습하였다. 학습과정에서 학습패턴을 가지고 학습된 가중치 계수와 바이어스를 이용하여, 임의의 입력 gray-balance된 RGB 칼라로부터 CIE-XYZ 칼라 좌표값으로 변환할 수 있었다. 입력은 학습패턴이 될 수 있으며, 학습하지 않은 데이터는 신경망의 일반화(generalization)능력으로 보간되어 출력으로 보내어진다.

그림 6에는 gray-balance된 RGB 좌표계에서 CIE-XYZ 좌표계로 변환하기 위해 신경망을 이용한 실험결과를 제시하였다. 색도 다이어그램으로 표시하여 비교하면 쉽게 측정된 값과 신경망을 이용해 계산된 결과의 오차를 알 수 있는데, 측정치와 신경망을 이용하여 계산한 결과의 오차는 3차원 3자극치 공간에서 평균 유클리디안 거리(Euclidean distance)는 0.03 unit이고 가장 큰 차이는 0.097 unit로 신경망 출력은 원하는 출력의 근사치를 제공하는 것을 그림 6을 보면 알 수 있다. 그림 6에서 각 번호는 Macbeth ColorChecker 24 색표의 색표 번호를 나타낸다.

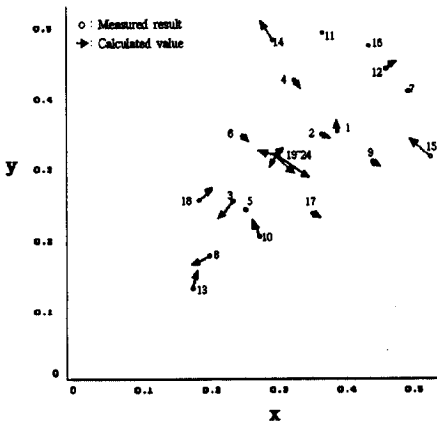


그림 6. 측정치와 계산된 결과의 비교

Fig. 6 Comparison of measured and calculated tristimulus values

IV. 결론

칼라 영상은 흑백 영상에 비해 보다 더 많은 정보를 제공할 수 있기 때문에 영상처리나 컴퓨터 시각 분야에서 흑백 영상에서 칼라 영상으로 연구가 확대되고 있으며, 이를 위해서는 칼라 영상 입출력 시스템의 정확한 칼라 표현 및 재현, 즉 칼라 보정에 관한 연구가 선행되어야한다. 본 논문에서는 이들 입출력 장비중 칼라 스캐너의 칼라 보정에 관하여 연구하였다.

칼라 스캐너의 특성은 gray-balancing과 칼라 변환의 두과정으로 나뉜다. 칼라 변환으로부터 gray-balancing을 분리하므로써 칼라 변환을 위해 유도되어진 변환 행렬은 모든 형태의 스캐너에 적용될수 있어 스캐너 특성의 portability를 가능하게 한다. 따라서, 스캐너의 보정을 위해 gray-balancing만이 필요하게 되고, gray-balance된 RGB값을 얻기위한 선의 적합을 위해 본 논문에서는 최소자승법을 이용하였다. 또한, 칼라 변환을 위해 gray-balance된 RGB로부터 CIE-XYZ로 비선형적 좌표 변환 문제를 신경망 기법을 이용하여 해결 하였다. 본 논문에서 채택한 신경망 모델은 다층 전향의 신경망으로 오차의 역전파 학습을 이용하였다.

gray-balance된 RGB 좌표계에서 CIE-XYZ 좌표계로 변환하기 위해 신경망을 이용한 실험결과는 삼차원 3자극치 공간에서 평균 유클리디안 거리는 0.03 unit이고 가장 큰 차이는 0.097 unit로 신경망 출력은 원하는 출력의 근사치를 제공하는 것을 알 수 있었다. 이러한 신경망을 이용하는 색좌표 변환 방법은 기존의 테이블에 의한 방법에 비해 가중치 계수와 바이어스를 얻어내는데 필요한 학습시간은 길어지지만, 일단 학습이 끝나면, 이들 값을 오프라인으로 사용하기 때문에 저장공간이 많이 필요하지 않고, 빠른 변화결과를 제공할 수 있다는 장점이 있다. 제안된 칼라 보정 방법은 모듈별로 분해되었기 때문에 스캐너 특성의 portability를 가능하게 하여 모든형태의 스캐너의 칼라 보정에 이용될 수 있으리라 기대된다.

참고문헌

- [1] 하영호 외 3인, "칼라 프린팅을 위한 비선형 양자화 및 변형된 점 확산 기법," 제 8회 신호처리 합동 학술대회, vol. 8, no. 1, 1995
- [2] H. R. Kang, "Color scanner calibration," J. Imag. Sci. Tech., Vol. 36, pp.162-170, 1992.
- [3] S. Grossberg, "Neural Networks and Natural Intelligence," MIT Press, 1988
- [4] 박도양, "실용 색채학," 반도출판사, 1979.
- [5] Wyszecki, Stiles., "Color Science," John Wiley & Sons, Inc., 1967.
- [6] S. Suzuki, "Color characteristic design for color scanners," Appl. Opt. , Vol. 29, pp. 5187-5192, 1990.
- [7] H. R. Kang, "Color scanner calibration of reflected samples," Proc. SPIE 1670, pp. 468-477, 1992
- [8] B.A. Wandel and J.E. Farrell, "Water into wine : converting scanner RGB to tristimulus XYZ," Proc. SPIE 1909, pp. 92-101, 1993.
- [9] William H. Press and Saul A. Teukolsky , "Numerical recipes in C," Cambridge Univ. Press, 1992
- [10] S. Tominaga, "Color notation conversion by Neural Networks," Color Res. Appl., Vol. 18, pp. 253-259, 1993.

안 창선(Changsun Ahn)

1985년 : 전북대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1997년 ~ 현재 : 군산대학교 교육대학원(전자계산학 전공) 석사과정 재학중

1984년 ~ 1995년 : (주) 대우전자 근무

1996년 ~ 현재 : 장항공업고등학교 교사

<연구분야> 색채 재현 및 영상처리, 퍼지이론 및 신경망

엄 경배(Kyoungbae Eum)

1990년 : 전북대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

1995년 : 캐나다 토론토대학교 전기 및 컴퓨터공학과 박사후 연구원(Post Doc.)

1999년 : 일본 동경대학 생산기술연구소 객원연구원

1989년 ~ 현재 : 군산대학교 컴퓨터공학과 부교수

<연구분야> 칼라 영상처리 및 인식, 병렬처리, 퍼지이론 및 신경망