

論文2000-37SP-5-7

프린터 색역에 균등한 분포를 갖는 색표본 생성 및 색재현

(Determination of color samples uniformly distributed in printer gamut and its application to color reproduction)

李暉熙 * , 金嬉樹 ** , 安錫出 *** , 河永浩 **

(Cheol-Hee Lee, Hee-Soo Kim, Suk-Chul Ahn, and Yeong-Ho Ha)

요약

본 논문에서는 출력 장치의 색역에 대하여 균일한 분포를 갖는 색표본(color sample) 생성 방법을 제안하고, 이를 이용한 색재현 방법을 소개한다. 즉 기존의 방법인 RGB(red, green, and blue) 혹은 CMY(cyan, magenta, yellow) 등 장치 의존형 색공간에서 균일한 색표본을 선택하는 것이 아니라 장치 독립형 균등 색공간인 CIELAB공간에서 균등 색표본을 선택하는 방법을 제안한다. 또한 제안된 색표본의 성능을 평가하기 위하여 회귀 모델과 신경망을 이용한 색공간 변환을 수행하였다. 동일한 크기의 색표본의 경우, 제안된 색표본을 이용한 색공간 변환 방법이 신경망, 회귀 모델 모두에서 색차를 줄일 수 있었다.

Abstract

This paper proposes a color sample selection method that produces a uniform distribution in the display gamut plus a color reproduction method for using a uniform color sample.

In contrast to the conventional method, the proposed uniform color samples are selected in CIELAB, a device-independent color space, instead of RGB (red, green, and yellow) or CMY (cyan, magenta, and yellow) space, device-dependent color spaces. To evaluate the performance of the proposed color samples, they were applied to color space conversion using both a regression model and neural network. As a result, in the case of a color sample of the same size, the color space conversion method using the proposed samples showed a lower color difference for color conversions using either neural or regression.

I. 서론

자연 영상 혹은 원고에 시각적으로 근사한 화상을

* 正會員, 慶雲大學校 컴퓨터工學科

(Dept. of Computer Engineering, Kyungwoon University)

** 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(School of Electronic and Electrical Engineering,
Kyungpook National University)

*** 正會員, 布經大學校 印刷情報工學科

(Dept. of Graphic Arts Information, Pukyong National
University)

接受日字:1999年12月30日, 수정완료일:2000年5月24日

재현하기 위한 색재현 분야는 화상 재료 기술, 칼라 입출력 장치 제조 기술, 데이터 전송 기술 등의 발전과 더불어 광범위하게 연구되고 있는 분야이다. 그러나 색재현 장치가 갖는 필연적인 시스템 오차로 인하여 재현된 영상의 화질은 장치 의존적이며 원 영상과의 색차를 내포한다. 대표적인 시스템 오차로는 카메라에서, RGB 분광 분포와 등색 함수(color matching function) 간 분광 분포의 편이, 각 재현 장치에 의존적인 색역 (color gamut), 색재현 시스템의 제한된 활성영역 (dynamic range), 잡법 혼색 시스템에서 각 잉크 사이에 중복된 분광 분포 등이 있다.^[1] 이러한 필연적인 시스템 오차로 인하여 색재현의 목표는 재현된 영상의 사용 목적에 따라 달라질 수 밖에 없으며 Hunt는 올바른 색재현의 목표를 고찰하고 6가지의 분류 방법을 제

시하였다.^{[1],[2]} 본 논문에서는 이러한 올바른 색재현의 목표 가운데 실용적인 색재현 시스템에서 많이 사용되는 측색적 색재현(colorimetric color reproduction)을 목표로 하여, 원하는 출력색을 얻기 위한 시스템의 입력 구동신호 결정에 필요한 색표본의 생성 방법에 대하여 연구하였으며 이를 프린터에 대하여 적용하였다.

프린터에서의 색재현의 경우 재현된 색은 출력 매질, 각 잉크의 분광 분포, 채색시 잉크 입자의 중첩, 망점 생성 방법, 프린터의 기계적인 특성 등 다양한 변수에 의해 결정된다. 따라서 이러한 다양한 변수에 대하여 프린터를 모델링하기 위하여 측색적인 방법이 많이 이용된다. 즉 장치 의존적인 입력값으로 색표본을 생성하고 이러한 표본에 대한 측색을 통하여 출력값을 얻음으로써 입력과 출력을 모델링한다.^{[3],[4]} 이때 입력값으로는 장치 의존적인 색공간 즉, CMY공간에서 균등한 표본점(sample point)을 선택하고 이러한 입력값으로 생성된 색표본에 대하여 측색을 하여 균등 색공간인 CIELAB에서의 출력값을 얻는다.^[5] 이러한 입력과 출력의 색표본 쌍을 선형 변환법,^[5] 참조표(look-up table)를 이용한 3차원 보간법,^[6] 신경망을 이용한 방법^{[5],[7],[8]} 및 다차원 회귀 방정식을 이용한 방법^{[9],[10]} 등의 모델링 방법에 적용하여 원하는 CIELAB 출력을 얻기 위한 프린터의 입력 구동신호를 얻는다.

시스템 모델링 과정에서 색차는 모델링 방법에 따라 차이가 있으며 신경망 및 참조 테이블을 이용한 3차원 보간법이 선형 모델이나 다차원 회귀 방정식에 의한 방법보다 우수하다고 알려져 있다. 이러한 시스템 모델링 과정에서 표본점의 선택은 출력 예측의 정확성에 큰 영향을 준다. 즉 프린터에서 CMY 신호 입력과 CIELAB 신호 출력 모델링에 많이 이용되는 MLP(multi-layered perceptron)와 BP(back propagation)를 이용한 학습의 경우, 사용되는 색표본의 크기와 분포는 모델링하고자 하는 프린터 시스템에 관한 입력 출력 정보가 되므로 색표본은 학습 과정에서 은닉층의 가중치 결정에 매우 중요한 영향을 미친다. 또한 참조표를 이용한 3차원 보간법의 경우에도 색표본의 개수와 분포는 신경망과 마찬가지로 출력 예측에 큰 영향을 주며 참조표의 크기가 클수록 더 정확한 예측이 가능하나 보간에 시간이 많이 걸리는 단점이 있다.

따라서 본 연구에서는 색표본의 개수를 줄이면서 색역을 정확히 모델링하기 위한 방법으로 장치 독립형 균등 색공간에서 색표본을 생성하는 방법을 제안한다.

즉 기존의 CMY공간에서 균등한 색표본을 선택할 경우 실제 색역 사상 및 색차 비교가 일어나는 균등색 공간에서의 색표본의 분포는 균등하지 않으며 어두운 영역에 집중된다. 특히 감법 혼색의 경우 프린팅 과정에서 잉크 입자의 중첩 현상으로 인하여 활성 영역이 줄어들어 잉크의 양이 선형적으로 증가하더라도 색차 혹은 명도의 변화는 입력의 중간 단계에서 포화된다. 그러므로 이러한 색표본을 측색할 경우 특정한 영역에서 색표본의 분포가 중복되는 결과를 초래한다. 따라서 표본점을 프린터의 색역의 전체에 고르게 분포시킴으로써 예측 오차를 줄이며 또한 적은 수의 색표본으로 효율적인 색역 모델링이 가능하다.

본 연구에서는 6개의 기준색을 이용하여 전체 프린터의 색역을 모델링하고 명도축과 기준색을 연결하는 축을 중심으로 각 명도 평면에 대하여 2차원의 초기 표본점을 생성한 후 이를 각 명도 축에 대해 확장하여 적용함으로써 3차원의 색역을 모델링하는 방법을 제안하였다. 또한 색역 전체에 할당된 초기 표본점들로부터 시스템 모델링에 필요한 유한개의 대표 표본점을 만들어 내기 위하여 양자화 기법에 많이 사용되는 LBG^[11] 양자화기를 사용하여 유한개의 대표 표본점을 만들고 이를 색표본으로 사용하였다. 또한 이 색표본에 대한 측색된 LAB값을 얻기 위해 신경망을 이용하여 CIELAB공간에 균등한 색표본의 프린터 구동신호 CMY값을 얻었고 이 값을 이용하여 다시 출력한 후 측색하여 균등 색표본의 입출력 값을 얻었다. 제안된 색표본의 성능 평가를 위해 Macbeth ColorChecker 및 Fuji Color Paper에 대하여 색차 비교를 하였으며 색공간 변환에 많이 사용되는 신경망 및 다항 회귀법에 대하여 적용하였다.

논문의 순서로는 II장에서 제안된 색표본 생성 방법을 소개하며 III장에서는 대표 표본점에 대한 CMY 구동신호 예측 및 측색을 설명하고 IV장의 실험 및 고찰, V장의 결론으로 논문을 맺는다.

II. 색역에 대하여 균일한 분포를 갖는 색표본 생성

그림 1은 RGB, CMY등 장치 의존형 색공간에서 균등 입력 구동신호에 대한 프린터 및 모니터의 측정된 CIELAB 값이다. 그림 1에서 (a)는 각각 $10 \times 10 \times 10$ 크기의 균등한 RGB 및 CMY신호이며 (b) 와 (c)는 각

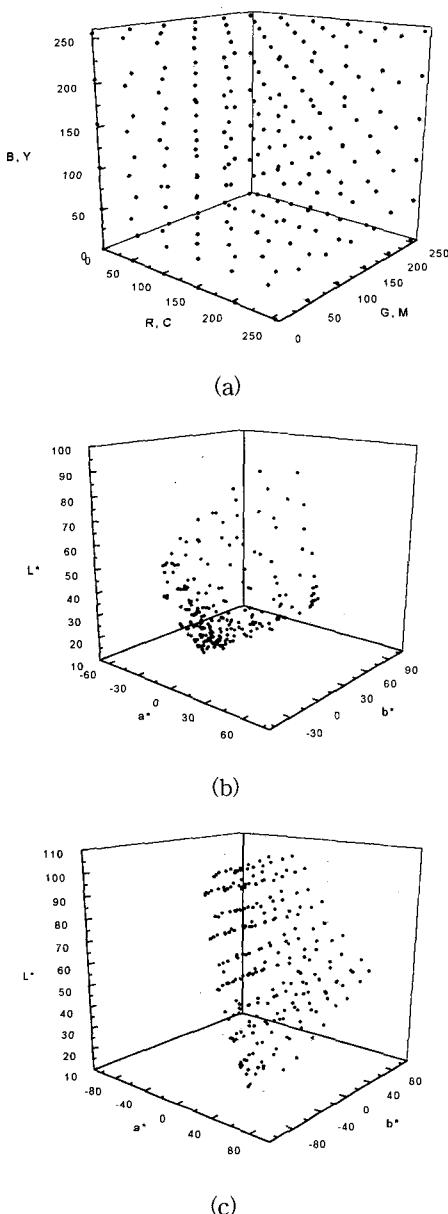


그림 1. 프린터 및 모니터의 균등입력 구동신호와 측정된 CIELAB 출력값 (a) 모니터와 프린터의 균등입력 구동신호 (RGB, CMY) (b) 측정된 프린터 출력값 (CIELAB) (c) 측정된 모니터 출력값 (CIELAB)

Fig. 1. Uniform input-driving-signal and measured CIELAB values of a printer and monitor. (a) Uniform input-driving-signal of a monitor and printer, (b) measured printer outputs in terms of CIELAB, and (c) measured monitor outputs in terms of CIELAB.

1000개의 균등입력 구동신호에 대한 측정된 CIELAB 값이다. 그림에서 보는 바와 같이 프린터의 경우 CMY의 균등입력 구동신호에 대한 CIELAB 출력값의 분포는 낮은 명도 영역에 현저히 집중되어 있다. 이것은 전술한 바와 같이 프린팅시 잉크 입자의 겹침 현상으로 인하여 낮은 명도 영역에서는 잉크 양의 선형적인 증가에 대한 색차 및 명도 신호의 변화가 매우 완만하므로 실제 측정 혹은 인지되는 색차 및 명도의 변화 또한 매우 작음을 알 수 있다.^[12]

그러므로 프린터의 경우 전체 색역을 잘 모델링 하기 위해서는 모니터와 마찬가지로 프린터의 색역 전체에 대하여 고른 분포를 갖는 색표본을 선택하는 것이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 색역에 균등하게 분포된 색표본을 생성하기 위하여 6개의 기준색을 중심으로 프린터의 색역을 모델링하였다. 그림 2는 C, M, Y, R, G, B의 기준색에 대하여 명암도를 2단계씩 변화시켜 색표본을 출력한 후 측색기를 이용하여 CIELAB값으로 변환했을 때 프린터의 색역을 보여준다.

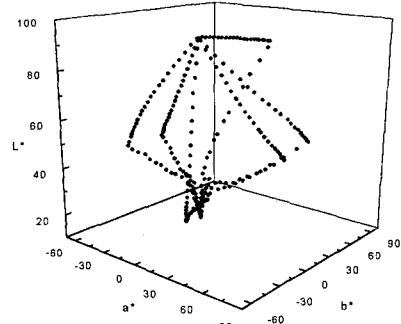


그림 2. 6개 기준색 색표본의 분포

Fig. 2. Distribution of 6 primary color samples.

기준색에 대한 색표본을 만드는 과정에서 K(black) 값은 UCR(under color removal)로 고려되도록 하였으며 BNM(blue noise mask)^[13]을 이용하여 망점을 생성하였다. 각 기준색에 대한 색표본의 개수는 256개이다.

그림 2의 프린터 색역에 대하여 균일한 분포를 갖는 색표본을 생성하기 위하여 우선 그림 3과 같이 3차원 체적의 내부 영역에 대하여 대략적으로 균등한 분포를 갖도록 초기 표본점을 할당하고 할당된 초기 표본점을 모집단으로 하여 LBG양자화기를 이용하여 유한 개의 대표 표본점을 선택한다.

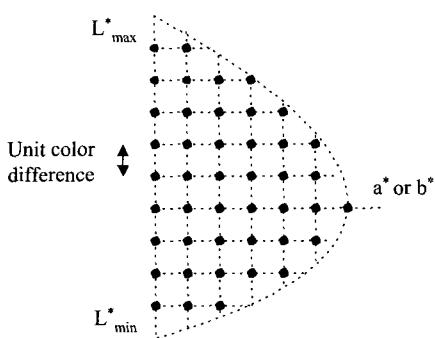


그림 3. 프린터 색역의 초기 표본점

Fig. 3. Initial sample points of a printer.

1. 초기 표본점의 할당

프린터 색역에 대한 초기 표본점을 할당하기 위하여 기준색으로 만든 프린터 체적에 대하여 명도 축에 따라 10개의 구간으로 나누었다. 다음, 나누어진 각 명도 평면에서 명도축과 최대 채도값 사이의 거리가 명도 축과 마찬가지로 단위 색차가 유지되도록 그림 4와 같이 6개의 축을 분할하여 초기 표본점을 할당하였다.

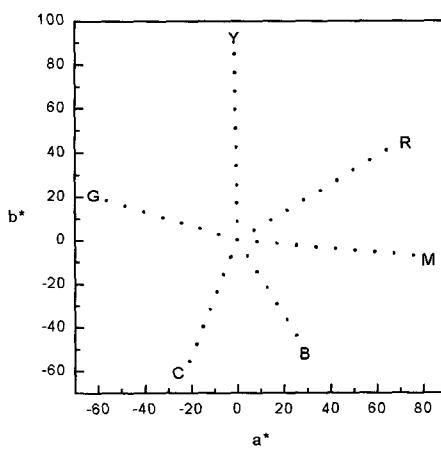


그림 4. 명도면에서 6개의 기준색 축에 초기 표본점의 할당

Fig. 4. Distribution of initial sample points on 6 primary axes of each lightness plane.

일단 6개의 기준색 축에 대한 초기 균등 분포점 할당을 마친 후 각 축의 사이에도 마찬가지로 단위 색차의 거리가 유지되도록 분할하여 초기 표본점을 할당하였으며 결과는 그림 5와 같다.

이때 각 기준색 축의 최대 채도 값의 크기가 서로 다르므로 그림 5의 YG, CB, BM 사이의 영역에서는

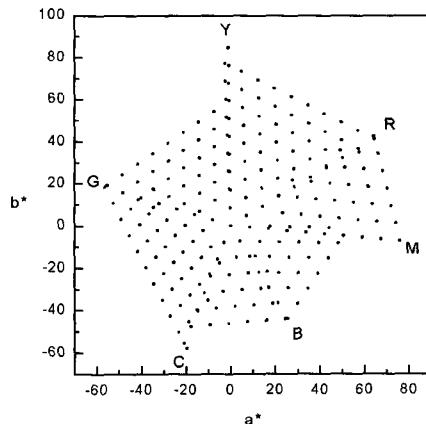


그림 5. 동일 명도면에서 6개의 기준색 축사이에 초기 표본점 할당

Fig. 5. Distribution of initial sample points between 6 primary axes on the each lightness plane.

채워지지 않는 구간이 생긴다. 따라서 이 구간에 대해서는 채도 값이 큰 축의 연결되지 않은 나머지 초기 표본점과, 이웃하는 축의 최대 채도 점을 연결하고 각 연결선에 대하여 단위 색차의 거리가 유지되도록 분할하여 그림 6과 같이 초기 표본점을 추가로 할당하였다.

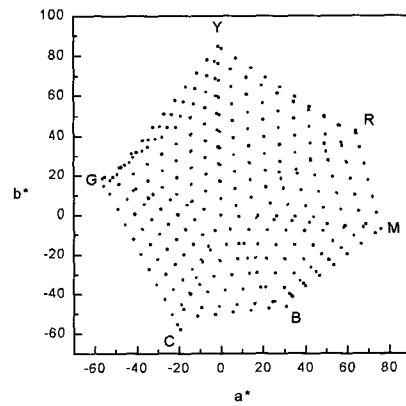


그림 6. YG, CB, BM축 사이에 초기 표본점의 추가

Fig. 6. Addition of initial sample points between Y and G axes, C and B axes, and B and M axes.

실험에서 단위 색차(ΔE_{ab})는 8.4648이며 명도 축의 최대값과 최소값의 차이를 9로 나눈 값이다. 실험에서 사용된 단위 색차를 이용해서 3차원 체적을 분할했을 때 초기 표본점의 전체 개수는 26917개이다. 최종 할당된 초기 표본점의 분포는 그림 7과 같다.

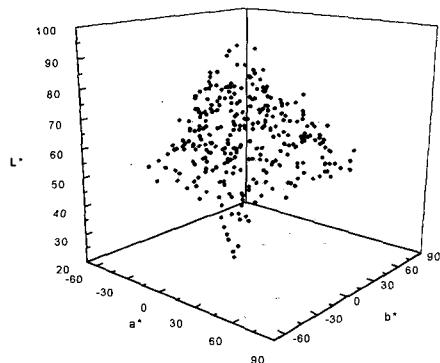


그림 7. 초기 표본점의 3차원 분포

Fig. 7. 3 dimensional distribution of initial sample points.

2. LBG양자화기를 이용한 대표 표본점의 생성

초기 표본점을 생성한 후 이를 모집단으로 유한개의 대표 표본점을 생성한다. 이때, 대표 표본점의 크기가 클수록 색차를 줄일 수 있다. 실험에서는 CMY에 대하여 $9 \times 9 \times 9$ 크기의 729개를 생성하였다. 26917개의 초기 표본점 모집단에서 729개의 대표 표본점을 선택하기 위하여 LBG양자화기를 이용하였다.^[11]

LBG알고리즘은 반복 최적화 알고리듬의 대표적인 것으로써 K-평균 집합화 (K-means clustering)방법을 기반으로 한다. 이 방법은 m차원의 벡터 공간에서 N개의 입력 데이터 벡터들, 즉 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N$ 중에서 무작위로 K개의 초기 양자화 벡터를 선택하고, 왜곡 척도인 TSE(total squared error)를 최소가 되도록 양자화 벡터들을 반복적으로 개선시켜 주는 알고리듬이다. 이 방법에서는 양자화 벡터들을 생성하기 위하여 모든 입력 벡터에 대해 K개의 초기 양자화 벡터를 기준으로 유clidean 거리를 계산하고 최소의 값을 가지는 양자화 벡터를 선택하는 벡터 집합을 구성한다. 그리고 이 집합의 평균 벡터를 새로운 양자화 벡터로써 설정하여 다시 최소 TSE가 될 때까지 반복한다. TSE와 최소 유clidean 거리를 가지는 양자화 벡터를 선택하기 위하여 다음과 같은 식을 이용한다.

$$E_{ts_i} = \frac{1}{N} \sum_{input=1}^N d(\vec{x}_{input}, \vec{y}_{quan}) \quad (1)$$

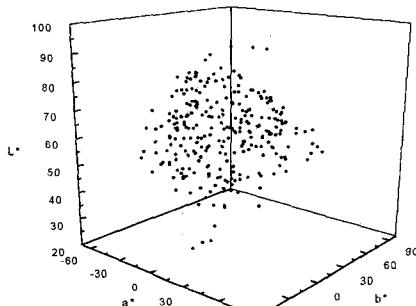
$$d(\vec{x}_{input}, \vec{y}_{quan}) = \arg \min_{1 \leq j \leq k} \| \vec{x}_{input} - \vec{y}_{quan} \|^2 \quad (2)$$

여기에서 E_{ts_i} 는 i번 반복 후의 TSE, N은 26917,

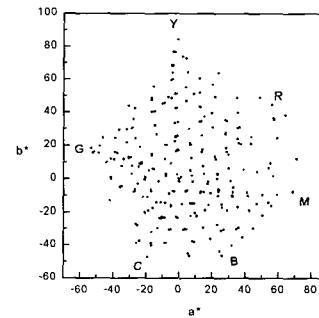
\vec{x}_{input} 는 K(실험에서는 3)차원의 입력 데이터 벡터이며 앞에서 정의한 26917개의 초기 표본점 중의 하나이다. 그리고 \vec{y}_{quan} 은 i번째 반복 후의 양자화 벡터이며 생성 과정에 있는 대표 표본점의 후보값이다.

LBG알고리듬에서는 반복 회수를 제한하기 위한 조건으로서 이전의 양자화 벡터로 구한 TSE와 새로운 양자화 벡터에서 구한 TSE의 차의 비가 임의로 정한 ϵ 보다 작을 때까지 알고리듬을 반복한다. 반복과정에서 TSE의 비는 다음 식과 같이 결정된다.

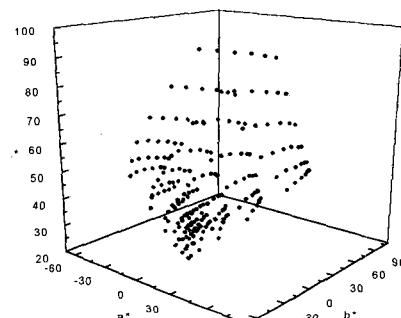
$$\frac{E_{ts_{i-1}} - E_{ts_i}}{E_{ts_i}} < \epsilon \quad (3)$$



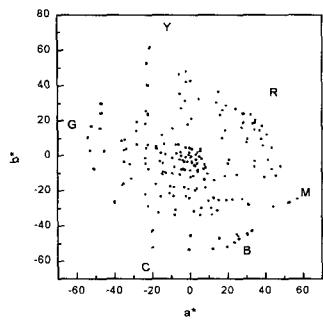
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 8. CMY공간에서 균등한 기존의 색표본과 CIELAB공간에서 균등한 제안된 색표본의 2, 3차원 분포 (a) CIELAB공간에 균등한 색표본의 3차원 분포 (b) (a)표본에 대한 a^* , b^* 평면 투사 분포 (c) CMY공간에 균등한 색표본의 3차원 분포 (d) (c)표본에 대한 a^* , b^* 평면 투사 분포

Fig. 8. 2 and 3 dimensional distribution of conventional color samples, uniform in CMY space, and proposed color samples, uniform in CIELAB space. (a) 3 dimensional distribution of color samples, uniform in CIELAB space, (b) color samples of (a), projected on a^* b^* plane, (c) 3 dimensional distribution of color samples, uniform in CMY space, and (d) color samples of (c), projected on a^* b^* plane.

그림 8은 LBG알고리듬을 이용하여 CIELAB 공간에서 26917개의 초기 표본점으로부터 구한 729개의 대표 표본점과 기존의 색표본인 CMY공간에서 균일한 729개의 입력값에 대한 CIELAB영역에서의 분포를 보여준다.

그림 8에서 보는 바와 같이 기존의 CMY공간에서 균등하게 얻은 동일한 크기의 색표본의 경우 프린팅 과정에서 잉크의 중첩으로 인한 포화 현상으로 인하여 작은 크기의 CMY 구동 신호에 대해서는 명도 및 색상 변화의 폭이 큰 반면, 일정 크기 이상에서는 포화되어 변화가 감소된다. 따라서 그림 8의 (c)와 (d)에서 보는 것처럼 낮은 명도 영역에 색표본이 집중된다. 그러므로 이러한 색표본을 이용해 시스템을 예측할 경우 색역 내부에서 영역에 따른 색차의 크기가 매우 불규칙하게 된다. 또한 시각적으로 민감한 중간 이상의 밝은 명도 영역에서 오차가 커지므로 지각되는 색차는 더욱 증가한다. 반면 CIELAB공간에서 균등한 분포를 갖는 색표본의 경우 이러한 분포의 집중을 막을 수 있으므로 프린터 색역을 모델링 하기에 효과적임을 알 수 있다. 그

러나 균등 색표본은 6개의 기준색을 이용하여 명도축과 기준색 축을 중심으로 분할하여 얻은 값이므로 대응되는 CMY값을 알 수 없다. 그러므로 다음 장에서는 그림 8의 균등 색분포를 갖는 색표본을 찾기 위한 LAB와 CMY간의 색공간 변환 방법을 소개하고 색공간 변환을 통해 얻은 CMY구동 신호를 바탕으로 다시 색표본을 생성한 후 측색을 하여 대표 표본점에 대한 CMY구동 신호와 대응되는 LAB측색치를 얻는다.

III. 대표 표본점에 대한 CMY 구동신호 예측 및 측색

1. 대표 표본점의 CMY 구동 신호 예측

본 장에서는 II장에서 얻은, CIELAB공간에 균등한 대표 표본점을 생성하고 이러한 대표 표본점 대한 측색을 바탕으로 대응되는, 측정된 CIELAB값을 얻는다. 이때 CIELAB공간에서 균등한 분포를 갖는 대표 표본점에 대한 CMY구동 신호를 예측하기 위해서는 프린터 시스템을 역으로 모델링하여야 한다. 본 연구에서는 CIELAB입력과 CMY출력의, 역프린터 시스템을 모델링하기 위하여 비선형 모델링에 많이 사용되는 MLP[14]구성하여 시스템을 구성하고 BP^[15]를 이용하여 LAB입력과 CMY출력을 모델링하였다. MLP에서는 은닉층을 다수 개 둘 수 있지만 본 논문에서는 그림 9와 같이 하나의 은닉층을 사용하여 3-100-3 구조의 MLP를 구성하였다. 그림에서 X는 3차원 입력층 특징 벡터이며, H는 100개의 은닉층 출력 벡터이고 O는 3차원의 출력층 출력벡터를 나타낸다. 그리고 W₁, W₂는 각각 입력층과 은닉층 및 은닉층과 출력층 사이의 가중치 행렬을 나타낸다.

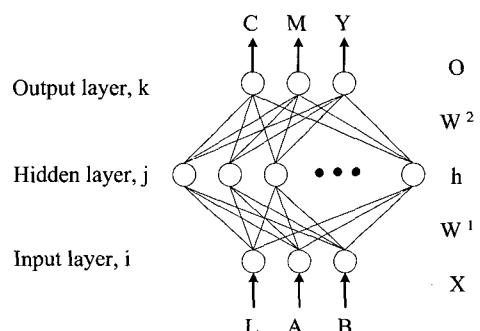


그림 9. 3-100-3구조의 MLP

Fig. 9. MLP with 3-100-3 structure.

신경망의 학습을 위해서는 기준 색표본의 입력 구동 신호와 측색치를 이용하였다. 즉 CMY공간에서 균등하게 $9 \times 9 \times 9$ 의 색표본을 생성한 후 출력하여 측색한 다음, 729개의 CMY 입력구동신호와 대응되는 출력 측색치를 이용하여 학습하였다. 또한 학습된 신경망의 일반화를 위하여 학습에 참여하지 않은 동일한 크기의 색표본을 생성한 후 신경망의 성능을 검증하였다. 표 1은 기준색 측정에 사용된 프린터의 최대 색상 값, a^* , b^* 을 나타낸다.

표 1. 기준색의 최대 색상 값

Table 1. Maximum chroma of 6 primary colors.

	maximum chroma	
	a^*	b^*
C	-20.1895	-52.9612
B	27.1381	-47.7556
M	75.5809	-14.5212
R	63.5181	40.2127
Y	-5.5932	86.2676
G	-53.7799	17.6757

표 1로부터, 사용된 프린터에 대한 신경망 학습시 a^* , b^* 성분은 각각 [-60~90], L은 [0~100]의 범위로 고려하였고 이 범위의 값이 [0~1]로 되도록 범위를 조절하여 학습을 위한 데이터로 이용하였다. 그림 10은 CIELAB입력과 CMY출력에 대한 신경망 학습시 반복 횟수에 따른 시스템의 총 오차의 변화 추이를 보여준다. 이때 총 오차는 아래 식과 같다.

$$TSE = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^{729} (t_p - o_p)^2 \quad (4)$$

식 4에서 t_p 는 색표본의 알고 있는 CMY값이며 o_p 는 신경망에 의해 예측된 CMY값이다.

그림 10은 전체 반복 횟수, 3×106 중 65536번 반복까지의 시스템의 총 오차를 보여준다. 시스템 오차는 729개의 학습용 색표본에 대하여, 신경망의 출력 노드에서 목표치와 출력치사이의 총 오차를 나타낸다. 최종 반복 후의 총 시스템 오차는 0.163이며, 0과 1사이로 평균화된 각 데이터에 대한 각 출력 노드의 평균오차는 0.004이다. 표 2는 최종 학습 후 신경망 출력 결과를 0과 255사이로 범위를 변환한 후 학습에 사용한 729개의

데이터와 학습에 포함되지 않은 검증용 729개의 색표본에 대하여 실험한 결과이다.

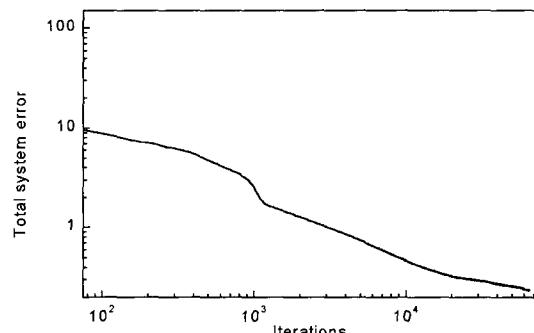


그림 10. 기준의 색표본을 이용한 신경망 학습시 시스템 오차

Fig. 10. System error in network learning with the conventional color samples.

표 2. 학습용 표본과 검증용 표본에 대한 신경망의 일반화 검증 결과

Table 2. Generalization test of neural network for learning data and test data.

	729 Learning samples		729 Test samples	
	max	min	max	min
C [0~255]	18	0	23	0
	max	min	max	min
M [0~255]	16	0	19	0
	max	min	max	min
Y [0~255]	9	0	17	0
	max	min	max	min
MSE(mean square error) of CMY	3.1295		5.7599	

2. 제안된 색표본의 출력 및 측색

최종적으로 제안된 색표본을 출력하기 위하여 III-1에서 구성한 신경망에 그림 8(a)의 CIELAB 대표 표본 점의 값을 입력하여 CIELAB공간에서 균등한 분포를 갖는 색표본을 생성하기 위한 CMY구동신호를 얻었다. 그림 11의 (a)는 신경망의 출력 신호 즉 CIELAB공간에서 균등한 색표본을 얻기 위한 CMY구동 신호이며 (b)와 (c)는 (a)신호에 대한 프린터 출력을 측색한 값이다. 그림 11의 (a)에서 보는 바와 같이 잉크의 겹침이 많은 어두운 부분에서는 색차의 변화가 없으므로 대부분의 색표본이 CMY의 작은 값 영역 혹은 중간 값 영

역에 치우쳐 있음을 알 수 있다.

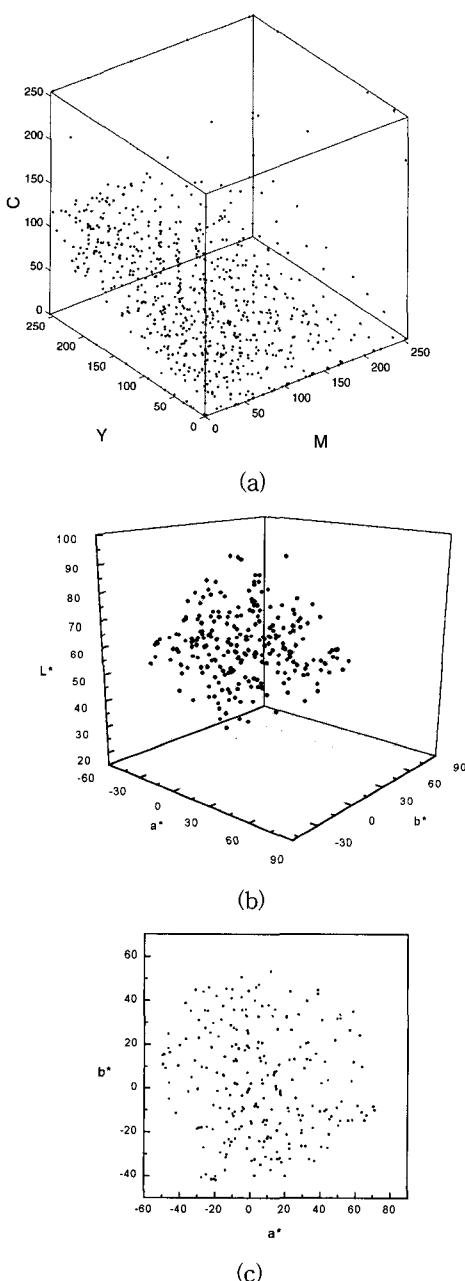


그림 11. 제안된 색표본을 얻기 위하여 추정된 CMY값과 측색된 CIELAB값 (a) CMY공간에서의 분포 (b) CIELAB공간의 분포 (c) a*b*평면에 투사된 색표본

Fig. 11. Estimated CMY values to produce the proposed color samples and measured CIELAB values. (a) distribution in CMY space, (b) distribution in CIELAB space, and (c) projected color samples on a*b* plane.

그림 11의 (b),(c)와 그림 8의 (a),(b)를 비교할 경우 위치의 절대값은 다소 차이를 보인다. 이것은 프린터의 기준색으로 만든 색역으로부터 계산된 색표본을 출력하기 위한 입력 CMY를 추정하는 과정에서 발생한 신경망의 시스템 오차에 기인한다. 그러나 이 오차는 random 분포를 나타내므로 측색된 색표본의 분포는 그림에서 보는 바와 같이 색역에 대하여 균등함을 알 수 있다.

IV. 실험 및 고찰

제안된 색표본의 성능을 평가하기 위하여 동일한 크기를 갖는 기준 및 제안된 색표본으로 신경망 및 회귀 함수를 구성하고 이를 이용하여 테스트 차트의 색을 출력한 후 테스트 차트와 색차 비교를 통해 정량적인 평가를 하였다. 색차의 정의는 식 (5)와 같다.

$$\Delta E_{ab} = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} \quad (5)$$

테스트 차트로는 색재현 평가에 많이 사용되는 Macbeth ColorChecker와 Fuji Color Paper IT8.7/2-1993을 사용하였다.

프린터 입력으로는 테스트 차트의 각 색에 대한 CIELAB값을 입력으로 사용하였으며 신경망과 회귀모델을 이용하여 동일한 색을 출력하기 위한 입력 구동 신호를 얻고 이 값을 프린팅하여 재현색을 얻었다. 색표본을 출력하기 위하여 사용한 프린터는 Epson Photo Stylus^o이고, 망점처리방법은 BNM이며,^[13] PCL(printer control language)을 이용한 자체 프린터 출력 프로그램으로 전용지에 출력하였다. 또한 출력된 색표본을 D65, 2도시야의 조건으로 측색했으며 측색기는 Techkon SP820을 사용하였다.

프린터 구동 신호를 찾기 위한 색공간 변환시 신경망의 경우 그림 9과 같은 3-100-3 구조의 MLP를 구성하고 두 개의 색표본을 사용하여 각각 동일한 반복 횟수로 두개의 MLP를 학습하였으며 학습방법으로는 BP를 이용하였다. 회귀 모델의 이용한 CIELAB입력 CMY 출력의 색변환을 위하여 두 개의 색표본을 이용하여 각각 아래와 같이 20항의 다항 회귀 함수를 구성하였다.^[5]

$$\begin{aligned}
 P(x, y, z) = & a_0 + a_1x + a_2y + a_3z + a_4xy + a_5yz + a_6zx \\
 & + a_7x^2 + a_8y^2 + a_9z^2 + a_{10}xyz + a_{11}x^3 + a_{12}y^3 \\
 & + a_{13}z^3 + a_{14}xy^2 + a_{15}x^2y + a_{16}yz^2 + a_{17}y^2z \\
 & + a_{18}zx^2 + a_{19}z^2x.
 \end{aligned} \tag{6}$$

식 (6)에서 x, y, z 는 각 색표본의 L^* , a^* , b^* 값이며 CMY값을 추정하기 위한 식 (6)의 각 항의 계수는 표 3과 같다.

다항 회귀 함수, 신경망에 대하여 각각, 두 개의 색표본을 이용하여 계수 및 가중치를 결정한 후, 두개의 테스트 차트에 대해 색공간 변환을 실행하고 테스트 차트와 출력된 표본의 재현색을 측정하여 평균 색차 및 최대 색차를 구한 결과는 아래와 같다. 괄호 안은 최대 색차값을 나타낸다.

표 4. 기존의 색표본과 제안된 색표본에 대한 색공간 변환시 색차 비교 1.

Table 4. Color difference comparison two between the conventional and the proposed color samples in color space conversion.

	Regression		Neural	
	uniform samples in CMY space	uniform samples in CIELAB space	uniform samples in CMY space	uniform samples in CIELAB space
Macbeth ColorChecker	4.8959 (11.3610)	4.3924 (11.3604)	5.2355 (25.3777)	4.4698 (16.5903)
Fuji Color Paper (IT8.7/2-1993)	5.6593 (34.6899)	4.4599 (33.0357)	5.7129 (40.9193)	4.0550 (29.1594)

표 3. LAB로 부터 CMY값으로 변환하기 위한 다항 회귀 함수의 계수

Table 3. Coefficients of regression function for color conversion from LAB to CMY.

coefficients	729 samples, uniform in CMY space			729 samples, uniform in LAB space		
	C	M	Y	C	M	Y
a_0	-4.3153×10^2	-7.6377×10^2	-5.9477×10^2	-3.6693×10^2	-5.9337×10^2	-5.6522×10^2
a_1	2.502×10^1	4.0442×10^1	3.0177×10^1	2.1188×10^1	3.1379×10^1	2.8462×10^1
a_2	1.0416×10^1	-9.4257	-3.1382	7.8890	-6.4277	2.3764
a_3	1.6528	-5.1403	-2.3923×10^1	2.6931	-2.1679	-1.9786×10^1
a_4	-2.7514×10^{-1}	2.3647×10^{-1}	-7.825×10^{-2}	-1.8605×10^{-1}	1.4093×10^{-1}	-5.5461×10^{-2}
a_5	-2.3314×10^{-1}	-2.3156×10^{-1}	3.5232×10^{-1}	-3.4057×10^{-2}	-1.3799×10^{-2}	2.1556×10^{-2}
a_6	-1.3977×10^{-1}	1.5171×10^{-1}	6.2159×10^{-1}	-4.6400×10^{-2}	5.8348×10^{-2}	4.8454×10^{-1}
a_7	-3.4964×10^{-1}	-5.8304×10^{-1}	-3.9614×10^{-1}	-2.7713×10^{-1}	-4.2583×10^{-1}	-3.6517×10^{-1}
a_8	-5.5079×10^{-2}	-1.5950×10^{-2}	1.2597×10^{-2}	-3.9627×10^{-2}	-2.0059×10^{-2}	1.0986×10^{-2}
a_9	-5.0189×10^{-2}	1.2879×10^{-2}	-1.8389×10^{-1}	-3.1798×10^{-2}	1.3479×10^{-2}	-1.2940×10^{-1}
a_{10}	1.8921×10^{-4}	3.9018×10^{-4}	-5.4162×10^{-4}	3.7853×10^{-4}	2.4368×10^{-4}	-3.3828×10^{-4}
a_{11}	1.7185×10^{-3}	2.9037×10^{-3}	1.8048×10^{-3}	1.3081×10^{-3}	2.0280×10^{-3}	1.6381×10^{-3}
a_{12}	1.0225×10^{-4}	-6.9457×10^{-5}	1.8641×10^{-5}	7.2035×10^{-5}	-8.6687×10^{-5}	3.0186×10^{-5}
a_{13}	2.6372×10^{-5}	-3.1981×10^{-5}	-3.9360×10^{-4}	2.8787×10^{-5}	-1.3433×10^{-5}	-2.5105×10^{-4}
a_{14}	7.8114×10^{-4}	2.0262×10^{-4}	-1.7643×10^{-4}	5.1090×10^{-4}	3.0547×10^{-4}	-1.5260×10^{-4}
a_{15}	2.0311×10^{-3}	-1.7394×10^{-3}	5.8626×10^{-4}	1.2831×10^{-3}	-9.7408×10^{-4}	3.9993×10^{-4}
a_{16}	2.3561×10^{-4}	-6.9334×10^{-5}	3.6913×10^{-5}	1.4942×10^{-4}	-9.3709×10^{-5}	2.5675×10^{-5}
a_{17}	9.4096×10^{-5}	-8.9697×10^{-5}	3.9281×10^{-5}	8.4605×10^{-5}	-7.9265×10^{-5}	1.1286×10^{-5}
a_{18}	-1.5988×10^{-5}	-1.1250×10^{-3}	-4.3871×10^{-5}	2.2883×10^{-4}	-4.2632×10^{-4}	-3.2627×10^{-3}
a_{19}	5.8816×10^{-4}	-7.2443×10^{-5}	2.5564×10^{-3}	3.4054×10^{-4}	-1.0384×10^{-4}	1.1782×10^{-3}

표 4에서 보는 바와 같이 평균 색차의 경우 색공간 변환 방법에 관계없이 제안된 색표본을 이용했을 경우 색차가 감소했으며 최대 색차도 감소했다. 특히 최대 색차의 감소는 신경망의 경우 더욱 현저했다.

표 4에서 Fuji Color Paper의 최대 색차가 Macbeth ColorChecker에 비해 매우 큰 이유는 Fuji Color Paper의 경우 Macbeth ColorCheker에 비해 색표본의 수가 많고 또한 프린터 색역 외부에 존재하는 색을 많이 포함하기 때문이다. 따라서 Fuji 테스트 차트의 색표본 중에서 프린터의 색역 외부에 존재하는 표본을 제외한 실험을 추가하였으며 결과는 표 5와 같다.

표 5. 기존의 색표본과 제안된 색표본에 대한 색공간 변환시 색차 비교 2.
(Fuji 테스트 차트의 색표본 중 프린터 색역 내부의 색표본에 대한 실험)

Table 5. Color difference comparison 2 between the conventional and the proposed color samples in color space conversion.
(Experiment for color samples, included in the gamut of printer, in the Fuji test chart)

	Regression		Neural	
	uniform samples in CMY space	uniform samples in CIELAB space	uniform samples in CMY space	uniform samples in CIELAB space
Fuji Color Paper (IT8.7/2-1993)	4.0785 (24.6186)	2.7566 (18.3614)	2.9139 (17.2320)	2.7647 (15.9411)

대부분의 색재현에 있어 원고와 재현색은 다소 차이가 있다. Hardeberg^[16]에 따르면 색차가 3보다 적을 경우 인간 시각으로는 구분하기 어려우며, 3과 6사이면 차이가 구분되나 두 색이 거의 비슷하고 6이상인 경우 두 색은 뚜렷이 차이가 나는 것으로 인식된다. 그러므로 프린터 색역 내부의 색 표본의 경우 제안된 방법으로 재현된 색이 회귀 모델과 신경망 모두에 대해 원고에 매우 근접함을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 프린터 혹은 모니터와 같은 색재현 장치에서 장치의 입출력 특성을 측색적으로 모델링하기 위한 색표본 생성 방법에 관하여 연구하였다. 일반

적으로 색표본의 수가 증가할수록 정확한 출력색을 예측할 수 있으나 색표본의 크기가 너무 클 경우 색공간 변환을 할 때 하드웨어가 복잡하며 측색에 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 동일한 크기의 색 표본 생성시 장치의 색역을 잘 나타내면서 동시에 색공간 변환시 오차를 최소화 할 수 있는 색표본 생성 방법을 제안하였다.

특히 잉크젯 프린터의 경우 기존의 장치 의존형 색공간에서 균일한 분포를 갖는 색표본을 이용할 경우 색표본의 분포가 낮은 명도 영역에 집중되므로 색공간 변환시 오차가 매우 불규칙하였다. 따라서 본 연구에서는 잉크젯 프린터의 6개 기준색을 바탕으로 프린터의 색역을 얻고 LBG양자화기를 이용하여 CIELAB공간에서 표현된 프린터 색역에 균등한 분포를 갖는 색표본을 생성 방법을 제안하였다. 또한 이 색표본에 대한 측색된 LAB와 CMY값을 얻기 위해 신경망을 이용하여 CIELAB공간에 균등한 색표본의 프린터 입력 구동신호를 얻었고 이 값을 이용하여 다시 출력한 후 측색하여 균등 색표본의 입출력 값을 얻었다.

제안된 색표본의 성능 평가를 위해 Macbeth ColorChecker 및 Fuji Color Paper에 대하여 색차 비교를 하였으며 색공간 변환에 많이 사용되는 신경망 및 다항 회귀 방법에 대하여 적용하였다. 결과 기존의 색표본에 비하여 평균 색차 및 최대 색차가 감소됨을 확인할 수 있었다. 또한 테스트 차트의 색표본 중에서 프린터 색역 내부의 표본만을 선택하여 재현색을 측색한 경우 색차가 2.7647미만의 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 색공간 변환 성능은 3-100-3구조의 신경망과 20항의 다항 회귀 함수가 비슷한 결과를 보였으나 색역 내부의 색에 대한 평가 결과, 회귀 모델과 제안된 색표본을 이용한 색공간 변환이 가장 우수한 성능을 보였다.

색표본의 선택은 색역을 모델링하는데 필수적인 정보이므로 본 연구는 현재 활발히 진행되고 있는 장치 독립적인 색재현 분야의 색역 사상 등에 널리 응용될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] R. W. G. Hunt, "How to make pictures and please people," Proc. IS&T/SID Seventh Color Imaging Conference: Color Science, Systems, and Applications, pp. 9 -13, 1999.

- [2] R. W. G. Hunt, *The reproduction of colour in photography, printing & television*, Fountain Press, pp. 177 - 195, 1987.
- [3] S. Tominaga, "Color control of printers by neural networks," *Journal of Electronic Imaging* vol. 7, no. 3, pp. 664-671, July 1998.
- [4] C. H. Lee, H. Y. Lee, Y. W. P, and Y. H. Ha "Colorimetric printer calibration using modified sigmoidal tone-curve function," *Proc. 7th IS&T/SID Color Imaging Conf.*, pp. 307-310, 1999.
- [5] H. R. Kang, *Color technology for electronic imaging devices*, SPIE Optical Engineering Press, pp. 129 -150, 1997.
- [6] K. Knanmori, "Fast color processor with programmable interpolation by small memory(PRISM)," *J. E. I.* vol. 2, no. 3, pp. 213-224, July 1993.
- [7] S. Tominaga, "Color notation conversion by neural networks," *C. R. & A.* vol. 18, no. 4 1993.
- [8] Y. Arai, Y. Nakano, and T. Iga, "A method of transformation from CIE-L*a*b* to CMY value by a three-layered neural network," *Proc. 1st IS&T/SID Color Imaging Conf.*, pp. 173-177, 1993.
- [9] H. R. Kang, "Color scanner calibration," *J. Imag. Sci. Tech.*, vol. 36, pp. 162-170, 1992.
- [10] H. R. Kang, "Color scanner calibration of reflected samples," *Proc. SPIE* 1670, pp. 468 - 477 1992.
- [11] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. on Communications*, vol. COM-28, no. 1, pp. 84-95, January 1980.
- [12] 이철희, 이채수, 강봉수, 이응주, 하영호, "인간 시각에 선형적인 계조 재현을 위한 프린터 보정," *대한전자공학회 논문지 제36권 S편 제4호* pp. 449 -463, 1999.
- [13] T. Mitsa and K. J. Parker, "Digital halftoning technique using a blue-noise mask," *J. Opt. Soc. Am A*, vol. 9, no. 11, pp.1920-1929 Nov. 1992.
- [14] Richard P. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets," *IEEE ASSP MAGAZINE*, pp. 4-22 April 1987.
- [15] Yoh-Han Pao, *Adaptive pattern recognition and neural networks*, Addison Wesley, pp. 120-129. 1989.
- [16] Jon Yngve Hardeberg, *Transformations and Colour Consistency for the Colour Facsimile*, diploma thesis, The Norwegian Institute of Technology (NTH), Trondheim, Norway, April 1995.

저자소개

李瞰熙(正會員)

1995年 2月 경북대학교 전자공학과 (공학사) 1997年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사). 1999年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 박사수료 2000年 ~ 현재 경운대학교 컴퓨터 공학과 전임강사. 주관심분야는 영상처리, 칼라 프린팅, 색재현, 광원 추정 등임

金嬉樹(正會員)

1991年 2月 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1993年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1993年 3月~1994年 12月 한국통신 전임연구원 근무. 1995年 2月~1998年 1月 SK Telecom 중앙연구원 전임연구원 근무. 1996年 3月~현재 경북대학교 전자공학과 박사과정. 주관심 분야는 영상 신호처리, 멀티미디어 컨텐츠 정보보호 기술, 디지털 워터마킹 등임

安錫出(正會員)

1976年 동아대학교 전자공학과(공학사) 1978年 동아대학교 전자공학과(공학석사) 1987年 동아대학교 전자공학과(공학박사) 1980年 (주)금성 ALPS 1983年 미국 N.C.S.U. Visiting Scholar 1996年 일본 지바대학교 객원교수 1998년~현재 부경대학교 인쇄정보 공학과 교수
수. 주관심분야는 색재현, 칼라 윤영, 하프 토닝

河永浩(正會員) 第 32券 B編 第 12券 參照

현재 경북대학교 전자전기공학부 교수